



HAL
open science

Filtrage anisotrope robuste régi par propagation de fronts : vers une segmentation automatique de volumes IRM

Refka Ragoubi Hor

► **To cite this version:**

Refka Ragoubi Hor. Filtrage anisotrope robuste régi par propagation de fronts : vers une segmentation automatique de volumes IRM. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Télécom Bretagne, Université de Bretagne Occidentale, 2013. Français. NNT : . tel-00956465

HAL Id: tel-00956465

<https://theses.hal.science/tel-00956465>

Submitted on 6 Mar 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

Télécom Bretagne

En habilitation conjointe avec l'Université de Bretagne Occidentale

Ecole Doctorale – sicma

Filtrage anisotrope robuste régi par propagation de fronts : vers une segmentation automatique de volumes IRM

Thèse de Doctorat

Mention : STIC

Présentée par **Refka Ragoubi Hor**

Préparée au Département Image et Traitement de l'Information de Télécom Bretagne et au

Laboratoire de Traitement de l'Information Médicale - LaTIM INSERM U1101

Thèse dirigée par Olivier Rémy-Néris et
codirigée par Valérie Burdin

Date de soutenance : 17 Avril 2013

Jury :

Mme Emna Menif, Professeure - Hôpital La Rabta Tunis (Rapporteur)
Mme Su Ruan, Professeure - Université de Rouen (Rapporteur)
M. Douraied Ben Salem, Professeur – UBO et CHU de Brest (Examineur)
M. Faouzi Ghorbel, Professeur - ENSI Tunis (Examineur)
M. Olivier Rémy-Néris, Professeur - UBO et CHU de Brest (Directeur de thèse)
Mme Valérie Burdin, Maître de Conférences HDR - Télécom Bretagne (Encadrante)

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

Mon très cher père MOKHTAR et ma très chère mère AÏCHA qui sont sans cesse à mes côtés.

Nous aurions toujours besoin de vous.

Mon très cher mari ANIS qui m'a toujours soutenue et encouragée pour finir mon travail dans de bonnes conditions.

Ma très chère belle famille : mon beau père SALAH, ma belle mère JANNETTE qui m'ont toujours soutenue.

Mes très chers frères et sœurs : HAMZA, RIADH, HICHEM, MANEL, et ABIR. Une dédicace particulière à ma très chère sœur INES qui n'a cessé de me supporter et de m'encourager pendant les moments difficiles, je te souhaite tout le bonheur du monde.

A l'âme de ma chère tante ZOHRA qui été à l'origine de toutes les belles choses dans ma vie. Que son âme repose en paix.

Enfin, au cours de ma thèse un événement inoubliable est venu changer le rythme de ma vie avec la naissance de ma fille DORRA le 25 août 2009, elle m'a accompagné pour le reste du parcours. Je lui dédie ce modeste travail, en espérant qu'elle sera fière de moi.

Je t'aime plus que tout.

Remerciements

L'ensemble de ce travail a été effectué au Laboratoire de Traitement de l'Information Médicale, dirigé par le Professeur ERIC STINDEL que je remercie pour m'avoir accueilli au sein de sa structure.

Je tiens également à adresser mes plus chaleureux remerciements à mon directeur de thèse, le Professeur OLIVIER RÉMY-NÉRIS, chef du service de rééducation fonctionnelle au CHU Morvan, pour m'avoir guidé dans mon travail durant ces années.

Je remercie particulièrement VALÉRIE BURDIN, Maître de conférences HDR à TELECOM Bretagne, qui n'a pas simplement accepté de diriger ma thèse, elle m'a transmis la passion de la recherche en imagerie médicale et n'a eu de cesse de m'encourager et de me soutenir durant ces trois années. Cette thèse doit beaucoup à ces nombreuses remarques, j'en profite pour lui exprimer ici ma plus profonde gratitude.

Je tiens à remercier les rapporteurs de cette thèse, SU RUAN Professeur à l'université de Rouen et EMNA MENIF Professeur radiologue au CHU Rabta de Tunis, pour la rapidité avec laquelle elles ont lu mon manuscrit et l'intérêt qu'elles ont porté à mes travaux. Merci également aux autres membres du jury qui m'ont fait l'honneur d'accepter de juger ce travail : DOURAIED BEN SALEM, Professeur neurologue à l'Hôpital de la Cavale Blanche de Brest, et FAOUZI GHORBEL, Professeur à l'ENSI de Tunis qui a présidé ce jury.

Merci plus généralement à l'ensemble des membres du LaTIM, techniciens, secrétaires, doctorants, postdocs, ingénieurs et chercheurs pour leur sympathie et l'ambiance formidable qu'ils apportent au sein du laboratoire. Je cite en particulier JULIEN LÉBOUCHER, ingénieur de recherche et DELPHINE BRETON, doctorante au LaTIM pour leur amitié, leur collaboration et leur soutien.

Table des matières

1	Introduction générale	1
1.1	Contexte	1
1.2	Objectifs et contributions	4
1.3	Organisation du manuscrit	4
2	L’Imagerie par résonance magnétique pour l’étude des articulations	6
2.1	Anatomie des articulations	8
2.1.1	Anatomie de l’épaule	10
2.1.1.1	Os et articulations de l’épaule	11
2.1.1.2	Muscles et tendons de l’épaule	12
2.1.2	Anatomie de la hanche	13
2.1.2.1	Os et articulations de la hanche	14
2.1.2.2	Muscles et tendons de la hanche	15
2.1.3	Anatomie du genou	16
2.1.3.1	Os et articulation du genou	16
2.1.3.2	Muscles et tendons du genou	17
2.1.4	Modalités d’observation des complexes articulaires	18
2.2	L’imagerie par résonance magnétique	19
2.2.1	Principe physique de l’imagerie par résonance magnétique	20
2.2.1.1	Champ et moment magnétique	20

2.2.1.2	Le phénomène de résonance et le retour à l'état d'équilibre . . .	21
2.2.2	Acquisition des l'IRM	21
2.2.2.1	Les pondérations	21
2.2.2.2	Les séquences	22
2.2.3	Caractéristiques des images par résonance magnétique	22
2.2.3.1	Facteur de qualité	22
2.2.3.2	Défauts des images par résonance magnétique	23
2.2.4	Identification du type de bruit	25
2.2.5	Les apports de l'IRM pour la compréhension des pathologies articulaires	27
Conclusion	28
3	Le Filtrage par diffusion anisotrope	29
Introduction	30
3.1	Le filtrage des images IRM	30
3.2	Notion de diffusion et filtrage d'images	31
3.2.1	Principe de la diffusion : Équation de la chaleur	31
3.2.2	Lien entre équation de diffusion et traitement d'images	32
3.3	La diffusion isotrope	32
3.4	La diffusion anisotrope	35
3.4.1	Modèle de Perona et Malik	35
3.4.2	Améliorations du modèle classique proposées dans la littérature	39
3.4.2.1	Stabilité du modèle	39
3.4.2.2	Contrainte sur la direction de diffusion	40
3.4.2.3	Conclusion	40
3.4.3	Limitation des méthodes de diffusion et nos propositions de solution	40
3.4.3.1	Introduction d'un terme de collement aux données	41
3.4.3.2	Optimisation de la fonction d'arrêt	43

Conclusion	44
4 Estimation Robuste et diffusion anisotrope	45
Introduction	46
4.1 Diffusion anisotrope et statistiques robustes	46
4.1.1 Statistiques robustes : état de l'art	46
4.1.2 Les estimateurs robustes et la diffusion anisotrope	46
4.1.3 Étude comparative de fonctions d'arrêt et analyse du comportement aux limites	48
4.2 Estimation automatique du seuil gradient	53
4.2.1 Estimation robuste : MAD	54
4.2.2 Estimation robuste proposée : estimation robuste locale	58
Conclusion	65
5 Formulation de la diffusion anisotrope dans un cadre de level-set en 3D	66
5.1 Propagation de fronts et courbes de niveaux	67
5.1.1 Équation de propagation d'un front	68
5.1.2 Représentation implicite par courbes de niveaux	70
5.1.2.1 Principe et équation d'évolution	70
5.1.2.2 Le terme de stabilisation du front	71
5.1.3 Avantages et limites des level sets pour la segmentation d'images	72
5.2 La diffusion anisotrope et propagation du front	73
5.2.1 Analogie entre les deux EDPs.	73
5.2.2 Implémentation et schémas numériques	75
5.2.3 Condition de stabilité du schéma numérique	77
5.2.4 Avantages de notre formulation	77
Conclusion	78

6 Méthodologies d'évaluation et résultats de filtrage	79
Introduction	80
6.1 Évaluation du filtrage d'image : état de l'art	80
6.1.1 Introduction	80
6.1.2 Méthodes d'évaluation en régions	81
6.1.3 Méthodes d'évaluation en contours	84
6.2 Expérimentation	86
6.2.1 Formation des images de synthèses	86
6.2.2 Choix des critères d'évaluation	87
6.3 Résultats sur données Synthétiques	88
6.4 Résultats sur des images réelles	95
Conclusion	110
Conclusion et perspectives	111
Bibliographie	128

Table des figures

1.1	Analyse d'images : chaîne de traitement de l'information médicale	3
2.1	Squelette du corps humain : Os et articulations	8
2.2	Axes et Plan en anatomie, d'après : www.training.seer.cancer.gov	9
2.3	Structure du complexe de l'épaule	11
2.4	Mouvements de l'épaule : Flexion/Extension (à gauche), Adduction/Abduction (au milieu), Rotation interne/Rotation Externe (à droite) [Blot, 2009]	12
2.5	Muscles et tendons de l'épaule : à gauche (vue arrière), à droite (vue avant)	13
2.6	Articulation de la hanche [Lenfant Jacques, 2008]	14
2.7	Lésion du cartilage de la hanche [Bringer Olivier, 2006]	15
2.8	Mouvements de la hanche : Flexion/Extension (à gauche), Adduction/Abduction (au milieu), Circumduction/Rotation (à droite) [Blot, 2009]	15
2.9	Anatomie du genou : à gauche (vue d'avant), à droite (vue de droite) [edocteur.ch, 2011]	17
2.10	Mouvements du genou : Flexion/Extension (à gauche), Adduction/Abduction (au milieu), Circumduction/Rotation (à droite) [Blot, 2009]	17
2.11	illustration des ligaments du genou [Berlin, 2012]	18
2.12	IRM de la hanche bruitée	23
2.13	Effet du volume partiel	24
2.14	L'effet du volume partiel sur une IRM de la hanche	24
2.15	Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rice	26

3.1	Image original I_0	34
3.2	Image initiale Filtrage par diffusion isotrope, avec différentes itérations :(a)=10, (b)=50, (c)=100,(d)=200	34
3.3	Variation du niveau de gris du profil de ligne de la figure 3.1 pour différentes itérations	35
3.4	Fonctions de diffusion de Perona et Malik	36
3.5	Image initiale filtrée par diffusion anisotrope de Perona et Malik (équation 3.8 avec différentes itérations :(a)=10, (b)=50, (c)=100, (d)=1000, $\delta = 15$, $\Delta t = 1/7$ paramètre de discrétisation de l'échelle temps	37
3.6	Variation du niveau de gris pendant les itérations	38
3.7	Coupe IRM filtrée de l'articulation coxo-fémorale : à gauche 50 itérations, à droite 200 itérations (a,b) Leclerc, (c,d) Lorentz.	41
4.1	Graphe normalisé des fonctions de diffusion.	49
4.2	Fonctions d'influence normalisées.	50
4.3	Coupe n° 30 de la hanche : (a) image initiale, (b) image filtrée en utilisant la fonction de diffusion de Lorentz, itération=200, pas=10.	50
4.4	Image carte des poids des coefficients de diffusions : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.	51
4.5	Profil de ligne des images carte des poids des coefficients de diffusions : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.	52
4.6	Image gradient résultat seuillée par δ_e de la coupe n° 30 de volume IRM de l'articulation coxo-fémorale : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.	53
4.7	Image gradient résultat seuillée par δ_e de la coupe n° 62 du volume IRM d'une articulation fémoro-patellaire : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.	53
4.8	Coupe IRM filtrée de l'articulation coxo-fémorale : à gauche 50 itérations, à droite 200 itérations (a,b) Tukey, (c,d) Leclerc, (e,f) Lorentz.	55
4.9	Coupe n° 24 originale du volume d'articulation coxo-fémoral de la hanche.	56
4.10	Coupe IRM n° 24 filtrée par modèle global : 1 ^{er} ligne (itération=50), 2 ^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$, pas=10.	56

4.11	Coupe originale n° 30 d'un volume d'articulation gléno-humérale de l'épaule . . .	56
4.12	Coupe IRM n° 30 filtrée par modèle global : 1 ^{er} ligne (itération=50), 2 ^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \text{pas}=10$	57
4.13	Image IRM initiale articulation du genou	57
4.14	Résultat du filtrage par diffusion anisotrope équation 5.15 avec estimation globale :(a) Image initiale, (b) Fonction Tukey, (c) Fonction Leclerc, (c) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \gamma = 0, \text{itération}=50, \text{pas}=10$	58
4.15	Histogramme des gradients de l'image sur une échelle logarithmique : seuil gradient obtenu après filtrage global et local (itérations=50, pas=10).	60
4.16	(a) Image originale - Résultat du modèle global avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.	61
4.17	(a) Image originale - Résultat du modèle local avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.	61
4.18	(a) Image originale - Résultat du modèle global avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.	62
4.19	(a) Image originale - Résultat du modèle local avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.	62
4.20	Variation des niveaux de gris des pixels des images figure 4.16b et figure 4.17b correspondant au profil de ligne tracé sur l'image 4.16a (épaule).	63
4.21	Variation des niveaux de gris des pixels des images figure 4.18b et figure 4.19b correspondant au profil de ligne tracé sur l'image 4.18a (hanche).	63
4.22	Variation des valeurs du seuil pendant le processus de la diffusion globale et locale pour le volume de la hanche, itération=200, pas=10.	64
4.23	Résultat du filtrage anisotrope local avec fonction de Tukey après 100 itérations : (a) Image filtrée, (b) Image gradient.	65
5.1	Déformation de la courbe C suivant sa normale	68
5.2	Illustration de la gestion des changements de topologie par les Level sets : la couleur rouge représente le niveau zéro qui est constitué d'un contour (en haut), qui se divise (en bas) sous l'effet de la propagation de l'hypersurface	70
5.3	Influence du terme de stabilisation sur le contour final	71

6.1	Formation des données synthétiques à partir d'un volume IRM de l'articulation gléno-humérale de l'épaule.	87
6.2	Coupe originale n° 24 du volume de synthèse de l'articulation de la hanche : (a) Vérité-terrain, (b), bruitée $\sigma = 10$, (c) bruitée $\sigma = 20$	88
6.3	Coupe n° 24 filtrée par modèle global : 1 ^{er} ligne (itération=50), 2 ^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = \mathbf{10}$, pas=10.	89
6.4	Coupe n° 24 filtrée par modèle global : 1 ^{er} ligne (itération=50), 2 ^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = \mathbf{20}$, pas=10.	90
6.5	Courbes d'évaluation d'entropie du filtrage du volume de la hanche :(a) 50 premières itérations, (b) 100 premières itérations.	90
6.6	Coupe originale n° 30 du volume de synthèse de l'articulation gléno-humérale de l'épaule : (a) Vérité-terrain, (b) bruitée $\sigma = 10$, (c) bruitée $\sigma = 20$	91
6.7	Coupe n° 30 filtrée par modèle global : 1 ^{er} ligne (itération=50), 2 ^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = \mathbf{10}$, pas=10.	91
6.8	Coupe n° 30 filtrée par modèle global : 1 ^{er} ligne (itération=50), 2 ^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = \mathbf{20}$, pas=10.	92
6.9	Courbes d'évaluation d'entropie du filtrage du volume de l'épaule :(a) 50 premières itérations, (b) 100 premières itérations.	92
6.10	Résultat du filtrage global avec fonction de Lorentz : (a) Coupe n° 30 épaule, (b) Coupe n° 24 hanche.	93
6.11	Coupe n° 24 de l'articulation de la hanche :(a) original bruitée ($\sigma = 20$) et profil de ligne, (b) filtrage global, (c) filtrage local, itération=50, pas =10.	94
6.12	Évaluation en région et contour du filtrage du volume synthétique de hanche figure 6.11 : (a) entropie, (b) profil de ligne.	94
6.13	Coupe n° 30 de l'articulation gléno-humérale :(a) original bruitée ($\sigma = 20$) et profil de ligne, (b) filtrage global, (c) filtrage local, itération=50, pas =10.	94
6.14	Evaluation en région et contour du filtrage du volume synthétique d'épaule figure 6.13 : (a) entropie, (b) profil de ligne.	95

6.15	Résultat du filtrage par modèle global : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 24$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 22$	96
6.16	Résultat du filtrage par modèle local (E1) : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 24$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 42$	97
6.17	Valeur de FOMP des coupes $n^{\circ} 5$ à $n^{\circ} 35$ du volume de la hanche filtré par les deux modèles, global et local, itération=50	97
6.18	Résultat du filtrage par modèle local (E2) : (a) coupe $n^{\circ} 24$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique.	98
6.19	Résultat du filtrage par modèle global : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 101$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 16$	99
6.20	Résultat du filtrage par modèle local (E1) : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 101$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 42$	99
6.21	Valeur de FOMP des coupes $n^{\circ} 20$ à $n^{\circ} 130$ du volume de l'épaule 1 filtré par les deux modèles, global et local, itération=50.	100
6.22	Résultat du filtrage par modèle local (E2) : (a) coupe $n^{\circ} 101$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique pendant 20 itérations supplémentaires.	100
6.23	Résultat du filtrage par modèle global : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 42$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 10$	101
6.24	Résultat du filtrage par modèle local (E1) : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 42$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 40$	102
6.25	Valeur de FOMP des coupes $n^{\circ} 40$ à $n^{\circ} 80$ du volume de l'épaule 2 filtré par les deux modèles, global et local, itération=50.	102

6.26	Résultat du filtrage par modèle local (E2) : (a) coupe $n^{\circ} 42$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique 20 itérations supplémentaires avec le terme géométrique.	103
6.27	Représentation 3D de la scapula et de la tête humérale, membre supérieur en élévation maximum après le filtrage : (a) local après 100 itérations, (b) local (20 itérations supplémentaires avec le terme géométrique), (c) deux modèles superposés.	104
6.28	Résultat du filtrage par modèle global : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 96$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 10$	105
6.29	Résultat du filtrage par modèle local (E1) : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 96$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 26$	106
6.30	Résultat du filtrage par modèle local (E2) : (a) coupe $n^{\circ} 96$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique.	106
6.31	Valeur de FOMP des coupes $n^{\circ} 30$ à $n^{\circ} 100$ du volume de l'épaule 2 filtré par les deux modèles, global et local, itération=50.	107
6.32	Représentation 3D du résultat du filtrage : (a) local après 100 itérations, (b) local (20 itérations supplémentaires avec le terme géométrique), (c) deux modèles superposés.	107
6.33	Résultat du filtrage par modèle global : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 32$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 10$	108
6.34	Résultat du filtrage par modèle local (E1) : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 32$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 38$	109
6.35	Résultat du filtrage par modèle local (E2) : (a) coupe $n^{\circ} 32$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique.	109

Liste des tableaux

2.1	Récapitulatif des articulations du corps humain	8
4.1	Fonctions de diffusion.	48
4.2	Algorithme d'estimation locale du seuil gradient.	59
6.1	Propriétés des données de la hanche et paramètres du modèle	96
6.2	Propriétés des données de l'épaule 1 et paramètres du modèle.	98
6.3	Propriétés des données de l'épaule 2 et paramètres du modèle.	101
6.4	Propriétés des données de l'épaule 3 et paramètres du modèle.	105
6.5	Propriétés des données Genou et paramètres du modèle.	108

Chapitre 1

Introduction générale

Sommaire

1.1 Contexte	1
1.2 Objectifs et contributions	4
1.3 Organisation du manuscrit	4

1.1 Contexte

Les techniques d'imagerie médicale ont révolutionné durant ces dernières décennies le monde de la médecine. Elles procurent aux médecins un accès immédiat et fiable à des informations potentiellement vitales du corps humain de manière non invasive. L'apport de l'imagerie médicale va au-delà de la simple visualisation des structures anatomiques, en effet elle offre aux médecins la possibilité d'identifier avec précision des éventuelles lésions et anomalies du corps et des organes et par la suite de poser un diagnostic plus fiable. Elle est désormais indispensable au diagnostic d'un grand nombre de pathologies (notamment du système nerveux comme la maladie d'Alzheimer, la sclérose en plaques), ainsi qu'un suivi thérapeutique précis de l'évolution d'une maladie.

Avec la découverte de l'imagerie tridimensionnelle, l'acte chirurgical a bénéficié de plusieurs avancées concernant la préparation d'une intervention ainsi que pour la navigation durant l'opération, on parle alors d'imagerie interventionnelle telle que l'angiographie, l'échographie et plus récemment le scanner et l'IRM interventionnelle, deux modalités innovantes en matière d'intervention pour les actes les plus délicats tels que le traitement des anévrismes ainsi que les lésions hémorragique ou tumorale [Kallio et al., 2006, Bathe and Mahallati, 2009]. Ce type d'intervention nécessite une bonne qualité d'image permettant aux médecins de réagir rapidement en temps réel.

Un autre domaine a bien évolué grâce à l'imagerie médicale 3D, c'est la fabrication et l'implantation de prothèses, en particulier les prothèses articulaires. Une étude récente a montré que plus de 150 000 prothèses de hanche, de genou et d'épaule sont implantées annuellement en France et ce chiffre va en augmentant, 15% d'augmentation annuelle pour l'arthroplastie de l'épaule. L'imagerie utilisée pour ces prothèses repose à l'heure actuelle essentiellement sur les radiographies. Malgré sa popularité cette dernière à l'inconvénient de ne pas montrer certaines régions que ce soit au niveau de l'os avant l'arthroplastie ou sur la prothèse après l'implémentation et par conséquent il est difficile d'interpréter correctement l'image. D'autres modalités d'imagerie ont été utilisées, tels que la tomодensitométrie, l'échographie et plus récemment la radiographie basse dose EOS [Jerbi, 2012].

Toutefois, ces différents types de modalités sont généralement entachés d'artéfacts provenant de l'appareil d'acquisition ou du patient lui-même notamment, Il bouge naturellement en respirant : Artéfacts cinétique ou de mouvement (cardiaque, respiratoire,etc). Dans ce contexte, les outils d'analyse d'images sont indispensables. Devant le flux croissant de données issues des imageurs, le traitement manuelle s'avère être une tâche fastidieuse qui consomme le temps précieux de médecins spécialistes. D'où la nécessité de développer des algorithmes automatisés de traitement d'images.

Généralement, les algorithmes de traitement d'images doivent satisfaire aux besoins de l'expert : la précision, la simplicité dans la manipulation et la rapidité dans l'exécution. Ces qualités dépendent énormément de deux facteurs essentiels : la complexité et la quantité des données à traiter.

En effet, chaque modalité d'imagerie produit des données en fonction du phénomène physique utilisé pour l'acquisition qui peut être des rayons-X, un champ magnétique, des ondes ultrasons ou la radioactivité. Ces phénomènes interagissent avec la composition du corps humain pour donner l'image. Une image est dite complexe si en plus d'artéfacts, elle contient plusieurs détails à la fois. Ce qui rend son traitement compliqué par les méthodes classiques. L'imagerie par résonance magnétique est considérée parmi les modalités les plus complexes qui nécessitent des outils de traitement robustes et automatisés qui n'existent pas encore.

La segmentation est l'une des opérations les plus importantes dans une chaîne de traitement d'image (voir figure 1.1), car il s'agit d'une étape cruciale dans de nombreuses applications et analyses quantitatives. Son but est, à partir d'une ou plusieurs images, d'attribuer à chaque voxel une étiquette pour en donner une description. Cette étape est généralement effectuée manuellement par un expert dans le domaine, sur chaque coupe. Il s'agit d'une opération laborieuse, très coûteuse en temps humain (une segmentation manuelle de quelques structures sur un seul volume IRM peut prendre une demi-journée). De plus, une segmentation manuelle introduit une grande variabilité inter et intra-expert : deux experts proposent deux segmentations différentes selon leur expérience d'où l'intérêt de développer

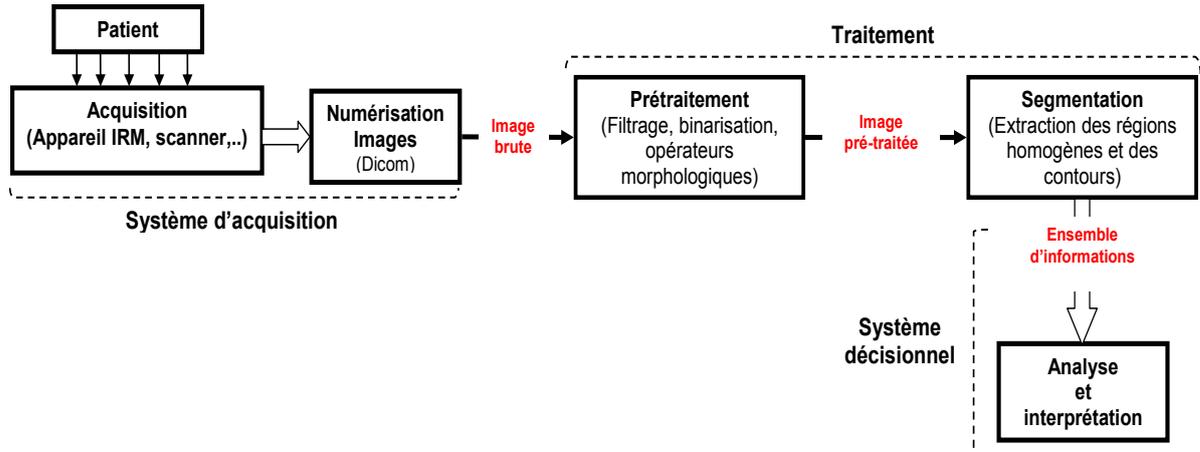


FIGURE 1.1: Analyse d'images : chaîne de traitement de l'information médicale

des méthodes automatiques. Actuellement, des méthodes de segmentation semi-automatiques sont largement utilisées en particulier pour des segmentations de lésions (tumorales, inflammatoire) [Koompaiojn et al., 2008, Sjögren et al., 2012] ainsi que pour des structures saines telles que les Hippocampes, les cartilage etc. Malgré des résultats encourageants, elles nécessitent toujours l'intervention humaine. Dans ce contexte, plusieurs recherches ont abouti à des algorithmes de traitement complètement automatiques sur quelques modalités d'imageries telles que les ultrasons [Dardenne et al., 2009] pour détecter des profils osseux, les scanners pathologiques pour séparer la tête humérale et la scapula et optimiser et paramètres d'une prothèse [Chaoui, 2011] et sur des organes bien particuliers du corps humain comme le cerveau [Paragios and Deriche, 2002, Colliot et al., 2008, Zhang et al., 2011], et le cœur [Prastawa et al., 2005, Pyatykh et al., 2010]. En effet, pour réaliser un algorithme de traitement automatique précis et robuste, il est important de prendre en compte tous les artéfacts liés à la modalité avec un modèle mathématique adapté. Sur certaines modalités d'imagerie complexes, il est difficile d'introduire toutes les contraintes (artéfacts) dans un seul modèle pour créer un processus automatique. L'imagerie par résonance magnétique est l'une de ce type d'images, une modalité très difficile à interpréter à cause de la quantité importante des détails des différents tissus ajoutée aux artéfacts. Ceci rend indispensable le besoin d'un outil de traitement robuste. De plus, l'IRM est considérée comme la modalité d'actualité, elle est indispensable pour le diagnostic de plusieurs types de pathologies, lorsque d'autres imageurs sont insuffisants dans la détermination d'un diagnostic précis. Elle a l'avantage d'être non irradiante, ceci est d'autant plus important lorsqu'il s'agit d'explorer des sujets jeunes ou porteurs de maladies chroniques nécessitant des explorations répétées. Pour ce faire, plusieurs recherches se sont concentrées sur la possibilité de créer un processus de traitement robuste automatisé le plus possible. C'est dans ce contexte que se situe cette thèse dont l'objectif principal est

de réaliser un processus de filtrage automatisé appliqué aux IRM 3D d'articulations osseuses telles que l'épaule, la hanche ou le genou, et en vue de l'analyse fonctionnelle de ces complexes articulaires en lien avec le service de rééducation du CHU de Brest.

1.2 Objectifs et contributions

Dans cette thèse nous focalisons notre étude sur des volumes IRM d'articulations osseuses et nous proposons une méthode de traitement (filtrage et segmentation) en se basant sur l'une des approches de segmentation automatique classique utilisant la détection des surfaces frontières pour distinguer les différentes structures d'intérêt tout en éliminant le bruit dans les régions. Ainsi, nous mettons en œuvre un processus de traitement, basé sur la notion de diffusion anisotrope, associé aux statistiques robustes et formulé dans le cadre d'une propagation de fronts.

Le travail de cette thèse a abouti à des contributions portant à la fois sur le filtrage d'IRM 3D ainsi que sur la détection des surfaces en vue d'une segmentation automatisée :

- une fonction de diffusion anisotrope robuste associée à la norme de Tukey est choisie parmi plusieurs autres fonctions de diffusion permettant à la diffusion de s'arrêter complètement sur les contours de l'image.
- un estimateur robuste permettant de classer la population des voxels gradients en classe contour ou classe région. Ce paramètre est déterminé d'une manière originale sur une partie du volume et non pas sur le volume entier afin de permettre un calcul exact de la médiane, opérateur sur lequel se base l'outil d'estimation.
- un modèle de diffusion anisotrope robuste local adapté aux propriétés des images IRM affectées par un bruit gaussien. Ainsi le modèle proposé est fondé sur la fonction robuste de Tukey et l'estimateur local proposé.
- une formulation du processus de diffusion anisotrope en une propagation de front par level sets permet de voir le processus comme une évolution de plusieurs surfaces de même niveau sous l'action de différentes vitesses dites vitesses de propagation.
- une méthode originale de segmentation 3D formulée dans un processus de filtrage automatique qui offre la possibilité de faire des reconstruction 3D des structures osseuses.

1.3 Organisation du manuscrit

Le manuscrit est organisé en six chapitres présentant les contributions essentielles du travail doctoral, le premier chapitre correspond à cette introduction. Dans le chapitre 2, nous présentons dans la première partie des notions élémentaires d'anatomie des principales articulations

du corps humain (membre supérieur et inférieur) à savoir le complexe articulaire de l'épaule, la hanche et le genou. Dans la deuxième partie, nous proposons l'imagerie par résonance magnétique en tant que modalité d'étude de ces différentes articulations, tout en présentant son principe et les artefacts associés à l'acquisition des images. Une étude particulière est consacrée au bruit gaussien qui affecte ce type d'image.

Le chapitre 3 est une étude bibliographique sur le filtrage anisotrope et les différentes améliorations du modèle classique tout en montrant quelques applications des différents algorithmes sur un volume de données IRM. Cette étude permet de prendre connaissance des limitations des algorithmes classiques de la diffusion anisotrope et par la suite d'introduire de nouvelles améliorations permettant de rapporter plus de précision et de robustesse dans le traitement.

Dans le chapitre 4, nous commençons par introduire le lien entre la diffusion anisotrope et les statistiques robustes. Par la suite, une comparaison entre des fonctions de diffusion classiques et une fonction associée à la norme robuste de Tukey est réalisée. Le choix de la fonction de diffusion est primordial, car elle permet de contrôler le processus de filtrage anisotrope dans le volume en fonction de l'amplitude des gradients des voxels. Une approche originale d'estimation robuste du seuil des amplitudes des gradients appelée " Estimation robuste locale" est proposée.

Le chapitre 5 est une extension de l'équation de la diffusion anisotrope formulée dans un cadre d'une propagation de fronts par level sets. Cette formulation donne naissance à deux termes de vitesse autres que le terme de la diffusion anisotrope qui offrent à l'expert un accès direct aux caractéristiques des images après le filtrage telles que le contraste et la continuité des contours.

Le chapitre 6 est consacré à l'étude du comportement du processus de la diffusion anisotrope robuste proposé à travers des résultats d'application sur deux types de données : des données de synthèse issues d'une segmentation manuelle avec une vérité terrain connue et des volumes de données IRM réelles d'articulations osseuses d'épaule, hanche et genou¹. Dans un premier temps, une comparaison est réalisée entre le modèle de la diffusion locale et globale. Par la suite nous montrons l'importance des termes de vitesse de l'équation de la diffusion formulée dans le cadre des level sets. Tous les résultats sont évalués quantitativement à l'aide de différentes fonctions d'évaluation en région et en contour pour mettre en évidence l'efficacité de notre méthode à satisfaire aux besoins de l'expert.

Enfin des conclusions sont tirées et des perspectives sont proposées.

1. Les images IRM sur lesquelles j'ai travaillé nous ont été procurées par le CHU de Brest, l'Hôpital des armées Chermont Tonnerre de Brest et le CHU la Timone à Marseille.

Chapitre 2

L'Imagerie par résonance magnétique pour l'étude des articulations

Sommaire

2.1 Anatomie des articulations	8
2.1.1 Anatomie de l'épaule	10
2.1.2 Anatomie de la hanche	13
2.1.3 Anatomie du genou	16
2.1.4 Modalités d'observation des complexes articulaires	18
2.2 L'imagerie par résonance magnétique	19
2.2.1 Principe physique de l'imagerie par résonance magnétique	20
2.2.2 Acquisition des l'IRM	21
2.2.3 Caractéristiques des images par résonance magnétique	22
2.2.4 Identification du type de bruit	25
2.2.5 Les apports de l'IRM pour la compréhension des pathologies articulaires	27
Conclusion	28

Introduction

l'imagerie médicale regroupe l'ensemble des outils d'acquisition et de traitement d'image utilisés par la médecine pour le diagnostic d'un grand nombre de pathologies. Elle représente une révolution dans le monde de la médecine en offrant un accès rapide et fiable à des informations inaccessibles auparavant. Ainsi de nouveaux espoirs de traitement pour plusieurs maladies

(cancer, épilepsie, ...) sont apparus [Urbach, 2008]. La première application de l'imagerie médicale date de 1895 avec l'utilisation du phénomène physique des rayons X. C'est le début de la radiographie. Plus tard, les techniques d'imagerie s'améliorent et se diversifient tout au long du XXe siècle avec apparition de la scintigraphie, du scanner, de l'échographie puis de l'IRM. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) parue en 1920 utilise une association entre deux phénomènes physiques : des ondes radioélectriques et un fort champ magnétique pour donner des images remarquablement claires et détaillées des organes et des tissus sans mettre le patient en danger comme dans le cas des rayonnements X. Les domaines d'application de l'IRM se sont considérablement étendus en particulier pour examiner les pathologies affectant les parties ostéo-articulaires telles que la colonne vertébrale, le genou et l'épaule qui font le plus souvent l'objet de cet examen. Grâce aux acquisitions 2D et 3D et à la résolution élevée des images, l'IRM permet de donner des détails précis des zones complexes qu'aucune autre technique d'imagerie ne peut fournir, ainsi elle est considérée comme le meilleur examen des principales articulations du corps, notamment de la colonne (pour les problèmes liés aux disques) et des tissus mous des extrémités [Hovasse and Garot, 2009, Laurent et al., 2010, Fantino et al., 2011]. Elle permet aussi une étude complète de toutes les articulations du corps, y compris les hanches, les poignets et les mains. Cette technique d'imagerie est considérée comme une grande avancée, permettant une approche étiologique plus précise dans de nombreuses pathologies et notamment en pathologie ostéo articulaire. La résolution élevée des images offre aux médecins une vue détaillée de toutes petites déchirures et blessures aux tendons et aux muscles, ainsi que des fractures invisibles aux rayons X. De plus, les images IRM peuvent donner une idée précise sur certaines maladies dégénératives liées aux articulations telles que l'arthrite, la détérioration de la surface des articulations (arthrose) ou l'hernie discale. Enfin, l'IRM est aussi utile pour diagnostiquer et caractériser les infections (par exemple l'ostéomyélite) et les tumeurs (par exemple les métastases) dans les articulations et les os.

Dans ce chapitre, la première partie concerne l'anatomie des articulations du corps humain, en particulier nous nous focalisons aux articulations de l'épaule, la hanche et le genou. Elle se réfère à deux atlas [Guay, 2005, Nguyen and Bourouina, 2008, Debierre, 2010, Tixa and Ebenegger, 2011], la plupart des figures qui illustrent les différentes articulations ont été téléchargées sur internet.

La seconde partie présente les principes physiques de l'imagerie par résonance magnétique, de la formation du signal électromagnétique jusqu'aux séquences d'acquisition d'images numériques. Nous évoquons aussi les caractéristiques des images acquises en montrant les qualités et les défauts de cette modalité. Un intérêt particulier sera consacré aux caractéristiques du bruit qui entache les images.

2.1 Anatomie des articulations

Dans cette partie on présente quelques notions de l'anatomie des parties ostéo-articulaires du corps humain (l'épaule, la hanche et le genou), permettant aux lecteurs de prendre la mesure de la complexité de chaque partie ainsi que de s'appropriier les termes anatomiques utilisés dans ce document. En effet, les articulations désignent les jonctions liant les différents os qui composent la squelette. Ces liaisons sont assurées à l'aide d'éléments, comme les tendons qui permettent de rattacher les os entre eux et les ligaments, recouvrent les surfaces de frottements des articulations et assurent les liaisons muscles-os. Ainsi, ces éléments assurent le maintien des articulations en place et favorisent leurs flexibilités. Le corps humain comporte **206** os formant **360** articulations réparties comme suit (Figure 2.1 et Figure 2.1) :

Les articulations du corps humain	Nombre
les articulations du crâne	86
les articulations du larynx	6
les articulations de la cage thoracique	66
les articulations de la colonnes vertébrales et du pelvis	76
les articulations des membres supérieurs	32x2
les articulations des membres inférieures	31x2

TABLE 2.1: Récapitulatif des articulations du corps humain

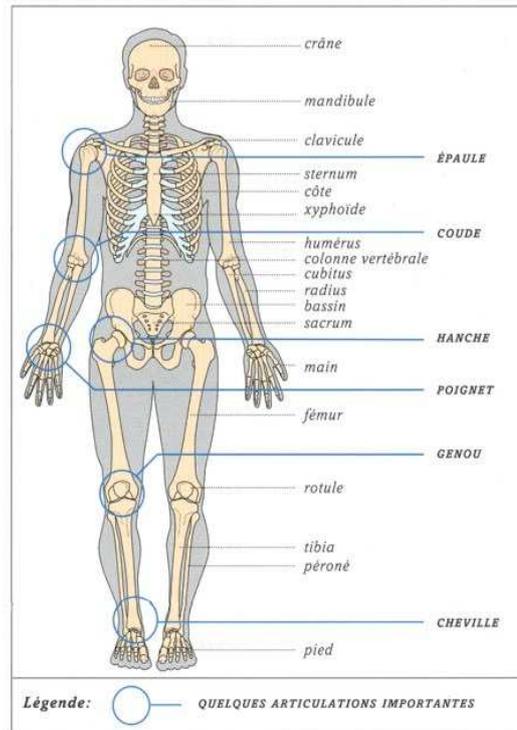


FIGURE 2.1: Squelette du corps humain : Os et articulations

Ces différentes articulations peuvent être réparties en deux classes [Dufour, 2007] :

1. Selon leur degré de mobilité

- **Articulations à grande mobilité** permettant une grande variété de mouvements et dans plusieurs directions. On cite les articulations de l'épaule, articulations de la hanche qui vont être évoquées dans la suite du chapitre.
- **Articulations semi-mobiles** : Les surfaces osseuses sont liées par des disques de cartilage et de fibres rendant stable l'articulation, mais limitent ces mouvements. C'est le cas des vertèbres, de la symphyse pubienne, du genou et de la cheville.
- **Articulation immobile** : appelées aussi les articulations fixes telles que les os du crâne.

2. Selon leur composition :

- **Articulations fibreuses** : Ce sont des articulations comme leur nom l'indique, composées de tissus fibreux qui permettent la liaison entre deux ou plusieurs os.
- **Articulations cartilagineuses** : elles sont composées de cartilage hyalin ou de fibrocartilage (tissu à la fois fibreux et cartilagineux).
- **Articulations synoviales** : leur rôle principale consiste à unir les os entre eux grâce à des capsules articulaires revêtant différentes formes.

L'étude des mouvements de l'ensemble des articulations du corps humain met en évidence trois axes de rotation (Figure 2.2) autour desquels s'effectuent les mouvements :

- axe sagittal
- axe frontal
- axe longitudinal

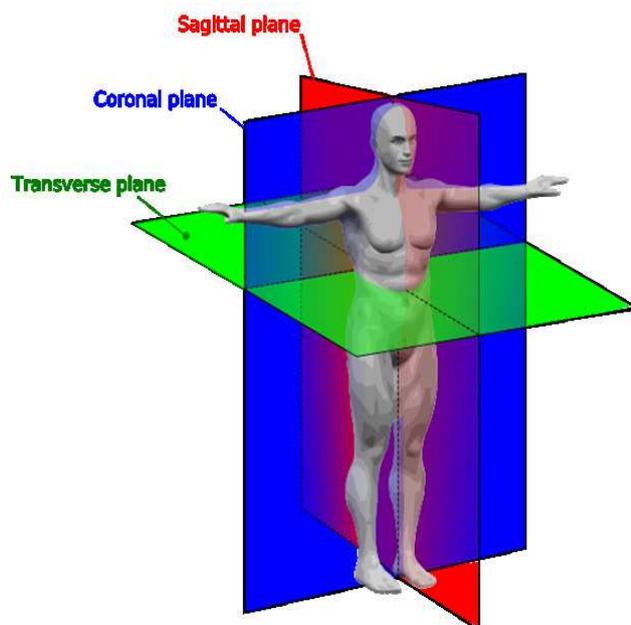


FIGURE 2.2: Axes et Plan en anatomie, d'après : www.training.seer.cancer.gov

Les trois plans de référence perpendiculaires les uns aux autres (Figure 2.2) dans lesquels sont réalisés les mouvements sont :

- le plan sagittal sépare les parties droite et gauche du corps.
- le plan frontal sépare les parties avant et arrière du corps.
- le plan transversal sépare les parties haute et basse du corps.

Dans ces recherches, l’anatomiste Pierre Kamina [Kamina, 2009] a contribué à clarifier la définition des classes d’articulations à partir des critères de degrés de mouvement et de forme des surfaces articulaires. Dans les travaux de Stéphane Allaire [Allaire, 2006] effectués au LaTIM, on trouve une Table Typologique Interdisciplinaire de Correspondance Forme Osseuse Mobilité Articulaires (TTIFOMA) qui inclue la mobilité articulaire (type de liaison et orientation par exemple pivot en flexion/extension comme le coude) ainsi que la morphologie (formes des surfaces articulaires en vis-à-vis, en terme de convexité, concavité, et rapports angulaires). Par exemple pour la tête humérale, il s’agit d’une rotule qui peut être modélisée mathématiquement par un ellipsoïde. Dans ce qui suit, nous nous intéressons aux articulations les plus complexes et les plus mobiles du corps humain à savoir l’épaule, la hanche et le genou. Celles-ci assurent la mobilité de l’être humain en favorisant différents mouvements dans plusieurs axes et plans ce qui font elles l’objet de plusieurs maladies qui sont déterminées en utilisant des techniques d’imagerie médicales. Pour ce faire, nous avons besoin de comprendre l’anatomie de chaque articulation en définissant les mouvements qu’elles assurent afin d’interpréter correctement leurs images anatomiques.

2.1.1 Anatomie de l’épaule

L’épaule est un complexe d’articulations et de muscles qui constitue une liaison entre le membre supérieur et le tronc. C’est l’articulation la plus mobile du corps humain avec divers arcs de mobilités permettant à l’être humain de réaliser plusieurs fonctions telles que :

- soulever
- atteindre
- porter
- pousser
- propulser
- positionner la main

L’ensemble de ces fonctions sont assurées avec l’aide des muscles et des tendons qui englobent la totalité des différentes articulations pour permettre la précision des mouvements. Cette grande mobilité induit une forte instabilité qui est responsable de la plupart des pathologies biomécaniques de l’épaule [Guay, 2005].

2.1.1.1 Os et articulations de l'épaule

Le complexe articulaire de l'épaule met en relation 4 os (Figure 2.3) :

- l'humérus
- l'omoplate (la scapula)
- la clavicule
- le manubrium sternal

et 4 articulations : trois vraies articulations et une fausse (Figure 2.3)

1. **Gléno-humérale** : formée de la tête humérale et de la cavité glénoïde (la glène), c'est l'articulation la plus mobile du mouvement de l'épaule. La tête humérale est caractérisée par sa grande taille par rapport à la cavité surfacique de la glène. Ceci rend cette articulation très instable et l'objet de nombreux phénomènes de luxation et d'inflammation.
2. **Acromio-claviculaire** : elle réunit la clavicule à l'omoplate au niveau de l'acromion. Elle est caractérisée par sa mobilité réduite. Son rôle est de fixer le membre supérieur au reste du corps.
3. **Sterno-claviculaire** : elle complète l'articulation acromio-claviculaire en fixant le bras au reste du corps, elle permet ainsi la liaison sternum-clavicule.
4. **Scapulo-thoracique** : c'est la fausse articulation : deux plans de glissements entre le grand dorsal et la partie thoracique. Ils permettent des mouvements de bascule de l'omoplate assurant une abduction complète du bras.

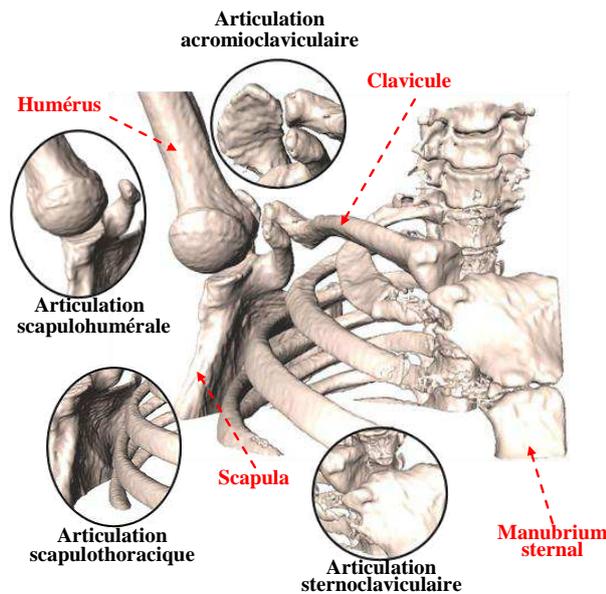


FIGURE 2.3: Structure du complexe de l'épaule

Dans les trois plans de l'espace, trois mouvements fondamentaux se présentent [Blaimont and Taheri, 2006] :

- **Flexion et Extension** : Mouvement s'effectuant dans le plan sagittal autour de l'axe frontal. L'amplitude est de 180° pour la flexion et de 45° à 50° pour l'extension (Figure 2.4).
- **Abduction et Adduction** : Mouvement s'effectuant dans le plan frontal autour de l'axe sagittal. L'amplitude de l'abduction est de 180° , alors que pour l'adduction, elle est impossible à réaliser dans le plan frontal à cause de la présence du tronc. Elle est réalisée combinée à une flexion ou à une extension. Son amplitude peut atteindre 30 à 45° (Figure 2.4).
- **Rotation interne et externe** : Mouvements de rotation qui s'effectue dans le plan transversal autour de l'axe longitudinal au niveau de l'articulation scapulohumérale. Ils s'accompagne d'une abduction de l'omoplate (Figure 2.4).

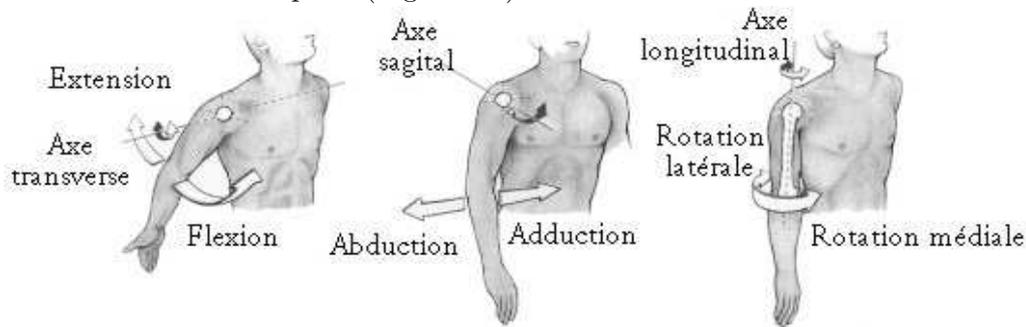


FIGURE 2.4: Mouvements de l'épaule :Flexion/Extension (à gauche), Adduction/Abduction (au milieu), Rotation interne/Rotation Externe (à droite) [Blot, 2009]

L'ensemble de ces articulations, qui assurent la fonction de l'épaule, mettent en évidence un groupe de muscles et de tendons permettant ainsi la stabilité passive et le positionnement optimal des structures osseuses.

2.1.1.2 Muscles et tendons de l'épaule

Les muscles de l'épaule peuvent être répartis en deux couches :

1. une couche profonde qui coiffe la totalité de la tête humérale d'où le nom de coiffe des rotateurs. Cette couche regroupent quatre muscles qui conditionnent la mobilité et la statique de l'articulation gléno-humérale. Ces muscles sont responsables des mouvements de rotations interne et externe de l'épaule, ils partent de l'omoplate et s'insèrent sur l'extrémité supérieure de l'humérus appelée trochiter.
2. une couche superficielle représentée par :
 - le deltoïde : caractérisé par sa puissance, c'est le plus gros muscle de cette région. Il forme le galbe de l'épaule et permet d'éloigner le bras en avant, sur le coté et en arrière par rapport à l'axe du corps : mouvement d'abduction du bras.

- le trapèze : situé dans la loge supérieure de l'épaule il couvre toute la partie supérieure du dos et de la colonne vertébrale allant jusqu'au milieu du dos. Formé de trois faisceaux supérieur, moyen et inférieur ; permettent de maintenir l'omoplate en position pour assurer le mouvement d'abduction du deltoïde. Ce muscle intervient lors de l'action du soulèvement du bras.
- le sterno-cléïdo-mastoïdien : c'est le muscle du cou, il s'étend entre l'os de la clavicule, le sternum de l'épaule et le temporal du crâne. Il intervient lors des mouvements entre l'épaule et la tête.

Concernant les tendons de l'épaule, ce sont les structures des tissus mous qui relient les muscles aux os en exerçant une traction sur les tendons. Les tendons de l'épaule sont principalement localisés au niveau de la coiffe des rotateurs (Figure 2.5), ils forment un groupe de quatre tendons qui s'attachent tout autour de la tête de l'humérus, permettant ainsi d'assurer la stabilité de l'articulation gléno-humérale. Les tendons de l'épaule en allant de l'avant à l'arrière sont les suivants :

- le sub-scapulaire
- le tendon du biceps
- le supra-épineux ou sus-épineux
- l'infra-épineux ou sous-épineux
- le petit rond

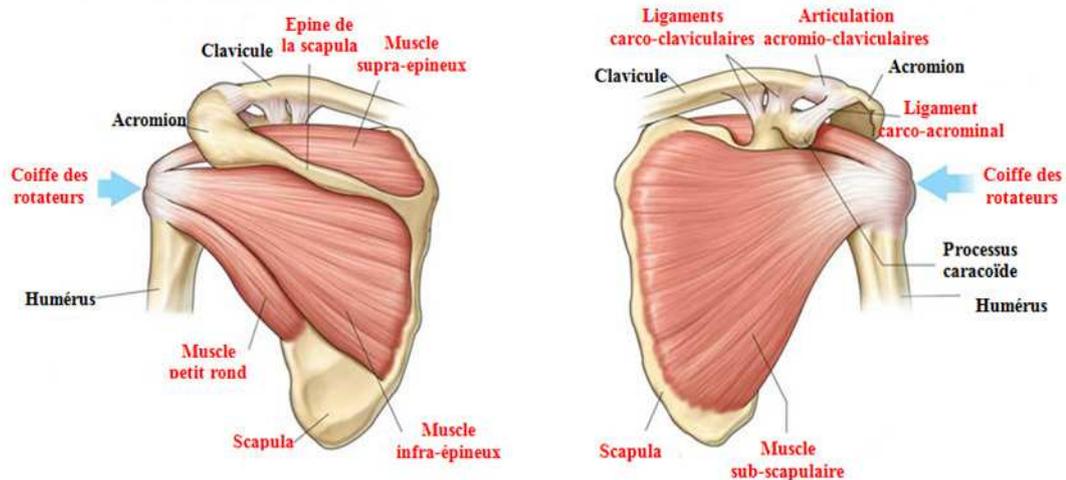


FIGURE 2.5: Muscles et tendons de l'épaule : à gauche (vue arrière), à droite (vue avant)

2.1.2 Anatomie de la hanche

La hanche ou l'articulation coxo-fémorale est une articulation qui relie le tronc à la partie inférieur du corps humain par l'intermédiaire d'un os long de la cuisse appelé fémur. L'extrémité supérieur du fémur est constituée d'une sphère qui s'emboîte dans l'os coxal, appelé aussi os

iliaque, du bassin pour former l'articulation de la hanche. L'extrémité inférieure englobe la rotule du genou.

2.1.2.1 Os et articulations de la hanche

L'articulation de la hanche est parmi les articulations à la fois très mobiles et très solides, elle assure la position debout ainsi que la marche et la course. Ces mouvements mettent en évidence des articulations avec la hanche d'un côté, et avec la rotule et le tibia de l'autre côté. L'articulation coxo-fémorale de la hanche met en connexion :

- la tête du fémur : elle est comparée à une sphère de 45 mm de diamètre
- l'os iliaque ou coxal : en liaison avec la tête fémorale par l'intermédiaire de la cavité cotyloïde. Il s'agit d'un os de nature complexe qui forme la paroi ventro-latérale du bassin osseux [Lefevre and Bohu, 2011].

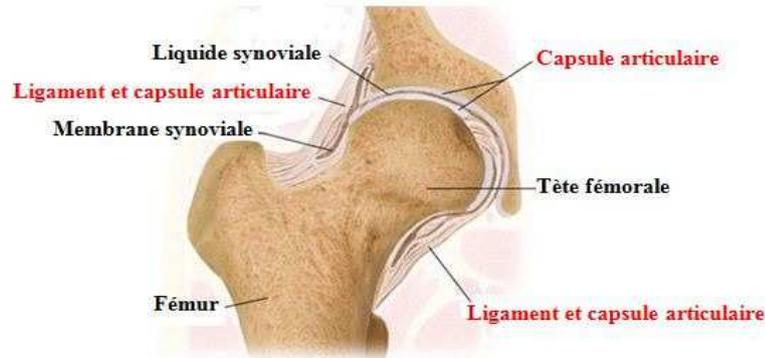


FIGURE 2.6: Articulation de la hanche [Lenfant Jacques, 2008]

L'articulation coxofémorale est l'unique articulation qui unit la tête du fémur à la cavité cotyloïde de l'os iliaque (Figure 2.6). Les surfaces articulaires sont recouvertes de cartilage composé de tissu souple, qui recouvre la tête fémorale et tapisse la cavité de l'os pelvien. Il permet d'amortir les mouvements brusques et les chocs et facilite le glissement de la tête dans sa cavité [Alain Mandrino, 2011]. Ce cartilage associé avec l'os sous-jacent font l'objet d'une pathologie fréquente de la hanche : la nécrose de la hanche (Figure 2.7). Il est important de définir sur l'image de la hanche, en particulier l'IRM, la zone de la nécrose en utilisant un outil de segmentation afin d'établir le diagnostic correct ainsi que la meilleure intervention thérapeutique nécessaire.

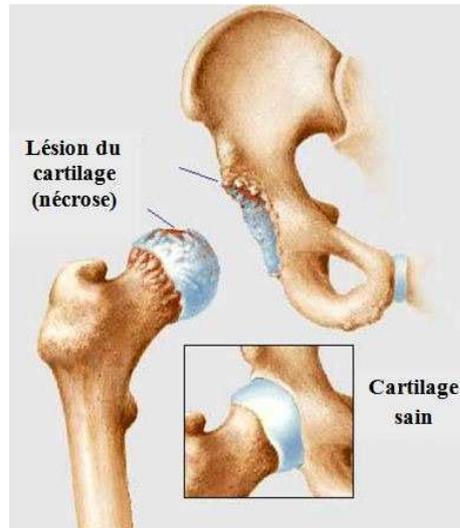


FIGURE 2.7: Lésion du cartilage de la hanche [Bringer Olivier, 2006]

Cette articulation permet des mouvements variés flexion et extension, adduction et abduction, circumduction et rotation (Figure 2.8).

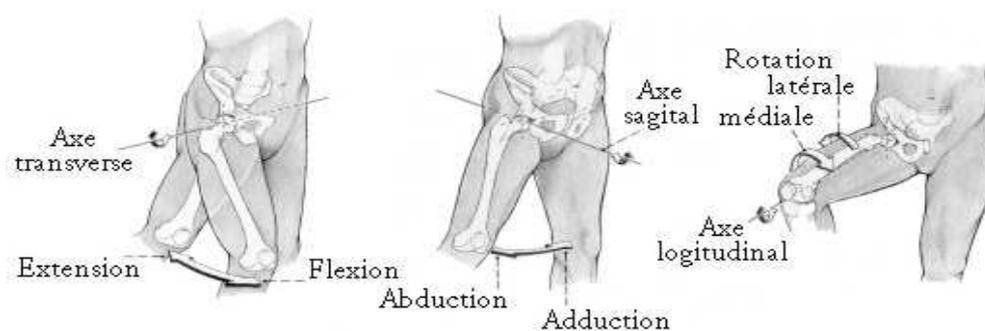


FIGURE 2.8: Mouvements de la hanche : Flexion/Extension (à gauche), Adduction/Abduction (au milieu), Circumduction/Rotation (à droite) [Blot, 2009]

2.1.2.2 Muscles et tendons de la hanche

Il existe plusieurs groupes musculaires qui tiennent l'articulation coxo-fémorale de la hanche :

1. **Muscle du tronc et de la hanche** : Appelé Psoas iliaque, il est formé de la réunion de deux chefs musculaires qui s'étendent du rachis lombaire et de l'os iliaque jusqu'au fémur.
2. **Muscles Fessiers** : Ils sont au nombre de trois, ils s'étalent de la superficie à la profondeur et de l'arrière vers l'avant de la fesse selon l'ordre suivant :
 - Grand fessier : il joue le rôle d'un extenseur et rotateur externe de la cuisse sur le bassin. Si le fémur est fixe : Il permet de redresser le bassin et l'incline de son côté. C'est un stabilisateur de la position verticale.

- Moyen fessier : Il assure l’abduction de la cuisse lors de la marche d’une part et la rotation interne et externe d’autre part.
 - Petit fessier : raccordé à la partie antérieure du moyen fessier il possède les mêmes actions que ses fibres antérieures. Sa contraction entraîne à la fois une flexion, une abduction et une rotation interne de la hanche.
3. **Tenseur du fascia lata** : Il s’étend de l’os iliaque au tibia en formant la limite externe de la région fessière. Il permet la fixation de la tête du fémur dans la cavité cotyloïde. Il intervient dans les mouvements de fléchissement, la rotation interne ainsi que l’abduction de la cuisse sur le bassin.
 4. **Muscles pelvi trochantériens** : sont très profonds et servent de rotateurs à la hanche. Ils sont situés à l’arrière de la hanche et relie une partie du grand trochanter fémoral à l’os iliaque.

2.1.3 Anatomie du genou

Le genou est l’articulation qui relie la jambe à la cuisse c’est à dire l’extrémité inférieure du fémur et l’extrémité supérieure du tibia. C’est une articulation complexe qui permet de supporter le poids du corps et assure des mouvements multiples du membre inférieur.

2.1.3.1 Os et articulation du genou

L’articulation du genou met en jeu trois os qui fournissent une mobilité sans heurt et stable (Figure 2.9) :

- Le fémur
- Le tibia
- La rotule

Au niveau du genou, ces trois os sont entourés d’une poche appelée la capsule articulaire. Elle est composé d’un tissu que l’on nomme la synoviale produisant un liquide épais appelé liquide synovial nécessaire pour lubrifier, protéger et nourrir l’articulation. Le genou est une articulation de type synoviale composée de deux articulations :

- **fémoro-patellaire** : elle unie la trochlée fémorale à la face postérieure de la rotule à l’aide du tendon rotulien, elle constitue l’élément primordial de l’appareil extenseur du genou.
- **fémoro-tibiale** : qui constitue deux articulations de type condylien unissant les condyles fémoraux aux glènes tibiales grâce à l’interposition de ménisques. Ces deux articulations interviennent dans les mouvements de flexion / extension du genou.

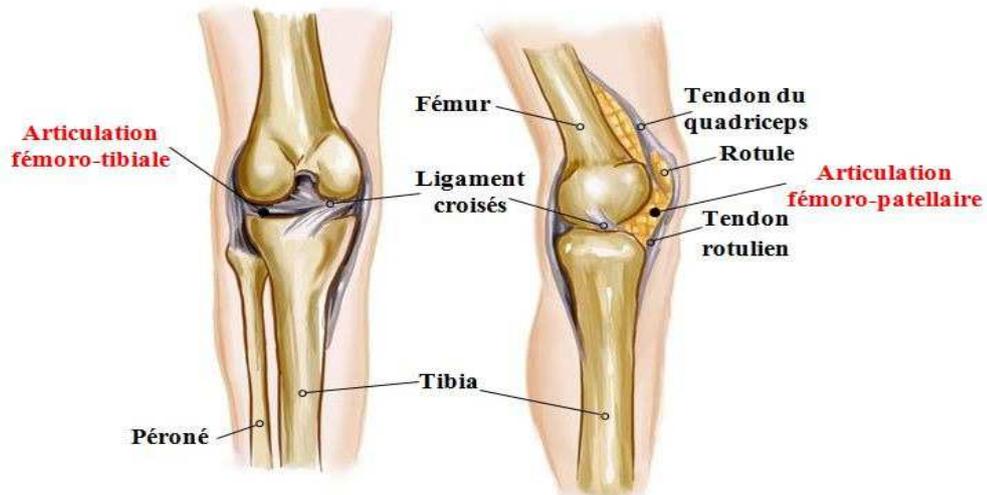


FIGURE 2.9: Anatomie du genou : à gauche (vue d'avant), à droite (vue de droite) [eddoctor.ch, 2011]

Ces articulations permettent à l'homme de faire les mouvements suivants (Figure 2.10) :

- **Flexion et Extension** : La flexion du genou est le mouvement qui rapproche la face postérieure de la jambe de la face postérieure de la cuisse. Son amplitude varie de 0° quand l'axe de la jambe est dans le prolongement de l'axe de la cuisse, jusqu'à 120° si la hanche est en extension. Elle peut atteindre 140° à 160° quand la hanche est fléchie ou en se mettant dans la position accroupie (talons dans les fesses).
- **Rotation interne/externe** : La rotation du genou s'effectue dans le cas d'un genou fléchi. Il n'y a pas de rotation en extension du genou. La rotation externe varie entre 30° et 40° . La rotation interne est moins importante de 20° à 30° . Elle s'effectue aussi dans le cas de genou fléchi.

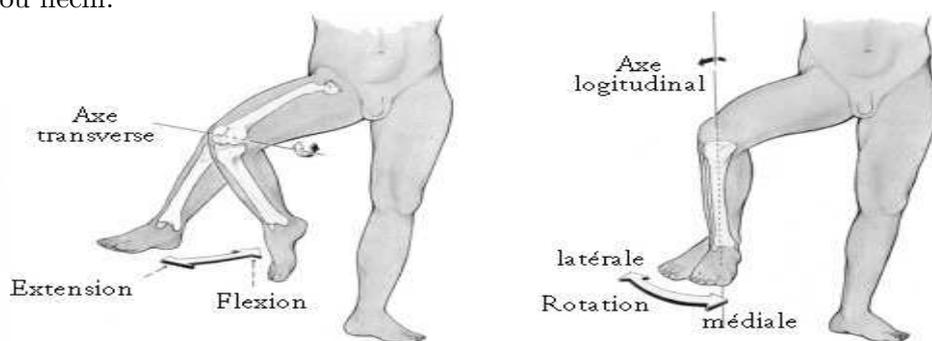


FIGURE 2.10: Mouvements du genou : Flexion/Extension (à gauche), Adduction/Abduction (au milieu), Circumduction/Rotation (à droite) [Blot, 2009]

2.1.3.2 Muscles et tendons du genou

La stabilité du genou est assurée par des ligaments, des tendons et deux ménisques. Les ligaments sont solides, flexibles et souples. Ils ont pour rôle de maintenir les surfaces articulaires

en contact et d'orienter les mouvements. Ils sont localisés au centre du genou. On trouve deux grands ligaments (Figure 2.11) :

- les ligaments croisés : ils maintiennent à la fois le tibia et le fémur afin de les positionner dans un même axe. On trouve le Ligament Croisé Antérieur (LCA) et ligament croisé postérieur (LCP).
- les ligaments collatéraux : le ligament latéral interne (LLI) situé sur la face interne du genou, et le ligament latéral externe (LLE) sur la face externe du genou. Ces deux ligaments assurent la stabilité du genou pendant le déplacement latéral.

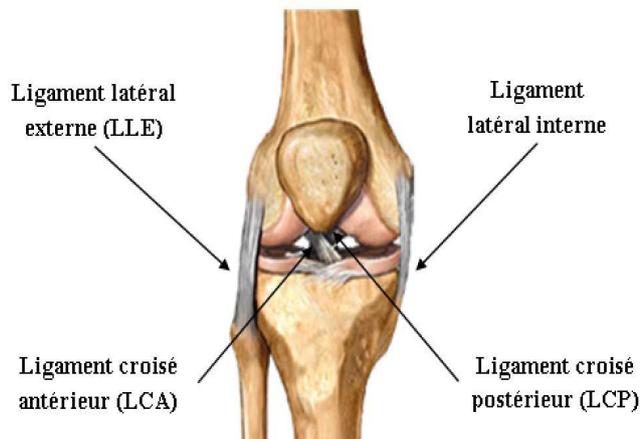


FIGURE 2.11: illustration des ligaments du genou [Berlin, 2012]

Il existe aussi deux tendons principaux reliés à la rotule :

- le tendon rotulien : situé au dessous de la rotule et s'attache à la tubérosité tibiale antérieure (TTA) sur la face antérieure du tibia par l'intermédiaire de la pointe inférieure de la rotule.
- le tendon de quadricipital : situé au-dessus de la rotule, il prolonge le muscle antérieur de cuisse : le quadriceps.

2.1.4 Modalités d'observation des complexes articulaires

L'étude clinique de l'ensemble des articulations du corps humain (épaule, hanche, genou, ...) rentre dans le cadre de la compréhension de leur structure d'une part, et de l'aide au diagnostic d'éventuelles pathologies d'autre part. Néanmoins, le caractère complexe de la structure anatomique de ces articulations est à l'origine de plusieurs difficultés dans la détermination correcte de la pathologie et un simple examen clinique ne suffit pas. Dans la plupart des cas un examen complémentaire est nécessaire. En effet, l'imagerie médicale est l'examen complémentaire qui permet d'établir le diagnostic correcte des différentes pathologies associées aux articulations à savoir :

- les lésions traumatiques comme les fractures et les luxations.

- les lésions ligamentaires comme les entorses.
- les lésions dégénératives comme l’arthrose.

La radiologie conventionnelle est la première technique utilisée en tant qu’outil d’exploration et d’analyse d’articulations osseuses. Apparue avec la découverte des rayons X en 1895, elle a été très longtemps utilisée sur différentes structures osseuses du corps humain en fournissant des images en 2 dimensions des différents complexes articulaires [Paletta Jr. et al., 1997]. Cette technique est dite de première intention et indispensable dans la plupart des cas mais pas suffisante. Certaines pathologies articulaires et musculaires ne sont pas visibles sur une radiographie telle que les lésions cartilagineuses pour le genou et la rupture de la coiffe des rotateurs pour l’épaule [Mattei et al., 2008]. Dans d’autres cas cette modalité est certainement efficace mais ne permet pas de donner beaucoup de détails sur la pathologie tels que la gravité et la taille de la lésion. Plus tard, vient la découverte des techniques d’imagerie 3D (le scanner puis l’IRM) [Beaulieu et al., 1999] qui sont à la fois des moyens de diagnostic et d’observation d’organes en particulier pour l’ensemble des complexes articulaire. Ces deux examens permettent de visualiser tous les éléments de l’articulation (os, muscles, tendons, ligaments, poche articulaire). Dans ce contexte, l’imagerie par résonance magnétique est la plus utilisée [Godefroy et al., 2005]. Il s’agit d’une technique non invasive et non irradiante qui fournit des détails importants dans les cas les plus complexes [Railhac, 2003]. Grâce aux propriétés particulières de ces différentes séquences, les images acquises sont caractérisées par un contraste très élevé permettant de mieux distinguer les différents tissus en fonction du caractère du signal émis [Bonny, 1996, Liang and Lauterbur, 2000]. Ainsi, elle est devenue, dans la plupart des cas, la première technique de deuxième intention [Malghem et al., 2009]. Sa grande sensibilité permet d’objectiver des contusions osseuses et des micro-fractures non visibles en radiologie [Steinbach, 2008] comme dans le cas de l’articulation complexe de l’épaule. En effet, le complexe articulaire de l’épaule avec son large arc de mobilité réunit les articulations les plus instables du corps humain. Ainsi, le choix de l’IRM en tant qu’imageur pour l’épaule permet d’étudier avec précision sa constitution osseuse ainsi que les pathologies qui l’affectent. Elle permet aussi d’étudier ses différents mouvements [Paletta Jr. et al., 1997, Schwartz et al., 2007, Schwartz et al., 2011].

2.2 L’imagerie par résonance magnétique

L’Imagerie par Résonance Magnétique ou IRM est une technique qui a fait son apparition il y a environ une soixantaine d’années. Celle-ci est fondée sur le principe de Résonance Magnétique Nucléaire ou RMN, qui se manifeste par le phénomène de couplage entre le moment magnétique du noyau et le champ magnétique externe. Le physicien américain Isidor Isaac Rabi est à l’origine de cette découverte en 1938. Plus tard, deux physiciens américains, Félix Bloch et

Edward Mills Purcell [Allen, 2004] constatent qu'en plaçant un objet ou un tissu organique sous l'effet d'un champ magnétique, on pouvait connaître sa constitution à partir du signal qu'il émet. Grâce à cette découverte, ils reçoivent ensemble le prix Nobel de physique en 1952, pour la découverte du principe de Résonance Magnétique Nucléaire [Décorps, 2011]. Les premiers développements en IRM datent des années 1973. Les premières applications de cette technique sur le corps humain ont été réalisées en 1979. Aujourd'hui, l'IRM est devenue une technique indispensable de l'imagerie médicale moderne.

2.2.1 Principe physique de l'imagerie par résonance magnétique

L'IRM est une technique de diagnostic médical fournissant des images tridimensionnelles de grande précision anatomique. Cette technique récente, non invasive, est basée sur le phénomène physique de la résonance magnétique nucléaire RMN qui consiste à mesurer l'aimantation des tissus biologiques puis de reconstruire l'image à partir des aimantations. Il s'agit simplement d'observer la RMN des protons des molécules d'eau H_2O qui sont abondants dans l'organisme (80%) [Borel, 2001], c'est-à-dire la réaction des noyaux sous l'effet d'un champ magnétique extérieur. Chaque élément de volume (Voxel) fournit une intensité qui dépend de la concentration en eau de l'endroit représenté et aussi du temps de relaxation des spins nucléaires. Ainsi, une carte de la répartition de l'eau dans l'organisme est créée permettant de visualiser l'organe et de suivre son activité.

2.2.1.1 Champ et moment magnétique

Dans l'imagerie par résonance magnétique le champ magnétique est créé à partir de bobines supraconductrices qui permettent, grâce à leur résistance électrique à basse température de supporter des courants très élevés sans perdre de l'énergie. Ceci crée de très hauts champs magnétiques. Ainsi, le proton d'un noyau d'hydrogène, sous l'effet d'un champ magnétique statique \vec{B}_0 (en général 1,5 Tesla (T) pour une IRM clinique) est soumis à un mouvement de précession qui a la propriété de tourner sur lui-même comme le mouvement d'une toupie qui bascule et reste en équilibre pendant la rotation [Tamraz et al., 1999]. Ainsi, les protons des atomes d'hydrogène s'alignent dans la direction de \vec{B}_0 avec une vitesse angulaire ω_0 donnée par l'équation de Larmor :

$$\omega_0 = \gamma B_0 \quad (2.1)$$

avec $\gamma = 2.675 \cdot 10^8$ Hz/T le rapport gyromagnétique. Cette équation impose au champ magnétique d'être proportionnel à la vitesse angulaire et par la suite à la fréquence de précession dite la fréquence de Larmor définie par $f_0 = \frac{2\pi}{\omega_0}$. Ainsi l'équation 2.1 devient :

$$\omega_0 = \frac{2\pi}{f_0} = \gamma B_0 \quad (2.2)$$

Cette relation est à la base de la construction de l'image par résonance magnétique.

2.2.1.2 Le phénomène de résonance et le retour à l'état d'équilibre

Le principe de la résonance magnétique nucléaire consiste à appliquer un champ magnétique tournant \vec{B}_1 (ou radio-fréquence RF) perpendiculaire à \vec{B}_0 . Ceci permet de faire entrer le système global en résonance. La vitesse de rotation du champ \vec{B}_1 doit être égale à la fréquence de Larmor f_0 . A la fréquence de résonance, les protons alignés dans le champ magnétique sont représentés par un vecteur de magnétisation \vec{M} qui possède deux composantes, la magnétisation longitudinale M_z et la magnétisation transversale M_{xy} . Pendant le phénomène de résonance le proton absorbe de l'énergie et passe d'un niveau d'énergie donné à un niveau supérieur. Une fois que le système dépasse l'étape de perturbation et que l'excitation s'arrête par impulsion RF, il tend à revenir à son état d'équilibre : c'est la relaxation. La mesure de l'IRM est ainsi possible en mesurant le temps de relaxation du signal qui dépend de l'intensité du champs magnétique constant \vec{B}_0 et de la nature des tissus. Deux phénomènes physiques caractérisent la relaxation de l'aimantation longitudinale M_z et l'aimantation transversale M_{xy} . Ils sont caractérisés par deux échelles temporelles paramétrées par deux constantes de temps : T_1 pour la relaxation de M_z entre spin-réseau et T_2 pour celle de M_{xy} entre spin-spin.

2.2.2 Acquisition des l'IRM

Maintenant que le principe de l'imagerie par résonance magnétique est expliqué nous allons décrire les différents types de contrastes qui permettent de construire les images avec des informations de natures différentes nommées modalités. Pour l'IRM classique, on peut pondérer l'image en T_1 , T_2 et en densité de proton caractérisé par le paramètre ρ . Ceci met en évidence des paramètres d'acquisitions : le temps d'écho (TE) qui est le temps qui sépare le temps d'impulsion RF et l'acquisition du signal. Le temps de répétition (TR) qui définit le temps entre deux impulsions RF consécutives. Les différents tissus du corps humain ont des densités en atomes d'hydrogène différentes et des constitutions différentes. Ces différences engendrent des temps de relaxation T_1 et T_2 différents. Ainsi, ces tissus peuvent renvoyer des signaux caractéristiques si l'on arrive à mettre en évidence ces écarts de temps. Deux grandes natures de séquences sont acquises : celles selon le principe de l'écho de spin, et celles selon le principe de l'écho de gradient. Une deuxième distinction est utilisée selon le contraste tissulaire obtenu, dit de pondération T_1 , de pondération T_2 et de densité de protons [Capelle, 2003].

2.2.2.1 Les pondérations

Trois types de pondération peuvent donc être obtenus :

- **Pondération en T_1** : utilise un temps de répétition TR court, $TR=400$ à 600 ms et un temps d'écho TE court, $TE=10$ à 20 ms. Ainsi, on obtient un contraste d'image pondérée en T_1 , pondération dite "anatomique". En pondération T_1 l'os et le cartilage des différentes articulations apparaissent en hyposignal à cause de sa faible densité en eau (12%), le reste des tissus mous (muscles et tendons) apparaît en gris.
- **Pondération en T_2** : utilise un temps de répétition TR long, $TR>200$ ms et un temps d'écho TE long, $TE>80$ ms. En utilisant un temps de répétition long et un temps d'écho long, on obtient un contraste d'image dite pondérée en T_2 , dite aussi pondération tissulaire : le tissu chargé en eau (œdème par exemple) apparaît en hypersignal, l'os, les tendons, et les muscles restent en noir, le cartilage apparaît en gris.
- **Pondération en densité de protons** : obtenu en utilisant un temps de répétition TR long $TR>200$ ms et un temps d'écho TE court, $TE=10$ à 20 ms. L'intensité de l'image dans cette pondération dépend beaucoup plus de la densité locale des protons que des constantes de relaxation T_1 et T_2 .

2.2.2.2 Les séquences

- **Écho de Spin (ES)** : il s'agit de la séquence la plus classique, elle favorise les pondérations en T_1 , T_2 et en densité de proton. La séquence en écho de spin est formée de :
 - une impulsion de 90° d'excitation et une impulsion de 180° d'inversion.
 - une période de déphasage dans le plan transverse des protons et une période de rephasage pendant $TE/2$.
 - une lecture du signal (lecture de l'écho de spin).
- **Écho de gradient (EG)** : Il s'agit d'une séquence sensible aux inhomogénéités du champ magnétique Brownien. Elle se distingue de la séquence précédente (Echo de spin) par son angle de bascule inférieur à 90° ce qui diminue la quantité d'aimantation basculée. Ainsi, le retour à l'équilibre s'effectue plus rapidement. Le principal intérêt de l'écho de gradient sera donc le gain de temps, qui autorise la réalisation d'une imagerie 3D.
l'inconvénient de cette séquence est lié à un temps d'acquisition très long, une cinquantaine de minutes. Cet inconvénient a été surmonté grâce aux séquences turbo spin écho.

2.2.3 Caractéristiques des images par résonance magnétique

2.2.3.1 Facteur de qualité

La qualité des images IRM dépend de plusieurs paramètres :

- La résolution spatiale
- Le contraste

– Le rapport signal sur bruit

En fonction de la région anatomique étudiée, de la pathologie recherchée, et des préférences de l'équipe, on privilégiera l'un ou l'autre de ces paramètres.

2.2.3.2 Défauts des images par résonance magnétique

Les sources artéfacts en IRM sont nombreuses. Elles sont responsables d'erreurs dans l'encodage de l'image, de perte ou de rehaussement artificiel du signal. Ces agents nuisibles ne sont pas maîtrisables et entraînent une dégradation des images. Ceci crée des problèmes lors du traitement des données. Les principaux artéfacts qui peuvent toucher les images par résonance magnétique sont les suivants :

- **Le bruit** : Il provient à la fois du patient et de la chaîne de mesure (convertisseurs analogique-numérique, antenne, etc) (Figure 2.12). La qualité des données acquises est définie à l'aide du rapport signal sur bruit. Plusieurs opérations de traitement sont indispensables afin de diminuer son effet. Pour ce faire, il est important de connaître la nature et les caractéristiques de ce bruit afin de choisir la méthode adéquate pour l'éliminer. Une étude complète de bruit sur les images IRM sera abordée dans la prochaine section.



FIGURE 2.12: IRM de la hanche bruitée

- **l'effet du volume partiel** : il s'agit d'un phénomène qui apparaît lorsque plusieurs tissus occupent le même élément de volume ou voxel (Figure 2.13), par conséquent le niveau de gris associé à de tels voxels, est obtenu à partir d'un signal hybride, il est moins observé dans le cas d'une haute résolution spatiale de l'image (Figure 2.14).

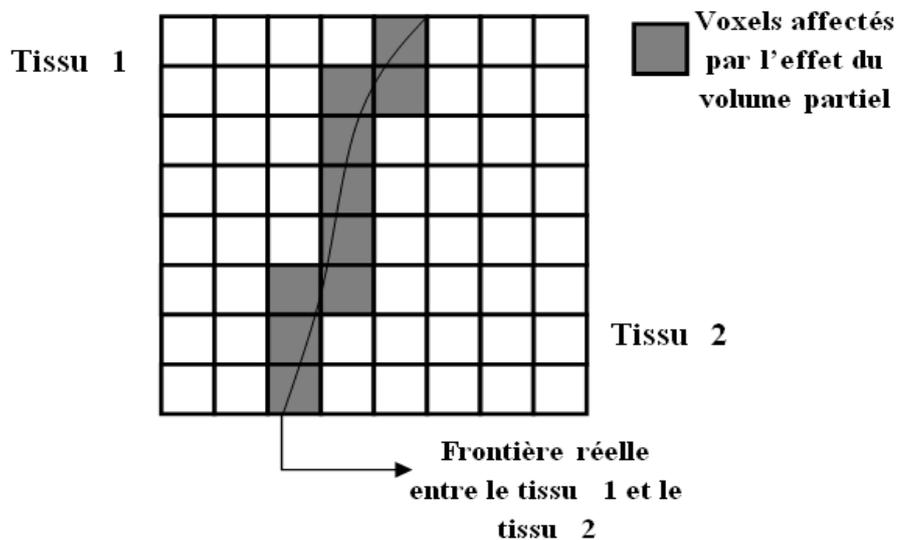


FIGURE 2.13: Effet du volume partiel



FIGURE 2.14: L'effet du volume partiel sur une IRM de la hanche

- **Les hétérogénéités d'intensité** : c'est la variation de l'intensité dans un même tissu. En effet, les champs magnétiques produits ne sont pas uniformes et provoquent une hétérogénéité dans la distribution des intensités des images obtenues. Ce type d'imperfection n'est pas gênant pour le clinicien. Par contre, il peut être problématique pour un outil de traitement d'images automatique.

D'autres imperfections peuvent affectées l'image lors de l'acquisition, on cite l'artéfact lié au mouvement du patient. Deux types de mouvement peuvent exister :

- Les mouvement cycliques : comme les mouvements respiratoires, les battements du cœur et les flux sanguins.
- Les mouvements aléatoires : liés au mouvement du patient comme les mouvements oculaires,

le flux du liquide cérébro-spinal par exemple. Dans le cas de l'IRM ostéo-articulaire, ce problème peut être évité car l'immobilisation des membres supérieurs ou inférieurs est plus facile que pour d'autres organes.

2.2.4 Identification du type de bruit

Dans l'imagerie par résonance magnétique, l'identification du type de bruit ainsi que l'estimation de son amplitude sont deux étapes primordiales à réaliser pour évaluer la qualité de l'image d'une part et pour choisir la méthode de correction adéquate d'autre part. Dans la littérature, il a été démontré que les données IRM sont issues du domaine de l'espace fréquence appelé aussi l'espace-k. Une reconstruction plus simple des données dans le domaine spatiale de l'image est possible en utilisant une transformation de **Fourier** (FFT). La linéarité de la transformée de Fourier permet de préserver le caractère d'origine du bruit. Ainsi, le résultat génère des données images complexes dont l'amplitude A est définie comme suit :

$$A = \sqrt{\left(Re(I)^2 + Im(I)^2\right)} \quad (2.3)$$

avec $Re(I)$ et $Im(I)$ la partie réelle et imaginaire de l'image correspondante. A partir de ces informations, le signal bruit présent dans les régions d'intérêt à la fois de la partie réelle et imaginaire des données par résonance magnétique brutes est approché par un bruit gaussien additif de variance égale [Drumheller, 1993, Gudbjartsson and Patz, 1995]. Les bords de l'image suivent alors une distribution de Rice dite aussi distribution ricienne [Henkelman, 1985, Constantinides et al., 1997, Dietrich et al., 2008, Krissian and Aja-Fernandez, 2009], selon la fonction de densité de probabilité suivante :

$$p(A) = \frac{A}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{A^2 + \nu^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{A\nu}{\sigma^2}\right) \quad (2.4)$$

avec σ^2 l'écart type du bruit gaussien dans le domaine complexe de l'image. I_0 est la fonction de Bessel à l'ordre 0 [Rice, 1944], et A est l'amplitude de l'image complexe, ν est l'amplitude du signal dans l'image sans le bruit. Dans la fonction de densité de distribution de Rice (équation (2.3)) le rapport signal sur bruit SNR est égal au rapport $\frac{\nu}{\sigma}$ dans le cas ou $\sigma = 1$, $SNR = \nu$.

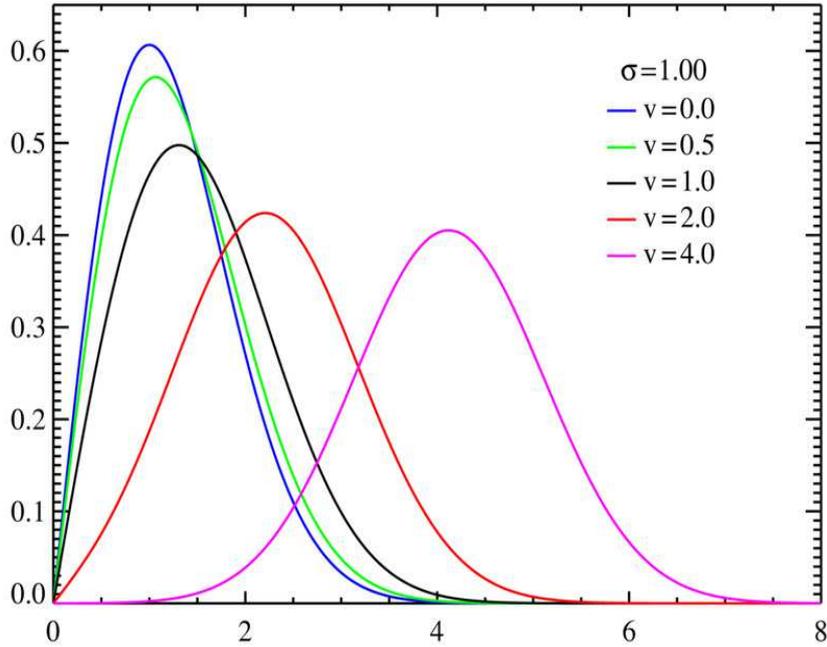


FIGURE 2.15: Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rice

Ainsi, nous considérons que le bruit dans les données IRM est un bruit Ricien :

- décrit par une distribution de Rayleigh à l'extérieur (les bords de l'image) pour $SNR = \nu < 3$ (Figure 2.15)
- approché par un bruit Gaussien dans la zone d'intérêt de l'image lorsque le rapport signal sur bruit est largement supérieur à 3 ($\nu = SNR \gg 3$) (Figure 2.15 courbe violette). Ce qui est le cas dans la plupart des données IRM [Nowak, 1999, Sijbers et al., 2007].

Ce modèle d'approximation est utilisé dans la majorité des méthodes d'estimation du bruit bien que :

- le modèle de Rayleigh puissent échouer lorsque le signal dans la partie extérieure de l'image n'est pas égal à zero,
- l'approximation gaussienne est fausse lorsque le rapport signal sur bruit est faible.

Dans la suite du manuscrit, le bruit considéré est approché par une distribution gaussienne pour la région d'intérêt. Dans ce cas, ce bruit est supposé **additif gaussien** [Krissian and Aja-Fernandez, 2009] de moyenne $\mu = 0$ et de variance σ^2 :

$$b_{Gauss}(A, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(A - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.5)$$

où A est l'intensité du pixel dans l'image non bruitée.

Ainsi, l'intensité de chaque pixel de l'image traitée est la somme de l'intensité réelle du pixel et le bruit approché par la loi normale de densité de probabilité [Gudbjartsson and Patz, 1995, Dietrich et al., 2008].

2.2.5 Les apports de l'IRM pour la compréhension des pathologies articulaires

Comparée aux différentes techniques d'imagerie médicale l'IRM est celle qui offre la possibilité de visualiser les organes profonds et opaques. Elle fournit des renseignements sur l'anatomie : taille et le volume des organes, mise en évidence de tumeurs, leur taille et éventuellement leur nature. Elle permet de détecter des malformations, des inflammations, des hématomes en formation. Elle est particulièrement utile pour l'étude des tissus mous, tendons, ligaments, muscles qui ne peuvent pas être visualisés par l'imagerie habituelle. Il est possible aussi de déterminer la cause d'une douleur au niveau d'une articulation [Garneau et al., 1991, Applegate et al., 2004, Shahabpour et al., 2005, Chandrasekaran et al., 2012]. En effet, l'IRM est l'examen de choix pour détecter des lésions au niveau des articulations puisque c'est le seul examen non invasif qui donne une description détaillée des caractéristiques de différents tissus mous tels que les ménisques, les ligaments du genou. Cette technique d'imagerie permet de trouver tout autant des petites déchirures musculaires que des tumeurs des parties molles. Elle a été principalement choisie pour le diagnostic de certaines pathologies du complexe articulaire de l'épaule comme le cas de la rupture de la coiffe des rotateurs, la tendinite du supra épineux.... Il s'agit d'une modalité très appréciée pour examiner les sportifs de haut niveau [Rodallec et al., 2008, Malghem et al., 2009].

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté dans un premier temps l'anatomie de trois importants complexes articulaires du corps humain (l'épaule, la hanche et le genou) en détaillant leur différentes compositions et fonctionnalités. Du fait que les articulations sont des liaisons entre différents parties du corps humain, elles sont sujettes à instabilité au cours des mouvements et à différentes pathologies difficiles à diagnostiquer. Ensuite, nous sommes passés à l'exploration de ces complexes articulaires à l'aide de la technique d'imagerie par résonance magnétique en tant que technique d'imagerie fréquemment utilisée comme outils de diagnostic de pathologies articulaires. Cette technique non invasive et non irradiante qui fournit des images en 2 et en 3 dimensions dans les 3 plans de l'espace avec une haute résolution. Elle possède l'inconvénient de donner des images bruitées. Ce bruit est par la suite identifié et approché afin de trouver l'outil adéquat pour minimiser son effet sur la qualité des images après acquisition. A la fin du chapitre, nous avons évoqué l'apport de l'imagerie par résonance magnétique pour l'étude des complexes articulaires ainsi que pour l'aide au diagnostic de différentes pathologies articulaires. Dans le chapitre suivant nous allons présenter une méthode de filtrage qui permet d'éliminer le

bruit des images tout en préservant les détails importants de manière à aider à la segmentation des structures d'intérêt.

Chapitre 3

Le Filtrage par diffusion anisotrope

Sommaire

Introduction	30
3.1 Le filtrage des images IRM	30
3.2 Notion de diffusion et filtrage d'images	31
3.2.1 Principe de la diffusion : Équation de la chaleur	31
3.2.2 Lien entre équation de diffusion et traitement d'images	32
3.3 La diffusion isotrope	32
3.4 La diffusion anisotrope	35
3.4.1 Modèle de Perona et Malik	35
3.4.2 Améliorations du modèle classique proposées dans la littérature	39
3.4.3 Limitation des méthodes de diffusion et nos propositions de solution	40
Conclusion	44

Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons présenté les caractéristiques de l'imagerie par résonance magnétique appliquée aux complexes articulaires du corps humain. En effet, ces données anatomiques sont dans la plupart des cas entachées d'artéfacts qui peuvent être gênant pour la compréhension et le traitement des données. En particulier le bruit, qui est un signal indésirable, vient se superposer au signal de l'image en influant sur sa qualité. Pour remédier à ce problème, il existe des outils de pré-traitement qui permettent d'éliminer au maximum ce type de perturbation tout en respectant l'intégrité de la scène originale. Il s'agit d'appliquer un lissage sur les données acquises à l'aide d'un filtre pour séparer le signal des données brutes du bruit. Dans la littérature, il existe plusieurs types de filtres, le choix du filtre adéquat dépend

du type de bruit considéré et par l'utilisation qu'on veut faire de l'image par la suite (détection de contour, segmentation, ...). Dans ce chapitre, d'abord nous allons présenter quelques techniques de filtrage d'images en montrant les avantages et les inconvénients de chacune. Ensuite, nous allons détailler les méthodes de filtrage basées sur un principe de diffusion modélisé par une équation aux dérivées partielles. Enfin nous étudions le filtrage par diffusion en montrant quelques applications de ce type de filtre sur des données IRM.

3.1 Le filtrage des images IRM

Le pré-traitement d'image regroupe l'ensemble des méthodologies de restauration qui permettent d'améliorer l'interprétabilité et la perception de l'information afin de garantir les résultats des étapes de traitement qui succèdent le pré-traitement (segmentation, extraction de données, post-traitement). L'opération de filtrage est considérée comme primordiale dans l'étape de pré-traitement, dans la littérature il existe différentes méthodologies de filtrage [Cocquerez and Philipp, 1995], la plupart sont principalement basées sur la transformation du niveaux de gris des pixels en fonction de leurs voisins. On trouve les filtres linéaires passe-bas basés sur le principe de convolution. Ces filtres traitent les signaux informations "détails de l'image" de la même façon que le signal bruit puisqu'il s'agit de hautes fréquences dans les deux cas. Ainsi, les contours de l'image sont perdus et celle-ci devient floue [Bazeille et al., 2008] et difficile à interpréter. Dans notre cas, les images médicales sont généralement corrompues par un bruit élevé en plus d'avoir un mauvais contraste. En particulier les images par résonance magnétique sont affectées par un bruit additif supposé Gaussien qu'il convient de supprimer afin que les tissus anatomiques similaires présentent une intensité constante, sans toucher les frontières de chaque structure dans l'image. L'application d'un filtrage linéaire cause la perte d'informations qui jouent un rôle primordial dans l'interprétation. En effet, les images IRM contiennent plusieurs détails contenus dans la forme des contours, l'intensité des régions ainsi que le contraste. La perte de ces détails influence le diagnostic final établi par l'expert. Par conséquent, il est nécessaire de trouver le filtre adéquat qui permet de diminuer l'influence du bruit tout en conservant les détails de l'image. Face à la problématique de l'interprétation de l'image médicale, les filtres non linéaires sont les plus utilisés dans ce cas. Ils permettent, contrairement aux filtres linéaires, de respecter les frontières dans l'image tout en éliminant le bruit à l'intérieur des régions [George and Indu, 2008]. Plusieurs filtres existent dans la littérature et parmi eux, les filtres par diffusion anisotrope [Weickert, 1996, Weickert, 1998a, Weickert, 1999] sont de plus en plus utilisés en imagerie médicale [Bakalexis et al., 2002, Buades et al., 2005, Kim et al., 2007, Gallea et al., 2008, Krissian and Aja-Fernandez, 2009]. Ils permettent de modifier l'intensité de voxels voisins afin de rendre une zone homogène en respectant des critères guidant l'extension ou l'arrêt de la diffusion. Ils sont caractérisés par leur grande capacité à éliminer le bruit à l'in-

térieur des régions tout en préservant les zones de transition des différents matériaux imagés. Ils ont été utilisés pour atténuer le bruit speckel dans les images échographiques [Tauber, 2005] et ultrasons [Zhi and Wang, 2008, Deng and Huang, 2010]. La diversité de l’information contenue dans les images IRM, la haute résolution des pixels et l’importante variation en intensité dans une même région, exige un outil de filtrage robuste et précis qui permet d’éliminer le bruit sans enlever les détails structurels comme les contours, qui jouent un rôle primordial dans la phase de l’interprétation. Dans ce contexte, plusieurs applications sur des données IRM ont été publiées ; les images IRM cérébrales ont fait l’objet des premiers essais avec les travaux de Gerig [Gerig et al., 1992] et Gallo [Gallo et al., 1996] puis, plus récemment les travaux de Krissian [Samsonov and Johnson, 2002, Krissian and Aja-Fernandez, 2009, Zhang and Ma, 2010]. Plus tard, le processus a été généralisé à des IRM d’autres organes du corps humain vu le succès sur les images du cerveau. On cite les travaux de Positano [Positano et al., 2000] et de Ardizzone [Ardizzone et al., 2008] sur des IRM cardiaques et les travaux de Tang [Tang et al., 2007], de Jerbi [Jerbi et al., 2007] et de Vibhakar [Vibhakar et al., 2012] sur des IRM osseuses. Dans notre cas les images traitées sont des IRM d’articulations osseuses qui contiennent beaucoup d’informations dues aux différents tissus présents : os et tissus mous (les muscles, les tendons). Ce type de données considérées comme complexes nécessite un filtrage robuste anisotrope. Dans la suite du chapitre, nous rappelons le principe de diffusion isotrope et ses limites, puis nous passons au modèle anisotrope de Perona et Malik. Enfin nous présentons les améliorations issues de la littérature et de nos travaux antérieurs.

3.2 Notion de diffusion et filtrage d’images

Dans cette section, nous allons présenter dans la première partie le principe physique de la diffusion ainsi que l’origine de l’équation de diffusion. Dans la seconde partie nous expliquons le lien entre le principe physique de la diffusion et l’application du processus en traitement d’image.

3.2.1 Principe de la diffusion : Équation de la chaleur

Le processus de filtrage par diffusion est analogue à l’équation de diffusion de la chaleur [Koenderink, 1984]. Celle-ci est basée sur le principe du transport de la matière spontanément et d’une manière irréversible à l’intérieur d’une même phase. En absence de force extérieure et à température homogène, ce transport permet d’équilibrer la concentration des constituants de la matière dans toute la phase sans création ni destruction. Cette observation physique peut être formulée par une loi mathématique appelée *loi de Fick* :

$$\psi = -D \nabla u \tag{3.1}$$

Cette équation indique qu'un gradient de concentration de particules dans un liquide noté ∇u produit un flux noté ψ qui a pour rôle de compenser ce gradient. D est le coefficient de diffusion. De plus, l'observation que la diffusion ne transporte que la masse, sans destruction ni création de nouvelle masse, est exprimée par l'équation de continuité :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -div(\psi) \quad (3.2)$$

où $\frac{\partial u}{\partial t}$ est la dérivée partielle de u par rapport au temps et $div()$ est l'opérateur de divergence.

Ainsi, à partir de la *loi de Fick* représentée par l'équation (3.1) et l'équation de continuité (3.2) on peut établir une équation aux dérivées partielles (EDP) :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = div(D \nabla u) \quad (3.3)$$

où D est un scalaire positif qui peut être isotrope ou non.

Cette équation apparaît dans de nombreux processus physiques de transport. Dans le cadre de transfert de chaleur, il est appelé équation de la chaleur. En effet, la chaleur diffuse d'un point à un autre, de proche en proche, et tend ainsi à se répartir uniformément au fur et à mesure que le temps s'écoule.

3.2.2 Lien entre équation de diffusion et traitement d'images

En traitement d'images, on peut transposer le phénomène de diffusion de la chaleur dans un milieu physique, à la diffusion d'intensité dans une image afin de diminuer les variations de niveaux de gris dues au bruit dans une région cohérente par rapport au matériau imagé. Ainsi, l'équation de diffusion (3.3) en traitement d'images peut être réécrite de la manière suivante :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = div(D) \cdot \nabla I + D \Delta I \quad (3.4)$$

où Δ est l'opérateur Laplacien et I est l'image brute. Dans le cas où le coefficient de diffusion D est constant sur toute l'image, la diffusion est dite linéaire, homogène et isotrope ($div(D) = 0$). Dans le cas contraire, lorsque le coefficient de diffusion dépend des caractéristiques spatio-temporelles de l'image, on parle de diffusion non-linéaire et anisotrope.

3.3 La diffusion isotrope

La diffusion linéaire est parmi les méthodes les plus simples pour lisser les images en utilisant les EDP. Dans ce paragraphe, on va établir le lien entre la diffusion linéaire et le filtrage. Si D est constant, l'équation de diffusion dans une image $I(x, y, t)$ à l'instant t est une EDP linéaire

parabolique s'écrivant comme suit :

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t) = \Delta I(x, y, t), t > 0; x, y \in \mathbb{R}^2 \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (3.5)$$

Witkin [Witkin, 1983] montre que la solution de cette équation pour $t > 0$ est équivalente à la convolution de l'image originale I_0 par une fonction gaussienne :

$$I(x, y, t) = (G_\sigma * I_0)(x, y) \quad (3.6)$$

où G_σ est le noyau de Gauss d'écart type $\sigma = \sqrt{2t}$

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.7)$$

Bien que le processus de filtrage par diffusion linéaire soit parmi les méthodes les plus faciles à implémenter, il possède un inconvénient majeur : le paramétrage de la variable d'échelle t du processus de diffusion est le même sur toutes les zones de l'image et donc ne prend pas en compte la particularité de chacune d'elles.

Nous avons appliqué le processus de filtrage isotrope sur un volume de données IRM du corps humain de dimension $448 \times 448 \times 420$ et de résolution $0.9 \times 0.9 \times 0.9$ en faisant varier les itérations entre 10 et 200 itérations. La figure 3.2 montre que plus on augmente le nombre des itérations plus l'image devient floue et les contours se dégradent en comparaison à l'image originale (voir figure 3.1).

La figure 3.3 montre la variation du niveau de gris sur un profil de ligne de la figure 3.1 au cours des itérations. On remarque bien que plus le nombre des itérations est grand plus les grandes variations du niveau de gris associées à une transition d'une région à une autre sont atténuées. Ceci prouve que l'application de la diffusion isotrope élimine correctement le bruit dans l'image mais les contours sont de plus en plus dégradés. La diffusion isotrope ne permet pas de préserver les contours dans l'image (filtrage passe-bas).

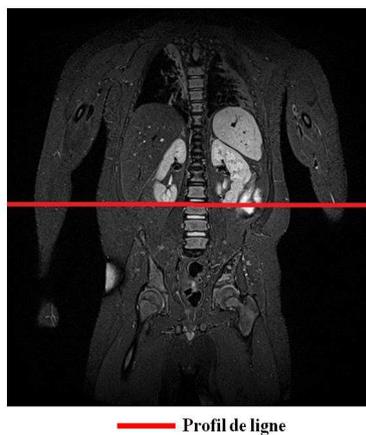
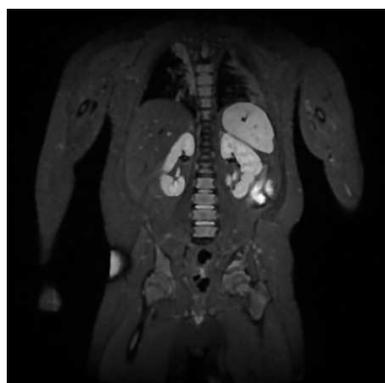
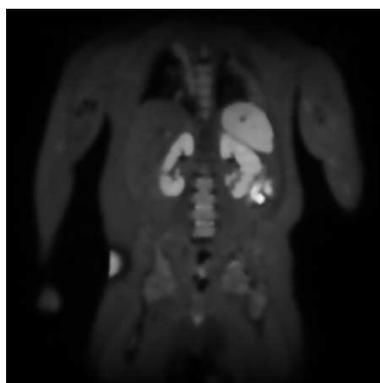


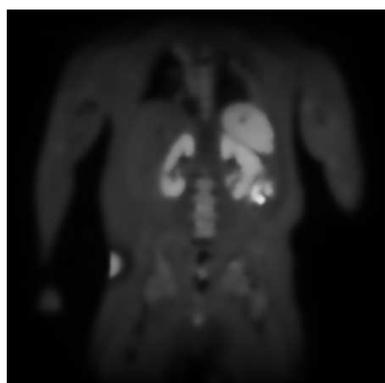
FIGURE 3.1: Image original I_0



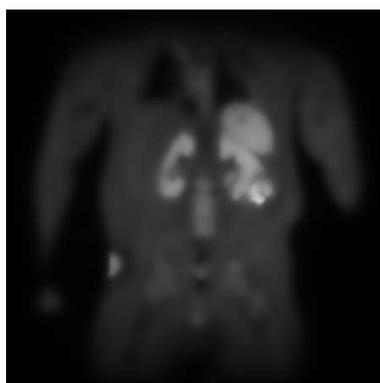
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 3.2: Image initiale Filtrage par diffusion isotrope, avec différentes itérations :(a)=10, (b)=50, (c)=100,(d)=200

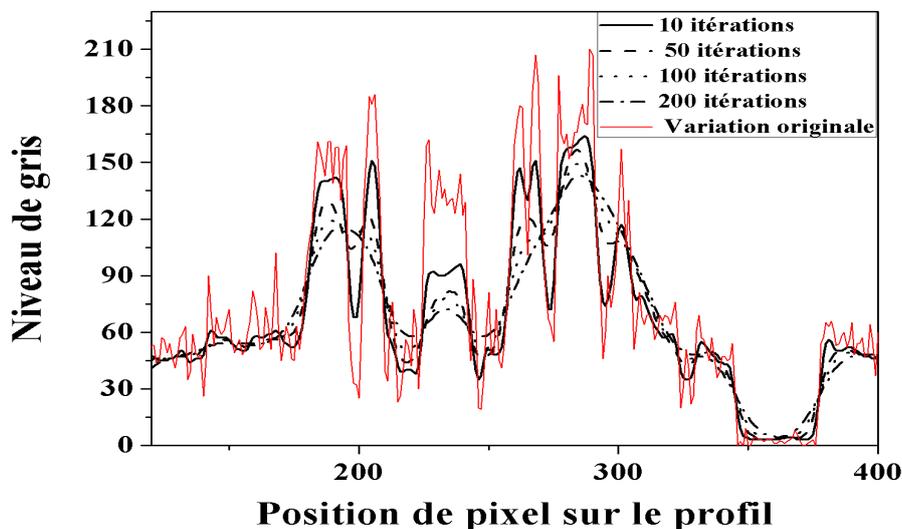


FIGURE 3.3: Variation du niveau de gris du profil de ligne de la figure 3.1 pour différentes itérations

3.4 La diffusion anisotrope

Afin de remédier aux problèmes du filtrage par diffusion linéaire (le filtrage isotrope) et pour préserver les contours tout en éliminant le bruit dans l'image, il est nécessaire que le filtrage dépende des caractéristiques spatiales et temporelles de la zone considérée. C'est dans ce but que Perona et Malik [Perona and Malik, 1990] proposèrent un modèle de diffusion non linéaire basé sur un coefficient de diffusion variable en fonction de la zone traitée. Plus tard, d'autres recherches se sont intéressées à l'étude de ce filtre dans le but d'introduire des améliorations. Des détails sur les extensions du modèle de Perona et Malik seront présentés dans la suite du chapitre.

3.4.1 Modèle de Perona et Malik

L'idée première du modèle de Perona et Malik est de rendre l'équation de diffusion 3.4 dépendante du contenu de l'image et en particulier des contours. En effet, ils proposent de changer le coefficient de diffusion constant D par une fonction $g(x, y, t)$ dépendant à la fois de l'espace et du temps. Cette modification a pour but de réduire la diffusion dans les zones de fort gradient (ie : grande variation de niveau de gris lors du passage d'une région à une autre).

Ainsi, le coefficient de diffusion doit s'écrire sous la forme d'une fonction monotone décroissante ayant comme paramètre le module du gradient de l'image au pixel (x, y) et au temps t . Ainsi,

on encourage le filtrage en affectant un poids fort dans le cas des faibles gradient (variation faible de niveau de gris dans une même région), et on pénalise le filtrage en affectant un poids faible dans le cas des forts gradient (variation forte de niveau de gris sur les frontières). La diffusion non linéaire dite anisotrope qui en résulte s'écrit sous la forme de l'équation suivante :

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div} (g(|\nabla I|) \nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (3.8)$$

où g est un coefficient de diffusion positif et strictement décroissant qui satisfait aux conditions aux limites suivantes :

$$\begin{cases} g(0) = 1; \\ \lim_{x \rightarrow \infty} g(x) = 0. \end{cases} \quad (3.9)$$

x le module du gradient dans l'image I . Perona et Malik ont proposé deux fonctions satisfaisant aux deux conditions précédentes :

$$g(|\nabla I|, \delta) = e^{-\left(\frac{|\nabla I|}{\delta}\right)^2} \quad \text{Fonction Leclerc} \quad (3.10)$$

$$g(|\nabla I|, \delta) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|}{\delta}\right)^2} \quad \text{Fonction Lorentzienne} \quad (3.11)$$

où δ est le seuil gradient à partir duquel on décide si l'amplitude du gradient forte (pixels contours) ou faible (pixels régions).

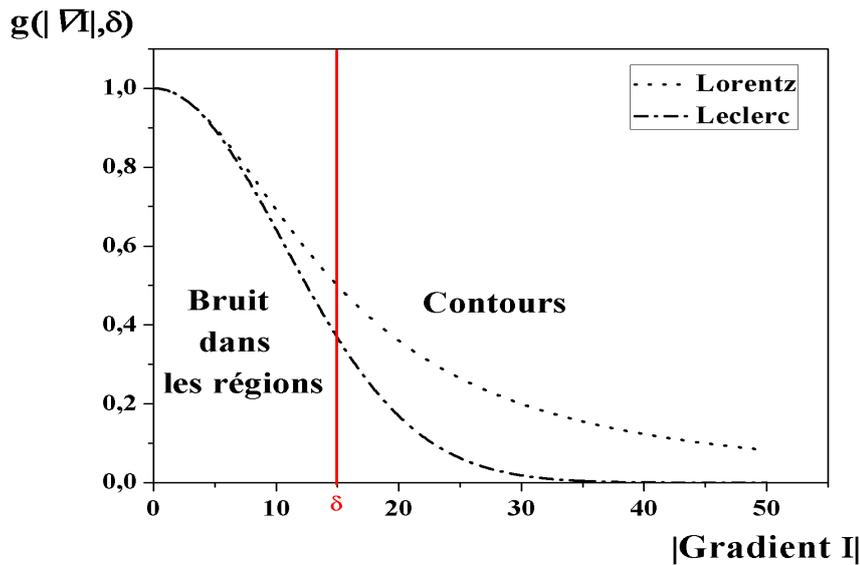


FIGURE 3.4: Fonctions de diffusion de Perona et Malik

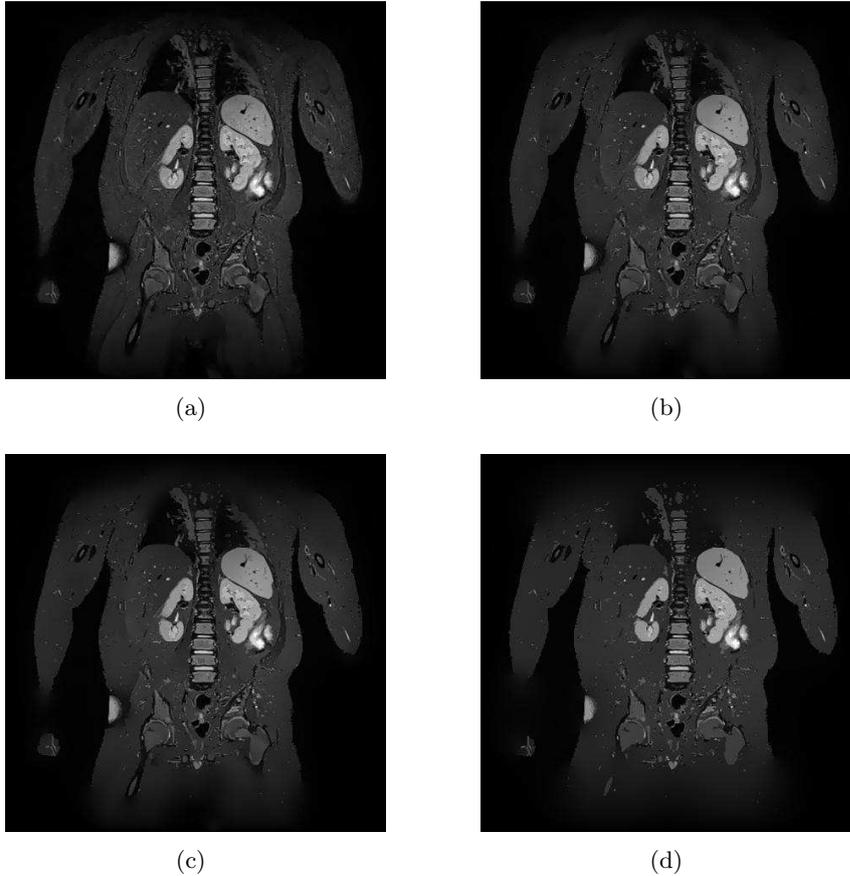


FIGURE 3.5: Image initiale filtrée par diffusion anisotrope de Perona et Malik (équation 3.8 avec différentes itérations : (a)=10, (b)=50, (c)=100, (d)=1000, $\delta = 15$, $\Delta t = 1/7$ paramètre de discrétisation de l'échelle temps

Les deux coefficients de diffusion proposés par Perona et Malik jouent le rôle d'une fonction de contrôle pour le filtrage appelée fonction d'arrêt contour.

- pour les amplitudes de gradient $|\nabla I| < \delta$ le pixel dans l'image est considéré dans une région bruitée ou non.

- pour les amplitudes de gradient $|\nabla I| > \delta$ le pixel dans l'image est considéré sur un contour.

La figure 3.4 montre l'influence des deux fonctions d'arrêt proposées par Perona et Malik sur les amplitudes des gradients des pixels. On remarque qu'à partir du seuil gradient $\delta = 15$, l'effet de la diffusion diminue de plus en plus afin de préserver les pixels supposés appartenir aux contours. Néanmoins, ces pixels ne sont pas diffusés de la même manière, ce qui pourrait entraîner une dégradation minime des contours pour un nombre important d'itérations (Figure 3.5). Ces constatations posent des doutes sur la robustesse des fonctions d'arrêt choisies par Perona et Malik. Une analyse détaillée sur le choix de la fonction d'arrêt sera abordée dans le chapitre suivant afin de déterminer la fonction qui répond vraiment à nos besoins, à savoir éliminer le maximum de bruit tout en gardant intacts les contours.

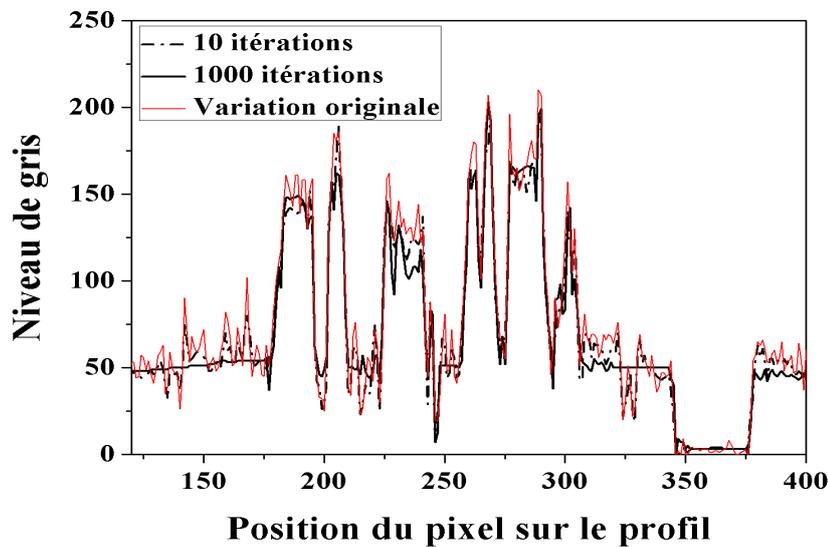


FIGURE 3.6: Variation du niveau de gris pendant les itérations

La courbe de la figure 3.6 montre la variation du niveau de gris sur un profil d'une image IRM 3.4 après l'application du filtre de diffusion anisotrope de Perona et Malik après 10 puis 1000 itérations. On voit bien que les grandes variations du niveau de gris (frontières entre deux zones dans l'image) conservent les mêmes valeurs même après 1000 itérations. Pour les résultats de la variations du niveau de gris après l'application de la diffusion isotrope (Figure 3.4) les grandes variation commencent à s'atténuer à partir de 100 itérations. Ceci montre que le processus de filtrage par diffusion anisotrope, qui tient compte des propriétés locales de l'image, permet de conserver les contours de l'image et par la suite la structure de l'objet présent dans l'image, alors que le processus de filtrage par diffusion isotrope tend à atténuer les grandes variations de niveaux de gris dans l'image, ce qui signifie l'effacement des contours au cours des itérations. Concernant les petites variations à l'intérieur des régions, elles s'annulent après un nombre d'itérations ce qui correspond à l'homogénéisation des zones et donc l'élimination du bruit dans les régions.

Le processus de la diffusion anisotrope utilise une fonction d'arrêt contours qui permet de contrôler le filtrage. Cette fonction emploie un paramètre important qui joue le rôle d'un seuil pour classer les gradients en gradients forts ou gradients faibles. Ce paramètre peut être déterminé empiriquement mais il est possible de le fixer automatiquement à l'aide d'une méthode robuste qui garantit le bon fonctionnement du filtre anisotrope. Une partie du chapitre 4 sera consacrée à l'étude et l'estimation de ce paramètre. Voyons maintenant les améliorations que propose la littérature pour pallier au problème théorique de la non-convergence vers une solution unique de l'EDP de Perona et Malik.

3.4.2 Améliorations du modèle classique proposées dans la littérature

3.4.2.1 Stabilité du modèle

Vu l'importance du filtrage par diffusion anisotrope de Perona et Malik, plusieurs travaux se sont intéressés à l'étude théorique approfondie des solutions de cette équation. Les publications nombreuses de Weickert ont été classées parmi les meilleures études qui se sont intéressées au modèle de Perona et Malik [Weickert, 1996, Weickert and Benhamouda, 1997, Weickert, 1998b, Weickert, 1999]. Ces différents travaux critiquent le modèle de Perona et Malik en montrant l'impossibilité de justifier à la fois l'existence et l'unicité de la solution de l'équation 3.4. Ce problème vient du fait que les fonctions flux associées aux fonctions d'arrêt proposées (équations 3.10 et 3.11) sont décroissantes pour certaines valeurs du gradient. Ceci pousse le modèle à se comporter comme l'équation inverse de la chaleur et entraîne ainsi la création de singularités. Ce type de comportement entraîne une instabilité du modèle et une sensibilité aux petites perturbations des données brutes caractéristiques des problèmes mal posés ou mal conditionnés.

Pour résoudre ce problème, une première amélioration a été proposée par Catté et al [Catté et al., 1992] en introduisant une modification à l'équation de Perona et Malik. Il s'agit de calculer le gradient de l'image sur une version lissée de celle-ci par un noyau gaussien G_σ . On obtient :

$$\nabla(G_\sigma * I) = \nabla G_\sigma * I = \nabla \tilde{I} \quad (3.12)$$

Cette modification a permis de montrer l'existence et l'unicité de la solution de l'équation. L'équation de diffusion devient comme suit :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div} \left(g \left(|\nabla \tilde{I}| \right) \nabla I \right) \quad (3.13)$$

Cette modification permet de lisser l'image avant le processus de filtrage par diffusion à l'aide d'un noyau gaussien d'écart type σ qui caractérise la largeur du filtre égale à 3σ en partant du point central. Elle introduit aussi des gradients moins forts pour les petits détails. Par contre, les détails significatifs sont préservés à l'aide de la fonction g . Le choix de l'écart type du noyau gaussien est important : une valeur faible de σ ne résout pas le problème et mène au modèle de Perona et Malik. Une valeur trop élevée entraîne une dégradation des détails pertinents de l'image. La valeur de sigma est généralement < 1 pour atténuer les variations des gradients, > 1 si on veut rendre l'image floue. Dans ce cas, une valeur médiane permet de lisser les gradients sans détériorer l'image : $\sigma = 0.5$ est la valeur utilisée dans notre processus de diffusion, une valeurs très proche de 1 lisse beaucoup l'image et une valeur très faible préserve les grandes variations des gradients.

3.4.2.2 Contrainte sur la direction de diffusion

Afin de mieux contrôler le comportement normal de la diffusion des pixels (direction du gradient), Alvarez [Alvarez et al., 1992] introduit une deuxième amélioration qui favorise la diffusion des pixels de l'image dans la direction orthogonale à leur gradient. Un terme de courbure est ainsi introduit à l'équation 3.15 et l'équation de diffusion est réécrite comme suit :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = g(|\nabla \tilde{I}|) |\nabla I| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) + \nabla g(|\nabla \tilde{I}|) \cdot \nabla I \quad (3.14)$$

où \tilde{I} désigne la version lissée de l'image originale et $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) = H(I)$ est le terme de courbure moyenne de l'image I .

$$\frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t) = H(I) g(|\nabla \tilde{I}|) |\nabla I| + \nabla g(|\nabla \tilde{I}|) \cdot \nabla I \quad (3.15)$$

La formulation de l'équation de diffusion par Alvarez favorise le lissage des pixels bruités de part et d'autre des pixels contours caractérisés par un gradient élevé. La déformation selon la courbure ignore ainsi la diffusion dans la direction du gradient et limite ainsi la dégradation des contours [Kimia and Siddiqi, 1996]. La fonction g joue le même rôle que dans l'équation de Perona et Malik à savoir limiter la diffusion dans la direction des gradients forts qui désignent les contours et la favoriser dans l'autre direction.

3.4.2.3 Conclusion

Les deux améliorations proposées par Catté et Alvarez ont permis d'une part de régulariser le modèle de Perona et Malik en calculant le gradient sur une version lissée de l'image par un noyau Gaussien, et d'autre part de diffuser les pixels dans la direction orthogonale à leur gradient.

Le modèle de Perona et Malik amélioré donne des résultats satisfaisants sur des images IRM affectées d'un bruit additif Gaussien qui est notre cas dans ce manuscrit. Il permet d'éliminer le bruit dans les régions tout en préservant les contours. Par contre ce même modèle s'est avéré moins performant face au bruit multiplicatif comme dans le cas du speckle dans les images échographiques [Tauber, 2005].

3.4.3 Limitation des méthodes de diffusion et nos propositions de solution

Malgré les améliorations proposées ci-dessus pour régulariser les solutions de l'EDP de diffusion et privilégier certaines directions, la limitation principale de ces méthodes est que l'image devient constante pour un grand nombre d'itérations (voir figure 3.7).

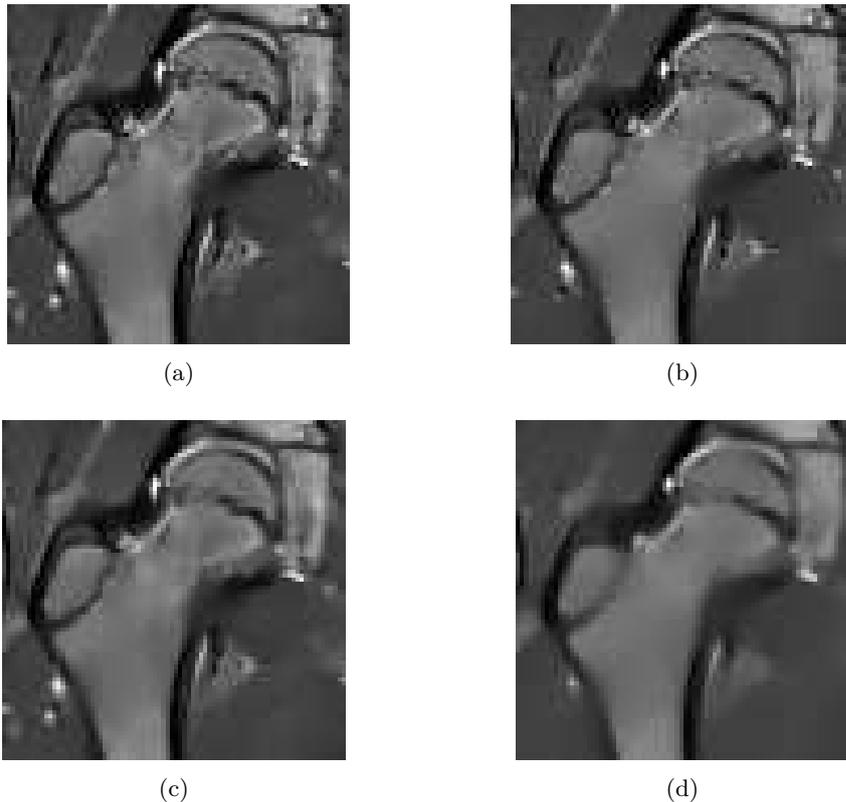


FIGURE 3.7: Coupe IRM filtrée de l'articulation coxo-fémorale : à gauche 50 itérations, à droite 200 itérations (a,b) Leclerc, (c,d) Lorentz.

Le schéma de Perona modifié n'échappe pas à la règle car les deux fonctions proposées pour pénaliser les gradients forts ne s'annulent pas au-delà du seuil δ . Ainsi, malgré leur capacité à arrêter la diffusion pour les gradients très forts et à lisser les régions pour les gradients très faibles, elles diffusent des gradients contour d'amplitude faiblement supérieure au seuil et en même temps elles ne lisent pas suffisamment les gradients régions d'amplitude faiblement inférieure au seuil. Plusieurs idées ont été proposées dont l'ajout d'un terme qui empêche l'image filtrée de s'éloigner de l'image d'origine en particulier de devenir trop floue comme cela est présenté dans le paragraphe suivant. L'autre proposition est de modifier la fonction d'arrêt comme présenté plus loin.

3.4.3.1 Introduction d'un terme de collement aux données

On a vu dans la section 3.4.2 que les dernières modifications de Alvarez [Alvarez et al., 1992] et de Catté [Catté et al., 1992] ont permis d'améliorer les résultats de filtrage anisotrope. Néanmoins, lorsqu'on augmente le nombre des itérations le processus de filtrage altère les contours de l'image. La solution est de forcer l'image diffusée à ne pas trop s'éloigner de l'image

initiale [Nordstrom, 1989]. Il s'agit d'ajouter un terme de collement ou de fidélité aux données à l'équation de diffusion qui empêche les données filtrées de s'éloigner des données initiales. Ainsi, l'équation de diffusion 3.15 devient :

$$\frac{I(x, y, z, t)}{\partial t} = \begin{cases} -\alpha g(|\nabla \tilde{I}|) |\nabla I| H(I) & (1) \\ +\beta \nabla g(|\nabla \tilde{I}|) \cdot \nabla I & (2) \\ +\gamma V_f & (3) \end{cases} \quad (3.16)$$

où α , β et γ sont des constantes positives à fixer.

Le premier terme (1) dans l'équation est dit **terme de diffusion** établi par Alvarez [Alvarez et al., 1992], ce terme permet de lisser les régions tout en préservant les contours avec une pénalité proportionnelle à la courbure moyenne.

Le deuxième terme (2) dit **terme de segmentation** permet d'améliorer le contraste sur les contours.

Le troisième (3) terme V_f désigne un **terme de fidélité aux données**. Il permet d'empêcher l'image filtrée I de s'éloigner de l'image initiale I_0 . Il est défini à l'aide d'une fonction $f(I)$ comme suit :

$$V_f = f(I) |\nabla I| \quad (3.17)$$

où $f(I) = I - I_0$.

En effet, à chaque itération l'image filtrée est comparée à l'image originale I_0 . De cette manière, l'image résultat finale reste fidèle aux données initiales et par la suite empêche l'altération des contours. Par contre, ce terme bloque prématurément le lissage des régions bruitées et le taux de bruit reste élevé.

Pour remédier à ce problème Jerbi [Jerbi et al., 2007] propose de comparer les données filtrées non pas aux données initiales ($t = 0$) mais à des données de références filtrées notées par I^* introduites progressivement après $(t - \varphi)$ itérations, où φ désigne le temps de retard. Ces données n'auront pas la même influence, et seront affectées par des poids générés à l'aide d'une fonction de pondération gaussienne de telle manière que l'instant considéré t ait un poids de 1. Ainsi, l'image filtrée à l'instant t aura un poids fort et celles des instants précédents $(t - \varphi)$ auront des valeurs de poids qui décroissent selon la fonction de Gauss. Ce qui donne une nouvelle formulation de la fonction $f(I)$:

$$f(I) = I_t - I_{t-\varphi}^*$$

où $I_{t-\varphi}^*$ sont les nouvelles données de référence.

L'équation de la diffusion améliorée est alors décrite comme suit :

$$\frac{I(x, y, z, t)}{\partial t} = \begin{cases} -\alpha g(|\nabla \tilde{I}|) |\nabla I| H(I) & (1) \\ +\beta \nabla g(|\nabla \tilde{I}|) \cdot \nabla I & (2) \\ +\gamma f(I) |\nabla I| & (3) \end{cases} \quad (3.18)$$

Bien que ce terme modifié permette de réaliser un compromis entre filtrage et préservation des contours, il engendre un coût énorme en mémoire et en temps de calcul. Dans la suite, nous verrons que le schéma proposé dans cette thèse permet d'éviter l'utilisation de ce terme en nous focalisant plutôt sur l'optimisation de la fonction de diffusion et du seuil gradient.

3.4.3.2 Optimisation de la fonction d'arrêt

Une autre solution est aussi proposée, elle consiste à donner un seuil à la fonction g , ce qui pose alors le problème de l'estimation du paramètre seuil gradient dans la fonction d'arrêt.

Il s'agit d'un paramètre décisif dans le processus de filtrage anisotrope, il permet de classer les pixels dans l'image en contours ou régions. Perona et Malik dans leur approche utilisent la méthode d'estimation décrite par Canny [Canny, 1986]. Cette dernière consiste à construire l'histogramme des valeurs absolues des gradients de l'image. Ainsi, la valeur du seuil δ est égale à 90% de l'intégrale de l'histogramme à chaque itération. Cependant, il est rare que l'histogramme soit bimodal et les statistiques robustes sont alors pertinentes et efficaces dans ce cas pour séparer les gradients dus aux contours de ceux dus au bruit. Elles ont été largement utilisées dans le domaine de la vision par ordinateur [Nikou et al., 1999]. La méthode d'estimation du paramètre seuil a fait l'objet de plusieurs travaux, ceux basés sur les statistiques robustes ont donné les meilleurs résultats.

Au-delà de l'estimation du paramètre seuil, on peut se demander si la fonction d'arrêt peut avoir une forme optimisée. Black [Black et al., 1998] critique le choix des fonctions d'arrêts (fonction de Leclerc et Lorentz) proposées par Perona et Malik et propose à son tour une fonction d'arrêt dite de Tukey qui atteint la valeur zéro lorsque l'amplitude du gradient dépasse le seuil gradient défini pour cette itération. Cette fonction, permet de remédier au problème des coefficients de diffusion de Perona et Malik associés respectivement à la fonction de Leclerc et à la fonction de Lorentz qui diffusent toutes les deux les pixels même après le seuil gradient.

L'objet du chapitre suivant est de comparer plusieurs fonctions d'arrêt en prenant le point de vue de l'estimation robuste proposée par Black. Ce même point de vue permettra d'obtenir automatiquement une estimation robuste du seuil de la fonction choisie.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons d'abord expliqué le processus de filtrage par diffusion anisotrope tout en analysant ces limites à l'aide d'illustration de résultats de filtrage sur des données IRM et des courbes de profils montrant les propriétés des régions bruitées et des contours avant et après la diffusion. Par la suite, nous avons cité les différentes améliorations proposées dans la littérature en particulier le terme de collement aux données de référence qui permet de faire un compromis entre lissage du bruit et préservation des contours. Étant donné que ce terme engendre un coût énorme en mémoire et en temps de calcul, nous avons proposé d'introduire un seuil à la fonction qui doit stopper le processus de diffusion. Cela rajoute un paramètre supplémentaire en plus du paramètre échelle du noyau gaussien utilisé pour régulariser l'EDP. Ce paramètre permet de classer les amplitudes des gradients en gradients faibles et gradients forts. Le choix de la fonction d'arrêt la plus pertinente ainsi que l'estimation précise du seuil peut se faire en se basant sur les statistiques robustes. C'est l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 4

Estimation Robuste et diffusion anisotrope

Sommaire

Introduction	46
4.1 Diffusion anisotrope et statistiques robustes	46
4.1.1 Statistiques robustes : état de l'art	46
4.1.2 Les estimateurs robustes et la diffusion anisotrope	46
4.1.3 Étude comparative de fonctions d'arrêt et analyse du comportement aux limites	48
4.2 Estimation automatique du seuil gradient	53
4.2.1 Estimation robuste : MAD	54
4.2.2 Estimation robuste proposée : estimation robuste locale	58
Conclusion	65

Introduction

Nous avons montré dans ce qui précède le principe de la diffusion anisotrope de Pérona et Malik ainsi que les améliorations proposées dans la littérature pour résoudre les problèmes liés à cette formulation. Dans ce chapitre, nous allons montrer le lien entre le principe de diffusion et les statistiques robustes. En effet, nous avons vu que les méthodes de diffusion anisotrope nécessitaient une estimation du paramètre de diffusion en chaque pixel ou voxel de l'image. Ce paramètre est classiquement une fonction dépendant du gradient. Différentes fonctions ont été proposées dans la littérature et nous en avons retenu 3 d'entre elles. Nous justifierons le choix retenu en comparant ces fonctions d'un point de vue théorique et applicatif.

Une fois la fonction de diffusion choisie, il est nécessaire de trouver la valeur du paramètre (module du gradient) optimale pour stopper la diffusion. Ce paramètre joue un rôle important dans l'équation de la diffusion anisotrope puisqu'il décide de l'appartenance de chaque pixel de l'image (ou voxel du volume) à une zone homogène ou à une zone de transition. Dans la littérature on trouve différentes méthodes d'estimation, les plus performantes étant celles basées sur les statistiques robustes [Rousseeuw and Leroy, 1987]. Pour ceci, dans un premier temps, nous nous intéressons au principe des estimateurs robustes en précisant leur intérêt dans les méthodes de filtrage. Nous montrons aussi quelques applications de l'estimateur robuste proposé par Black [Black et al., 1998]. La deuxième partie du chapitre présente la méthode d'estimation robuste que nous proposons finalement ainsi qu'une application sur des données d'IRM de l'épaule.

4.1 Diffusion anisotrope et statistiques robustes

4.1.1 Statistiques robustes : état de l'art

L'objectif principal de l'estimation robuste est de permettre une détermination précise des paramètres d'un modèle en présence de données aberrantes (outliers). En effet, il s'agit de minimiser une fonction coût de manière à limiter l'influence des résidus les plus importants. Ainsi, le modèle ne perd pas trop de ses qualités optimales lorsqu'on s'éloigne des hypothèses dont il dépend [Rousseeuw and Driessen, 1998, Hampel et al., 2005, Huber and Ronchetti, 2009]. Les techniques d'estimation robuste sont parmi les outils les plus utilisés en traitement d'images et en vision par ordinateur [Meer et al., 1991, Black et al., 1998].

Les plus populaires sont les M-estimateurs. Ils sont basés sur le principe du maximum de vraisemblance et ont pour objet de réduire l'influence des *outliers*. Le plus connu des M-estimateurs est la médiane. Son efficacité asymptotique est de 64% dans le cas d'une distribution normale des données [Rousseeuw and Croux, 1993].

Dans la suite du chapitre, nous allons établir un lien entre les M-Estimateurs et l'équation de la diffusion anisotrope. Cela nous permettra de déterminer de manière automatique le seuil d'amplitude des gradients à partir duquel la diffusion doit stopper.

4.1.2 Les estimateurs robustes et la diffusion anisotrope

Il a été prouvé, dans plusieurs travaux, qu'il est possible d'établir un lien entre les statistiques robustes et la diffusion anisotrope [You et al., 1996, Black et al., 1998]. En effet, le processus de la diffusion anisotrope peut être comparé à un problème d'estimation d'une image constante par morceaux à partir d'une image bruitée. Ainsi, le problème d'estimation peut être défini

comme une minimisation d'une norme d'erreur robuste de la différence de niveau de gris entre un pixel de l'image et celle de ces voisins. On note $\rho(\cdot)$ la fonction d'erreur à minimiser pour une image dans le domaine continue et on formule comme suit :

$$\min_I \left(\int_{\Omega} \rho(|\nabla I|, \delta) d\Omega \right) \quad (4.1)$$

où Ω est le support de l'image. La minimisation de la norme d'erreur liée à l'image peut se faire par descente de gradient [Smith, 1985] et ainsi, l'intensité d'un pixel doit être proche de l'intensité de ces voisins. En se basant sur l'équation 4.1, la variation de l'intensité des pixels dans l'image s'écrit comme suit :

$$\frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t) = \text{div} \left(\rho'(|\nabla I|, \delta) \frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) \quad (4.2)$$

Cette équation est analogue à l'équation de la diffusion anisotrope si l'on écrit la fonction de diffusion g comme suit :

$$g(x, \delta) = \frac{\rho'(x, \delta)}{x} \quad (4.3)$$

où x représente la norme du gradient $|\nabla I|$. Ainsi, on obtient la relation qui lie une image reconstruite via une estimation robuste et celle issue de la diffusion anisotrope [Black and Anandan, 1991]. Celle-ci a été largement utilisée dans plusieurs travaux [Meer et al., 1991], [Sawhney et al., 1995], [You et al., 1996], [Black and Rangarajan, 1996], [Stewart, 1997], [Betrouni, 2009]. Le résultat dépend d'un choix adéquat de la fonction d'erreur ρ qui permet de diminuer l'impact des outliers (les gradients forts) définissant les frontières entre les régions d'une image.

A l'aide de l'expression de g (équation 4.3) on arrive à établir une relation entre la norme d'erreur, la fonction de diffusion et sa fonction d'influence associée notée ψ . En omettant δ , on obtient :

$$\psi(x, \delta) = \rho'(x) = x g(x) \quad (4.4)$$

La fonction d'influence satisfait aux conditions suivantes : à chaque fonction de diffusion g , est associée une fonction d'influence $\psi(|\nabla I|) = |\nabla I| g(|\nabla I|)$. Cette fonction illustre l'influence des gradients de part et d'autre du paramètre seuil δ :

- ψ est strictement croissante pour les amplitudes des gradients $|\nabla I| < \delta$, pixels appartenant à une zone homogène mais comportant du bruit.
- ψ est strictement décroissante pour les amplitudes des gradients $|\nabla I| > \delta$, pixels appartenant à des contours.

Cette relation entre les statistiques robustes et la diffusion anisotrope permet de reformuler d'autres modèles de diffusion anisotrope en introduisant de nouvelles fonctions de diffusion comme le montre Black qui a utilisé entre autre un coefficient de diffusion associé à une fonction de Tukey [Black and Anandan, 1991]. Afin de montrer la robustesse du choix de cette fonction

nous allons procéder dans le paragraphe suivant à une comparaison d’une série de fonctions de diffusion en analysant leur comportement aux limites.

4.1.3 Étude comparative de fonctions d’arrêt et analyse du comportement aux limites

L’équation de diffusion anisotrope explicitée dans le chapitre précédent emploie un coefficient de diffusion qui dépend des caractéristiques spatiale et temporelle de l’image. Deux paramètres entrent ainsi en jeux : le paramètre champs de gradients des données (2D ou 3D) et le paramètre temps (itérations). Cette dépendance est représentée par une fonction de diffusion d’arrêt contours qui permet de contrôler le filtrage en fonction de l’amplitude du gradient (gradient fort ou gradient faible). Le filtrage selon l’amplitude du gradient se fait à l’aide de cette fonction de diffusion qui pénalise les forts gradients dus au contour. Nous avons choisi d’étudier trois modèles : les deux coefficients de diffusion proposés associés respectivement à la norme de *Leclerc* [Leclerc, 1989] et de *Lorentz* et le coefficient robuste associé à la norme de *Tukey*. Le tableau ci-dessous rappelle les expressions de ces trois fonctions dont le graphe est représenté par la figure 4.1.

	Fonction de diffusion	Norme associée
Pérona	$g(\nabla I) = e^{-\left(\frac{ \nabla I }{\delta}\right)^2}$	Leclerc
	$g(\nabla I) = \frac{1}{1+\left(\frac{ \nabla I }{\delta}\right)^2}$	Lorentz
Black	$g(\nabla I) = \left(1 - \left(\frac{ \nabla I }{\delta}\right)^2\right)^2$ si $ \nabla I \leq \delta$ 0 sinon	Tukey

TABLE 4.1: Fonctions de diffusion.

Afin de comparer le comportement des fonctions de diffusion définies dans le tableau ci-dessus ainsi que celui de leur fonction d’influence associée, il est nécessaire de discuter la manière dont la diffusion est atténuée ou stoppée pour les gradients forts. La figure 4.1 montre le point de rejet associé à la fonction de Tukey Biweight. Pour cette fonction, il est facile de déterminer le point de rejet qui correspond à l’annulation des poids, ce qui n’est pas le cas pour les deux autres fonctions. En revanche, les fonctions d’influence associées (figure 4.2) permettent de déterminer le paramètre seuil gradient à partir duquel les gradients doivent être considérés comme outliers car correspondant à des pixels contours qui ne doivent pas être diffusés. Ce

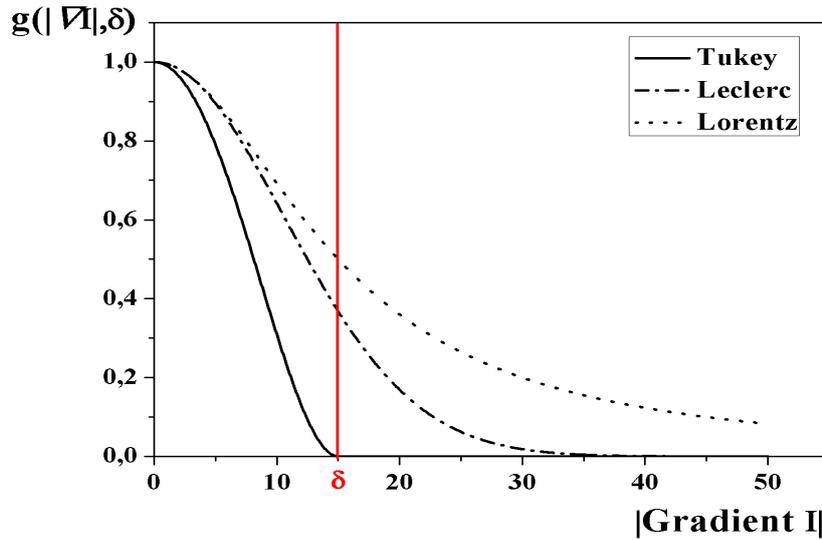


FIGURE 4.1: Graphe normalisé des fonctions de diffusion.

paramètre correspond à l'abscisse de la valeur maximum atteinte par la fonction d'influence ψ , il sera noté par δ_e . Afin de faire une comparaison des fonctions d'influence des trois fonctions de diffusion proposées, il est nécessaire de faire une normalisation (voir figure 4.2). Le point de rejet δ_e est la valeur de x vérifiant :

$$\psi'(x, \delta) = \frac{d}{dx} [x g(x, \delta)] = 0 \quad (4.5)$$

où δ est constant dans les expressions des fonctions.

La résolution de cette équation donne :

- pour la norme de Leclerc et de Lorentz $\delta_e = \sqrt{2} \delta$.
- pour la norme de Tukey $\delta_e = \frac{1}{\sqrt{5}} \delta$.

Une fois qu'on a déterminé les expressions des points de rejet, on passe à la normalisation des courbes d'influence comme le montre la figure 4.2.

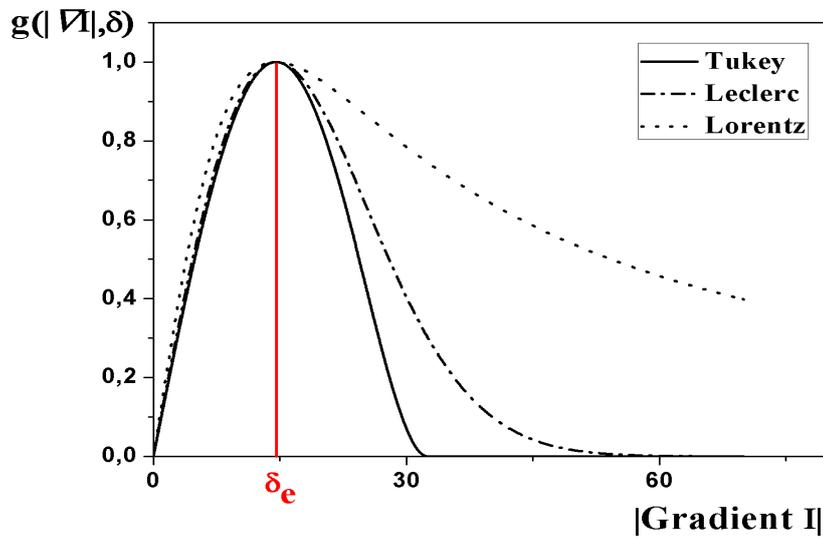


FIGURE 4.2: Fonctions d'influence normalisées.

La figure 4.1 montre que pour les amplitudes des gradients inférieures au seuil estimé δ , les trois fonctions se comportent relativement de la même manière. Par contre, pour les amplitudes des gradients supérieures à δ , le comportement de ces fonctions diffère : les deux fonctions de Leclerc et de Lorentz continuent à diffuser des pixels dont l'amplitude du gradient est supérieure au seuil donc supposés être des pixels contours. En particulier, la fonction de diffusion associée à la norme de Lorentz diffuse des pixels contours en affectant un poids plus important que celui associé à la norme de Leclerc. La fonction de Lorentz permet d'éliminer plus de bruit mais dégrade énormément les contours (voir figure 4.3).

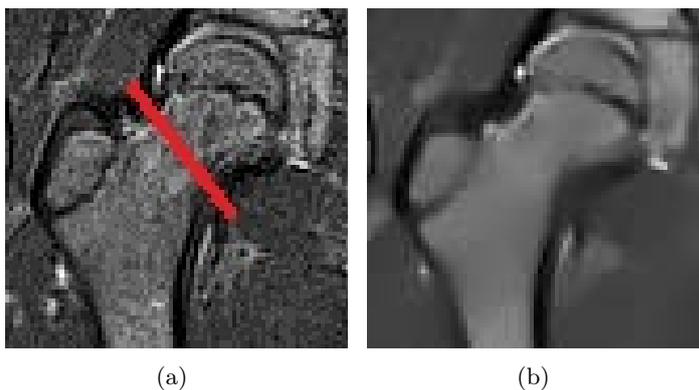


FIGURE 4.3: Coupe n°30 de la hanche : (a) image initiale, (b) image filtrée en utilisant la fonction de diffusion de Lorentz, itération=200, pas=10.

Ce qui est intéressant, c'est le comportement de la fonction de Tukey qui atteint réellement la valeur zéro pour les amplitudes des gradients supposés contours. Cela signifie que les pixels dont

l'amplitude du gradient est supérieure à δ_e ne sont pas diffusés, ce qui permet de préserver plus de contours dans l'image. Ces constatations sont confirmées par le comportement des fonctions d'influence associées aux normes d'erreur robustes qui reflètent l'influence des outliers.

La figure 4.2 montre le comportement des fonctions d'influences associées aux normes robustes de part et d'autre du seuil de gradient estimé. On remarque que l'influence de l'erreur sur les *outliers* commence à diminuer juste après le seuil gradient δ_e avec des vitesses différentes pour les trois fonctions. Pour la fonction d'influence associée à la norme de Tukey, l'influence de l'erreur diminue plus rapidement que pour les deux autres fonctions [Hor et al., 2011b].

On associe à chacune des trois fonctions de diffusion proposées une image "carte des poids" (figure 4.4) issue du résultat de filtrage anisotrope sur un volume de données IRM d'épaule. Les pixels noirs correspondent à des valeurs de $g = 0$ et les pixels à nuance de gris à des valeurs de $0 \ll g < 1$. Pour un même nombre d'itérations, les figures 4.4b et 4.4c correspondant à la fonction de Leclerc et de Lorentz montrent que dans les régions les valeurs de poids de g sont proches de 0 alors qu'elles doivent plutôt être proches de 1. Ceci explique la nuance grise qu'on voit dans les régions. La figure 4.4a correspondant à la fonction de Tukey montre que les poids dans les régions sont très proches de 1.

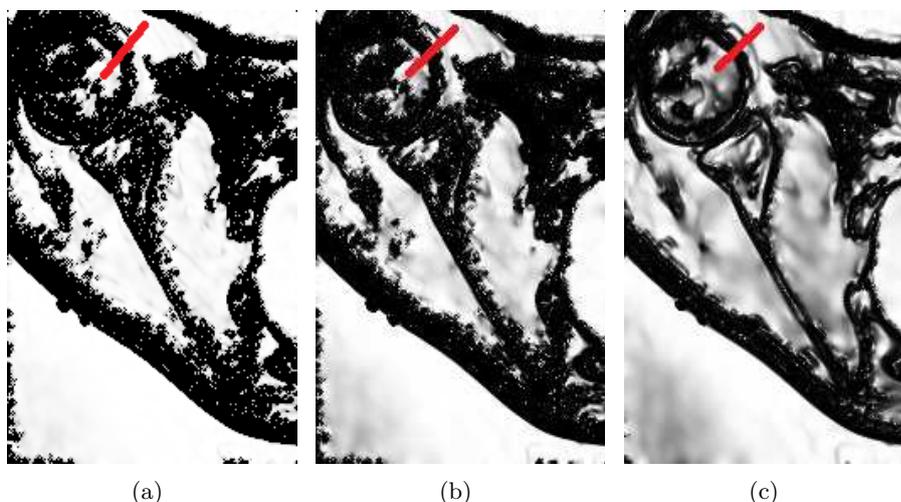


FIGURE 4.4: Image carte des poids des coefficients de diffusions : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.

Ce résultat montre que les deux fonctions de diffusion de Leclerc et de Lorentz dégradent la qualité des contours en affectant des poids de g largement supérieurs à zéro pour des pixels gradients forts et n'éliminent pas assez de bruit en laissant apparaître des petites régions au lieu d'avoir une seule région homogène.

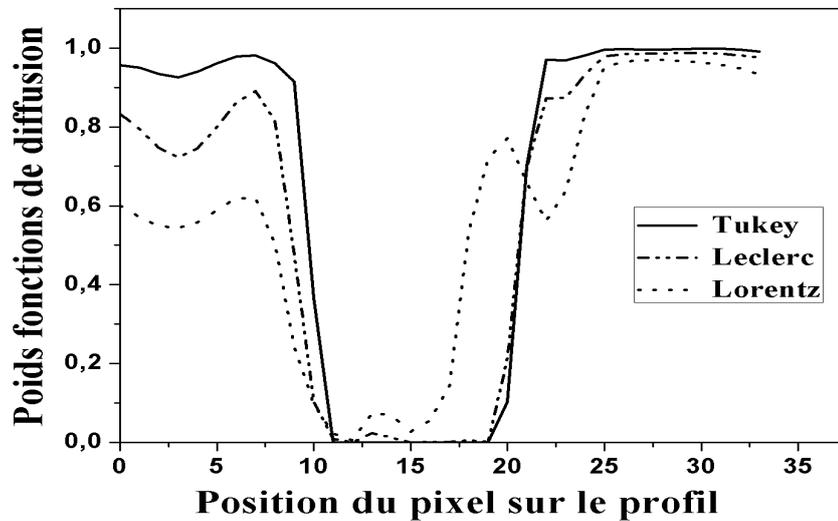


FIGURE 4.5: Profil de ligne des images carte des poids des coefficients de diffusions : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.

La courbe de la figure 4.5 illustre la variations des poids de chacune des trois fonctions de diffusions pour le profil de ligne de la figure 4.4. On remarque que de part et d'autre du contours sur la ligne du profil, la fonction de Tukey affecte des poids très proches de 1 pour les pixels dans les régions pour favoriser le lissage et des poids nuls pour les pixels se trouvant sur les contours. Le seul problème de la fonction de Tukey c'est qu'elle laisse du bruit au voisinage des contours, ce qui génère un épaissement de ces derniers. Une solution est proposée dans la suite, en agissant sur l'outil d'estimation du seuil.

D'autres essais ont été réalisés pour confirmer ce résultat, les figures 4.6 et 4.7 illustrent les images gradients seuillées résultant du filtrage de deux volumes de données IRM de hanche et de genou en utilisant chacune des trois fonctions de diffusion proposées dans le tableau 4.1. Les deux images gradient résultant du filtrage avec la fonction de Tukey (figures 4.6a et 4.7a) montrent une bonne sélection des contours. Celles du filtrage avec la fonction de Leclerc et de Lorentz (figure 4.7c, 4.6c, 4.7b et 4.6b) présentent moins de contours détectés respectivement sur le genou et la tête fémorale.

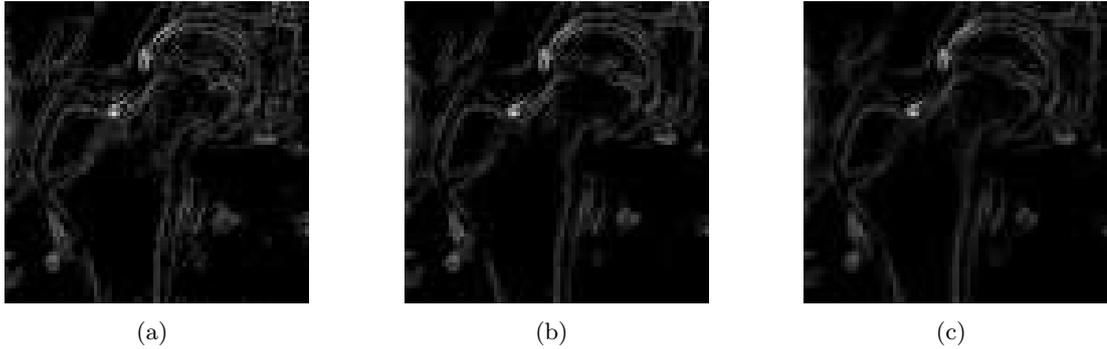


FIGURE 4.6: Image gradient résultat seuillée par δ_e de la coupe n° 30 de volume IRM de l'articulation coxo-fémorale : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.

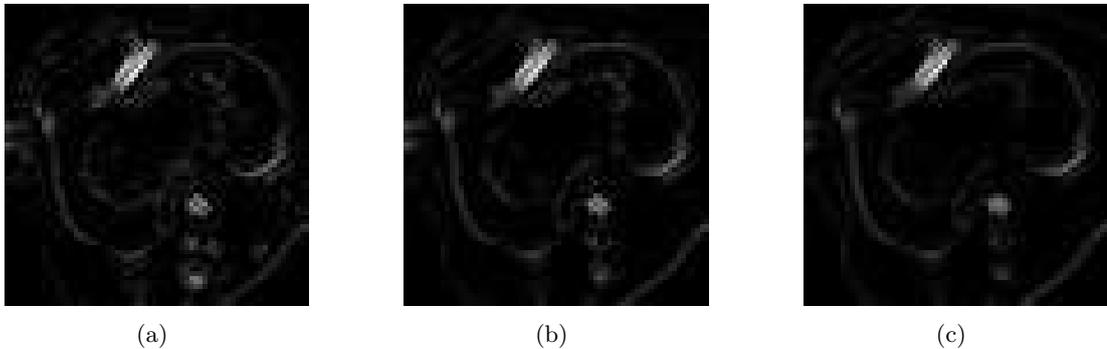


FIGURE 4.7: Image gradient résultat seuillée par δ_e de la coupe n° 62 du volume IRM d'une articulation fémoro-patellaire : (a) Tukey, (b) Leclerc, (c) Lorentz.

Le choix de la fonction de diffusion est donc important. Une fois choisie la fonction, le paramètre seuil δ_e nécessite une estimation robuste et automatique afin de mieux classer les gradients de l'image en gradients faibles pour les diffuser et gradients forts pour les préserver, ceci sera l'objectif du paragraphe suivant.

4.2 Estimation automatique du seuil gradient

L'estimation automatique du seuil gradient revient à déterminer, au cours de la diffusion, l'amplitude du gradient au-delà duquel un pixel est considéré appartenant à un contour. Cette valeur représente aussi le point maximum atteint par la fonction d'influence associée à la fonction de diffusion, à partir duquel l'effet des *outliers* commence à diminuer. Ainsi, les gradients des pixels de l'image sont répartis en classe gradient région bruitée ou non et en classe gradient contour. Il est appelé aussi terme d'interception qui permet d'arrêter le filtrage au-delà de cette valeur, de cette manière le bruit est éliminé dans les régions et les contours sont préservés.

Il existe différentes méthodes pour déterminer ce paramètre. Certains travaux se sont limités à déterminer le seuil manuellement et à garder une valeur constante tout au long du processus de diffusion. Néanmoins, la valeur de ce paramètre dépend des valeurs de l’amplitude du gradient qui change au cours des itérations. Ceci montre que cette méthode ne permet pas d’estimer correctement la valeur du seuil. D’autres travaux utilisent des méthodes classiques de l’estimation du seuil, Witaker propose de déterminer la valeur du seuil par la racine carrée de la moyenne quadratique du module des gradients [Whitaker, 1993]. Vu l’importance de ce paramètre, il est important de l’estimer automatiquement et de manière optimale. Dans ce contexte, les estimateurs robustes ont été classés parmi les meilleurs pour leur précision et leur robustesse [Malis and Marchand, 2005]. Black propose d’utiliser les M-estimateurs en se basant sur les statistiques robustes [Rousseeuw and Leroy, 1987].

Nous avons choisi d’utiliser dans ce travail la méthode d’estimation robuste basée sur la déviation absolue de la médiane MAD (Median Absolute Deviation) appartenant à la classe des M-estimateurs.

4.2.1 Estimation robuste : MAD

L’estimation robuste du paramètre d’interception δ_e basée sur le MAD a été largement utilisée dans la littérature [Black et al., 1998, Nikou et al., 1999], [Voci et al., 2004, Tauber, 2005, Yu et al., 2008] :

$$\delta_e = 1.4826 \text{ MAD}_I (|\nabla I|) \quad (4.6)$$

où $|\nabla I|$ est l’amplitude du champ de gradients de l’image I et où l’estimateur MAD sur une population X est défini par :

$$MAD(X) = \text{med}(|X| - \text{med}(|X|)) \quad (4.7)$$

l’opérateur med désignant la médiane.

Si l’on prend en compte toute la distribution des amplitudes de gradient d’une image IRM, cette estimation du seuil partage mal les pixels gradients dus au bruit et ceux dus aux contours. Ils sont du même côté du seuil car il y a beaucoup plus de pixel régions dans l’image [Coupé et al., 2010]. Ainsi l’hypothèse d’utilisation de cet estimateur n’est pas respectée et le seuil est sous-estimé.

Ce type d’estimation que nous appellerons dans la suite “**Estimation globale**”, utilisée avec la fonction de Tukey sous-estime le seuil et bloque précocement la diffusion. Ainsi, l’image reste pratiquement inchangée même après un grand nombre d’itérations (voir figure 4.8).

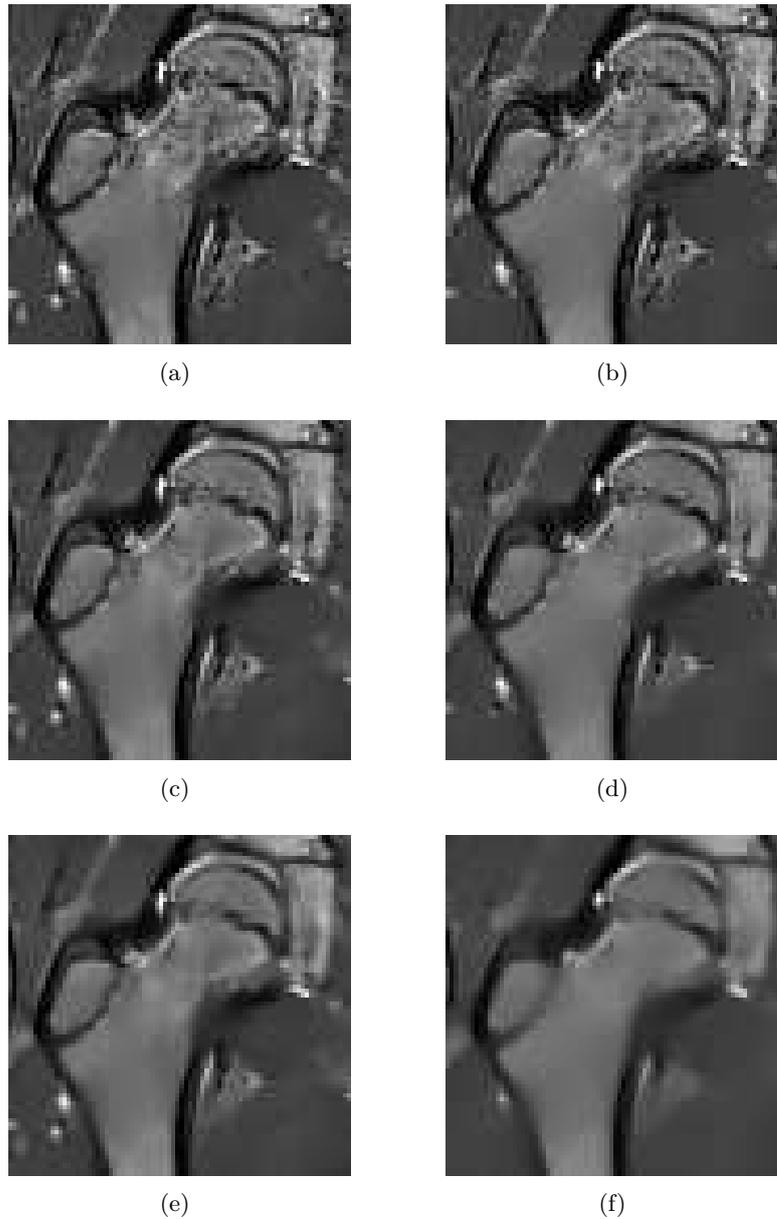


FIGURE 4.8: Coupe IRM filtrée de l’articulation coxo-fémorale : à gauche 50 itérations, à droite 200 itérations (a,b) Tukey, (c,d) Leclerc, (e,f) Lorentz.

Le résultat n’est pas meilleur en utilisant les fonctions de diffusion de Lorentz et de Leclerc qui pourtant filtrent plus l’image, car les contours seront diffusés quel que soit le seuil estimé (voir figure 4.8). Pour pallier à ce problème, nous proposons une estimation dite “**locale**” du MAD que nous présentons dans le paragraphe suivant. Nous comparons aussi visuellement des résultats de filtrage anisotrope avec estimations globale et locale. Dans le dernier chapitre plusieurs évaluations quantifiées seront présentées pour montrer l’efficacité de notre schéma complet.



FIGURE 4.9: Coupe n° 24 originale du volume d'articulation coxo-fémoral de la hanche.

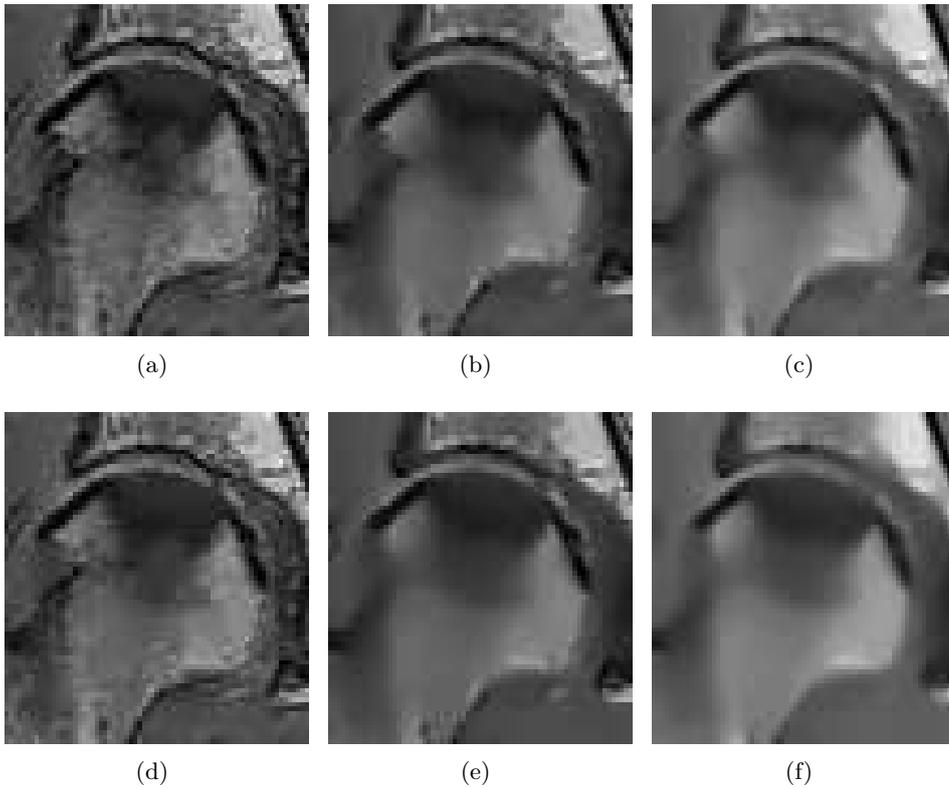


FIGURE 4.10: Coupe IRM n° 24 filtrée par modèle global : 1^{er} ligne (itération=50), 2^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1$, $\beta = 0$, $\alpha_0 = 0$, pas=10.



FIGURE 4.11: Coupe originale n° 30 d'un volume d'articulation gléno-humérale de l'épaule

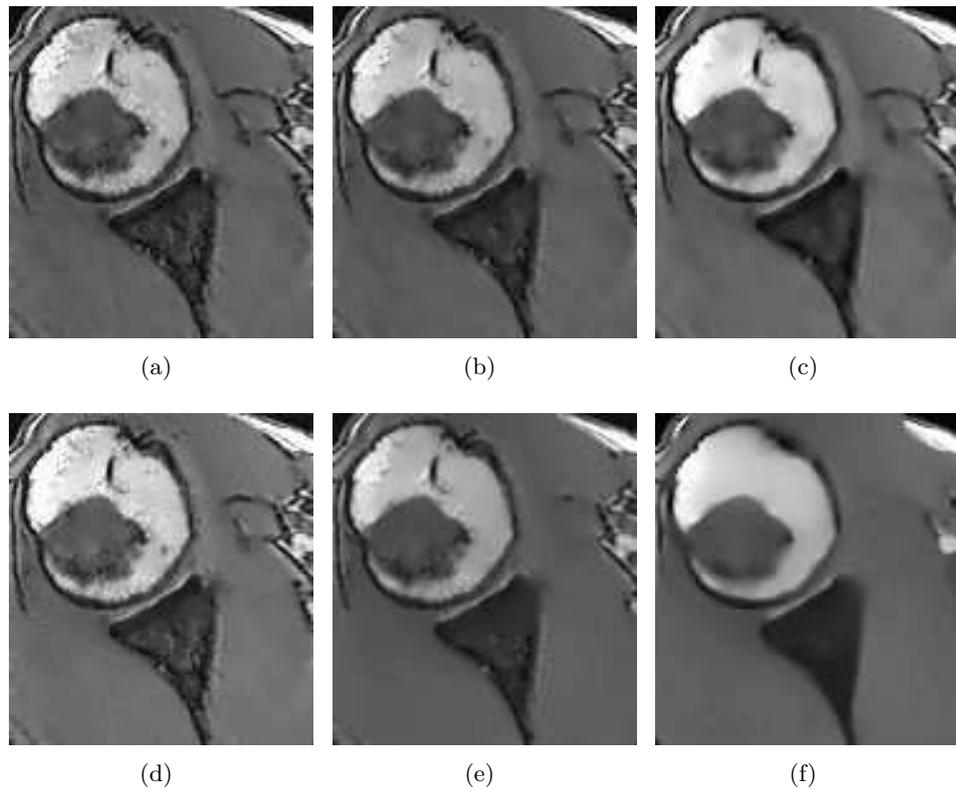


FIGURE 4.12: Coupe IRM n° 30 filtrée par modèle global : 1^{er} ligne (itération=50), 2^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1$, $\beta = 0$, $\alpha_0 = 0$, pas=10.

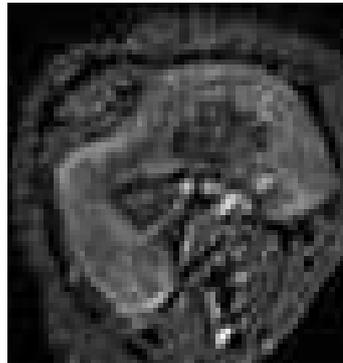


FIGURE 4.13: Image IRM initiale articulation du genou

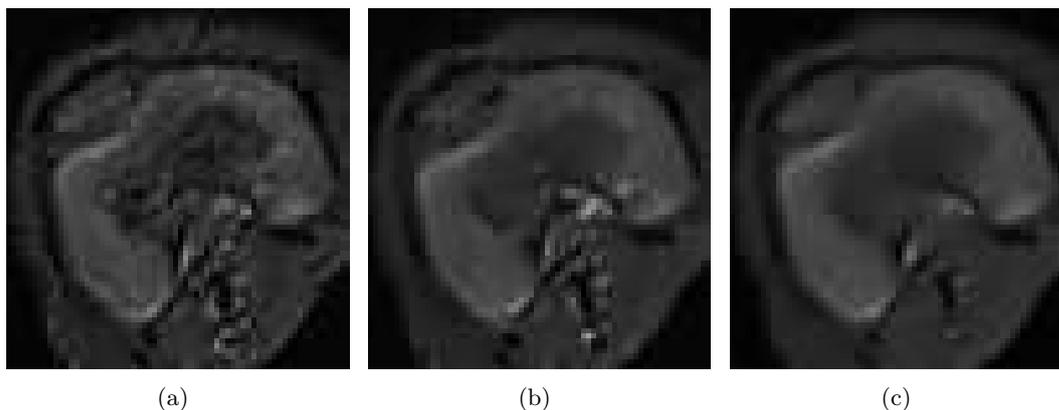


FIGURE 4.14: Résultat du filtrage par diffusion anisotrope équation 5.15 avec estimation globale :(a) Image initiale, (b) Fonction Tukey, (c) Fonction Leclerc, (c) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \gamma = 0$, itération=50, pas=10

4.2.2 Estimation robuste proposée : estimation robuste locale

L'inconvénient de l'estimation globale réside dans le nombre des pixels gradients forts et faibles qui ne sont pas dans un rapport d'échelle comparable sur l'image (98% de voxels region dans le volume de donnée de la hanche après le filtrage). Ceci nous a amené à appliquer l'estimation basée sur le MAD sur une partie de l'image et non pas sur l'image entière. L'idée consiste à appliquer l'estimateur robuste localement afin d'éliminer l'influence de l'amplitude des gradients majoritaires (faibles gradients) sur le résultat du calcul du seuil gradient δ_e . On notera δ_{eg} le seuil calculé avec l'estimation globale et δ_{el} le seuil calculé sur une partie de l'image : estimation locale. Le processus de l'estimation robuste locale consiste à calculer le seuil gradient de l'image en deux étapes :

<p>Etape 1 : Initialisation du paramètre seuil : estimation globale,</p> <ul style="list-style-type: none"> • Variables : <ul style="list-style-type: none"> – <i>iteration</i>, – N : nombre des itérations, – $\text{gradient}(I)$: tableau des gradients qui ont été calculés – δ_{eg}, δ_{el} : seuil global, seuil local, – i, j, k : position du voxel dans le volume. • Algorithme : <p>Pour $iteration = 0$, faire</p> <p style="padding-left: 2em;">Pour i, j, k, faire</p> <p style="padding-left: 4em;">1. calculer $\text{gradient}(I(i, j, k))$,</p> <p style="padding-left: 4em;">Fin Pour</p> <p style="padding-left: 2em;">2. $\delta_{el} = \delta_{eg} = 1.4826 \text{ MAD}_I (\text{gradient}(I))$</p> <p style="padding-left: 2em;">Fin Pour</p> <p>Etape 2 : Estimation locale du seuil</p> <ul style="list-style-type: none"> • Algorithme : <p>Pour $iteration$ de 1 à N</p> <p style="padding-left: 2em;">Pour i, j, k</p> <p style="padding-left: 4em;">Si $\text{gradient}(I) > \delta_{el}$, faire</p> <p style="padding-left: 6em;">1. calculer $\text{gradient}(I)$,</p> <p style="padding-left: 6em;">Fin Si</p> <p style="padding-left: 4em;">Fin Pour</p> <p style="padding-left: 2em;">2. $\delta_{el} = 1.4826 \text{ MAD}_I (\text{gradient}(I))$</p> <p style="padding-left: 2em;">Fin Pour</p>
--

TABLE 4.2: Algorithme d'estimation locale du seuil gradient.

L'étape 1 : “**Initialisation du paramètre seuil : estimation globale**” permet de déterminer le seuil gradient global $\delta_e = \delta_{eg}$ sur le volume entier. Celle-ci permet d'éliminer un nombre de gradients d'amplitude inférieure à δ_{eg} pour rendre le nombre des gradients faibles comparable au nombre des gradients forts et par la suite se rapprocher de la condition nécessaire pour le calcul correct de la médiane.

L'étape 2 : “**Estimation locale du seuil**” estime à chaque itération, le seuil δ_{el} calculé à partir des pixels gradients retenus pendant l'itération précédente, et cela d'une manière automatique.

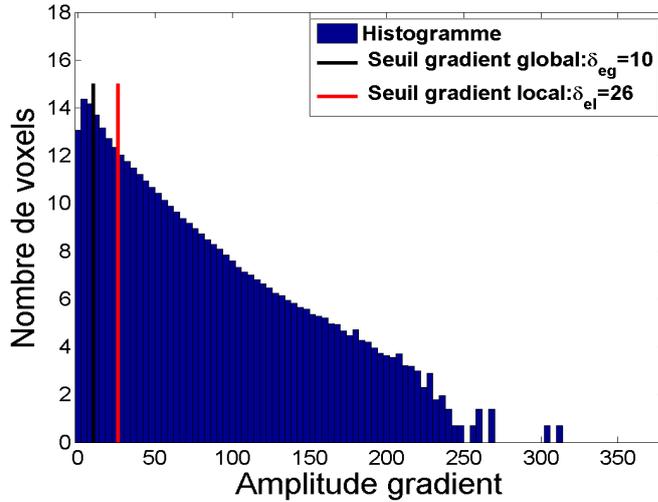


FIGURE 4.15: Histogramme des gradients de l'image sur une échelle logarithmique : seuil gradient obtenu après filtrage global et local (itérations=50, pas=10).

La figure 4.15 montre les histogrammes des amplitudes des gradients d'un volume de données IRM de l'articulation gléno-huméral de l'épaule de taille $255 \times 172 \times 144$: les droites noire et rouge représentent respectivement les seuils du filtrage anisotrope utilisant l'estimation globale et l'estimation locale. La valeur de $\delta_{eg} = 10$ finale est sous estimée à cause du grand nombre des gradients faibles qui interviennent dans le calcul de la médiane (voir figure 4.15). En effet ces gradients bruités représentent réellement 98% du nombre total des gradients dans l'image entière, avec l'estimation globale on arrive à avoir un pourcentage égale à 65% ce qui est très inférieur à la valeur réelle.

Avec l'estimation locale la valeur du seuil $\delta_{el} = 26$ final a augmenté grâce au calcul de la médiane sur une partie des gradients du volume et non pas sur la totalité des gradients (voir figure 4.15). Le nombre des gradients faibles classés avec cette estimation représente 94% ce qui est très proche de la valeurs réelles. Par conséquent, l'estimation locale permet de diffuser d'avantage de pixels régions tout en préservant les contours du volume traité [Hor et al., 2011a]. Nous présentons dans la suite du chapitre les résultats du filtrage anisotrope en utilisant la fonction d'arrêt associée à la norme robuste de Tukey et l'estimation robuste globale et locale.

Résultats et Discussion :

Dans cette partie nous faisons une première comparaison entre le modèle de diffusion anisotrope de Tukey global et le modèle de Tukey local. Nous avons appliqué les deux modèles sur deux volumes de données IRM (hanche et épaule) que nous supposons entaché d'un bruit gaussien comme justifié dans la section 2.2.4. Les résultats obtenus montrent que le filtrage par estimation robuste globale sous-estime le seuil gradient et n'élimine pas correctement le bruit dans les régions bien que la fonction de diffusion de Tukey conserve bien les contours. Dans le chapitre

6 concernant l'évaluation du schéma final proposé, nous reviendrons sur cette comparaison en utilisant des critères quantifiés pour l'analyse en contours et en régions.

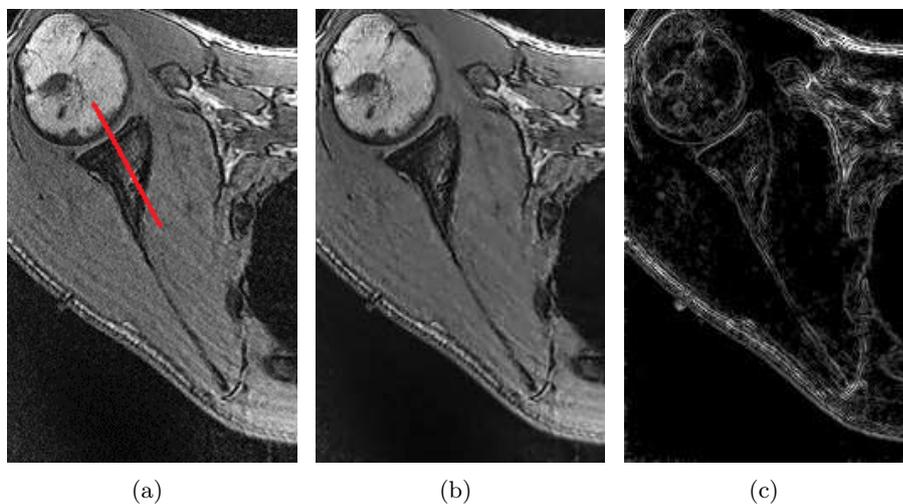


FIGURE 4.16: (a) Image originale - Résultat du modèle **global** avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.

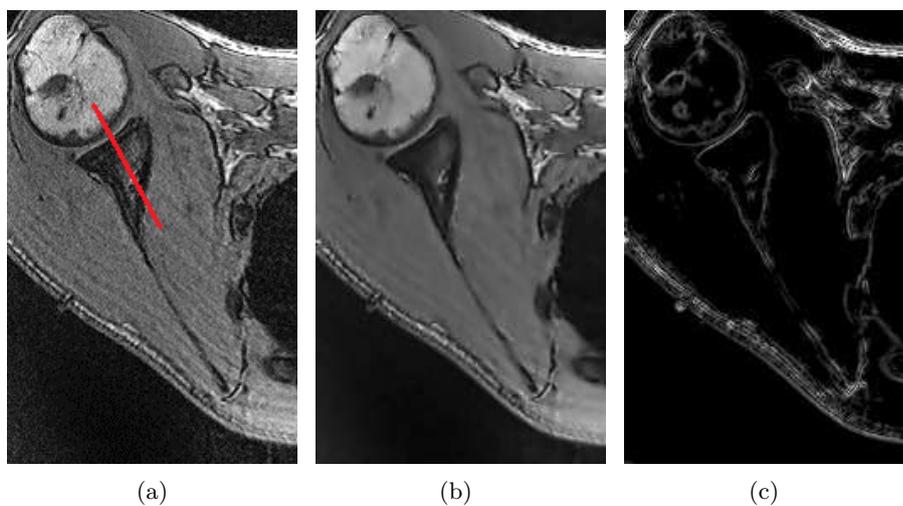


FIGURE 4.17: (a) Image originale - Résultat du modèle **local** avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.

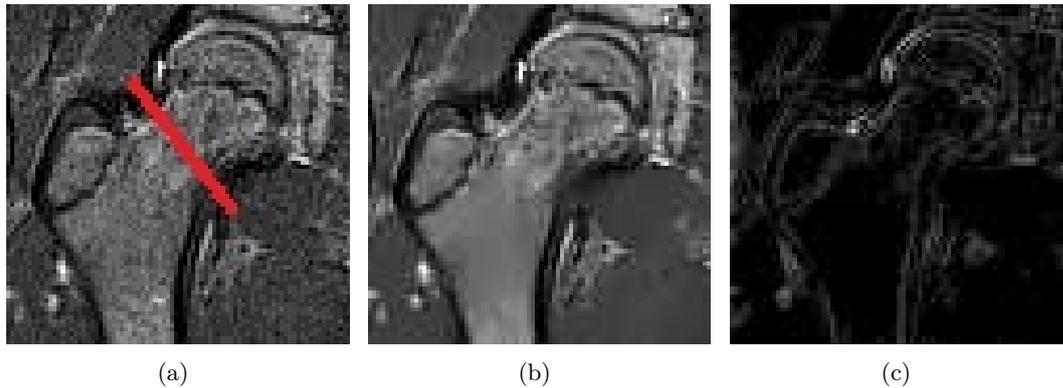


FIGURE 4.18: (a) Image originale - Résultat du modèle **global** avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.

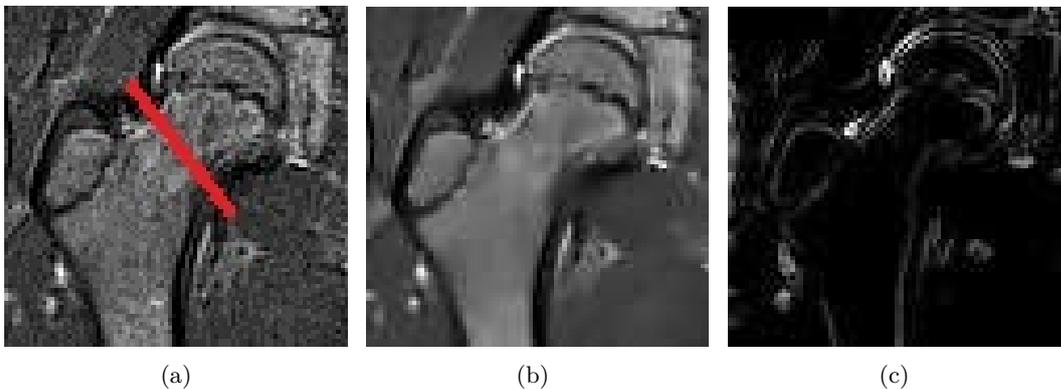


FIGURE 4.19: (a) Image originale - Résultat du modèle **local** avec la fonction de Tukey : (b) Image filtrée, (c) Image gradient contours, itération=50, pas=10.

Les figures 4.16 et 4.18 montrent le résultat de l'application du filtrage global avec fonction de Tukey après 50 itérations. Les images gradients correspondantes (figure 4.16c et 4.18c) montrent des contours de l'image assez bien préservés par contre des régions de la tête humérale, la scapula et de la tête fémorale toujours entachées de bruit (voir courbe "estimation globale" de la figure 4.20). Avec l'estimation locale, la valeur du seuil est bien estimée car seule la population des gradients dus au bruit et aux contours est utilisée dans le calcul du *MAD*. Ainsi, on a respecté les conditions d'application de la médiane.

Dans les figures 4.17 et 4.19 on présente le résultat de l'application du modèle de diffusion anisotrope avec estimation locale du seuil gradient. Les images des figures 4.17b et 4.19b illustrent des régions bien homogènes comme le montre le profil de ligne (courbe rouge "estimation locale" de la figure 4.20 et 4.21), et en même temps les pixels contours sont bien préservés comme il est montré dans les figures 4.17c et 4.19c. Les gradients forts correspondant à une transition entre deux régions n'ont pas été trop atténués pendant le filtrage. Il s'agit de la

coupe n° 96 du volume IRM de l'épaule formé par 144 coupes qui montre bien les deux os qui forment l'articulation gléno-humérale (humérus et scapula).

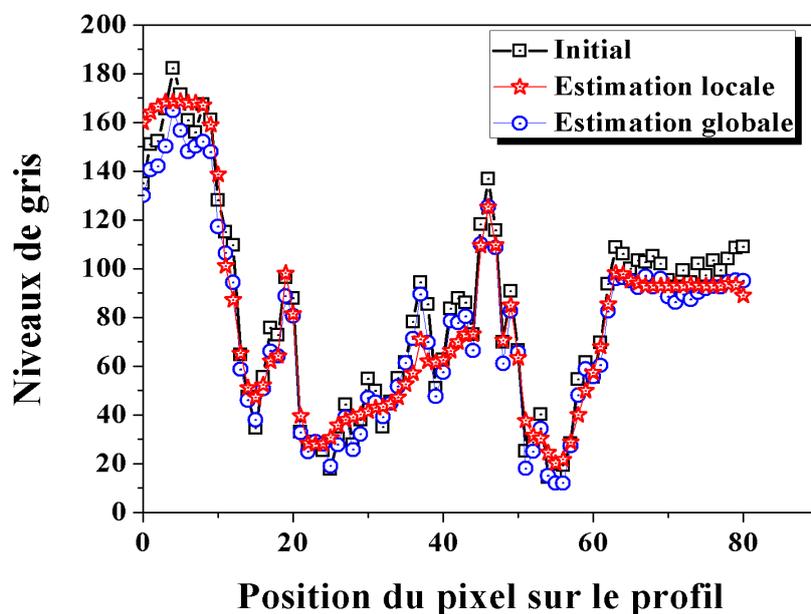


FIGURE 4.20: Variation des niveaux de gris des pixels des images figure 4.16b et figure 4.17b correspondant au profil de ligne tracé sur l'image 4.16a (épaule).

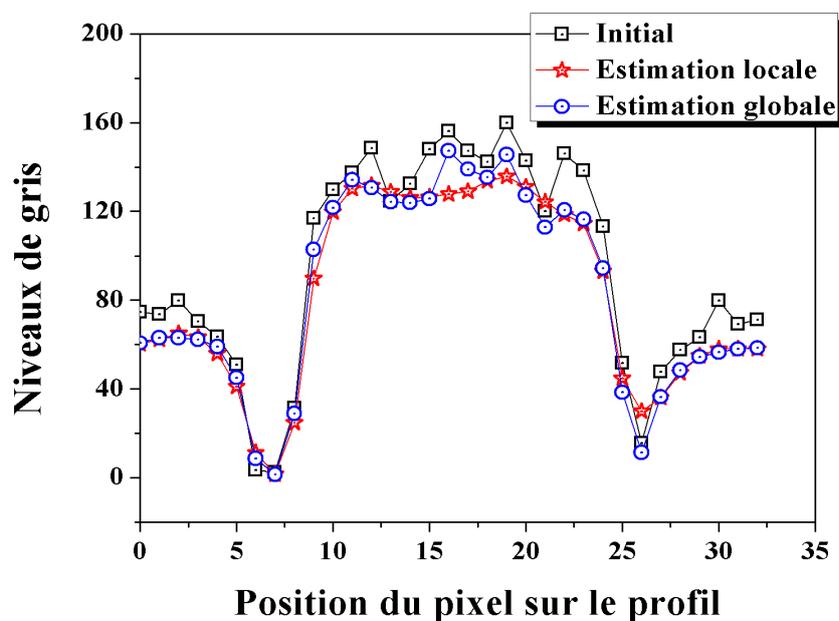


FIGURE 4.21: Variation des niveaux de gris des pixels des images figure 4.18b et figure 4.19b correspondant au profil de ligne tracé sur l'image 4.18a (hanche).

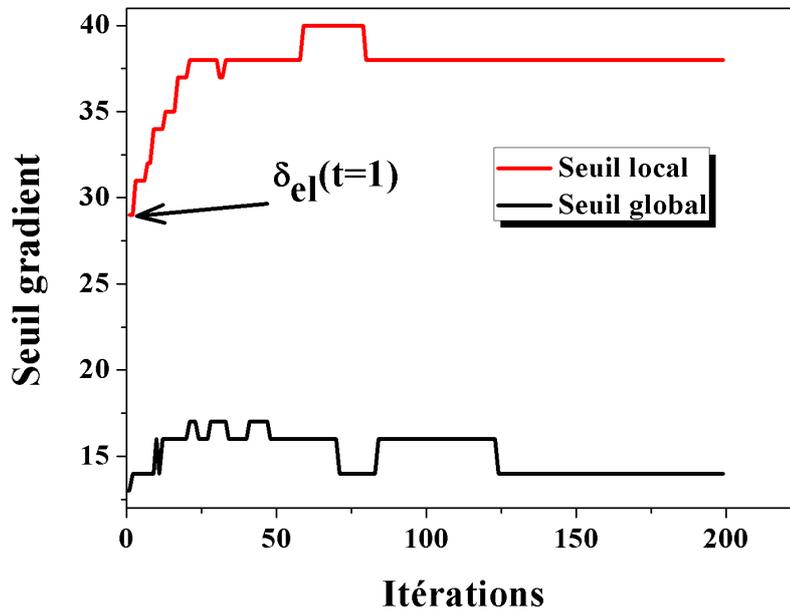


FIGURE 4.22: Variation des valeurs du seuil pendant le processus de la diffusion globale et locale pour le volume de la hanche, itération=200, pas=10.

Les courbes de la figure 4.22 montrent la variation des valeurs du seuil après l'application du modèle local et global sur le volume de la hanche. On remarque que la variation des valeurs du seuil global δ_{eg} est faible et le seuil est pratiquement le même tout au long des itérations, alors que pour l'estimation locale, la valeur du seuil $\delta - el$ s'adapte au début puis se stabilise et reste constante jusqu'à la fin des itérations.

Ainsi, le modèle de diffusion anisotrope local proposé offre deux avantages importants :

- une estimation automatique, correcte du paramètre seuil δ_e . En effet, la valeur du seuil varie à chaque itération en fonction des nouveaux gradients des pixels diffusés.
- une estimation locale et adaptative du paramètre seuil gradient qui dépend des caractéristiques spatiales et temporelles des données traitées.

Néanmoins, le modèle proposé est plus au moins sensible au nombre d'itérations qui influe sur la qualité du résultat : un nombre faible d'itérations permet de préserver les contours mais garde plus de bruit sur l'image. Pour un nombre important d'itération et bien que l'estimation du seuil converge expérimentalement en se stabilisant (figure 4.21), l'image filtrée finit par supprimer des contours importants. La figure 4.22 montre la disparition des contours de la fosse infra-épineuse de la scapula. Ceci nous pousse à chercher une méthode qui permet de rester fidèle aux données initiales dans le cas d'un grand nombre d'itérations et par la suite empêcher le modèle d'effacer les contours fins de l'image.

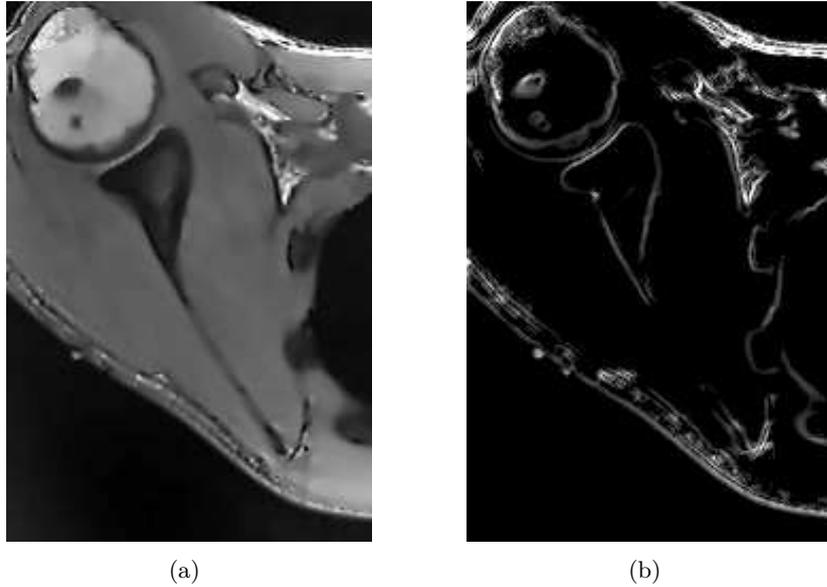


FIGURE 4.23: Résultat du filtrage anisotrope local avec fonction de Tukey après 100 itérations : (a) Image filtrée, (b) Image gradient.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré l'importance d'utiliser la fonction de diffusion de Tukey dans le processus de filtrage afin de mieux préserver les contours. Ce choix a été motivé par le lien entre diffusion et minimisation d'une norme robuste qui introduit la notion de fonction d'influence. Toutefois, l'efficacité de l'algorithme de filtrage anisotrope est fortement liée à l'estimation du point de rejet de la fonction de diffusion associée. Une méthode d'estimation locale automatique de ce paramètre, en utilisant les statistiques robustes a été proposée. Elle nous permet de déterminer d'une manière automatique, adaptative et précise le seuil à partir duquel les amplitudes du gradient sont supposées correspondre aux contours de l'image. Le modèle local robuste de Tukey offre deux avantages principaux, à savoir élimination du bruit à l'intérieur des régions tout en laissant les contours intacts. La convergence de ce schéma itératif hautement non linéaire a été vérifiée expérimentalement.

Cependant, même après stabilisation du seuil, un nombre important d'itérations finit par effacer tous les contours des données qui converge alors vers une image constante. Ainsi, dans le chapitre suivant, nous allons proposer de reformuler ce processus de diffusion anisotrope dans le cadre des level sets. Ceci permettra de créer un schéma itératif comportant plusieurs termes qui pourront contrôler ce phénomène en prenant en compte le contraste et la géométrie des contours de l'image.

Chapitre 5

Formulation de la diffusion anisotrope dans un cadre de level-set en 3D

Sommaire

5.1 Propagation de fronts et courbes de niveaux	67
5.1.1 Équation de propagation d'un front	68
5.1.2 Représentation implicite par courbes de niveaux	70
5.1.3 Avantages et limites des level sets pour la segmentation d'images	72
5.2 La diffusion anisotrope et propagation du front	73
5.2.1 Analogie entre les deux EDPs.	73
5.2.2 Implémentation et schémas numériques	75
5.2.3 Condition de stabilité du schéma numérique	77
5.2.4 Avantages de notre formulation	77
Conclusion	78

Introduction

Dans les sections précédentes, nous avons montré que la diffusion anisotrope peut être formulée comme un filtre qui permet d'éliminer le bruit de l'intérieur des régions tout en gardant intacts les contours. Ce filtre utilise une fonction d'arrêt robuste qui encourage la diffusion des pixels dans les régions et pénalise celles des contours grâce à un seuil de partition estimé automatiquement. Dans cette partie, nous nous intéressons à une méthode de segmentation basée sur des

contours actifs géométriques propagés en fonction de leur courbure et modélisés implicitement par des courbes de niveaux (level sets). Après avoir rappelé le principe de propagation de fronts et l'intérêt des contours actifs géométriques ou level sets, nous établirons une analogie entre les approches diffusion et propagation. Cela permettra d'obtenir un schéma itératif à plusieurs termes. La discrétisation du schéma pour sa résolution numérique sera explicitée. Nous terminerons le chapitre par l'intérêt d'une telle approche, en particulier sa stabilité et sa complexité algorithmique seront discutées.

5.1 Propagation de fronts et courbes de niveaux

Depuis son apparition en 1987 par Kass, Witkin et Terzopoulos [Kass et al., 1988], la technique des contours actifs est devenue une des méthodes les plus utilisées dans les applications de traitement d'images [Rehg and Kanade, 1993], telles que la reconnaissance des formes [Kulikova, 2009], la cartographie, et en particulier l'imagerie médicale et le suivi de mouvement [Derraz et al., 2004, Cheng et al., 2008, Guo et al., 2011, Syama et al., 2012]. En effet, ils permettent de délimiter les régions dans une image à l'aide de contours fermés venant se localiser sur les frontières entre régions pour retracer les contours.

Il existe deux principales approches de contours actifs : les serpents (snakes) et les courbes de niveaux (level sets) :

- Les modèles déformables paramétrés tels que les snakes [Kass et al., 1988] sont définis par un contour fermé qui se déforme sous l'effet de deux énergies interne et externe pour se localiser sur les contours de l'image. Parmi les inconvénients des snakes on cite leur dépendance vis-à-vis de la position initiale du contour et leur grande difficulté à changer de topologie. Ces modèles nécessitent aussi un grand nombre de paramètres à déterminer de manière empirique. Pour palier à ces inconvénients les contours actifs géométriques ont été introduits.
- Les modèles géométriques non paramétrés, tel que les ensembles de niveaux (Level sets) sont définis par des courbes qui se propagent selon la normale au contour. Dervieux et Thomasset furent les premiers à s'intéresser à cette méthode [Dervieux and Thomasset, 1980, Dervieux and Thomasset, 1981], par la suite viennent les travaux de Osher [Osher and Sethian, 1988] et Sethian [Sethian, 1996] qui proposent de modéliser les interfaces entre les fluides et les solides par propagation de courbes de niveaux soumises à une force dépendant de la courbure. Cette méthode a été largement utilisée dans différents domaines d'application, parmi lesquels la géométrie, la mécanique des fluides, et la vision par ordinateur.

Pour le traitement d'images, notamment dans le domaine médical, cette méthode a été proposée pour résoudre des problèmes comme le filtrage, la segmentation et le recalage d'images de différents organes du corps humain. On cite les travaux de Lynch sur le ventricule gauche

[Lynch et al., 2006], de Uberti [Uberti et al., 2009], de Taheri [Taheri et al., 2010] et de Su Ruan [Ruan et al., 2007] sur le cerveau et de Bosnjak [Bosnjak et al., 2007] dans un contexte de chirurgie naviguée.

L'évolution des deux modèles, paramétrés ou géométriques, est régie par une équation aux dérivées partielles dont les solutions stationnaires correspondent au minimum d'énergie définie de telle manière que les courbes se stabilisent sur les contours, i.e. les zones de fort gradient. Ainsi, la convergence des courbes déformables vers les contours dépend fortement de la qualité des gradients de l'image.

5.1.1 Équation de propagation d'un front

Le principe de la propagation de fronts met en œuvre une courbe ou une surface subissant une déformation suivant sa normale en chaque point pour se localiser sur les frontières d'un objet à détecter dans une image ou dans un volume (voir figure 5.1). Cette propagation est valable aussi bien pour l'évolution des courbes planes que pour celle des hypersurfaces fermées de dimension quelconque.

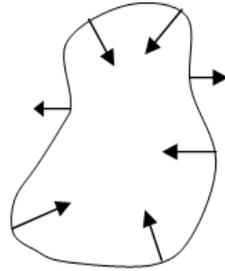


FIGURE 5.1: Déformation de la courbe C suivant sa normale

Le problème peut être formulé en considérant la courbe C en évolution :

$$C : \begin{cases} [0, \infty[\longrightarrow \mathbb{R}^n \\ t \longmapsto C(t) \end{cases} \quad (5.1)$$

où n est la dimension de l'espace $n = 2$ en 2D dans ce cas C est une courbe et $n = 3$ en 3D, C est donc une surface.

Cette déformation se fait selon sa normale avec une vitesse proportionnelle à sa courbure. Ainsi,

C évolue selon l'équation suivante :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \vec{N} \quad (5.2)$$

où t est le temps, F est un terme de vitesse et \vec{N} est la normale à la courbe.

Pour faire converger la courbe vers les frontières entre objets, cette vitesse F dépend de la courbure locale κ . Ainsi le terme de vitesse au point p , pixel de l'image, et au temps t s'écrit comme suit :

$$F(p, t) = \alpha_0 - \alpha \kappa(p, t) \quad (5.3)$$

C'est une vitesse qui agit en interne dans le modèle de propagation selon la courbure κ du contour, Le terme α_0 correspond au coefficient de la vitesse d'inflation/déflation de la courbe et le terme α correspond à un coefficient de diffusion qui permettra d'éviter la formation de trop fortes courbures lors de l'évolution de la courbe. On retrouve le phénomène physique à savoir :

- $\alpha_0 = 1$ et $\alpha = 0$ correspond à l'advection d'un fluide parfait.
- $\alpha_0 = 0$ et $\alpha = 1$ correspond à la diffusion de la chaleur si on prend pour κ la courbure moyenne.

Ainsi, chaque point de la courbe C évolue suivant la normale en ce point :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = (-\alpha \kappa(p, t) + \alpha_0) \vec{N} \quad (5.4)$$

Interprétation de l'équation

- $\alpha \kappa \vec{N}$: est le terme de diffusion de la chaleur caractérisé par ses propriétés géométriques lissantes.
- $\alpha_0 \vec{N}$: est une vitesse constante qui agit comme une force ballon qui pousse la courbe dans les deux sens (intérieur ou extérieur).

Malladi [Malladi et al., 1995] proposent de pondérer la vitesse F par une "fonction d'arrêt" S qui tient compte du contenu de l'image et contrôle la vitesse de l'évolution de la courbe en l'arrêtant sur les frontières de l'objet à détecter. Ainsi l'équation de propagation devient :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = -\alpha S(p) \kappa(p, t) \vec{N} + \alpha_0 S(p) \vec{N} \quad (5.5)$$

S dépend du gradient de l'image régularisé par un opérateur gaussien et satisfait aux conditions suivantes :

- lorsque l'amplitude du gradient est élevée S tend vers 0, le front est sur le contour,
- lorsque l'amplitude du gradient de l'image est faible S s'approche de 1, le front est dans une zone homogène.

Ainsi S peut avoir la forme d'une Lorentzienne, d'une fonction de Leclerc ou de Tukey comme précédemment.

5.1.2 Représentation implicite par courbes de niveaux

5.1.2.1 Principe et équation d'évolution

L'approche des ensembles de niveaux consiste à considérer la courbe C en 2D comme un ensemble de niveau zéro d'une hypersurface ($\Psi = 0$) 3D définie par :

$$\Psi : \begin{cases} \mathbb{R}^3 \times [0, \infty[\longrightarrow \mathbb{R} \\ (p, t) \longmapsto \Psi(p, t) \end{cases} \quad (5.6)$$

Ainsi, il s'agit de déduire la propagation de C à partir de la propagation de Ψ . Le front C peut alors changer de topologie sans problème contrairement aux cas des contours actifs paramétrés snakes [Osher and Sethian, 1988]. Dans la technique des courbes de niveaux, C est définie alors comme l'intersection de la surface représentée par $\Psi(x, t)$ avec un plan, la forme de cette intersection pouvant donner plusieurs courbes fermées (figure 5.2). Soit une courbe $C(0)$ fermée, lisse, sans intersection qui se déplace avec une vitesse $F(\kappa)$ normale à elle-même, κ étant le rayon de courbure, et soit une famille de courbes $C(t)$ générées par le mouvement de $C(0)$.

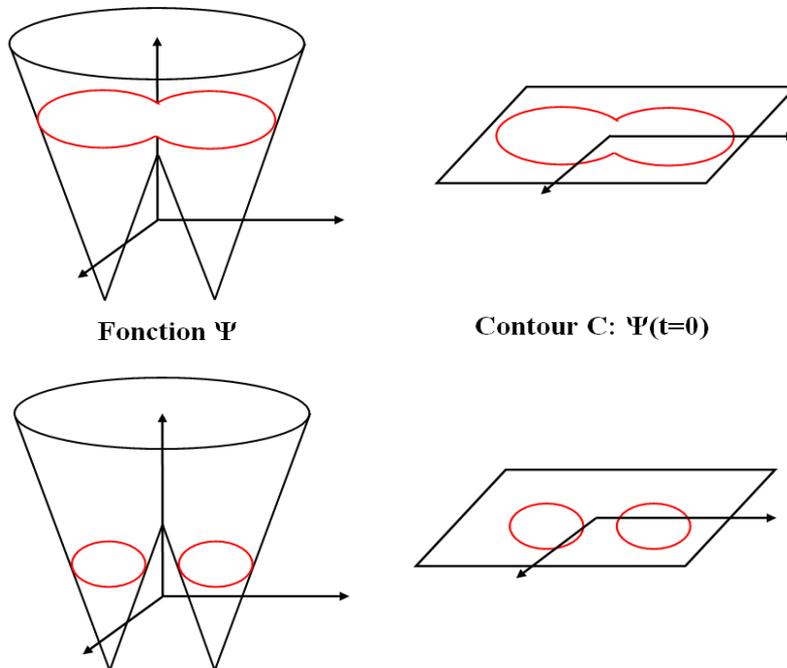


FIGURE 5.2: Illustration de la gestion des changements de topologie par les Level sets : la couleur rouge représente le niveau zéro qui est constitué d'un contour (en haut), qui se divise (en bas) sous l'effet de la propagation de l'hypersurface

L'idée de Osher et Sethian [Osher and Sethian, 1988] consiste à considérer l'interface $C(0)$ comme le niveau 0 d'une fonction Ψ de dimension supérieure (figure 5.2).

Soit $\Psi(p, t = 0)$ définie pour $p \in \mathfrak{R}^3$, $\Psi(p, t = 0) = \pm d$ avec d la distance du point p à $C(0)$. Le signe de d dépend si p est à l'intérieur ou à l'extérieur de la courbe.

Ainsi, si $C(t)$ évolue selon l'équation 5.2 alors la courbe de niveau Ψ évolue selon cette équation.

$$\frac{\partial \Psi}{\partial t} = F|\nabla \Psi| \quad \Psi(p, 0) = \Psi_0(p) \quad (5.7)$$

Ψ_0 étant la surface initiale qui évolue au cours du temps, $\vec{N} = \frac{\nabla \Psi}{|\nabla \Psi|}$ et F le terme de vitesse : $F(p, t) = -\alpha\kappa S(p) + \alpha_0 S(p)$.

5.1.2.2 Le terme de stabilisation du front

Afin de favoriser la convergence du front de propagation indépendamment de la solution initiale Ψ_0 , l'idée est d'insérer un terme stabilisant de la forme $\beta U \cdot \vec{N}$. En choisissant $U = \nabla|\nabla \Psi|$, ce terme ajouté joue le rôle d'un aimant pour les fronts sur la frontière des régions et permet de faire évoluer les fronts encore mal positionnés sans risque de dégrader les autres. Le processus d'aimantation des fronts peut être illustré à l'aide de l'exemple suivant :

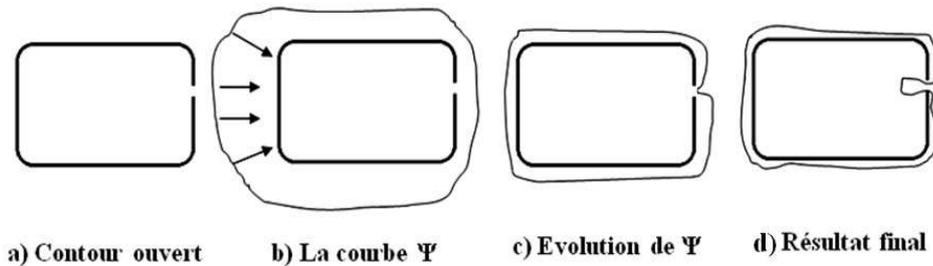


FIGURE 5.3: Influence du terme de stabilisation sur le contour final

Le contour ayant une ouverture, la courbe présente une bulle à son niveau (figure 5.3d). Ce terme aura alors pour rôle de ralentir l'évolution de la courbe au niveau de l'ouverture pendant qu'ailleurs, elle améliore sa convergence.

L'ajout de ce terme permet ainsi de réécrire l'équation 5.7 comme suit :

$$\frac{\partial \Psi}{\partial t} = -\alpha\kappa S(p) |\nabla \Psi| + \alpha_0 S(p) |\nabla \Psi| + \beta U \cdot \nabla \Psi \quad (5.8)$$

D'autre part nous approchons la courbure normale κ par la courbure moyenne H de la surface

de niveau :

$$\kappa \approx H = \operatorname{div}(\vec{N}) = \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\Psi}{|\nabla\Psi|}\right)$$

La fonction $S(p)$ est choisie égale à $g(|\nabla\Psi|)$ où g peut être la fonction de Leclerc, Lorentz ou Tukey.

L'équation de propagation devient :

$$\frac{\partial\Psi}{\partial t} = -\alpha H g(|\nabla\Psi|) |\nabla\Psi| + \alpha_0 g(|\nabla\Psi|) |\nabla\Psi| + \beta U \cdot \nabla\Psi \quad (5.9)$$

5.1.3 Avantages et limites des level sets pour la segmentation d'images

Les level-sets sont des modèles déformables ayant des propriétés très avantageuses pour différentes raisons :

- ils prennent en compte les changements de topologie des contours. Ils offrent une extension naturelle à la troisième dimension en ajoutant simplement une coordonnée à l'équation d'évolution de la fonction Ψ , on obtient ainsi une hypersurface $\Psi(x, y, z, t)$ qui évolue au cours du temps.
- des schémas numériques proposant une implémentation stable et efficace sont disponibles et ont été proposés initialement par [Sethian, 1996]. Ceux-ci sont explicités dans la suite du chapitre.

Cependant, l'utilisation de ce schéma en 3D a aussi des limites qui se focalisent au niveau de la discrétisation de l'équation d'évolution. Celle-ci est réalisée à l'aide d'une grille définie dans le domaine de l'image. Le calcul des dérivées se fait à l'aide des différences finies en tous les points de la grille de discrétisation, à chaque itération ce qui conduit à une complexité algorithmique très élevée $\mathcal{O}(n^N)$ avec n le nombre des nœuds de la grille qui correspond au nombre de voxels dans notre cas et N le nombre des itérations. Il existe des méthodes permettant de résoudre ce problème. On cite :

- **Méthode Fast Marching** : Cette méthode suppose que la courbe de niveau n'évolue que dans un seul sens. La vitesse est ou bien positive ou négative. En dimension 2 l'interface est définie à l'aide d'une courbe fermée qui est assimilable à un front de flammes qui se propage avec une vitesse d'évolution positive. Cela signifie que toute zone de l'image atteinte par l'interface est brûlée. Ainsi, l'interface ne revient plus en arrière [Sethian, 1996, Sethian, 1999]. La méthode du fast marching réduit la complexité à $\mathcal{O}(n \log(n))$ avec n le nombre des voxels de l'image.
- **Méthode de la Bande étroite multi labels** : la méthode de la bande étroite accélère le processus de propagation du fait que l'hypersurface n'est actualisée que dans une zone de la

grille aux alentours de l'interface courante [Adalsteinsson and Sethian, 1995]. Cette zone est assimilable à une bande centrée sur l'interface : les ensembles de niveaux situés à l'extérieur sont considérés comme stationnaires. Dans ce cas, l'hypersurface est mise à jour à l'intérieur de la bande étroite jusqu'à ce que l'interface arrive à la limite de la zone qu'elle délimite. De cette façon, la complexité algorithmique est réduite $\mathcal{O}(N^{n-1})$.

Dans le paragraphe suivant, nous allons voir que la connexion entre diffusion anisotrope et propagation du front permet d'avoir un schéma de complexité réduite sans avoir recours à ces méthodes d'accélération de la propagation nécessaires uniquement si l'on explicite le front à chaque étape.

5.2 La diffusion anisotrope et propagation du front

Ayant maintenant une vue globale sur la diffusion anisotrope et la propagation de front, nous allons, dans cette section, nous focaliser sur ces deux techniques et établir un lien entre les deux. Ce lien nous permettra, d'une part de résoudre le principal inconvénient de la technique de la propagation de fronts, à savoir son coût en temps de calcul (surtout que nous travaillons sur des données 3D) et d'autre part, d'utiliser une méthode d'implémentation de l'équation anisotrope qui nous permet l'ajout de plusieurs termes de diffusion et la maîtrise du rôle de chacun d'entre eux au cours du processus de diffusion. Ainsi notre méthode sera à la limite entre une technique qui enlève le bruit et une technique qui effectue la segmentation.

Dans le domaine médical, plusieurs chercheurs ont profité du lien existant entre les contours actifs [Rumpf and Preusser, 2002, Tasdizen and Whitaker, 2003] et la diffusion non linéaire [Wei et al., 2004] pour son intérêt dans la réduction du bruit et en même temps dans la segmentation des images à l'aide des contours actifs [Malladi et al., 1995, Li et al., 2005]. Une première implémentation de ce processus a été proposée par Osher et Sethian [Sethian, 1996] et [Osher and Paragios, 2003].

5.2.1 Analogie entre les deux EDPs.

La connexion entre le processus de la diffusion anisotrope et la propagation de fronts vient de l'analogie entre les equations 3.18 et 5.9 issues du chapitre 3 et 5 respectivement :

$$\frac{I(x, y, z, t)}{\partial t} = -\alpha H g(|\nabla \tilde{I}|) |\nabla I| + \beta \nabla g(|\nabla \tilde{I}|) \cdot \nabla I + \gamma f(I) |\nabla I| \quad (5.10)$$

$$\frac{\partial \Psi(x, y, z, t)}{\partial t} = -\alpha H g(|\nabla \Psi|) |\nabla \Psi| + \beta U \cdot \nabla \Psi + \alpha_0 g(|\nabla \Psi|) |\nabla \Psi| \quad (5.11)$$

A partir de ces deux expressions, on remarque les correspondances entre les termes. Le terme

$g(|\nabla\Psi|)$ dans l'équation de propagation correspond à $g(|\nabla\tilde{I}|)$ dans les deux termes de l'équation de diffusion.

Cette formulation de la diffusion anisotrope considère le volume de données à traiter comme un ensemble d'isosurfaces par rapport à l'intensité du niveau de gris. Ainsi, les différents niveaux ne seront plus définis par une fonction de distance signée mais plutôt par la valeur des niveaux de gris [Rumpf and Preusser, 2002]. De plus, on peut ajouter un terme à l'équation de diffusion qui correspond au dernier terme de vitesse de l'équation de propagation 5.11. Ce terme permet d'effectuer des opérations de dilatation et d'érosion sur l'image. L'équation de diffusion anisotrope que nous proposons finalement s'écrit sous la forme suivante :

$$\frac{I(x, y, t)}{\partial t} = \begin{cases} -\alpha g(|\nabla\tilde{I}|) |\nabla I| H & (1) \\ +\beta \nabla g(|\nabla\tilde{I}|) \cdot \nabla I & (2) \\ +\alpha_0 g(|\nabla\tilde{I}|) |\nabla I| & (3) \\ +\gamma f(I) |\nabla I| & (4) \end{cases} \quad (5.12)$$

où α , β , α_0 et γ sont des coefficients du processus de filtrage à optimiser selon le besoin de l'utilisateur.

Le premier terme (1) “**diffusion**” c'est le terme de diffusion selon la courbure qui réalise le filtrage anisotrope (voir chapitre 3) et le terme de propagation de fronts selon la normale.

Le deuxième terme (2) “**segmentation**” est bien le second élément de l'équation de la diffusion (équation 3.14). Il joue le rôle d'un régulateur de contraste sur les contours. En effet, sur les contours, les lignes de niveaux ont tendance à se rapprocher les unes des autres, ce qui permet d'augmenter le contraste sur les contours. Ce terme ne sera pas activé dans la suite. Il est généralement utilisé lorsque la fonction de diffusion ne contrôle pas correctement les zones contours, ce qui engendre une perte du contraste. Or, dans notre cas la fonction robuste de Tukey choisie s'arrête complètement sur les contours ce qui permet de garder un bon contraste.

Le troisième terme (3) “**géométrique**” issu de l'équation de propagation, tel qu'il est discrétisé, permet de faire des opérations de dilatation ou d'érosion (selon le signe du coefficient α_0) sur les contours. Ainsi, il corrige les discontinuités des contours et les reconstruit selon leur tangente. La mise en évidence de ce terme sera démontrée dans le chapitre 6.

Le quatrième terme (4) “**fidélité aux données**” est celui de l'équation de la diffusion. Il avait été ajouté initialement pour éviter que l'image filtrée s'éloigne trop des données initiales et

que les contours soient dégradés par convergence du schéma vers une image constante. Il ne sera plus nécessaire si l'on prend en compte les choix faits au chapitre 4 comme démontré au chapitre 6.

Maintenant, le schéma complet de la diffusion anisotrope par propagation des lignes de niveaux est formulé tout en adoptant la fonction robuste de Tukey seuillée à l'aide d'un paramètre défini à l'aide d'une estimation robuste locale. Nous passons le paragraphe suivant à établir le schéma numérique de cette équation.

5.2.2 Implémentation et schémas numériques

En se basant sur l'analogie démontrée précédemment, les deux équations de diffusion et de la propagation suivent la même démarche pour être discrétisées. On part de l'équation 5.12 et en supposant qu'elle ne dépend que de la position et de la dérivée première de Ψ_t , on peut ramener l'équation de propagation du front à un cas particulier de l'équation de Hamilton-Jacobi [Malladi et al., 1995, Sethian, 1999]. Cette formulation nous permet une résolution se basant sur un système stable opérant sur une différentiation finie proposée par Sethian. Il évite le problème de différentiation là où les données ne sont plus différentiables (par exemple les coins). Ainsi le schéma complet :

$$\frac{\partial I(x, y, z, t)}{\partial t} = \underbrace{-\alpha g(|\nabla \tilde{I}|)}_{V_1} |\nabla I| H + \underbrace{\beta \nabla g(|\nabla \tilde{I}|) \cdot \nabla I}_{V_2} + \underbrace{\alpha_0 g(|\nabla \tilde{I}|)}_{V_3} |\nabla I| + \underbrace{\gamma f(I) |\nabla I|}_{V_4} \quad (5.13)$$

où V_1 , V_2 , V_3 et V_4 représentent les vitesses respectivement de diffusion, segmentation, géométrique et de fidélité aux données, est discrétisé comme suit à l'itération $n + 1$:

$$\frac{\partial I}{\partial t} \approx \frac{I^{n+1} - I^n}{\Delta t} = V_1 + V_2 + V_3 + V_4 \quad (5.14)$$

$$I^{n+1}(i, j, k) = I^n(i, j, k) + \Delta t (V_1(i, j, k) + V_2(i, j, k) + V_3(i, j, k) + V_4(i, j, k)) \quad (5.15)$$

– Le terme de la diffusion selon la courbure utilise l'opérateur de différence centrale, il est discrétisé comme suit :

$$V_1 = -\alpha g(|\nabla \tilde{I}|) H_{ijk}^n \left(D^{0x} (I_{ijk}^n)^2 + D^{0y} (I_{ijk}^n)^2 + D^{0z} (I_{ijk}^n)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

où H_{ijk}^n est la courbure du front à l'itération n au voxel de l'image I de coordonnées i, j, k , noté I_{ijk}^n :

– Le terme dit de segmentation est défini à l'aide des différences finies droite et gauche :

$$V_2 = \beta \left\{ \begin{array}{l} \max \left(D^{0x} \left(g |\vec{\nabla} \tilde{I}_{ijk}| \right), 0 \right) D^{-x} \left(I_{ijk}^n \right) + \min \left(D^{0x} \left(g |\vec{\nabla} \tilde{I}_{ijk}| \right), 0 \right) D^{+x} \left(\tilde{I}_{ijk} \right) + \\ \max \left(D^{0y} \left(g |\vec{\nabla} \tilde{I}_{ijk}| \right), 0 \right) D^{-y} \left(I_{ijk}^n \right) + \min \left(D^{0y} \left(g |\vec{\nabla} \tilde{I}_{ijk}| \right), 0 \right) D^{+y} \left(I_{ijk}^n \right) + \\ \max \left(D^{0z} \left(g |\vec{\nabla} \tilde{I}_{ijk}| \right), 0 \right) D^{-z} \left(I_{ijk}^n \right) + \min \left(D^{0z} \left(g |\vec{\nabla} \tilde{I}_{ijk}| \right), 0 \right) D^{+z} \left(I_{ijk}^n \right) \end{array} \right\}$$

– Le terme géométrique attracteur de contours :

$$V_3 = \max \left(\alpha_0 g \left(|\vec{\nabla} \tilde{I}| \right), 0 \right) \left\{ \begin{array}{l} \left(\max \left(D^{-x} I_{ijk}^n, -D^{+x} I_{ijk}^n \right)^2 + \right. \\ \left. \max \left(D^{-y} I_{ijk}^n, -D^{+y} I_{ijk}^n \right)^2 + \right. \\ \left. \max \left(D^{-z} I_{ijk}^n, -D^{+z} I_{ijk}^n \right)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$$

$$+ \min \left(\alpha_0 g \left(|\vec{\nabla} \tilde{I}| \right), 0 \right) \left\{ \begin{array}{l} \left(\max \left(D^{+x} I_{ijk}^n, -D^{-x} I_{ijk}^n \right)^2 + \right. \\ \left. \max \left(D^{+y} I_{ijk}^n, -D^{-y} I_{ijk}^n \right)^2 + \right. \\ \left. \max \left(D^{+z} I_{ijk}^n, -D^{-z} I_{ijk}^n \right)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$$

– Le terme de fidélité aux données :

$$V_4 = \gamma \left(f \left(I_{i,j,k} \right) \left(D^{0x} \left(I_{ijk}^n \right)^2 + D^{0y} \left(I_{ijk}^n \right)^2 + D^{0z} \left(I_{ijk}^n \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

Notons que D^{-i}, D^0, D^{+i} sont les opérateurs de différences finies sur l'axe i [Eberly, 2003] respectivement (différence droite, centrée, gauche). Pour i correspondant à l'axe x , l'opérateur D correspond à :

$$D^{-x} I_i = \frac{I_i - I_{i-1}}{h_x}$$

$$D^{0x} I_i = \frac{I_{i+1} - I_{i-1}}{2h_x}$$

$$D^{+x} I_i = \frac{I_{i+1} - I_i}{h_x}$$

avec $H = \frac{I_{xx}(I_y^2 + I_z^2) + I_{yy}(I_x^2 + I_z^2) + I_{zz}(I_x^2 + I_y^2) - 2(I_x I_y I_{xy} + I_x I_z I_{xz} + I_y I_z I_{yz})}{(I_x^2 + I_y^2 + I_z^2)}$ où

$I_i = \frac{\partial I}{\partial i}$ est la dérivée première de I par rapport à l'axe i et $I_{i,j} = \frac{\partial^2 I}{\partial i \partial j}$ est la dérivée seconde par rapport à i, j , en se basant sur la dérivation de Eberly [Eberly, 2003].

5.2.3 Condition de stabilité du schéma numérique

Une condition **CFL** nécessaire mais non suffisante pour la convergence des solutions numériques des équations aux dérivées partielles hyperboliques est donnée dans [Courant et al., 1928]. Ainsi, pour un front qui se propage selon l'axe x avec une vitesse v et un pas de discrétisation spatial h la condition **CFL** est définie comme suit :

$$\frac{v \Delta t}{h} \leq 1 \quad (5.16)$$

Pour satisfaire la condition de stabilité sur toutes les directions, le front ne doit pas traverser plus d'une seule cellule à la fois et ceci dans toutes les directions. Connaissant le pas spatial dans notre grille uniforme (Δx pris égal à 1), le pas Δt doit donc être choisi d'une manière à ce qu'il vérifie l'équation suivante :

$$\frac{\max F \Delta t}{\Delta x} \leq 1 \quad (5.17)$$

Avec le maximum de F pris sur toute la grille I (volume) et pas seulement pour le niveau zéro. On prend Δx comme pas d'échantillonnage sur la grille.

Cette condition peut être interprétée comme suit : la propagation du front durant un Δt ne doit pas dépasser un pas spatial Δx . Dans la pratique, nous devons faire un survol du volume entier des vitesses pour pouvoir choisir le pas temporel approprié.

5.2.4 Avantages de notre formulation

La formulation de la diffusion anisotrope régie par une propagation de fronts (Level sets) a introduit plusieurs avantages au pré-traitement des données utilisant le filtrage anisotrope.

- Le volume à traiter I est vu comme un ensemble d'isosurfaces par rapport à l'intensité du niveau de gris. Les différents niveaux ne sont plus définis par une fonction de distance signée classique mais par la valeur du niveau de gris lui-même. On propage toutes les courbes de niveaux en même temps (propagation multi-fronts), au lieu de chercher une seule surface d'intérêt. On peut ainsi espérer converger plus rapidement vers la solution.
- La diffusion selon la courbure offre un schéma stable facile à discrétiser en 3D ainsi qu'un ajout facile de différents termes de propagation, ce qui permet une interprétation assez intuitive du rôle de chacun de ces termes dans l'équation complète.

- On supprime le bruit tout en préservant les contours et les coins pour aider la segmentation.
- le fait de ne pas chercher à chaque itération un contour particulier, comme dans une propagation de front classique, permet à notre méthode d'éviter les principales étapes coûteuses en temps de calcul qui nécessitent les méthodes de fast-marching ou de bande étroite. La complexité algorithmique est $\mathcal{O}(N)$.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un schéma hybride entre diffusion anisotrope et segmentation de données. Nous avons montré le principe de la propagation de fronts formulé dans le cadre des Level-sets. Nous avons montré que cette formulation possède une étroite connexion avec l'équation de la diffusion anisotrope qui a pu remédier à des problèmes liés au coût de calcul et à la complexité algorithmique. La discrétisation du schéma complet a donné naissance à plusieurs termes de vitesses sont interprétables physiquement par l'utilisateur et qui agissent de manière complémentaire pour filtrer les données. Des résultats du modèle de filtrage anisotrope proposé et leurs analyses seront donnés dans le chapitre suivant pour mettre en évidence la performance du schéma et le rôle de chacun des termes.

Chapitre 6

Méthodologies d'évaluation et résultats de filtrage

Sommaire

Introduction	80
6.1 Évaluation du filtrage d'image : état de l'art	80
6.1.1 Introduction	80
6.1.2 Méthodes d'évaluation en régions	81
6.1.3 Méthodes d'évaluation en contours	84
6.2 Expérimentation	86
6.2.1 Formation des images de synthèses	86
6.2.2 Choix des critères d'évaluation	87
6.3 Résultats sur données Synthétiques	88
6.4 Résultats sur des images réelles	95
Conclusion	110

Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons fait les justifications théoriques qui nous ont amenées à proposer l'équation 5.13 du chapitre 5 comportant plusieurs termes qu'il est possible de pondérer les uns par rapport aux autres. Dans ce chapitre, il s'agit d'appliquer ce schéma à des données réelles pour aider à la segmentation des structures osseuses. Avant cela, il est nécessaire d'évaluer si le filtrage proposé permet d'obtenir facilement les zones de transition entre objets et si ces zones correspondent à celles que l'expert médical aurait retenues. Dans la littérature,

plusieurs méthodes d'évaluation du filtrage existent et nous en citerons quelques-unes dans le paragraphe suivant. Elles évaluent le fait que les zones représentant le même matériau soient rendues homogènes après filtrage : il s'agit d'une **évaluation en régions**. Dans notre cas, il est important, aussi, que le filtrage proposé renforce le contraste entre zones de matériau différent afin de faire ressortir les contours des structures. Il faut donc pouvoir évaluer la pertinence de la position de ces contours renforcés : il s'agit d'une **évaluation en contours**.

Dans ce chapitre, nous allons donner, dans un premier temps, un état de l'art des méthodes d'évaluation en contours et régions en précisant si elles nécessitent d'avoir ou non une vérité terrain. La seconde partie sera consacrée à l'évaluation quantitative et qualitative des résultats de notre processus de filtrage appliqué à des volumes IRM d'articulations. Nous donnerons une comparaison de différentes versions du processus de filtrage anisotrope obtenues pour différentes valeurs des paramètres du modèle. Enfin, nous montrerons des reconstructions 3D des structures osseuses obtenues automatiquement à partir du maillage des points retenus comme contours par le processus de filtrage que nous proposons.

6.1 Évaluation du filtrage d'image : état de l'art

6.1.1 Introduction

Depuis plusieurs décennies, les méthodes de filtrage et de segmentation ne cessent de se développer et de se diversifier. Ceci rend l'étape d'évaluation primordiale pour permettre de comparer un nouvel algorithme à ceux de la littérature ou de quantifier dans quelle mesure une propriété est vérifiée par un algorithme de traitement d'images. En effet, les critères d'évaluation quantitative sont divers, on cite les travaux de Zhang [Zhang, 2001, Zhang et al., 2008], Chabrier [Chabrier et al., 2006, Chabrier et al., 2008] dont les études ont permis de répartir ces différents outils d'évaluation en deux grandes classes : l'évaluation non supervisée et l'évaluation supervisée.

La première classe regroupe les méthodes d'évaluation qui ne nécessitent aucune information sur les résultats de filtrage ou de segmentation à évaluer. Elle peuvent être basées sur des critères analytiques qui permettent de quantifier la performance des algorithmes de traitement d'images en analysant leurs principes ainsi que leurs propriétés telles que la complexité, la stabilité, la convergence, mais aussi le facteur de lissage et l'activité du filtre, quantités basées sur l'analyse de variance des niveaux de gris de l'image avant et après filtrage.

La deuxième classe rassemble les méthodes d'évaluation qui utilisent une connaissance *a priori*. Ces connaissances constituent des images issues d'une segmentation de référence elles sont aussi appelées *vérité-terrain* (*ground truth*) qu'on notera (**VT**). Ces données peuvent être des

images synthétiques sur lesquelles le bruit pourra être ajouté de manière contrôlée ou bien une segmentation manuelle d’images réelles réalisée par un expert : les médecins pour le domaine médicale. Ainsi, les critères d’évaluation non supervisée permettent de comparer les algorithmes de traitement d’une manière objective avec une vérité terrain bien connue. L’inconvénient de cette démarche se situe dans la construction des images de synthèse. Celles-ci ne peuvent pas représenter toutes les situations possibles des données réelles à savoir contours, niveaux de gris des régions et bruit sur l’image, cependant, en absence d’une vérité terrain le résultat n’est pas unique car la comparaison se fait par rapport à une segmentation manuelle qui peut changer d’une personne à une autre. Ces différentes méthodes d’évaluation permettent d’étudier le comportement des algorithmes de traitement d’image en évaluant les résultats. Ceci en se basant sur des fonctions d’évaluations régions et contours permettant d’estimer le taux de l’homogénéité et la capacité de l’algorithme dans la conservation des contours dans une image. Dans la suite de ce chapitre nous présentons un état de l’art des méthodes d’évaluation de résultats de filtrage d’image en régions et de préservation des contours qui permettrons d’évaluer la robustesse de l’algorithme de diffusion anisotrope proposée par rapport à d’autres versions d’algorithmes de filtrage anisotrope qui existe dans la littératures.

6.1.2 Méthodes d’évaluation en régions

L’évaluation en régions permet d’estimer le taux d’uniformité intra-région, c’est-à-dire la capacité d’un algorithme de filtrage à homogénéiser les régions et éliminer le bruit. Dans ce contexte, plusieurs méthodes sont proposées dans la littérature, les premières techniques ont été basées sur le seuillage [Weszka and Rosenfeld, 1978]. Plus tard, les travaux de Levine et Nazif [Nazif and Levine, 1984] proposent un outil d’évaluation qui permet de calculer l’uniformité en intensité d’une région à partir de sa variance. Cette idée a été à la base d’autres recherches développées plus tard telles que la mesure d’homogénéité de Cochran [Cocquerez and Devars, 1985], la mesure d’uniformité inter-région de Pal et Pal [Pal and Pal, 1989]. Après, vient le critère d’évaluation proposé par Liu et Yang [Liu and Yang, 1994] basé sur le fait que les régions doivent être uniformes et homogènes, l’intérieur des régions doit être simple et sans trop de petits trous et les régions adjacentes doivent avoir des valeurs largement différentes. Ce critère se base sur le nombre de pixels de l’image originale, le nombre de régions de l’image résultat, le nombre de pixels de chaque région, les sommes des distances euclidiennes entre le vecteur de chaque région et le vecteur correspondant dans l’image résultat. On note e_k^2 la somme des distances euclidiennes entre les vecteurs des pixels de la région R_k et les vecteurs correspondant dans les mêmes régions R_k des images résultats :

$$e_k^2 = \sum_{(i,j) \in R_k} \left(C(i,j) - \bar{C}(R_k) \right)^2 \quad (6.1)$$

Avec

$$\bar{C}(R_k) = \frac{\sum_{(i,j) \in R_k} C(i,j)}{\text{card}(R_k)} \quad (6.2)$$

$C(i, j)$ désigne le niveau de gris du pixel (i, j) de l'image résultat et $\bar{C}(R_k)$ la valeur moyenne des pixels appartenant à la région R_k .

La fonction d'évaluation quantitative proposée par Liu et Yang est la suivante :

$$F_{Liu}(I) = \sqrt{N} \sum_{k=1}^N \frac{e_k^2}{\sqrt{R_k}} \quad (6.3)$$

N représente le nombre de régions R dans l'image I .

Ainsi, plus cette valeur est petite, meilleur est le résultat de l'algorithme de segmentation. Plus tard, Borsotti [Borsotti et al., 1998] critiquent la méthode d'évaluation de Liu et Yang et proposent une modification qui vise à pénaliser les résultats de segmentation présentant beaucoup de petites régions. La fonction d'évaluation proposée par Borsotti est définie comme suit :

$$F_{Bor}(I) = \frac{\sqrt{N}}{10^4 \times R} \sum_{k=1}^N \left[\frac{e_k^2}{1 + \log(R_k)} + \frac{Nr(R_k)^2}{R_k^2} \right] \quad (6.4)$$

où $Nr(R_k)$ représente le nombre de région ayant un aire égale à R_k . L'objectif de la modification proposée par Borsotti est de rendre le résultat de l'évaluation plus sensible aux petites variations de segmentation. En effet, le premier terme pénalise les régions non homogènes, le deuxième pénalise les régions qui possèdent une aire égale à beaucoup d'autres régions.

Une autre méthode d'évaluation a été proposée par Zhang [Zhang et al., 2004], celle-ci est basée sur le critère de l'entropie qui dérive du domaine de la chimie. Cette fonction qui calcule le désordre dans un milieu, permet d'évaluer la segmentation en région, c'est-à-dire estimer le taux d'homogénéisation dans une région. La fonction qui calcule l'entropie dans une région R_k d'une image I est définie comme suit :

$$H(R_k) = - \sum_{m \in V_k} \frac{L_k(m)}{S_k} \log \frac{L_k(m)}{S_k} \quad (6.5)$$

où V_k correspond à l'ensemble des valeurs possibles des intensités dans la région R_k , $L_k(m)$ est le nombre de pixels dans la région R_k d'intensité égale à m .

Le terme $\frac{L_k(m)}{S_k}$ représente la probabilité qu'un pixel dans la région R_k ait une valeur d'intensité égale à m .

Ainsi, l'entropie de région de l'image I segmentée s'écrit comme suit :

$$H_r(I) = - \sum_{k=1}^N \left(\frac{R_k}{R_I} \right) H(R_k) \quad (6.6)$$

où $R_I = \sum_{k=1}^N R_k$ représente l'aire total des régions dans l'image. La valeur de l'entropie désigne l'uniformité dans les régions d'une image segmentée. Lorsqu'une région est très uniforme la valeur totale de l'entropie est trop petite. Elle est égale à zéro lorsque tous les pixels dans une région ont la même valeur. Dans le cas d'une segmentation qui fait apparaître un grand nombre de régions, un terme peut être ajouté à l'entropie de région (équation (6.6)) pour pénaliser la segmentation :

$$H_l(I) = - \sum_{k=1}^N \left(\frac{R_k}{R_I} \right) \log \left(\frac{R_k}{R_I} \right) \quad (6.7)$$

A partir de l'équation (6.6) et l'équation (6.7) l'entropie totale de Zhang s'écrit comme suit :

$$F_{Zhan}(I) = H_l(I) + H_r(I) \quad (6.8)$$

La méthode d'évaluation par calcul d'entropie a fait l'objet de plusieurs travaux de recherches sur différents types d'images, on cite les travaux de Barbieri sur les images satellites [Barbier, 2004, Elberbari, 2007, Barbieri et al., 2011], de Zaart sur les images radars [Al-Osaimi and El-Zaart, 2008, Al-Ajlan and El-Zaart, 2009] et d'autres applications sur différentes modalités d'imagerie médicale [Yang and Huang, 1999, Robbins et al., 2004, Jerbi et al., 2007, Tsai et al., 2008].

Une autre méthode d'évaluation basée sur le calcul des énergies est proposée par Sylvie Philipp-Foliguet et Laurent Guigues [Philip Foliguet and Guigues, 2006, Philipp-Foliguet and Guigues, 2008]. En effet, ils supposent le problème de segmentation d'image comme un problème de modélisation d'une image constante par morceaux. L'idée proposée ici consiste à optimiser le modèle en cherchant une partition R de l'image en région R_i qui permet de minimiser une certaine énergie totale $E(R)$. Cette énergie est formée par la somme de deux énergies : une énergie qui correspond à la distance entre le modèle et les régions de l'image qu'on note $E_D(R) = \sum_{R_i \in R} E_D(R_i)$. La deuxième énergie dite de complexité notée $E_c(R)$ qui permet de pénaliser les segmentations trop fines qui correspondent aux modèles complexes. Ainsi, la forme générale de l'énergie s'écrit comme suit :

$$E(k, R) = \sum_{R_i \in R} E_D(R_i) + kE_c(R_i) \quad (6.9)$$

où k est un paramètre qui règle la contribution relative des deux termes énergétiques.

Dans la suite, on se limite au choix du critère d'évaluation de Zhang basé sur le calcul de l'entropie appliqué sur des données synthétiques.

6.1.3 Méthodes d'évaluation en contours

L'évaluation des résultats d'un filtrage d'images vise à montrer la capacité de l'algorithme à préserver les contours dans l'image. Le choix de l'outil d'évaluation est primordial à cause de l'importance des contours pendant l'étape de l'interprétation des détails de l'image. Dans la littérature quelques méthodes d'évaluation contours ont été proposées. Les plus utilisées sont celles de Levine et Nazif [Nazif and Levine, 1984]. Cet outil met en évidence deux types de contours dans l'image filtrée : les contours séparant deux régions et les contours qui traversent une région. Ces contours seront classés, puis une caractéristique des régions, comme le niveau de gris, sera définie pour calculer enfin le contraste entre les frontières et le gradient moyen le long de chaque ligne. D'autres méthodes basées sur une carte de contours ont été proposées, Kitchen et Rosenfeld [Kitchen and Rosenfeld, 1984] calculent la cohérence locale des contours puis l'évaluent en fonction des deux critères caractérisant un bon contour à savoir la continuité et la minceur. Tan [Tan et al., 1992] proposent une fonction coût égale à la somme des coûts locaux de tous les pixels de la carte contours. Un pixel peut avoir cinq facteurs coût locaux à savoir la dissimilarité, courbure, nombre de pixels frontière, fragmentation et minceur. Ces outils ont la caractéristique de ne pas utiliser des données de référence pour évaluer la préservation des contours sur une image.

D'autres fonctions d'évaluations basées sur le calcul de similarité [Hemery et al., 2008] ont besoin de contours de référence. L'erreur quadratique moyenne (Root Mean Square) [Coquin et al., 1997] est l'un des premier calcul effectué pour une évaluation en contour. Cette mesure est à l'origine de plusieurs autres mesures de distances : les distances de Küllback et Bhattacharyya [Bhattacharyya, 1943, Kullback and Leibler, 1951], ainsi que celle de Jensen [Basseville, 1989] reposant sur l'entropie de Rényi. L'utilisation de ces mesures ne prend pas en compte l'information spatiale des pixels formant les contours. Ceci influe sur la précision de la prédiction de la déformation et entraîne l'apparition de valeurs aberrantes. La distance de Hausdorff utilisée par exemple dans [Beauchemin et al., 1998] est parmi les critères de mesure de distance les plus intéressants, elle mesure l'éloignement de deux sous-ensembles d'un espace métrique sous-jacent, ici les deux contours, résultat et référence, en distance euclidienne (voir équation 6.10). Plusieurs chercheurs se sont intéressés à ce critère, Baddeley a proposé une variante de la distance de Hausdorff pour les images binaires [Baddeley, 1992]. Par la suite il propose une extension pour les images à niveaux de gris [Wilson et al., 1997]. Cette distance a été largement utilisée pour le processus d'évaluation de segmentation en contour [Coquin and Bolon, 2001], notamment dans le domaine médical [Wang et al., 2011]. Elle a été utilisée pour l'évaluation d'autres algorithmes de vision par ordinateur tels que le recalage d'image [Ahmad and Natarajan, 2009] et la reconnaissance de forme [Hu and Wang, 2006]. Cette mesure de similarité est caractérisée par sa grande sensibilité au bruit et son énorme

temps de calcul. La distance de Hausdorff est définie comme suit :

$$D_{Hau}(I_F, I_{ref}) = \max(h(I_F, I_{ref}), h(I_{ref}, I_F)) \quad (6.10)$$

I_{ref} et I_F sont respectivement l'image de référence et l'image résultat, $h(I_1, I_2) = \sup_{a \in I_F^{Cont}} \inf_{b \in I_F^{Cont}} |a - b|$.

Les deux distances de Hausdorff modifiées qu'on note D_{Bad}^1 et D_{Bad}^2 sont les suivantes :

$$D_{Bad}^1(I_{F_1}, I_{F_2}) = \max_{(i,j) \in (I_{F_1} \cup I_{F_2})} (d((i,j), I_{F_1}), d((i,j), I_{F_2})) \quad (6.11)$$

Avec $d(x, I) = \min_{y \in I} d(x, y)$

$$D_{Bad}^2(I_{F_1}, I_{F_2}) = \left(\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in (I_{F_1} \cup I_{F_2})} |d((i,j), I_{F_1}) - d((i,j), I_{F_2})|^p \right)^p \quad (6.12)$$

N est le nombre total des pixels, p est une puissance qu'on prend égale à 2, d est la distance euclidienne entre un pixel (i, j) de l'image de référence et les pixels de l'image I_F .

Une autre mesure de similarité proposée par Pratt [Pratt et al., 1978] appelée Figure du Mérite de Pratt (Figure of Merit of Pratt) qu'on note $FOMP$ dans ce mémoire. C'est une mesure empirique qui permet de comparer une carte de contours et une carte de référence pour évaluer la préservation des contours pendant un processus de filtrage ou de segmentation. La mesure de Pratt est définie comme suit :

$$FOMP(I_{ref}, I_F) = \frac{1}{\max(N_{Ref}, N_F)} \sum_{i=1}^{N_F} \frac{1}{1 + ad^2(i)} \quad (6.13)$$

où $d^2(i)$ correspond à la distance entre le $i^{ème}$ pixel contour dans la carte I_F et pixel contour le plus proche dans l'image référence dans les images références I_{Ref} , a est une constante de normalisation positive, N_{Ref} et N_F sont respectivement les nombre de pixels contours dans l'image segmentée et l'image de référence. La FOMP mesure l'éloignement entre les contours obtenus et les contours de référence. Cette mesure a été largement utilisée dans plusieurs travaux, on cite les travaux de Tauber et de Shui [Tauber, 2005, Shui and Zhang, 2012] qui utilisent la FOMP pour l'évaluation des résultats du filtrage anisotrope. Elle possède deux inconvénients majeurs : la dissymétrie et la sensibilité aux erreurs de sur-détection et de localisation. Plus tard cette mesure a été modifiée par Straster et Gerbrands [Strasters and Gerbrands, 1991] ainsi le critère de Pratt devient :

$$F_{Stras}(I_{Ref}, I_F) = \begin{cases} \frac{1}{C_{I_F/I_{Ref}}} \sum_{i=1}^{C_{I_F/I_{Ref}}} \frac{1}{1 + ad^2(i)} & \text{si } C_{I_F/I_{Ref}} > 0 \\ 1 & \text{si } C_{I_F/I_{Ref}} = 0 \end{cases} \quad (6.14)$$

où $C_{I_F/I_{Ref}} = \text{card}(N_F) - \text{card}(N_F \cap N_{Ref})$. D'autres mesures ont été développées, on cite Peli et Malah [Peli and Malah, 1982] qui proposent deux mesures statistiques : la moyenne et la variance des distances entre les contours de références et les contours résultats.

Ces différentes fonctions d'évaluation en contour nécessitent un contour de référence issu d'une vérité terrain pour comparer entre le contours résultat et le contour de référence. Dans la suite, nous utilisons la Figure de Mérite de Pratt (FOMP) pour évaluer la préservation en contour sur données synthétiques et réelles.

6.2 Expérimentation

Dans la partie précédente, nous avons explicité les différents types de méthodologies d'évaluation de résultat de filtrage ou de segmentation qui existent dans la littérature d'un point de vue région ou contour. Dans cette partie, nous utilisons ces fonctions pour mettre en évidence l'intérêt des différents termes de vitesse et pour comparer les résultats issus du modèle de la diffusion robuste global et local. Le protocole expérimental utilisé rassemble :

- des données de synthèse pour lesquelles nous connaissons les régions et le bruit ajouté. Le paragraphe 6.2.1 explique comment elles sont obtenues.
- des données réelles segmentées manuellement afin d'avoir les contours de référence.
- un ensemble de critères d'évaluation du filtrage en région et en contours. Le paragraphe 6.2.2 justifiera le choix des critères retenus.

6.2.1 Formation des images de synthèses

Afin d'évaluer plus objectivement les performances du processus de la diffusion anisotrope proposé et de mettre en évidence l'importance des paramètres de l'équation 5.13 du chapitre 5, nous utiliserons des images de synthèse supposées refléter les principales particularités des images par résonance magnétique d'articulations osseuses de l'épaule, de la hanche et du genou. En effet, l'étude faite dans le chapitre 2 a permis de définir les caractéristiques d'une images IRM à savoir la qualité de l'image, la résolution des pixels et les types d'artefacts entachant l'image. Ainsi, une image IRM est caractérisée par une résolution des pixels et une qualité d'image détériorée par un bruit additif supposé Gaussien. En prenant en compte ces détails, nous avons construit la vérité terrain correspondant à chaque sujet de données IRM à l'aide d'une segmentation manuelle avec le logiciel *Amira*® commercialisé par la société Visualization Sciences Group (VSG). Ensuite, vient l'étape de création de données de synthèse qui se fait en deux étapes (voir figure 6.1) :

- Ajout d'un niveau de gris à chaque région segmentée de valeur égale à la moyenne calculée sur la région correspondante de l'image réelle.

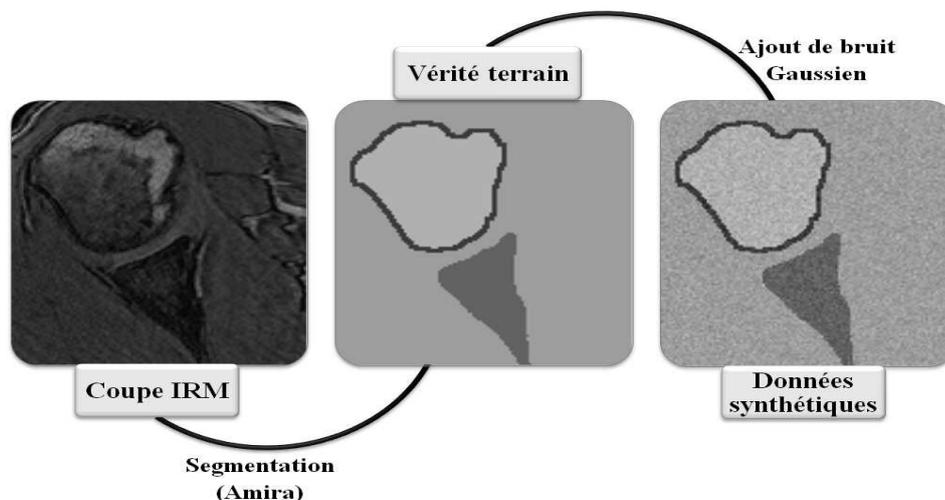


FIGURE 6.1: Formation des données synthétiques à partir d'un volume IRM de l'articulation gléno-humérale de l'épaule.

– Ajout de bruit additif gaussien au volume de vérité terrain créé.

De cette manière, on possède des données de synthèse avec une vérité terrain proches des images réelles mais simplifiées et de bruit ajouté connu. Nous utiliserons pour valider et comparer les résultats de notre filtrage.

6.2.2 Choix des critères d'évaluation

Le choix des critères d'évaluations adéquats permet d'évaluer correctement le processus de filtrage en régions et en contours qu'on appliquera sur des données de synthèse ayant un bruit ajouté connu ou des données réelles. En effet, la présence de données de synthèse et d'une vérité terrain permet de déterminer au cours de l'évaluation la zone à laquelle appartient initialement chaque voxel du volume traité (Les volumes sont superposables). Ainsi, si le niveau de gris d'un voxel (au niveau d'un contour) tend à basculer vers le niveau de gris de la zone voisine, le voxel appartiendra toujours à la zone de départ. Par contre, l'erreur au niveau de ce voxel sera assez grande puisque la différence avec le niveau de gris moyen sera grande. Ceci nous permet de pénaliser toute méthode qui provoque un déplacement des contours (les voxels sur les bords d'une région basculent vers les zones voisines). Cette stratégie d'évaluation peut être appliquée en utilisant la méthode d'évaluation basée sur le calcul d'entropie (voir 6.1.2) proposée par Zhang [Zhang et al., 2008] qui estime le taux d'hétérogénéité dans les régions. La valeur d'entropie atteint son minimum lorsque les pixels qui forment chaque région de l'image présentent tous une valeur d'intensité égale ou très proche.

Concernant l'évaluation en contours, le choix a été fait sur la méthode basée sur le calcul de distance entre le contour de référence et le contour résultat de l'image filtrée en utilisant la

FOMP (Figure of Merit of Pratt). Cette mesure permet de déterminer l'éloignement entre les contours résultats et les contours de références tracés par l'expert sur les images réelles. Nous pouvons aussi analyser la variation en nombre de pixels entre les deux contours. Cette méthode a été largement utilisée et a montré une grande capacité à évaluer les algorithmes de détection de contour [Tauber, 2005]. Nous utilisons aussi une méthode qualitative basée sur des courbes de profils pour évaluer les résultats à la fois en contours et en régions.

6.3 Résultats sur données Synthétiques

Dans cette section, nous allons présenter dans un premier temps les différents résultats de chaque étape du modèle global appliqué sur des données synthétiques. Nous faisons une comparaison entre les trois fonctions de diffusions de Leclerc, de Lorentz et de Tukey pour justifier notre choix.

Par la suite nous appliquons le modèle local avec la fonction de diffusion choisie en comparant les résultats à ceux du modèle global avec la même fonction de diffusion. Des évaluations quantitatives et qualitatives seront faites pour chaque résultat.

Nous utilisons le schéma complet de l'équation de diffusion 5.13 proposée dans le chapitre 5. Dans cette partie seule la vitesse de diffusion est activée ($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \gamma = 0$). En effet, on a montré dans le chapitre 4 qu'on pas besoin avec le modèle global de Tukey d'activer ces les paramètres β et γ , concernant α_0 il sera utilisé dans le modèle locale.

Nous utiliserons deux volumes de données synthétiques : articulation coxo-fémorale de la hanche d'un patient atteint d'une nécrose de la tête fémorale et articulation gléno-humérale d'épaule d'un sujet sain. Les dimensions en voxels et les résolutions en mm^3 par voxel des deux volumes sont respectivement $(71 \times 71 \times 41)$, $(1 \times 1 \times 1, 5)$ pour la hanche et $(121 \times 132 \times 62)$, $(0.7 \times 0.7 \times 1)$. L'ensemble est bruité avec un bruit gaussien de variance $\sigma = 10$ et $\sigma = 20$ et de moyenne nulle.

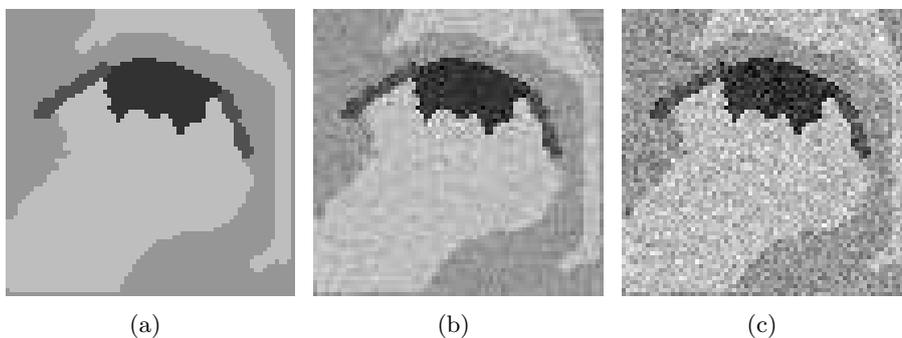


FIGURE 6.2: Coupe originale n° 24 du volume de synthèse de l'articulation de la hanche : (a) Vérité-terrain, (b), bruitée $\sigma = 10$, (c) bruitée $\sigma = 20$.

Modèle global :

Le 1^{er} essai est réalisé à l'aide du modèle anisotrope global en utilisant les trois fonctions de diffusions sur un volume d'une **VT** d'articulation de hanche formée par 4 régions de niveau de gris respectif (50, 80, 150, 190) qu'on a bruité avec un bruit gaussien ($\sigma = 10$ et $\sigma = 20$).

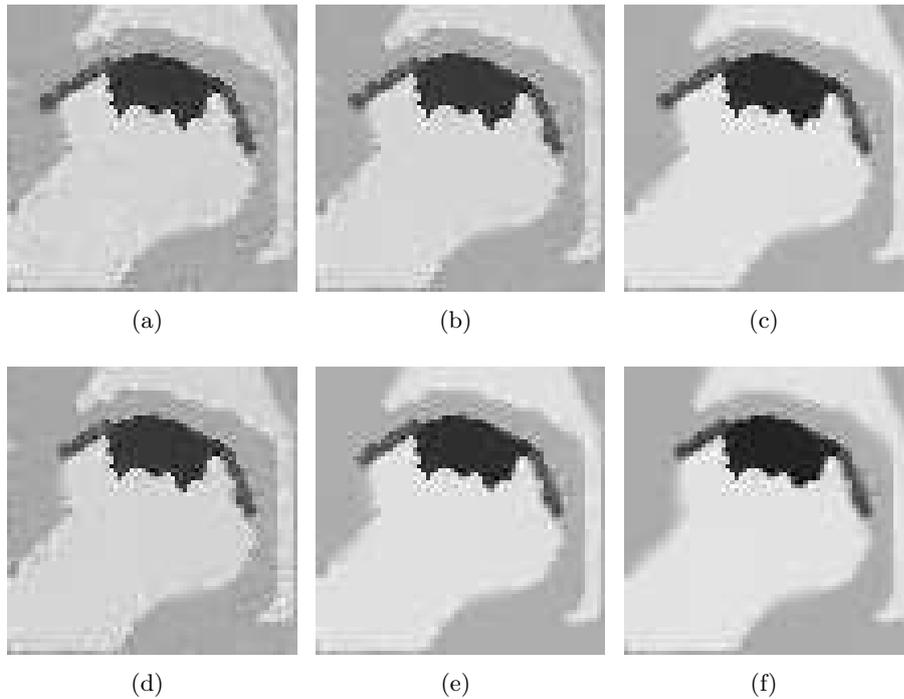


FIGURE 6.3: Coupe n° 24 filtrée par modèle global : 1^{er} ligne (itération=50), 2^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = \mathbf{10}$, pas=10.

Les résultats sont illustrés dans les figures 6.3 et 6.4 qui montrent que le filtrage avec la fonction de Leclerc et de Lorentz éliminent bien le bruit (même pour une variance élevée) dans les régions mais dégradent en même temps le contraste sur les contours en particulier pour un grand nombre d'itérations (2^{ème} ligne des figures 6.3 et 6.4) et même pour un bruit élevé.

Le plus intéressant dans ces résultats c'est le comportement de la fonction de Tukey qui même pour un grand nombre d'itérations ne diffuse pas les contours. Ceci souligne au caractère robuste de cette fonction qui s'annule pour les gradients supérieurs à un certain seuil. Néanmoins, le taux de bruit dans les régions reste élevé.

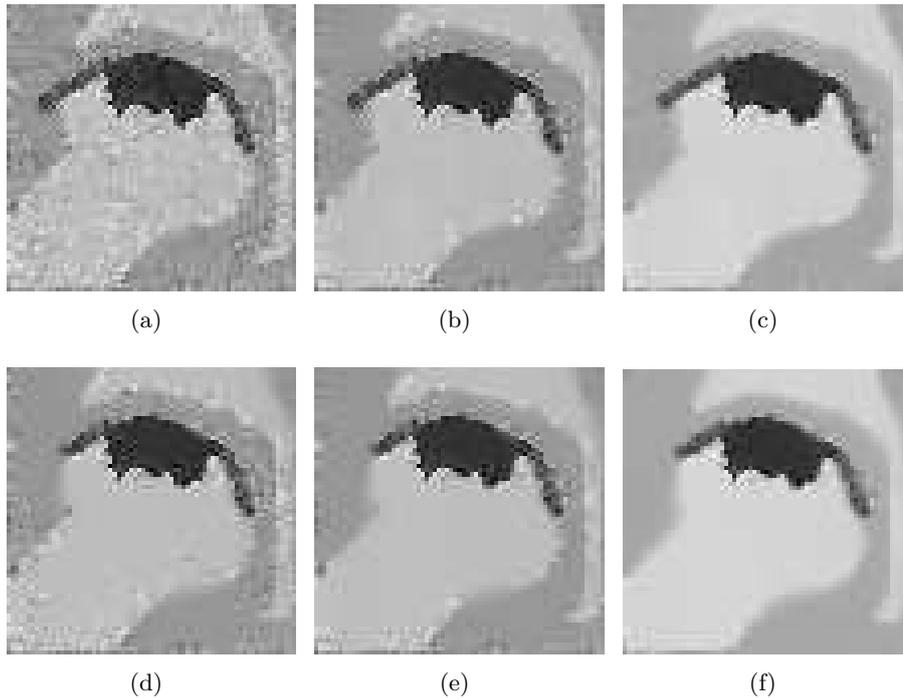


FIGURE 6.4: Coupe n° 24 filtrée par modèle global : 1^{er} ligne (itération=50), 2^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = 20, \text{pas}=10$.

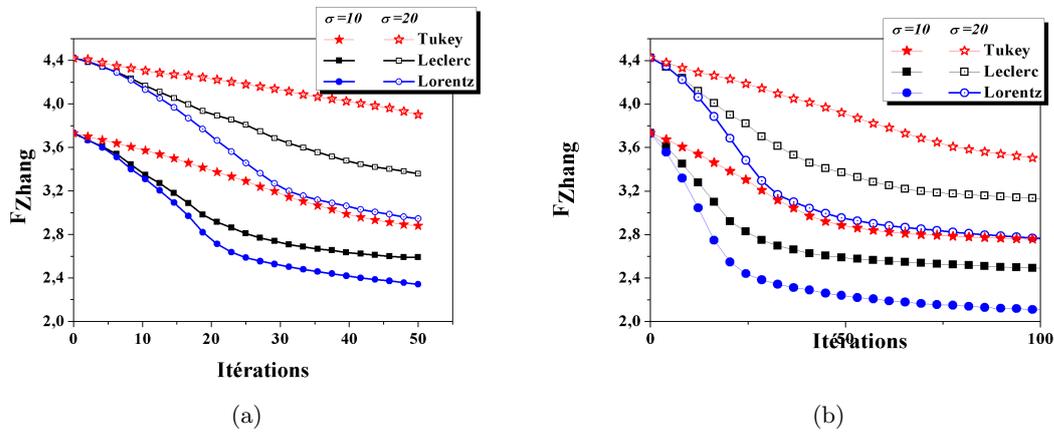


FIGURE 6.5: Courbes d'évaluation d'entropie du filtrage du volume de la hanche :(a) 50 premières itérations, (b) 100 premières itérations.

Les courbes d'entropie de la figure 6.5a montrent que les taux d'hétérogénéité dans les régions pendant le processus de diffusion, atteignent des valeurs minimales pour chacune des fonctions de Leclerc et de Lorentz et de Tukey. On vérifie que la fonction de Tukey lisse moins le bruit des régions par rapport aux fonctions de Leclerc et Lorentz pour les deux niveaux de bruit.

La figure 6.5b montre que les fonctions de Leclerc et Lorentz deviennent asymptotiques ce qui

signifie que les itérations n'améliorent plus l'homogénéité des régions au-delà de 50 mais ne font que dégrader le contraste des contours (figures 6.3 et 6.4).

Un 2^{ème} essai est aussi réalisé sur un volume d'une **VT** (vérité-terrain) d'articulation de l'épaule formé par 4 régions de niveau de gris respectif (60, 98, 157, 176) qu'on a bruité avec un bruit gaussien ($\sigma = 10$ et $\sigma = 20$).

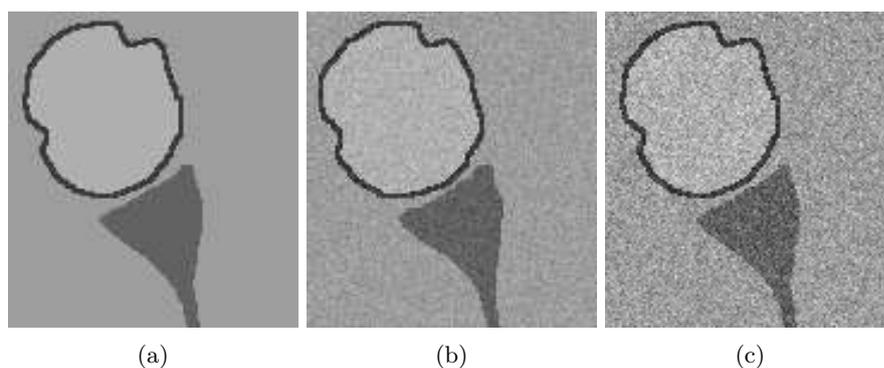


FIGURE 6.6: Coupe originale n° 30 du volume de synthèse de l'articulation gléno-humérale de l'épaule : (a) Vérité-terrain, (b) bruitée $\sigma = 10$, (c) bruitée $\sigma = 20$.

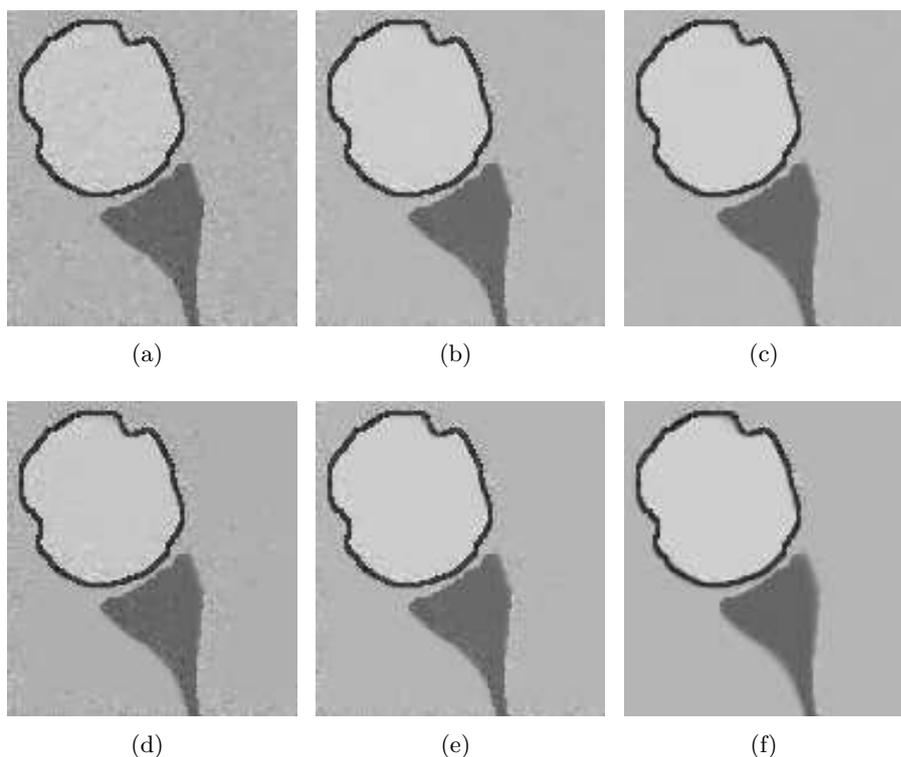


FIGURE 6.7: Coupe n° 30 filtrée par modèle global : 1^{er} ligne (itération=50), 2^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = 10, \text{pas} = 10$.

Les résultats sont illustrés dans les figures 6.7, 6.8 et 6.9. Ils coïncident avec ceux trouvés pour

le volume de la hanche. D'un autre coté, la fonction de Tukey sauvegarde la totalité des détails de l'image. Son seul inconvénient est le bruit dans les régions qui nécessite un nombre plus important d'itérations pour arriver à le filtrer. Ceci nécessite un énorme temps de calcul en 3D.

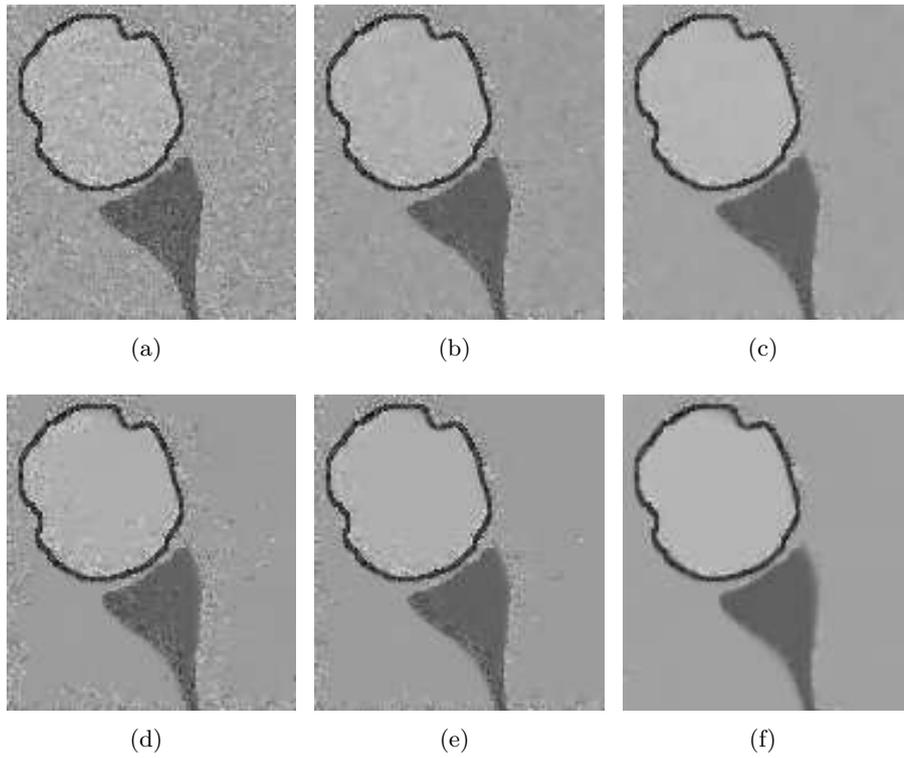


FIGURE 6.8: Coupe n° 30 filtrée par modèle global : 1^{er} ligne (itération=50), 2^{ème} ligne (itération=100), (a,d) Fonction Tukey, (b,e) Fonction Leclerc, (c,f) Fonction Lorentz, $\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0, \sigma = 20, \text{pas}=10$.

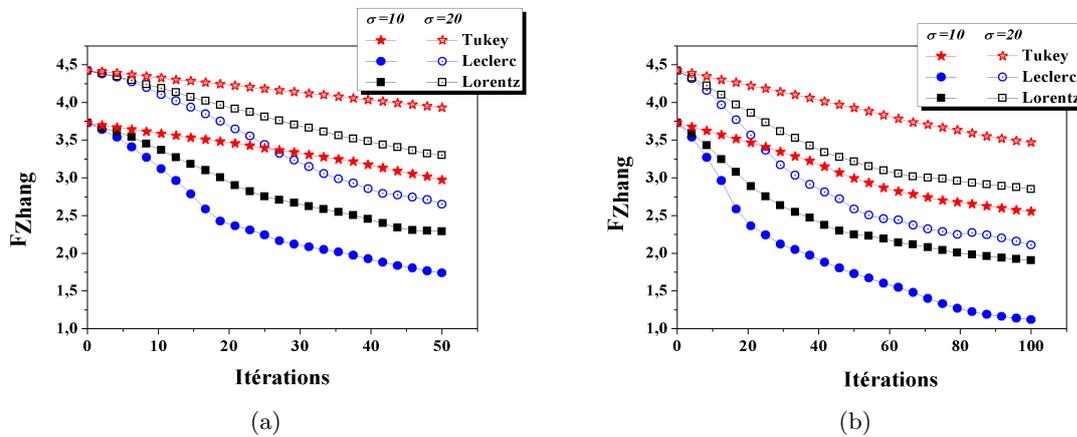


FIGURE 6.9: Courbes d'évaluation d'entropie du filtrage du volume de l'épaule :(a) 50 premières itérations, (b) 100 premières itérations.

Des résultats sur les images IRM réelles correspondant à chacune des images de synthèse utilisées pour ces deux précédents essais ont été présentés dans les figures 4.10 et 4.12 du chapitre 4. La nécrose représentée par un niveau de gris faible au niveau de la tête fémorale de l'articulation coxo-fémorale fusionne avec le niveau de gris des régions voisines. Concernant l'articulation gléno-humérale, des contours sont perdus entre le résultat du filtrage après 50 itérations et après 100 itérations (figure 6.10).

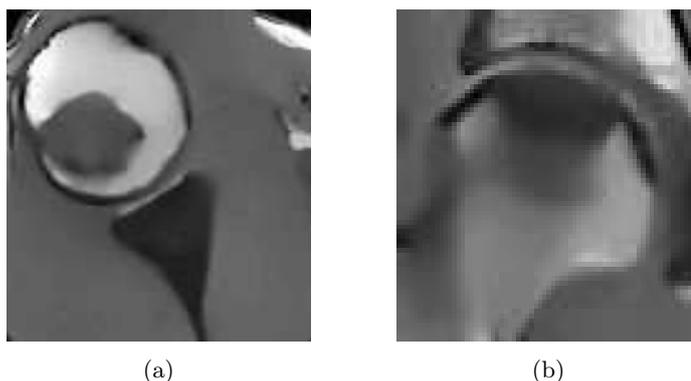


FIGURE 6.10: Résultat du filtrage global avec fonction de Lorentz : (a) Coupe n° 30 épaule, (b) Coupe n° 24 hanche.

Pour bénéficier de la robustesse de la fonction de Tukey tout en éliminant le maximum de bruit dans les régions et en limitant le nombre d'itérations, il a été proposé le modèle local qui calcule le seuil gradient sur une partie de l'image contrairement au seuil gradient dans le modèle global qui est calculé sur l'image entière ce qui sous estime sa valeur c'est l'objet du test suivant.

Modèle local :

Nous comparons dans cette partie le modèle global et local pour une valeur de $\sigma = 20$ après 50 itérations. Les figures 6.11 et 6.13 montrent que le modèle local lisse correctement le bruit dans les régions. La valeur de l'entropie (figures 6.12 et 6.14) est très inférieure pour le filtrage local et atteint la valeur d'entropie de la fonction de Leclerc (environ 3,5) obtenue pour le modèle global après 50 itérations et pour le même niveau de bruit (figures 6.8 et 6.9) tout en préservant mieux les contours. En effet, les courbes de profil montrent que l'estimation locale préserve les contours en gardant constante la variation du niveau de gris lors de la transition entre les deux régions différentes telles que (tête humérale et scapula) pour l'épaule.

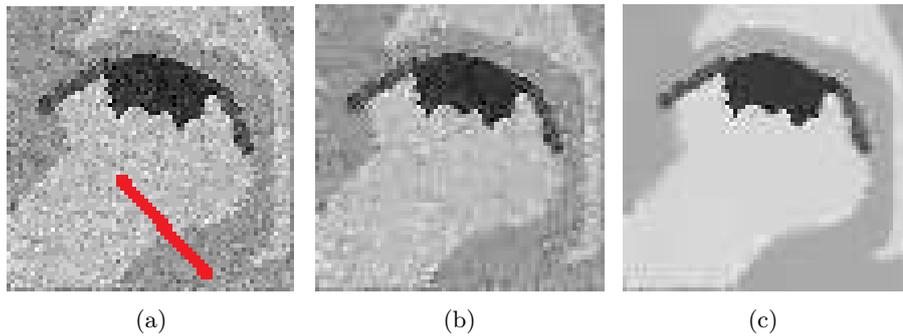


FIGURE 6.11: Coupe n° 24 de l'articulation de la hanche : (a) original bruitée ($\sigma = 20$) et profil de ligne, (b) filtrage global, (c) filtrage local, itération=50, pas =10.

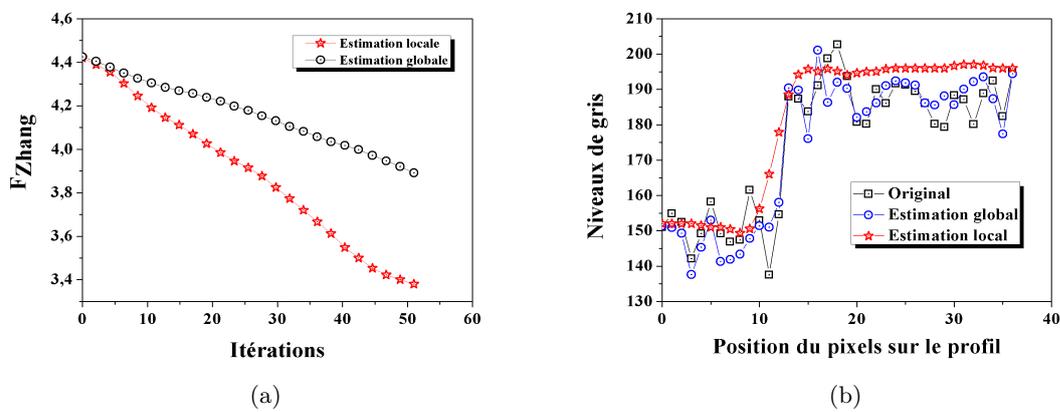


FIGURE 6.12: Évaluation en région et contour du filtrage du volume synthétique de hanche figure 6.11 : (a) entropie, (b) profil de ligne.

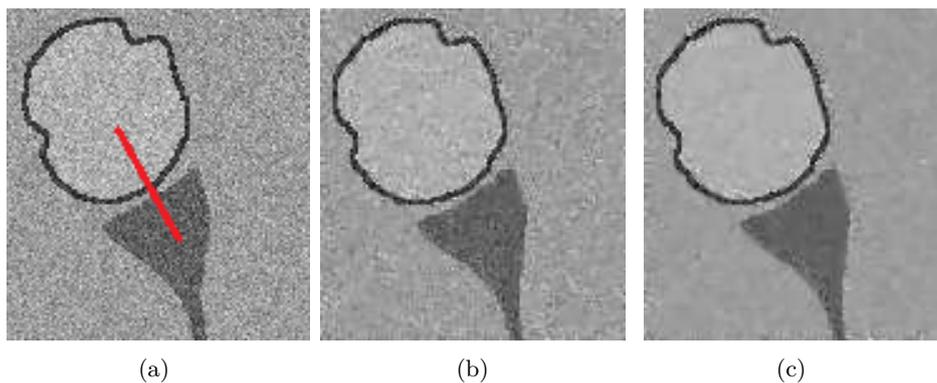


FIGURE 6.13: Coupe n° 30 de l'articulation gléno-humérale : (a) original bruitée ($\sigma = 20$) et profil de ligne, (b) filtrage global, (c) filtrage local, itération=50, pas =10.

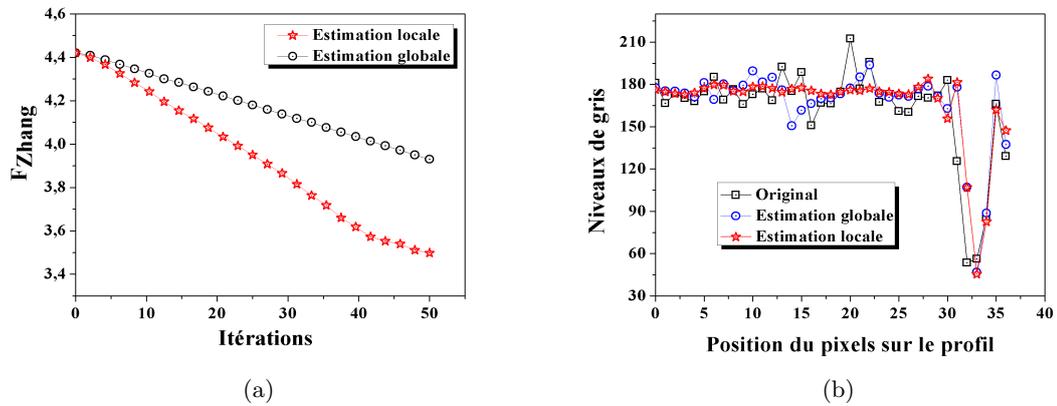


FIGURE 6.14: Evaluation en région et contour du filtrage du volume synthétique d'épaule figure 6.13 : (a) entropie, (b) profil de ligne.

6.4 Résultats sur des images réelles

Dans cette partie nous allons procéder à une série de tests sur des volumes de données IRM d'articulations d'épaule, de hanche et de genou. Une comparaison entre le modèle global et local de Tukey suivie par une évaluation quantitative et qualitative des résultats est réalisée pour valider le modèle robuste local que nous avons proposé. Les caractéristiques des données ainsi que les paramètres des modèles pour chaque test seront définis à l'aide du tableau générique ci-dessous :

Caractéristiques	Type de filtrage	
	Anisotrope global	Anisotrope local
	Fonction de diffusion	Fonction de diffusion
Séquence, Type, Pondération	α, β, α_0	E1 :Nbr itération(α, β, α_0)
Taille (voxels)	Nbr itération	E2 Nbr itération(α, β, α_0)
Résolution (mm^3)	pas	

En effet, pour chaque test, 3 comparaisons sont réalisées : un 1^{er} essai "anisotrope global" qu'on compare avec un 2^{ème} essai "anisotrope local" avec un même nombre d'itérations. Le 3^{ème} essai est "anisotrope local" avec un nombre plus grand d'itérations (100) en plus de l'activation du terme géométrique.

Test Hanche :

Le 1^{er} test est réalisé sur un volume d'articulation de la hanche (voir table 6.1).

Caractéristiques	Type de filtrage	
	Anisotrope global	Anisotrope local
	Tukey	Tukey
EG, 3D, T1	$\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$	E1 :50($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$)
$71 \times 71 \times 41$	50	E2 :100($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$) 40($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 1$)
$1 \times 1 \times 1.5$	10	

TABLE 6.1: Propriétés des données de la hanche et paramètres du modèle

La figure 6.16 montre la capacité du modèle local à éliminer le bruit des régions telles que la région de la tête fémorale (figure 6.16b) par rapport au résultat par le modèle global (figure 6.15). L'image gradient des voxels supérieurs au seuil final prouve que le modèle local proposé préserve bien les contours (figure 6.16c).

Pour valider ce résultat, nous utilisons la fonction de Pratt (FOMP) pour montrer le pouvoir du modèle local et global à localiser les contours. Ainsi la courbe de la figure 6.17 montre que le modèle local localise mieux les contours de la structure osseuse de la hanche.

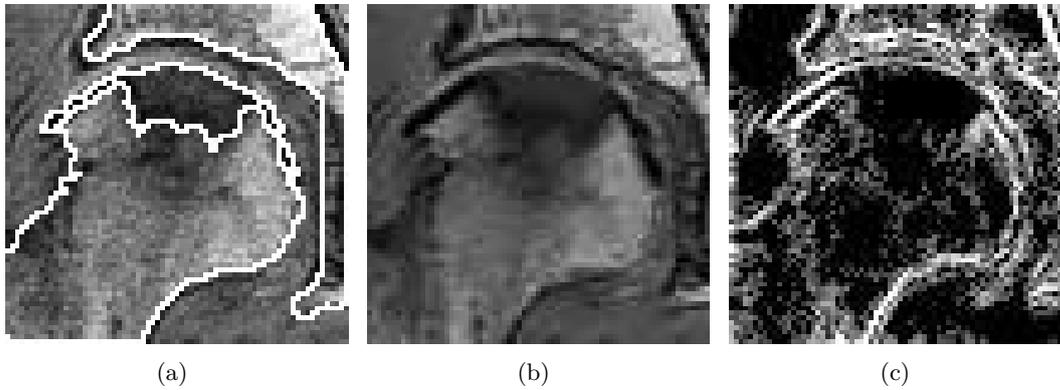


FIGURE 6.15: Résultat du filtrage par **modèle global** : (a) IRM originale coupe $n^\circ 24$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 22$.

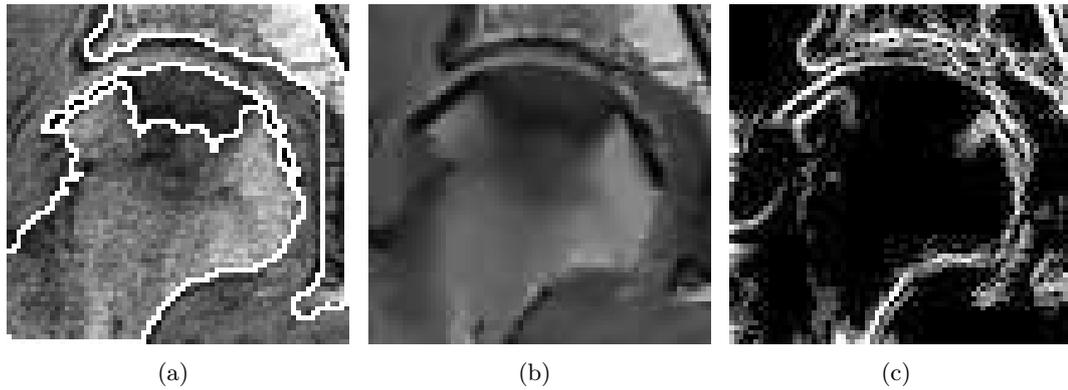


FIGURE 6.16: Résultat du filtrage par **modèle local (E1)** : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 24$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 42$.

Le schéma complet proposé dans le chapitre 5 met en relief un terme géométrique qui permet de corriger une discontinuité sur le contour.

En effet, la figure 6.16 montre le résultat avec le filtrage local après 100 itérations. On remarque une discontinuité au niveau de la nécrose (figure 6.16c). Ce problème peut être corrigé en activant le terme géométrique après avoir lissé l'image. L'image gradient des voxels seuillés 6.18c montre une nette amélioration comparée à l'image avant l'activation 6.16c.

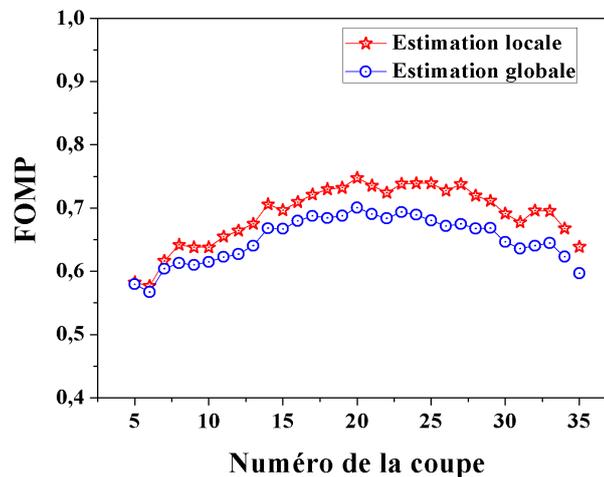


FIGURE 6.17: Valeur de FOMP des coupes $n^{\circ} 5$ à $n^{\circ} 35$ du volume de la hanche filtré par les deux modèles, global et local, itération=50

A partir des deux essais du modèle local, on remarque que le paramètre itération joue un rôle important sur le résultat final du filtrage et sur le temps d'exécution. Pour le 1^{er} essai **E1**, le temps d'exécution $t = 1 \text{ min } 30 \text{ sec}$, pour le 2^{ème} essai **E2**, $t = 2 \text{ min } 44 \text{ sec}$ qui est un temps négligeable devant l'essai avec modèle global pour donner le même résultat de filtrage

$t = 9 \text{ min } 10 \text{ sec}$ pour 200 itérations sur le même CPU (processor dual-core 64 bits, (2.2×2) GHz). Ceci montre que le modèle local fait gagner un temps de calcul considérable comparé au modèle global.

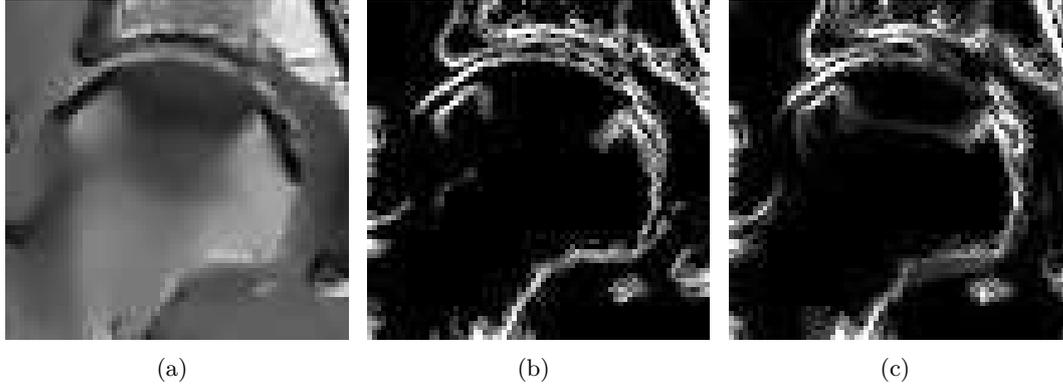


FIGURE 6.18: Résultat du filtrage par **modèle local (E2)** : (a) coupe $n^\circ 24$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique.

Test Épaule 1 :

Le 2^{ème} test est réalisé sur un volume IRM d'articulation gléno-humérale de l'épaule (voir Table 6.2).

Un intérêt particulier dans ce chapitre résultat est consacré à l'analyse des images IRM du complexe articulaire de l'épaule. Vue l'anatomie distinctif de ce dernier, il est important d'avoir une image nette avec des contours bien contrastés pour une interprétation correcte et rapide.

Caractéristiques	Type de filtrage	
	Anisotrope global	Anisotrope local
	Tukey	Tukey
EG, 3D, T1	$\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$	E1 :50($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$)
$187 \times 222 \times 143$	50	E2 100($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$) 20($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 1.5$)
$0.07 \times 0.07 \times 0.1$	10	

TABLE 6.2: Propriétés des données de l'épaule 1 et paramètres du modèle.

En effet, la scapula de l'épaule est caractérisée par sa fine épaisseur, ce qui la rend une zone sensible aux opérations de traitement. Dans la figure 6.20 apparaissent des régions homogènes et des contours bien contrastés avec le modèle local comparé au modèle global (figure 6.19) qui laisse des impuretés en particulier au niveau de la tête humérale. L'image gradient des voxels seuillés (figure 6.20c) laisse voir une structure complète des os de l'épaule. L'évaluation

du résultat du filtrage en contour à l'aide de la FOMP (figure 6.21) montre, par rapport au filtrage global, des contours mieux localisés et moins épais.

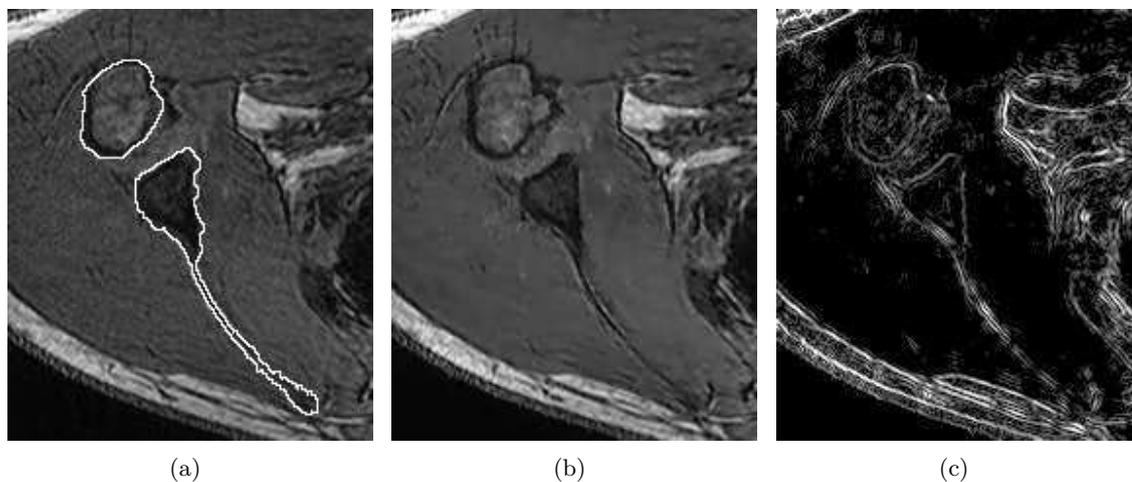


FIGURE 6.19: Résultat du filtrage par **modèle global** : (a) IRM originale coupe n° 101 superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 16$.

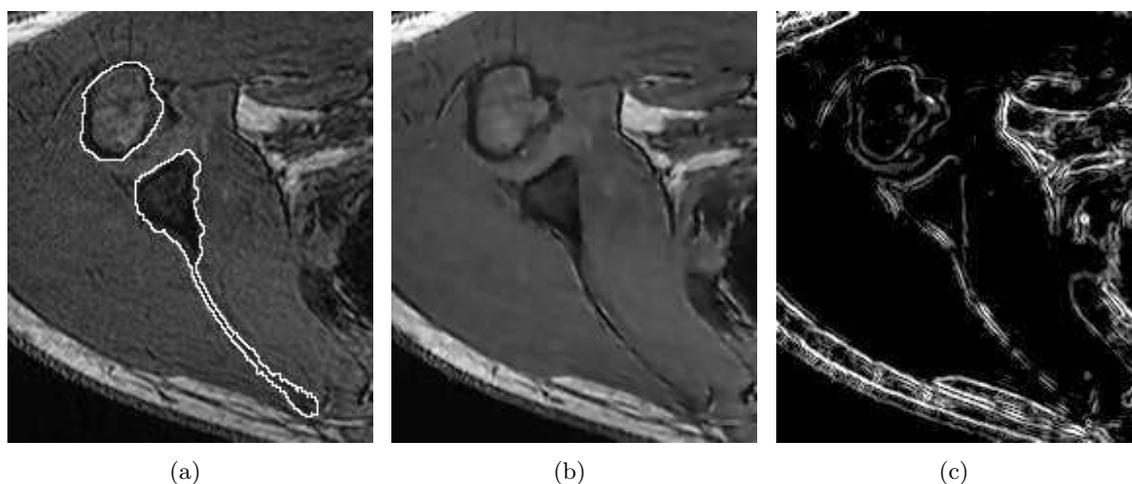


FIGURE 6.20: Résultat du filtrage par **modèle local (E1)** : (a) IRM originale coupe n° 101 superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 42$.

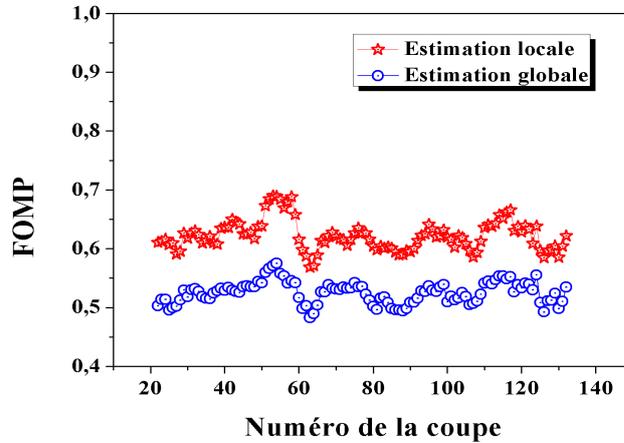


FIGURE 6.21: Valeur de FOMP des coupes $n^{\circ} 20$ à $n^{\circ} 130$ du volume de l'épaule 1 filtré par les deux modèles, global et local, itération=50.

Dans la figure 6.22 les images gradients seuillés avant et après l'activation du terme géométrique pour un essai local mettent en évidence les propriétés de ce terme qui permet d'assurer une continuité des contours. La valeur du coefficient de pondération α_0 est liée au nombre des itérations : pour une valeur de $\alpha_0 = 1.5$ on se limite à un nombre d'itérations égal à 20 au lieu de 40 pour l'essai sur la hanche. Ceci permet de réduire le temps calcul en particulier pour des données volumineuses.

L'intérêt de ce terme est aussi remarqué lors de l'étape de reconstruction 3D en offrant un modèle contenant l'information complète (voir Test Épaule 2).

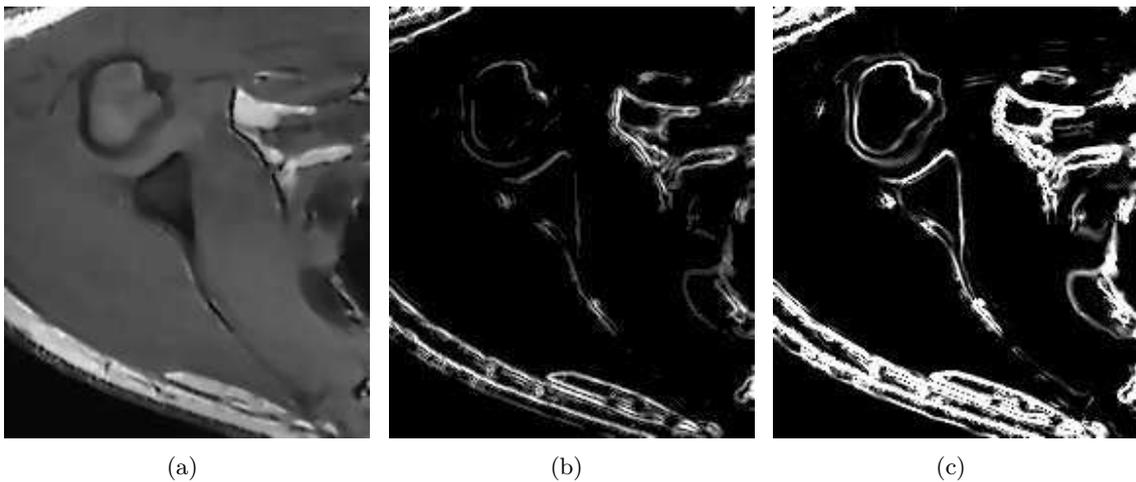


FIGURE 6.22: Résultat du filtrage par **modèle local (E2)** : (a) coupe $n^{\circ} 101$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique pendant 20 itérations supplémentaires.

Test Épaule 2 :

Le 3^{ème} test est réalisé sur un volume IRM d'articulation gléno-humérale de l'épaule en élévation (voir Table 6.3)

Caractéristiques	Type de filtrage	
	Anisotrope global	Anisotrope local
	Tukey	Tukey
EG, 3D, T1, élévation	$\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$	E1 :50($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$)
160 × 180 × 86	50	E2 100($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$) 20($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 1.5$)
0.7 × 0.7 × 2.2	10	

TABLE 6.3: Propriétés des données de l'épaule 2 et paramètres du modèle.

Pour cet essai nous avons choisi un volume IRM d'une épaule lors d'un mouvement d'élévation. En effet, l'instabilité des articulations de l'épaule est l'une des principales raisons qui pousse les chercheurs à étudier leurs mouvements dans les différents axes de rotations. Ils ont besoin pour ce faire d'images nettes et bien segmentées pour créer des modèles 3D.

La coupe présentée dans cet essai correspond à l'os de la scapula. La fine épaisseur est préservée après le filtrage local à 50 itérations (figure 6.24).

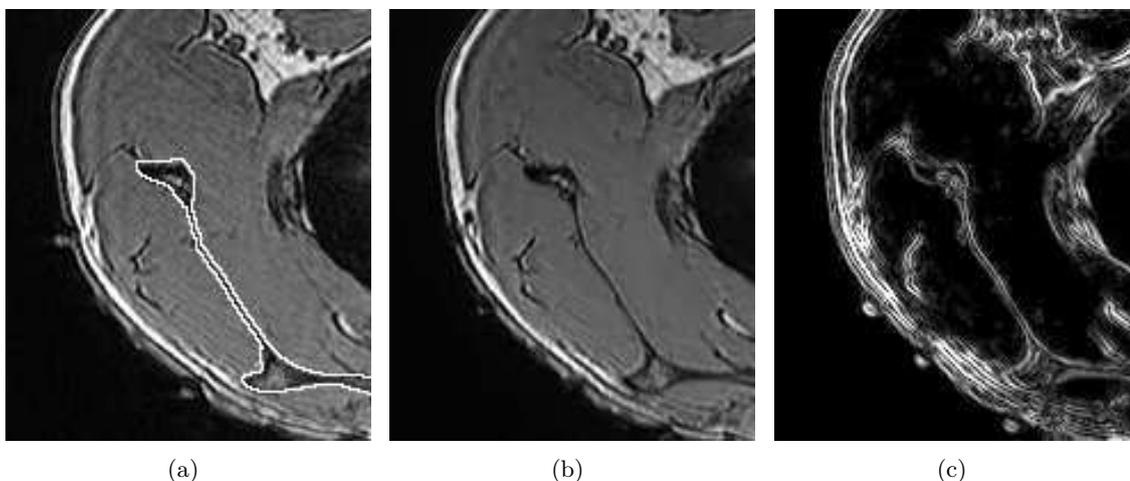


FIGURE 6.23: Résultat du filtrage par **modèle global** : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 42$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 10$.

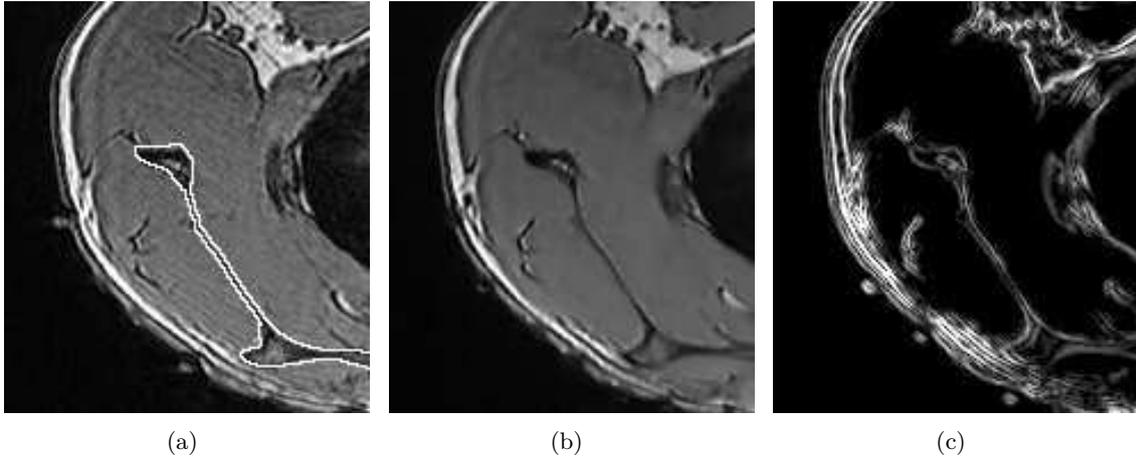


FIGURE 6.24: Résultat du filtrage par **modèle local (E1)** : (a) IRM originale coupe n° 42 superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 40$.

Pour les contours fins tels que le contour de la scapula l'utilisation de ce terme est primordiale lorsqu'il est difficile d'optimiser le nombre des itérations qui dépend de l'intensité du bruit et du contraste de l'image.

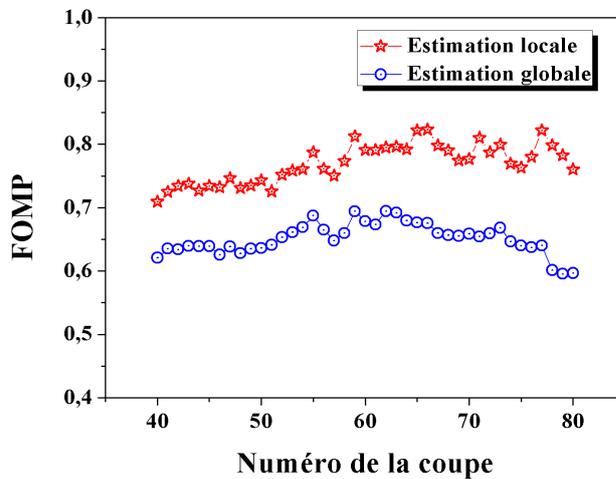


FIGURE 6.25: Valeur de FOMP des coupes n° 40 à n° 80 du volume de l'épaule 2 filtré par les deux modèles, global et local, itération=50.

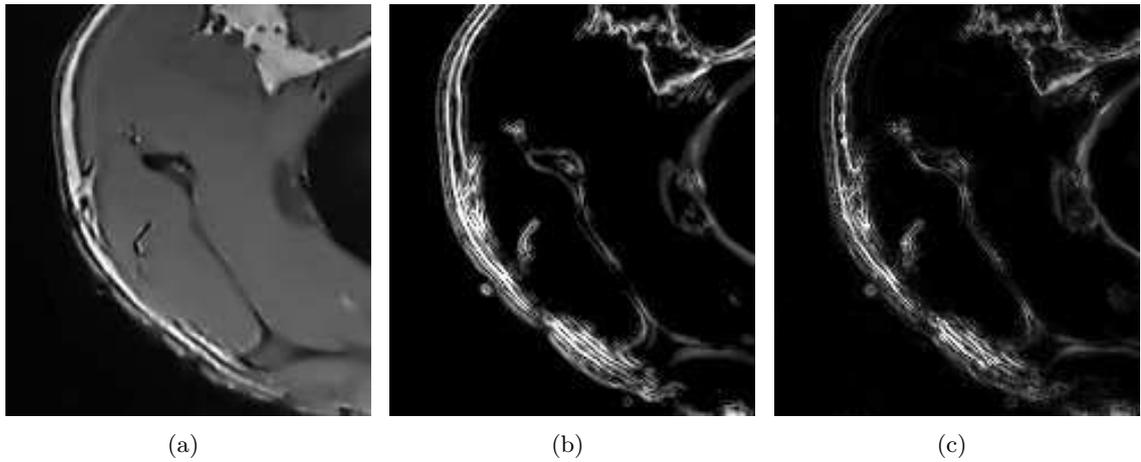
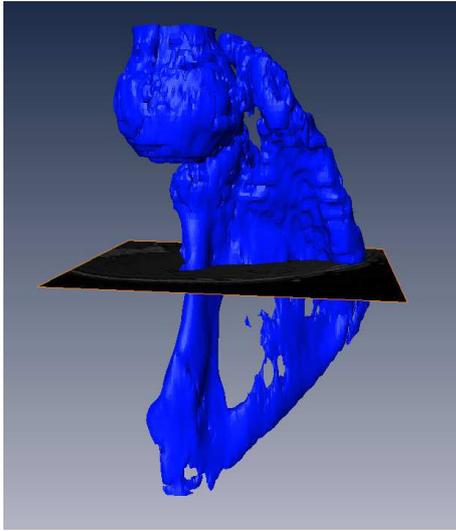
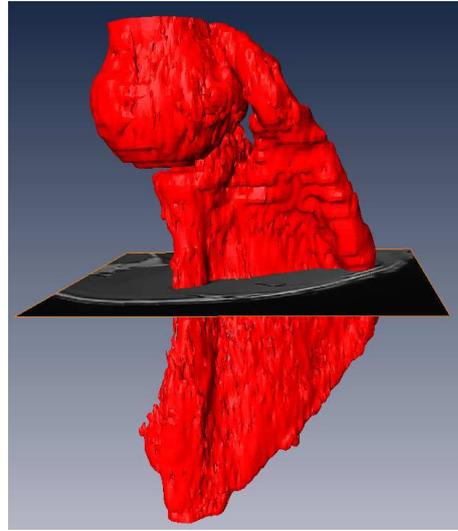


FIGURE 6.26: Résultat du filtrage par **modèle local (E2)** : (a) coupe n° 42 filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique 20 itérations supplémentaires avec le terme géométrique.

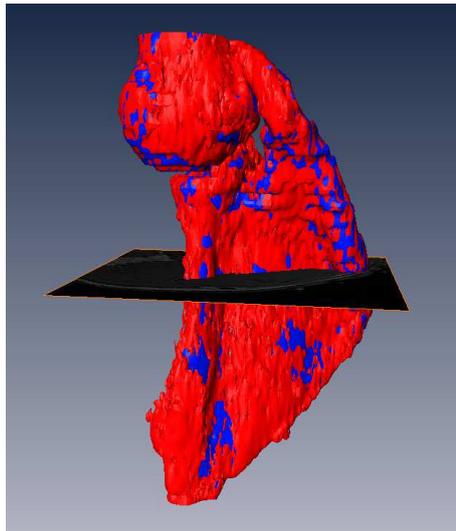
La figure 6.27 illustre une représentation 3D du résultat du filtrage par modèle local après 100 itérations (figure 6.27a) puis après l'activation du terme géométrique pendant 20 itérations supplémentaires, superposée au précédent (figure 6.27b). Pour sélectionner les voxels gradient de la structure osseuse de l'épaule (humérus et scapula), nous avons utilisé la carte de distances construite à partir des contours de référence de la vérité terrain correspondante. Seuls les voxels à distance de plus ou moins 5 voxels du contour de référence sont sélectionnés. Ensuite une iso surface de cet ensemble de voxels est créée à partir de la valeur du seuil en utilisant Amira. Cette représentation valide les résultats de l'application du modèle local et met en évidence l'importance du terme géométrique. On voit bien sur le résultat avec le modèle local sans activation du terme géométrique de la surface que la scapula est trouée. Après l'activation, l'information est récupérée : la discontinuité de la surface est corrigée.



(a)



(b)



(c)

FIGURE 6.27: Représentation 3D de la scapula et de la tête humérale, membre supérieur en élévation maximum après le filtrage : (a) local après 100 itérations, (b) local (20 itérations supplémentaires avec le terme géométrique), (c) deux modèles superposés.

Test Épaule 3 :

Le 4^{ème} test est réalisé sur un volume articulaire d'épaule (voir Table 6.4)

Concernant, les résultats sur cette épaule, ils sont semblables en qualité aux précédents résultats. La seule différence est liée à la dimension de ce sujet (taille et résolution). Étant donné que

Caractéristiques	Type de filtrage	
	Anisotrope global	Anisotrope local
	Tukey	Tukey
EG, 3D, T1	$\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$	E1 :50($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$)
$172 \times 255 \times 143$	50	E2 100($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$) 20($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 1.5$)
$0.7 \times 0.7 \times 0.9$	10	

TABLE 6.4: Propriétés des données de l'épaule 3 et paramètres du modèle.

le modèle procède en 3D, ceci engendre un temps de calcul élevé (11 min 24 sec) pour 6271980 voxels contenus dans le volume total. On procède sur un CPU (processor dual-core 64 bits, (2.2×2) GHz).

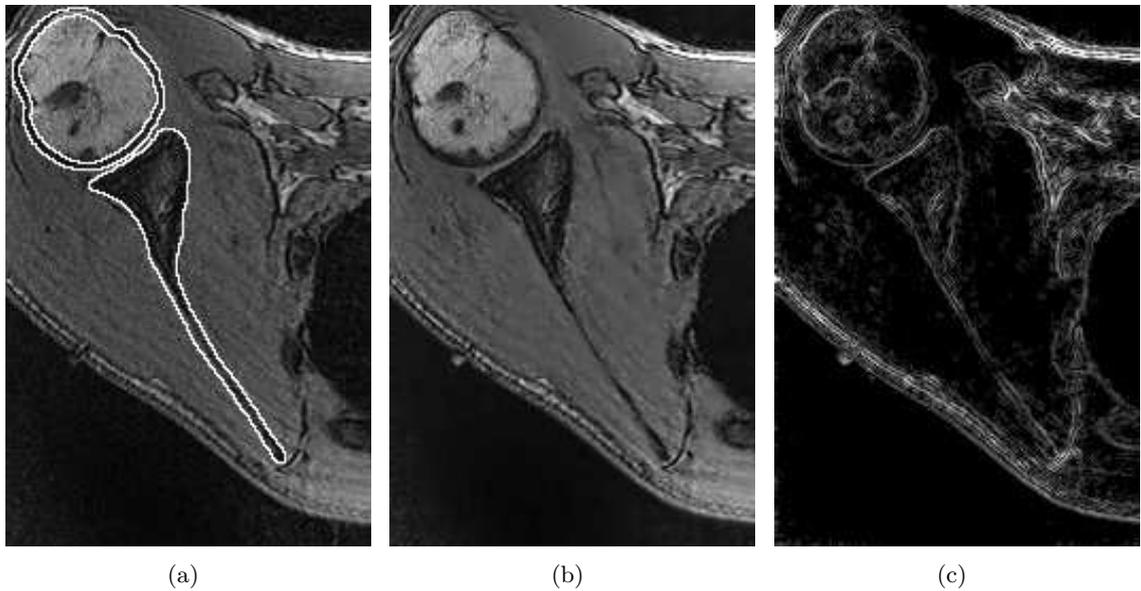


FIGURE 6.28: Résultat du filtrage par **modèle global** : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 96$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 10$.

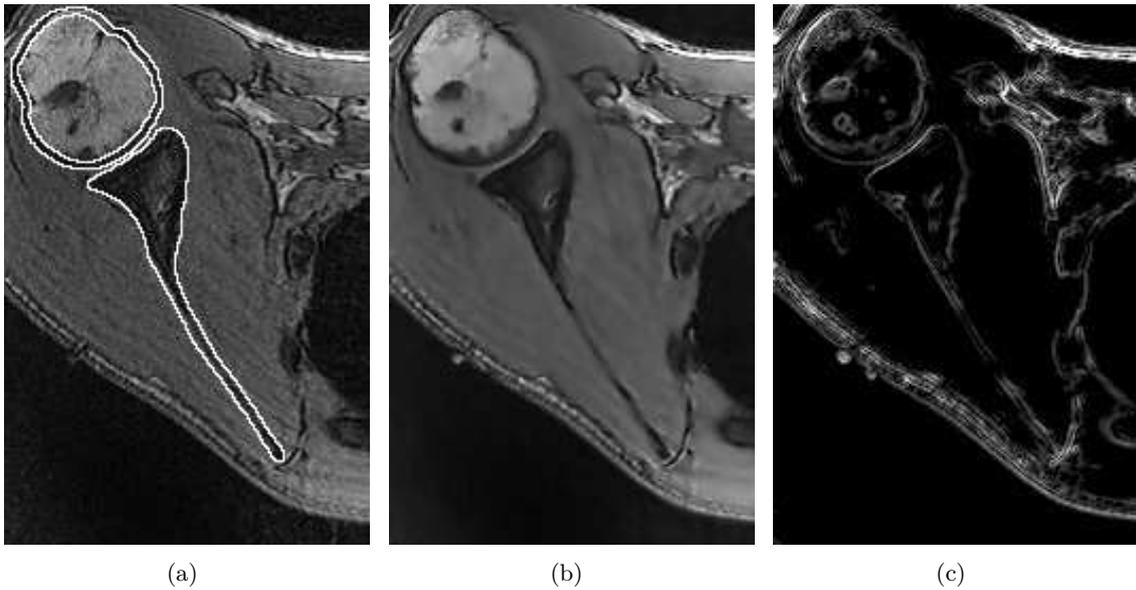


FIGURE 6.29: Résultat du filtrage par **modèle local (E1)** : (a) IRM originale coupe $n^{\circ} 96$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{el} = 26$.

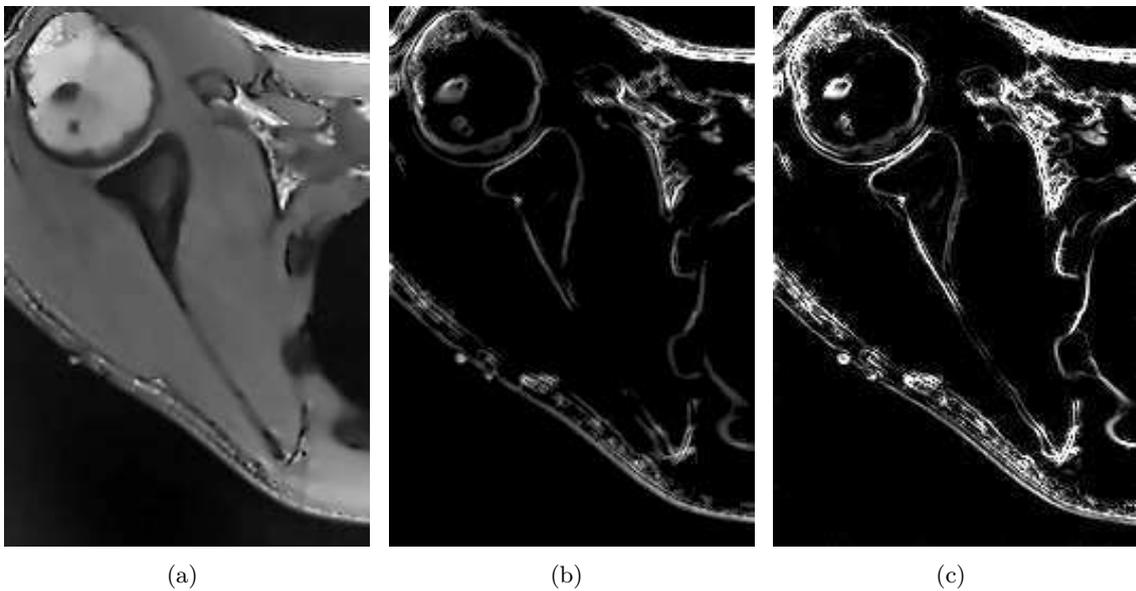


FIGURE 6.30: Résultat du filtrage par **modèle local (E2)** : (a) coupe $n^{\circ} 96$ filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique.

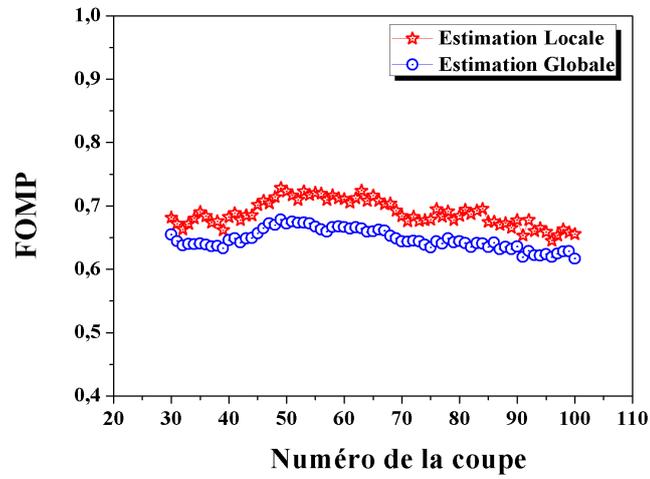


FIGURE 6.31: Valeur de FOMP des coupes n° 30 à n° 100 du volume de l'épaule 2 filtré par les deux modèles, global et local, itération=50.

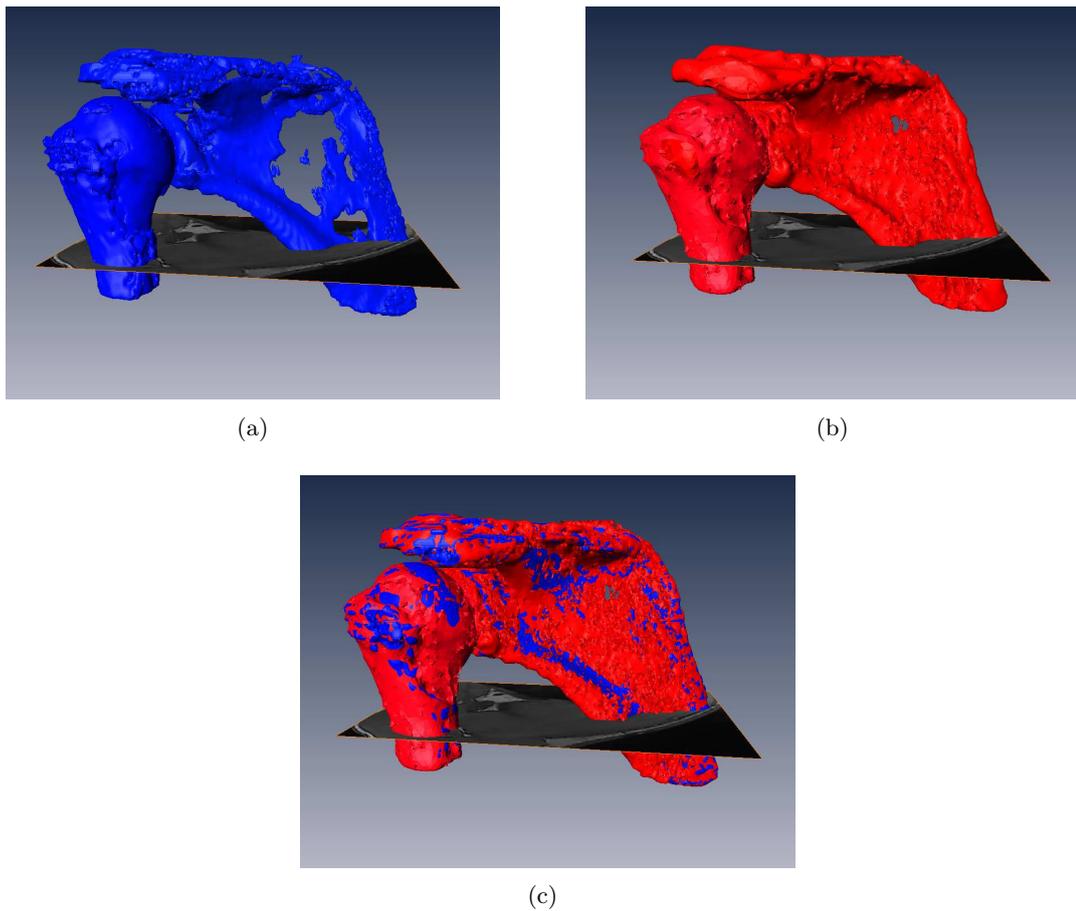


FIGURE 6.32: Représentation 3D du résultat du filtrage : (a) local après 100 itérations, (b) local (20 itérations supplémentaires avec le terme géométrique), (c) deux modèles superposés.

Test Genou :

Le 5^{ème} test est réalisé sur l'articulation du genou (voir Table 6.5)

Caractéristiques	Type de filtrage	
	Anisotrope global	Anisotrope local
	Tukey	Tukey
EG, 3D, T1	$\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$	E1 :50($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$)
$70 \times 99 \times 66$	50	E2 :100($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 0$) 20($\alpha = 1, \beta = 0, \alpha_0 = 1.5$)
$1 \times 1 \times 1$	10	

TABLE 6.5: Propriétés des données Genou et paramètres du modèle.

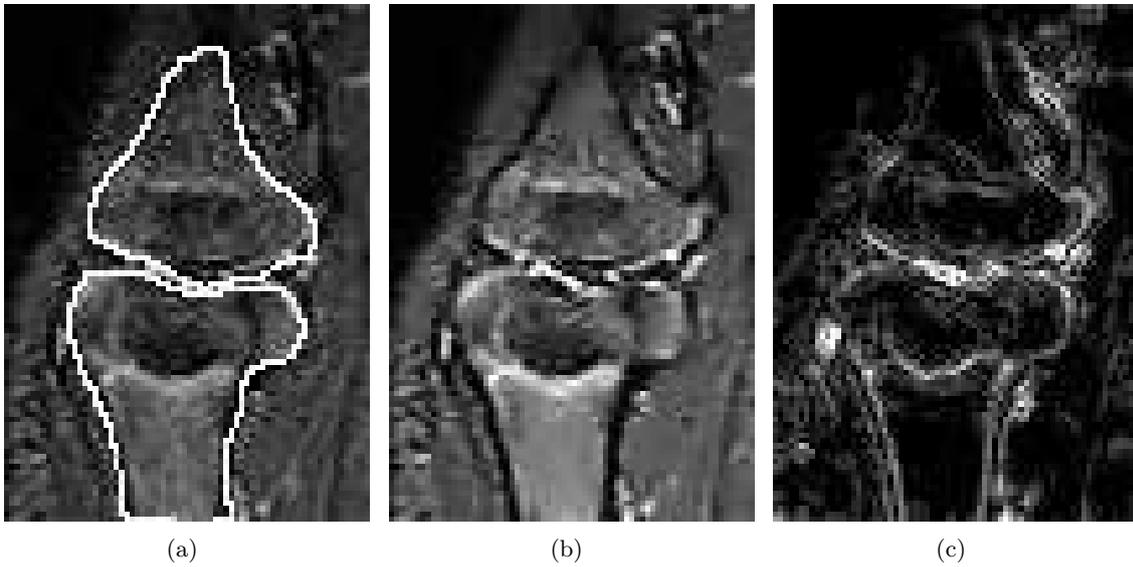


FIGURE 6.33: Résultat du filtrage par **modèle global** : (a) IRM originale coupe $n^\circ 32$ superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 10$.

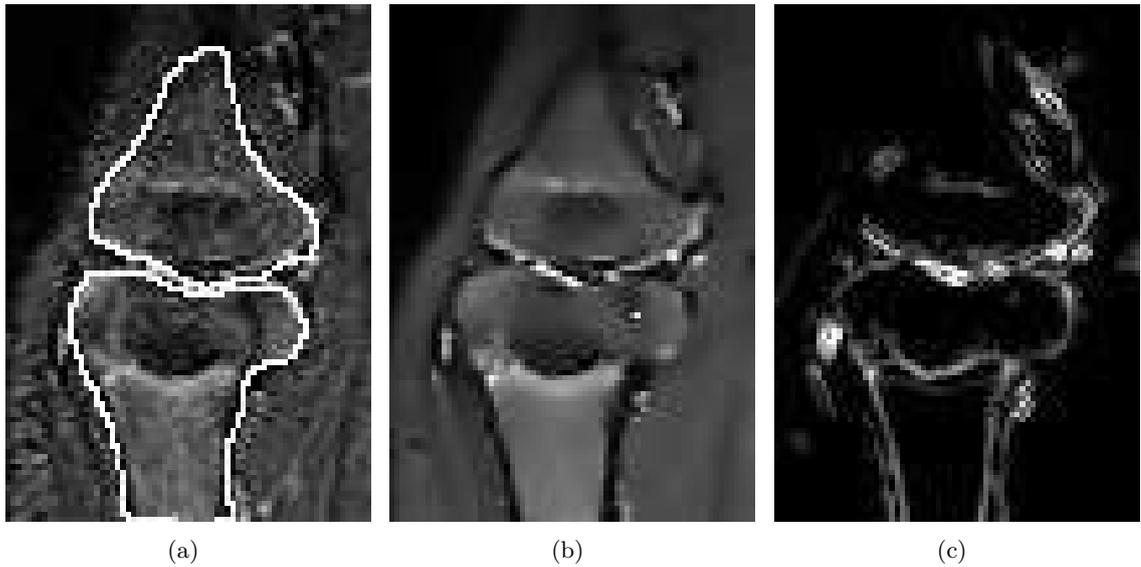


FIGURE 6.34: Résultat du filtrage par **modèle local (E1)** : (a) IRM originale coupe n° 32 superposée avec le contour segmenté, (b) IRM filtrée, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final $\delta_{eg} = 38$.

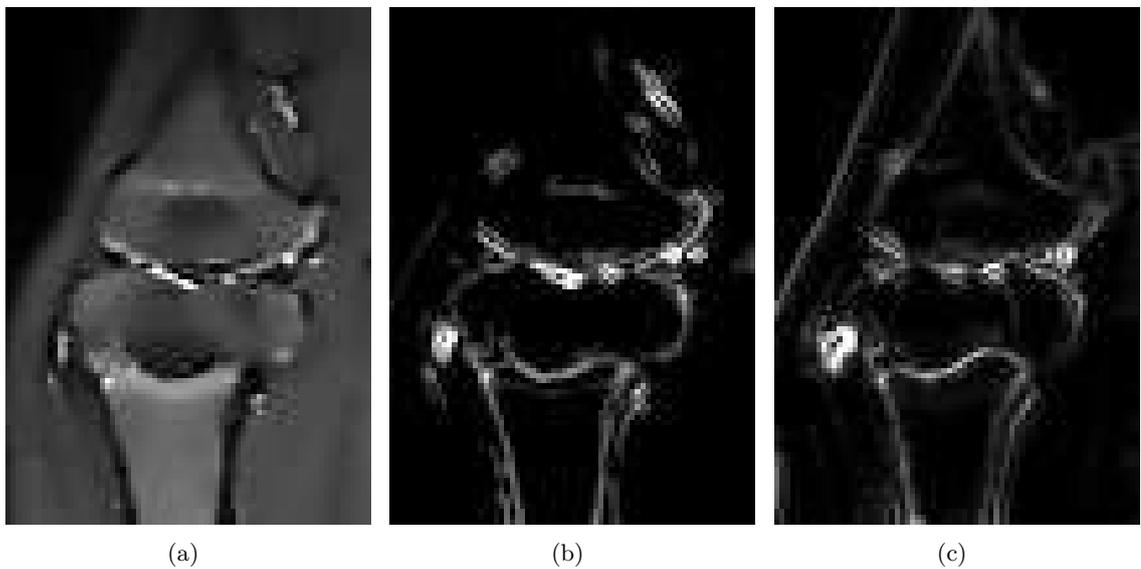


FIGURE 6.35: Résultat du filtrage par **modèle local (E2)** : (a) coupe n° 32 filtrée, (b) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final, (c) image gradient des voxels de niveaux supérieurs au seuil final avec terme géométrique.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de l'application de l'algorithme du filtrage par diffusion anisotrope tout en utilisant les modifications apportées : la fonction de diffusion de Tukey et l'estimation robuste locale du seuil. Pour évaluer ces résultats, nous avons fait une série de tests sur des données de synthèse et des données réelles.

Les essais sur les données de synthèse ont montré la capacité du modèle local de Tukey à éliminer le bruit des régions tout en préservant les contours en comparaison des résultats obtenus avec le modèle global qui sous estime le seuil et dégrade les contours pour les fonctions de Leclerc et de Lorentz.

Concernant les essais réalisés sur les données IRM, ils ont montré que le modèle local que nous proposons dépend du paramètre itérations qui doit être fixé en fonction des caractéristiques de l'image (bruit, contraste et dimension). Ceci rend l'optimisation de ce paramètre difficile. En plus le modèle local est sensible à un grand nombre d'itérations ce qui cause l'effacement des contours fins.

Le schéma complet proposé permet de reconstruire les contours en prenant en compte leur topologie. La diffusion couplée au terme géométrique provenant de la propagation limite la sensibilité du schéma vis-à-vis du nombre d'itérations optimal. Dans les différents essais, les valeurs des coefficients sont identiques et donnent des résultats intéressants. Ces valeurs correspondent à un setup standard que l'on peut proposer aux médecins. Notons que le coefficient de contraste β n'a pas été utile grâce à l'utilisation de la fonction de Tukey dans le schéma comme annoncé au chapitre 5. Le terme de fidélité aux données proposé initialement et qui est coûteux en temps de calcul et en place mémoire n'est pas utile non plus.

Conclusion et perspectives

Sommaire

Introduction	80
6.1 Évaluation du filtrage d'image : état de l'art	80
6.1.1 Introduction	80
6.1.2 Méthodes d'évaluation en régions	81
6.1.3 Méthodes d'évaluation en contours	84
6.2 Expérimentation	86
6.2.1 Formation des images de synthèses	86
6.2.2 Choix des critères d'évaluation	87
6.3 Résultats sur données Synthétiques	88
6.4 Résultats sur des images réelles	95
Conclusion	110

Ce travail espère contribuer au besoin de concevoir une chaîne de traitements permettant de faciliter l'interprétation des images médicales dans le but d'établir un diagnostic correct et précis en particulier pour l'imagerie par résonance magnétique. Les images IRM sont difficiles à segmenter et à interpréter pour plusieurs raisons :

- le bruit qui se superpose au signal original de l'image dégrade sa qualité et cause une confusion sur les frontières de chaque région.
- la diversité des structures visibles sur l'image, certaines à différents niveaux de gris même au sein d'une même région rend difficile la distinction des structures.
- les structures osseuses apparaissent en hyposignal sur les IRM.

Pour ces raisons, nous avons formulé les objectifs de la thèse comme suit :

- premièrement, concevoir un outil de filtrage robuste,
- puis intégrer le processus dans une approche de segmentation des structures osseuses des articulations.

L'étude ainsi que l'analyse des propriétés de l'imagerie par résonance magnétique du chapitre 2 et en particulier la modélisation du bruit associé ont permis d'établir les exigences générales du type de filtre à développer. En effet, celui-ci doit éliminer le maximum d'hétérogénéité des

régions tout en gardant intact les contours formant les structures de l'image.

Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été testées en vue de l'amélioration de la qualité de ce type d'image en présence du bruit gaussien. D'après l'état de l'art du chapitre 3, les filtres sont ceux de la diffusion anisotrope. Néanmoins, les formulations classiques ont montré des limites. Ceci nous a motivé à introduire des améliorations pouvant donner des résultats plus pertinents.

Le principe des filtres par diffusion anisotrope est principalement basé sur une fonction de diffusion seuillée qui contrôle le filtrage en fonction de la valeur du gradient des voxels. En effet dans ce manuscrit, nous avons montré que la fonction de diffusion de Tukey est plus performante pour la préservation des contours.

Concernant la méthode d'estimation du seuil, la revue de la littérature dans ce domaine nous a conduit à retenir les estimateurs robustes qui sont parmi les meilleurs sur le plan de la précision et le coût de calcul. Dans la classe des M-estimateurs, nous avons choisi d'appliquer le MAD aux valeurs des voxels gradients du volume. Néanmoins, le fait de s'arrêter complètement sur les contours, la fonction de Tukey couplée à l'estimateur du MAD bloque la diffusion et laisse du bruit dans les régions. Ceci est dû à la disproportion du nombre des voxels bruités et des voxels contours.

Ceci a motivé la conception d'une méthode de filtrage robuste locale qui a fait l'objet du chapitre 4. Celle-ci permet de respecter les hypothèses d'utilisation du MAD.

Dans le chapitre 5, ce schéma de diffusion a été confronté aux méthodes de propagation de fronts. L'identification de deux des termes a permis de fusionner les deux approches en un schéma complet de diffusion anisotrope régie par propagation de fronts. L'interprétation des différents termes de vitesse en rapport avec les caractéristiques de l'image permet d'imaginer l'ajout de termes supplémentaires.

Enfin, le chapitre 6 a permis de sélectionner deux fonctions quantitatives d'évaluation en contours et en régions. Ces fonctions ont permis de montrer l'intérêt de notre schéma et de proposer un setup standard pour les valeurs de ses paramètres.

Les résultats de validation ont montré que l'estimation locale appliquée à la diffusion robuste de Tukey apporte une meilleure précision dans la préservation des structures de l'image.

Malgré son originalité et ses avantages, la méthode de filtrage robuste développée présente des limitations :

- le temps de calcul est long car les données sont 3D et le traitement est effectué en 3D.
- les voxels contours retenus sont ceux de l'ensemble des structures. Il faut donc trouver un

moyen pour identifier leur appartenance à une structure particulière sans avoir recours à la vérité terrain comme nous l'avons fait.

Perspectives

Afin d'améliorer la qualité des résultats du schéma complet du processus de diffusion plusieurs perspectives peuvent être envisagées :

- une première idée repose sur la construction d'un modèle statistique pour chaque structure dans le volume recalé sur les gradients sélectionnés avant de faire les reconstructions par terme géométrique. Ceci permettrait d'une part de définir l'appartenance de chaque voxel à une structure donnée, d'autre part de pousser le processus vers une segmentation complètement automatique.
- il est aussi intéressant de jouer sur le paramètre pas des itérations qui joue un rôle important dans l'accélération du processus tout en analysant son effet sur la qualité des résultats.
- enfin, pour aider l'utilisateur à manipuler le processus, on peut envisager une interface dans laquelle il peut choisir les paramètres du modèle en fonction de ses besoins puis obtenir le résultat. Le processus est totalement automatique jusqu'à l'affichage des images lissées et des gradients contours. On peut imaginer que le modèle statistique suggéré au point 1 soit accessible à l'utilisateur qui pourrait le retoucher au besoin.

Enfin, signalons que la segmentation automatique des volumes IRM est un problème difficile dont la résolution intéresse un grand nombre d'acteurs de la santé. Les médecins, les chirurgiens espèrent améliorer leur diagnostic et leur pratique thérapeutique. Les fabricants de prothèses pourront envisager un planning opératoire précis incluant l'optimisation du choix et du positionnement de la prothèse. Aux États-Unis, l'IRM est la modalité la plus utilisée en préopératoire, pour la France, ce devrait être le cas dans les années à venir en remplacement du scanner X. Le bénéfice en reviendra bien sûr au patient situé au centre de cette problématique.

Bibliographie

- [Adalsteinsson and Sethian, 1995] Adalsteinsson, D. and Sethian, J. A. (1995). A fast level set method for propagating interfaces. *Journal of Computational Physics*, 118(2) :269–277.
- [Ahmad and Natarajan, 2009] Ahmad, F. and Natarajan, S. (2009). Deformable rigid body hausdorff registration for multi-modal medical images. In *TENCON 2009 - 2009 IEEE Region 10 Conference*, pages 1–6.
- [Al-Ajlan and El-Zaart, 2009] Al-Ajlan, A. and El-Zaart, A. (2009). Image segmentation using minimum cross-entropy thresholding. In *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009*, pages 1776 –1781.
- [Al-Osaimi and El-Zaart, 2008] Al-Osaimi, G. and El-Zaart, A. (2008). Minimum cross entropy thresholding for SAR images. In *3rd International Conference on Information and Communication Technologies : From Theory to Applications, 2008. ICTTA 2008*, pages 1 –6.
- [Alain Mandrino, 2011] Alain Mandrino (2011). Anatomie de la hanche. <http://www.chirurgie-orthopedique.info/chirurgie-hanche/anatomie-hanche.html>.
- [Allaire, 2006] Allaire, S. (2006). *Ajustement robuste de quadriques et coniques de types constraints appliqué à la morphométrie tridimensionnelle de structures osseuses*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne.
- [Allen, 2004] Allen, M. J. (2004). *Delivery and activation of contrast agents for magnetic resonance imaging*. Phd thesis, California Institute of Technology.
- [Alvarez et al., 1992] Alvarez, L., Lions, P., and Morel, J. (1992). Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. II. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 29(3) :845–866.
- [Applegate et al., 2004] Applegate, G. R., Hewitt, M., Snyder, S. J., Watson, E., Kwak, S., and Resnick, D. (2004). Chronic labral tears : value of magnetic resonance arthrography in evaluating the glenoid labrum and labral-bicipital complex. *Arthroscopy : The Journal of Arthroscopic & Related Surgery : Official Publication of the Arthroscopy Association of North America and the International Arthroscopy Association*, 20(9) :959–963. PMID : 15525929.

- [Ardizzone et al., 2008] Ardizzone, E., Pirrone, R., Gallea, R., and Gambino, O. (2008). Noise filtering using edge-driven adaptive anisotropic diffusion. In *21st IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, 2008. CBMS '08*, pages 29–34.
- [Baddeley, 1992] Baddeley, A. J. (1992). An error metric for binary images. *Robust Computer Vision Quality of Vision Algorithms*, (march 1992) :59–78.
- [Bakalexis et al., 2002] Bakalexis, S. A., Boutalis, Y. S., and Mertzios, B. G. (2002). Edge detection and image segmentation based on nonlinear anisotropic diffusion. *IEEE International Conference on Digital Signal Processing 2 Santorini Greece July*, pages 1203–1206.
- [Barbier, 2004] Barbier, C. (2004). *On folding of coated papers*. dissertation, KTH.
- [Barbieri et al., 2011] Barbieri, A. L., de Arruda, G., Rodrigues, F. A., Bruno, O. M., and Costa, L. d. F. (2011). An entropy-based approach to automatic image segmentation of satellite images. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 390(3) :512–518.
- [Basseville, 1989] Basseville, M. (1989). Distance measures for signal processing and pattern recognition. *Signal Processing*, 18(4) :349–369.
- [Bathe and Mahallati, 2009] Bathe, O. F. and Mahallati, H. (2009). Intraoperative magnetic resonance imaging for radiofrequency ablation of hepatic tumors. In Hayat, M. A., editor, *Liver Cancer*, number 5 in Methods of Cancer Diagnosis, Therapy and Prognosis, pages 81–101. Springer Netherlands.
- [Bazeille et al., 2008] Bazeille, S., Quidu, I., and Jaulin, L. (2008). Une méthode de prétraitement automatique pour le débruitage des images sous marines. *Traitement du Signal*, 25(1-2) :xx. WOS.
- [Beauchemin et al., 1998] Beauchemin, M., Thomson, K. P. B., and Edwards, G. (1998). On the hausdorff distance used for the evaluation of segmentation results. *Canadian journal of remote sensing*, 24(1) :3–8.
- [Beaulieu et al., 1999] Beaulieu, C. F., Hodge, D. K., Bergman, A. G., Butts, K., Daniel, B. L., Napper, C. L., Darrow, R. D., Dumoulin, C. L., and Herfkens, R. J. (1999). Glenohumeral relationships during physiologic shoulder motion and stress testing : initial experience with open MR imaging and active imaging-plane registration. *Radiology*, 212(3) :699–705. PMID : 10478235.
- [Berlin, 2012] Berlin (2012). L'entorse du genou - crabos stade français 2012-2013 & 2011-2012. <http://sfcrabos.free.fr/blogentorsegenou.php>.
- [Betrouni, 2009] Betrouni, N. (2009). Le recalage en imagerie médicale : de la conception à la validation. *IRBM*, 30(2) :60–71.
- [Bhattacharyya, 1943] Bhattacharyya, A. (1943). On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions. *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*, 35 :99–109.

- [Black and Anandan, 1991] Black, M. and Anandan, P. (1991). Robust dynamic motion estimation over time. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1991. Proceedings CVPR '91., IEEE Computer Society Conference on*, pages 296–302.
- [Black and Rangarajan, 1996] Black, M. J. and Rangarajan, A. (1996). On the unification line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision.
- [Black et al., 1998] Black, M. J., Sapiro, G., Marimont, D. H., and Heeger, D. (1998). Robust anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3) :421–432.
- [Blaimont and Taheri, 2006] Blaimont, P. and Taheri, A. (2006). *Biomécanique de l'épaule : de la théorie à la clinique*. Springer.
- [Blot, 2009] Blot, P. (2009). Anatomie du squelette.
- [Bonny, 1996] Bonny, J. (1996). *Imagerie par résonance magnétique nucléaire quantitative en antenne de surface : correction des hétérogénéités et applications et applications*.
- [Borel, 2001] Borel, A. (2001). *Etude théorique et expérimentale d'agents de contraste pour l'imagerie médicale par résonance magnétique*. Thèse de doctorat, Faculté des Sciences de l'Université de Lausanne.
- [Borsotti et al., 1998] Borsotti, M., Campadelli, P., and Schettini, R. (1998). Quantitative evaluation of color image segmentation results. *Pattern Recognition Letters*, 19(8) :741–747.
- [Bosnjak et al., 2007] Bosnjak, A., Montilla, G., Villegas, R., and Jara, I. (2007). 3D segmentation with an application of level set-method using MRI volumes for image guided surgery. In *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007*, pages 5263–5266.
- [Bringer Olivier, 2006] Bringer Olivier (2006). La chirurgie de l'articulation de la hanche : la prothèse totale de la hanche PTH. <http://www.chirurgie-orthopedique.fr/hanche/la-prothese-totale-de-hanche.htm>.
- [Buades et al., 2005] Buades, A., Coll, B., and Morel, J. M. (2005). A review of image denoising algorithms, with a new one. *Multiscale Modeling & Simulation*, 4(2) :490–530.
- [Canny, 1986] Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8(6) :679–698.
- [Capelle, 2003] Capelle, A. S. (2003). *Segmentation d'images IRM multi-échocs tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'evidence*. PhD thesis, Université de Poitiers.
- [Catté et al., 1992] Catté, F., Lions, P., Morel, J., and Coll, T. (1992). Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 29(1) :182–193.
- [Chabrier et al., 2006] Chabrier, S., Emile, B., Rosenberger, C., and Laurent, H. (2006). Un-supervised performance evaluation of image segmentation. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2006(1) :096306.

- [Chabrier et al., 2008] Chabrier, S., Laurent, H., Rosenberger, C., and Emile, B. (2008). Comparative study of contour detection evaluation criteria based on dissimilarity measures. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2008(1) :693053.
- [Chandrasekaran et al., 2012] Chandrasekaran, S., Scarvell, J. M., Buirski, G., Woods, K. R., and Smith, P. N. (2012). Magnetic resonance imaging study of alteration of tibiofemoral joint articulation after posterior cruciate ligament injury. *The Knee*, 19(1) :60–64.
- [Chaoui, 2011] Chaoui, J. (2011). *La chirurgie augmentée de l'épaule*. PhD thesis, ITI - Dépt. Image et Traitement Information (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB), LATIM - Laboratoire de traitement de l'information médicale (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB/ INSERM/CNRS), UR1 - Université de Rennes 1.
- [Cheng et al., 2008] Cheng, K., Gu, L., and Xu, J. (2008). A novel shape prior based level set method for liver segmentation from MR images. pages 144–147. IEEE.
- [Cocquerez and Devars, 1985] Cocquerez, J.-P. and Devars, J. (1985). Edge detection in aerial pictures : new operator. <http://hdl.handle.net/2042/2302>.
- [Cocquerez and Philipp, 1995] Cocquerez, J.-P. and Philipp, S. (1995). *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson.
- [Colliot et al., 2008] Colliot, O., Chételat, G., Chupin, M., Desgranges, B., Magnin, B., Benali, H., Dubois, B., Garnero, L., Eustache, F., and Lehéricy, S. (2008). Discrimination between alzheimer disease, mild cognitive impairment, and normal aging by using automated segmentation of the hippocampus. *Radiology*, 248(1) :194–201. PMID : 18458242.
- [Constantinides et al., 1997] Constantinides, C. D., Atalar, E., and McVeigh, E. R. (1997). Signal-to-noise measurements in magnitude images from NMR phased arrays. *Magnetic Resonance in Medicine*, 38(5) :852–857.
- [Coquin and Bolon, 2001] Coquin, D. and Bolon, P. (2001). Application of baddeley's distance to dissimilarity measurement between gray scale images. *Pattern Recognition Letters*, 22(14) :1483–1502.
- [Coquin et al., 1997] Coquin, D., Ph, B., and Chehadeh, Y. (1997). Evaluation quantitative d'images filtrées. pages 1351–1354.
- [Coupé et al., 2010] Coupé, P., Manjón, J. V., Gedamu, E., Arnold, D., Robles, M., and Collins, D. L. (2010). Robust rician noise estimation for MR images. *Medical Image Analysis*, 14(4) :483–493.
- [Courant et al., 1928] Courant, R., Friedrichs, K., and Lewy, H. (1928). Über die partiellen differenzgleichungen der mathematischen physik. *Mathematische Annalen*, 100(1) :32–74.
- [Dardenne et al., 2009] Dardenne, G., Hamitouche, C., Chaoui, J., Stindel, E., and Roux, C. (2009). Real-time and automatic segmentation of bone on uS image sequences . In *CAOS symposium : 9th Annual Meeting of the International Society for Computer Assisted Surgery*.

- [Debierre, 2010] Debierre, C. M. (2010). *Atlas D'Osteologie Comprenant Les Articulations Des OS Et Les Insertions Musculaires (1896)*. Kessinger Publishing.
- [Deng and Huang, 2010] Deng, Y. and Huang, H. (2010). Ultrasound image segmentation based on the anisotropic diffusion filtering. In *2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE)*, pages 1–3.
- [Derraz et al., 2004] Derraz, F., Beladgham, M., and Khelif, M. (2004). Application of active contour models in medical image segmentation. In *Proceedings of the International Conference on Information Technology : Coding and Computing (ITCC'04) Volume 2 - Volume 2, ITCC '04*, pages 675–681, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [Dervieux and Thomasset, 1980] Dervieux, A. and Thomasset, F. (1980). A finite element method for the simulation of a rayleigh-taylor instability. In Rautmann, R., editor, *Approximation Methods for Navier-Stokes Problems*, volume 771 of *Lecture Notes in Mathematics*, pages 145–158. Springer Berlin / Heidelberg.
- [Dervieux and Thomasset, 1981] Dervieux, A. and Thomasset, F. (1981). Multifluid incompressible flows by a finite element method. In Reynolds, W. and MacCormack, R., editors, *Seventh International Conference on Numerical Methods in Fluid Dynamics*, volume 141 of *Lecture Notes in Physics*, pages 158–163. Springer Berlin / Heidelberg.
- [Dietrich et al., 2008] Dietrich, O., Raya, J. G., and Reiser, M. F. (2008). Magnetic resonance noise measurements and signal-quantization effects at very low noise levels. *Magnetic resonance in medicine : official journal of the Society of Magnetic Resonance in Medicine / Society of Magnetic Resonance in Medicine*, 60(6) :1477–1487. PMID : 19025912.
- [Drumheller, 1993] Drumheller, D. (1993). General expressions for rician density and distribution functions. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 29(2) :580–588.
- [Dufour, 2007] Dufour, M. (2007). *Anatomie de l'appareil locomoteur : Tome 1, Membre inférieur*. Elsevier Masson.
- [Décorps, 2011] Décorps, M. (2011). *Imagerie de résonance magnétique : Bases physiques et méthodes*. L'Editeur : EDP Sciences.
- [Eberly, 2003] Eberly, D. (2003). Derivative approximation by finite differences. Technical report, Geometric Tools Inc.
- [edocteur.ch, 2011] edocteur.ch (2011). edocteur.ch | connaître son corps : le genou. http://www.edocteur.ch/front_fr/advice/read/cid/71.
- [Elberbari, 2007] Elberbari, R. (2007). Développement et évaluation d'une méthode de segmentation automatique de l'endocarde sur des images acquises par résonance magnétique. *IRBM*, 28(3-4) :117–123.
- [Fantino et al., 2011] Fantino, O., Tayot, O., Sans, N., and Cyteval, C. (2011). Imagerie des prothèses totales de hanche : aspect normal et pathologique, place de l'échographie, du scanner et de l'IRM. *Journal de Radiologie*, 92(6) :594–620.

- [Gallea et al., 2008] Gallea, R., Ardizzone, E., Pirrone, R., and Gambino, O. (2008). Noise filtering using Edge-Driven adaptive anisotropic diffusion. In *Proceedings of the 2008 21st IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, CBMS '08*, pages 29–34, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [Gallo et al., 1996] Gallo, G., Zingale, A., and Zingale, R. (1996). Detection of MRI brain contour using nonlinear anisotropic diffusion filter. In *Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1996. Bridging Disciplines for Biomedicine*, volume 3, pages 1062–1064 vol.3. IEEE.
- [Garneau et al., 1991] Garneau, R. A., Renfrew, D. L., Moore, T. E., el-Khoury, G. Y., Nepola, J. V., and Lemke, J. H. (1991). Glenoid labrum : evaluation with MR imaging. *Radiology*, 179(2) :519–522. PMID : 2014303.
- [George and Indu, 2008] George, J. and Indu, S. (2008). Fast adaptive anisotropic filtering for medical image enhancement. In *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, 2008. ISSPIT 2008*, pages 227 –232.
- [Gerig et al., 1992] Gerig, G., Kubler, O., Kikinis, R., and Jolesz, F. (1992). Nonlinear anisotropic filtering of MRI data. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 11(2) :221 –232.
- [Godefroy et al., 2005] Godefroy, D., Gazielly, D., Drapé, J., Rousselin, B., Sarazin, L., and Chevrot, A. (2005). Comparaison arthroscanner et arthro-IRM dans les ruptures de coiffe. *Journal de Radiologie*, 86(10) :1341.
- [Guay, 2005] Guay, M. (2005). *Anatomie fonctionnelle de l'appareil locomoteur : os, articulations, muscles*. PUM.
- [Gudbjartsson and Patz, 1995] Gudbjartsson, H. and Patz, S. (1995). The rician distribution of noisy MRI data. *Magnetic resonance in medicine : official journal of the Society of Magnetic Resonance in Medicine / Society of Magnetic Resonance in Medicine*, 34(6) :910–914. PMID : 8598820 PMID : PMC2254141.
- [Guo et al., 2011] Guo, Y., Jiang, J., Hao, S., and Zhan, S. (2011). Distribution-based active contour model for medical image segmentation. In *2011 Sixth International Conference on Image and Graphics (ICIG)*, pages 61–65.
- [Hampel et al., 2005] Hampel, F. R., Ronchetti, E. M., Rousseeuw, P. J., and Stahel, W. A. (2005). *Robust Statistics : The Approach Based on Influence Functions*. Wiley-Interscience, 1 edition.
- [Hemery et al., 2008] Hemery, B., Laurent, H., Rosenberger, C., and Emile, B. (2008). Evaluation protocol for localization metrics. In *Proceedings of the 3rd international conference on Image and Signal Processing, ICISP '08*, pages 273–280, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
- [Henkelman, 1985] Henkelman, R. M. (1985). Measurement of signal intensities in the presence of noise in MR images. *Medical Physics*, 12(2) :232–233.

- [Hor et al., 2011a] Hor, R. R., Burdin, V., Jerbi, T., and Rémy-Néris, O. (2011a). Modification of the edge stopping function in anisotropic diffusion process. In *RITS 2011 : Congrès recherche en imagerie et technologie pour la santé*. ITI - Dépt. Image et Traitement Information (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB), LATIM - Laboratoire de traitement de l'information médicale (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB/ INSERM/CNRS), CHU de Brest- service de rééducation fonctionnelle (CHU Brest), UBO - Université de Bretagne occidentale (UBO).
- [Hor et al., 2011b] Hor, R. R., Burdin, V., and Rémy-Néris, O. (2011b). Robust local estimation in anisotropic diffusion process. In *International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 5710 – 5713. ITI - Dépt. Image et Traitement Information (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB), CHU de Brest- service de rééducation fonctionnelle (CHU Brest), LATIM - Laboratoire de traitement de l'information médicale (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB/ INSERM/CNRS).
- [Hovasse and Garot, 2009] Hovasse, T. and Garot, J. (2009). L'apport en imagerie pré opératoire par scanner et IRM cardiaque. *IRBM*, 30, Supplement 1(0) :S41–S47.
- [Hu and Wang, 2006] Hu, Y. and Wang, Z. (2006). A similarity measure based on hausdorff distance for human face recognition. In *18th International Conference on Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006*, volume 3, pages 1131 –1134.
- [Huber and Ronchetti, 2009] Huber, P. J. and Ronchetti, E. M. (2009). *Robust Statistics*. Wiley, 2 edition.
- [Jerbi, 2012] Jerbi, T. (2012). *Recalage de structures tridimensionnelles à partir d'acquisitions stéréo-radiographiques basse dose. Application à l'estimation de mouvements humains*. PhD thesis, ITI - Dépt. Image et Traitement Information (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB), LATIM - Laboratoire de traitement de l'information médicale (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB/ INSERM/CNRS).
- [Jerbi et al., 2007] Jerbi, T., Burdin, V., Ghorbel, F., and Jacq, J. J. (2007). Modified data fidelity speed in anisotropic diffusion. In *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007*, pages 804–807. IEEE.
- [Kallio et al., 2006] Kallio, R., Sequeiros, R., Surcel, H.-M., Ohtonen, P., Kiviniemi, H., and Syrjälä, H. (2006). Early cytokine responses after percutaneous magnetic resonance imaging guided laser thermoablation of malignant liver tumors. *Cytokine*, 34(5–6) :278–283.
- [Kamina, 2009] Kamina, P. (2009). *Anatomie clinique : Tome 1, Anatomie générale, membres*. Maloine, 4e édition edition.
- [Kass et al., 1988] Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER VISION*, 1(4) :321–331.

- [Kim et al., 2007] Kim, H. S., Yoo, J. M., Park, M. S., Dinh, T. N., and Lee, G. S. (2007). An anisotropic diffusion based on diagonal edges. In *The 9th International Conference on Advanced Communication Technology*, volume 1, pages 384–388. IEEE.
- [Kimia and Siddiqi, 1996] Kimia, B. B. and Siddiqi, K. (1996). Geometric heat equation and nonlinear diffusion of shapes and images. *Computer Vision and Image Understanding*, 64(3) :305–322.
- [Kitchen and Rosenfeld, 1984] Kitchen, L. and Rosenfeld, A. (1984). Scene analysis using region-based constraint filtering. *Pattern Recognition*, 17(2) :189–203.
- [Koenderink, 1984] Koenderink, J. J. (1984). The structure of images. *Biological Cybernetics*, 50(5) :363–370.
- [Koompaiojn et al., 2008] Koompaiojn, S., Petkova, A., Hua, K., and Metarugcheep, P. (2008). Semi-automatic segmentation and volume determination of brain mass-like lesion. In *21st IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, 2008. CBMS '08*, pages 35–40.
- [Krissian and Aja-Fernandez, 2009] Krissian, K. and Aja-Fernandez, S. (2009). Noise-Driven anisotropic diffusion filtering of MRI. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18 :2265–2274.
- [Kulikova, 2009] Kulikova, M. (2009). *Reconnaissance de forme pour l'analyse de scène*. PhD thesis, Université de Nice Sophia-Antipolis.
- [Kullback and Leibler, 1951] Kullback, S. and Leibler, R. A. (1951). On information and sufficiency. *The Annals of Mathematical Statistics*, 22(1) :79–86.
- [Laurent et al., 2010] Laurent, V., Trausch, G., Bruot, O., Olivier, P., Felblinger, J., and Régent, D. (2010). Comparative study of two whole-body imaging techniques in the case of melanoma metastases : Advantages of multi-contrast MRI examination including a diffusion-weighted sequence in comparison with PET-CT. *European Journal of Radiology*, 75(3) :376–383.
- [Leclerc, 1989] Leclerc, Y. G. (1989). Constructing simple stable descriptions for image partitioning. *International Journal of Computer Vision*, 3(1) :73–102.
- [Lefevre and Bohu, 2011] Lefevre, N. and Bohu, Y. (2011). Anatomie - GENOU. <http://www.chirurgiedusport.com/Anatomie-GENOU-f-1-c-2327.html>.
- [Lenfant Jacques, 2008] Lenfant Jacques (2008). Articulation de la hanche. <http://www.hanche-genou-epaule.com/contents/chirurgie-de-la/articulation-de-la-hanche>.
- [Li et al., 2005] Li, C., Xu, C., Gui, C., and Fox, M. D. (2005). Level set evolution without re-initialization : a new variational formulation. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005*, volume 1, pages 430–436 vol. 1. IEEE.

- [Liang and Lauterbur, 2000] Liang, Z. and Lauterbur, P. (2000). *Principles of magnetic resonance imaging*. IEEE press New York :
- [Liu and Yang, 1994] Liu, J. and Yang, Y. H. (1994). Multiresolution color image segmentation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 16(7) :689–700.
- [Lynch et al., 2006] Lynch, M., Ghita, O., and Whelan, P. (2006). Left-ventricle myocardium segmentation using a coupled level-set with a priori knowledge. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 30(4) :255–262.
- [Malghem et al., 2009] Malghem, J., Vande Berg, B., Lecouvet, F., Simoni, P., and Maldague, B. (2009). Principes d’interprétation de l’imagerie des articulations sacro-iliaques. *Revue du Rhumatisme*, 76(8).
- [Malis and Marchand, 2005] Malis, E. and Marchand, E. (2005). Méthodes robustes d’estimation pour la vision robotique. In *Journées nationales de la recherche en robotique, JNRR’05*.
- [Malladi et al., 1995] Malladi, R., Sethian, J. A., and Vemuri, B. C. (1995). Shape modeling with front propagation : a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(2) :158–175.
- [Mattei et al., 2008] Mattei, J.-P., d’Agostino, M.-A., Le Fur, Y., Guis, S., Cozzone, P., and Bendahan, D. (2008). Apport du scanner, de l’échographie et de l’IRM dans la pathologie musculaire de l’adulte. *Revue du Rhumatisme*, 75(2) :118–125.
- [Meer et al., 1991] Meer, P., Mintz, D., Rosenfeld, A., and Kim, D. Y. (1991). Robust regression methods for computer vision : A review. *International Journal of Computer Vision*, 6(1) :59–70.
- [Nazif and Levine, 1984] Nazif, A. M. and Levine, M. D. (1984). Low level image segmentation : An expert system. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6(5) :555–577.
- [Nguyen and Bourouina, 2008] Nguyen, S. H. and Bourouina, R. (2008). *Manuel d’anatomie et de physiologie*. Wolters Kluwer France.
- [Nikou et al., 1999] Nikou, C., Heitz, F., and Armspach, J. (1999). Robust voxel similarity metrics for the registration of dissimilar single and multimodal images. *Pattern Recognition*, 32(8) :1351–1368.
- [Nordstrom, 1989] Nordstrom, K. N. (1989). Biased anisotropic diffusion—a unified regularization and diffusion approach to edge detection. Technical Report UCB/CSD-89-514, EECS Department, University of California, Berkeley.
- [Nowak, 1999] Nowak, R. (1999). Wavelet-based rician noise removal for magnetic resonance imaging. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 8(10) :1408–1419.
- [Osher and Paragios, 2003] Osher, S. and Paragios, N. (2003). *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision, and Graphics*. Springer-Verlag New York Inc.

- [Osher and Sethian, 1988] Osher, S. and Sethian, J. A. (1988). Fronts propagating with curvature-dependent speed : algorithms based on hamilton-jacobi formulations. *J. Comput. Phys.*, 79(1) :12–49.
- [Pal and Pal, 1989] Pal, N. R. and Pal, S. K. (1989). Entropic thresholding. *Signal Processing*, 16(2) :97–108.
- [Paletta Jr. et al., 1997] Paletta Jr., G. A., Warner, J. J., Warren, R. F., Deutsch, A., and Altchek, D. W. (1997). Shoulder kinematics with two-plane x-ray evaluation in patients with anterior instability or rotator cuff tearing. *Journal of Shoulder and Elbow Surgery*, 6(6) :516–527.
- [Paragios and Deriche, 2002] Paragios, N. and Deriche, R. (2002). Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 46(3) :223–247.
- [Peli and Malah, 1982] Peli and Malah, D. (1982). A study of edge detection algorithms. *Computer Graphics and Image Processing*, 20(1) :1–21.
- [Perona and Malik, 1990] Perona, P. and Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 12 :629—639.
- [Philip Foliguet and Guigues, 2006] Philip Foliguet, S. and Guigues, L. (2006). Evaluation de la segmentation d’images : Etat de l’art, nouveaux indices et comparaison. *Traitement du Signal*, 23(2) :109–124.
- [Philipp-Foliguet and Guigues, 2008] Philipp-Foliguet, S. and Guigues, L. (2008). Multi-scale criteria for the evaluation of image segmentation algorithms. *Journal of Multimedia*, 3(5).
- [Positano et al., 2000] Positano, V., Santarelli, M., Landini, L., and Benassi, A. (2000). Nonlinear anisotropic filtering as a tool for SNR enhancement in cardiovascular MRI. In *Computers in Cardiology 2000*, pages 707 –710.
- [Prastawa et al., 2005] Prastawa, M., Gilmore, J. H., Lin, W., and Gerig, G. (2005). Automatic segmentation of MR images of the developing newborn brain. *Medical image analysis*, 9(5) :457–466. PMID : 16019252.
- [Pratt et al., 1978] Pratt, W. K., Faugeras, O. D., and Gagalowicz, A. (1978). Visual discrimination of stochastic texture fields. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 8(11) :796–804.
- [Pyatykh et al., 2010] Pyatykh, S., Zheng, L., Wehner, C., Ehmann, M., Fleckenstein, K., Wenz, F., and Hesser, J. (2010). Automatic 3D tissue segmentation from MRI for hyperthermia treatment planning. In *ESHO 2010*, pages 27–28, Rotterdam, The Netherlands.
- [Railhac, 2003] Railhac, J.-J. (2003). *IRM ostéo-articulaire et musculaire*. Editions Masson, 2e edition.

- [Rehg and Kanade, 1993] Rehg, J. M. and Kanade, T. (1993). DigitEyes : vision-based human hand tracking. Technical report.
- [Rice, 1944] Rice, S. O. (1944). *Mathematical analysis of random noise*. Bell Telephone Laboratories.
- [Robbins et al., 2004] Robbins, S., Evans, A. C., Collins, D., and Whitesides, S. (2004). Tuning and comparing spatial normalization methods. *Medical Image Analysis*, 8(3) :311–323.
- [Rodallec et al., 2008] Rodallec, M., Julien, X., Guichoux, F., Huwart, L., Amoussa, S., and Zins, M. (2008). Apport de la sequence IRM multi-echo ideal en imagerie osteo-articulaire. *Journal de Radiologie*, 89(10) :1321.
- [Rousseeuw and Croux, 1993] Rousseeuw, P. J. and Croux, C. (1993). Alternatives to the median absolute deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424) :1273.
- [Rousseeuw and Driessen, 1998] Rousseeuw, P. J. and Driessen, K. V. (1998). A fast algorithm for the minimum covariance determinant estimator. *Technometrics*, 41 :212–223.
- [Rousseeuw and Leroy, 1987] Rousseeuw, P. J. and Leroy, A. M. (1987). *Robust Regression and Outlier Detection*. Wiley, 1 edition.
- [Ruan et al., 2007] Ruan, S., Lebonvallet, S., Merabet, A., and Constans, J.-M. (2007). Tumor segmentation from a multispectral mri images by using support vector machine classification. In *4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2007. ISBI 2007*, pages 1236 –1239.
- [Rumpf and Preusser, 2002] Rumpf, M. and Preusser, T. (2002). A level set method for anisotropic geometric diffusion in 3D image processing. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 62(5) :1772–1792.
- [Samsonov and Johnson, 2002] Samsonov, A. and Johnson, C. (2002). Noise-adaptive anisotropic diffusion filtering of MRI images reconstructed by SENSE (sensitivity encoding) method. In *2002 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, 2002. Proceedings*, pages 701 – 704.
- [Sawhney et al., 1995] Sawhney, H. S., Ayer, S., and Gorkani, M. (1995). Model-based 2D&3D dominant motion estimation for mosaicing and video representation. In *Fifth International Conference on Computer Vision, 1995. Proceedings*, pages 583–590. IEEE.
- [Schwartz et al., 2011] Schwartz, C., Leboeuf, F., Rémy-Néris, O., Brochard, S., Lempereur, M., and Burdin, V. (2011). Detection of incoherent joint state due to inaccurate bone motion estimation. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*. PMID : 21970559.
- [Schwartz et al., 2007] Schwartz, C., Lempereur, M., Burdin, V., Jacq, J., and Remy-Neris, O. (2007). Shoulder motion analysis using simultaneous skin shape registration. In *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007*, pages 533–536.

- [Sethian, 1996] Sethian, J. (1996). A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 93(4) :1591–1595.
- [Sethian, 1999] Sethian, J. A. (1999). *Level Set Methods and Fast Marching Methods : Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science*. Cambridge University Press, 2 edition.
- [Shahabpour et al., 2005] Shahabpour, M., DeMeyere, N., DeMaeseneer, M., David, P., Deridder, F., and Stadnik, T. (2005). Anatomie normale du genou en imagerie par résonance magnétique. *EMC - Radiologie*, 2(2) :165–182.
- [Shui and Zhang, 2012] Shui, P.-L. and Zhang, W.-C. (2012). Noise-robust edge detector combining isotropic and anisotropic gaussian kernels. *Pattern Recognition*, 45(2) :806–820.
- [Sijbers et al., 2007] Sijbers, J., Poot, D., Dekker, A. J. d., and Pintjens, W. (2007). Automatic estimation of the noise variance from the histogram of a magnetic resonance image. *Physics in Medicine and Biology*, 52(5) :1335–1348.
- [Sjögren et al., 2012] Sjögren, J., Ubachs, J. F., Engblom, H., Carlsson, M., Arheden, H., and Heiberg, E. (2012). Semi-automatic segmentation of myocardium at risk in t2-weighted cardiovascular magnetic resonance. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 14(1) :10.
- [Smith, 1985] Smith, P. (1985). *Convexity methods in variational calculus*. Research Studies Press.
- [Steinbach, 2008] Steinbach, L. S. (2008). MRI of shoulder instability. *European Journal of Radiology*, 68(1) :57–71.
- [Stewart, 1997] Stewart, C. V. (1997). Bias in robust estimation caused by discontinuities and multiple structures. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 19 :818—833.
- [Strasters and Gerbrands, 1991] Strasters, K. C. and Gerbrands, J. J. (1991). Three-dimensional image segmentation using a split, merge and group approach. *Pattern Recognition Letters*, 12(5) :307–325.
- [Syama et al., 2012] Syama, K., George, N., Sekhar, S., Neethu, C., Manikandan, M., and Soman, K. (2012). Performance study of active contour model based character segmentation with nonlinear diffusion. In *2012 International Conference on Advances in Computing and Communications (ICACC)*, pages 118 –121.
- [Taheri et al., 2010] Taheri, S., Ong, S., and Chong, V. (2010). Level-set segmentation of brain tumors using a threshold-based speed function. *Image and Vision Computing*, 28(1) :26–37.
- [Tamraz et al., 1999] Tamraz, J., Outin, C., Secca, M. F., and Soussi, B. (1999). *Principes D'imagerie Par Résonance Magnétique de la Tête, de la Base Du Crâne Et Du Rachis : Approche Anatomique-Clinique Et Guide D'interprétation*. Springer.

- [Tan et al., 1992] Tan, H., Gelfand, S., and Delp, E. (1992). A cost minimization approach to edge detection using simulated annealing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(1) :3–18.
- [Tang et al., 2007] Tang, J., Sun, Q., Liu, J., and Cao, Y. (2007). An adaptive anisotropic diffusion filter for noise reduction in MR images. In *International Conference on Mechatronics and Automation, 2007. ICMA 2007*, pages 1299 –1304.
- [Tasdizen and Whitaker, 2003] Tasdizen, T. and Whitaker, R. (2003). Anisotropic diffusion of surface normals for feature preserving surface reconstruction. In *Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2003. 3DIM 2003. Proceedings*, pages 353 – 360.
- [Tauber, 2005] Tauber, C. (2005). *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-Spline snake : application aux images échographiques*. Thèse de doctorat, l’Institut National Polytechnique de Toulouse.
- [Tixa and Ebenegger, 2011] Tixa, S. and Ebenegger, B. (2011). *Atlas de techniques articulaires Tome 1 les membres*. Elsevier Masson.
- [Tsai et al., 2008] Tsai, D.-Y., Lee, Y., and Matsuyama, E. (2008). Information entropy measure for evaluation of image quality. *Journal of Digital Imaging*, 21(3) :338–347. PMID : 17577596 PMCID : PMC3043833.
- [Uberti et al., 2009] Uberti, M. G., Boska, M. D., and Liu, Y. (2009). A semi-automatic image segmentation method for extraction of brain volume from in vivo mouse head magnetic resonance imaging using constraint level sets. *Journal of Neuroscience Methods*, 179(2) :338–344.
- [Urbach, 2008] Urbach, H. (2008). MRI of long-term epilepsy-associated tumors. *Seminars in Ultrasound, CT and MRI*, 29(1) :40–46.
- [Vibhakar et al., 2012] Vibhakar, A., Tiwari, P. M., Singh, P. J., Rathore, P. S., and Ms (2012). Performance analysis of intensity averaging by anisotropic diffusion method for MRI denoising corrupted by random noise. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 12(12-F).
- [Voci et al., 2004] Voci, F., Eiho, S., Sugimoto, N., and Sekibuchi, H. (2004). Estimating the gradient in the perona-malik equation. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 21(3) :39 – 65.
- [Wang et al., 2011] Wang, A., Sun, X., Zhou, X., and Hu, W. (2011). Difference squared hausdorff distance based medical image registration. In *Control and Decision Conference (CCDC), 2011 Chinese*, pages 4270–4272.
- [Wei et al., 2004] Wei, M., Zhou, Y., and Wan, M. (2004). A fast snake model based on non-linear diffusion for medical image segmentation. *Computerized medical imaging and graphics : the official journal of the Computerized Medical Imaging Society*, 28(3) :109–117. PMID : 15081494.

- [Weickert, 1996] Weickert, J. (1996). Theoretical foundations of anisotropic diffusion in image processing. *Computing, Suppl*, 11 :221–236.
- [Weickert, 1998a] Weickert, J. (1998a). Anisotropic diffusion in image processing. *Image Rochester NY*, 256 :170.
- [Weickert, 1998b] Weickert, J. (1998b). *Anisotropic Diffusion in Image Processing*. ECMI Series, Teubner-Verlag, Stuttgart, Germany.
- [Weickert, 1999] Weickert, J. (1999). Coherence-Enhancing diffusion filtering. *Int. J. Comput. Vision*, 31(2-3) :111–127.
- [Weickert and Benhamouda, 1997] Weickert, J. and Benhamouda, B. (1997). *Why the Perona-Malik Filter Works*. Datalogisk Institut, Copenhagen University.
- [Weszka and Rosenfeld, 1978] Weszka, J. S. and Rosenfeld, A. (1978). Threshold evaluation techniques. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 8(8) :622–629.
- [Whitaker, 1993] Whitaker, R. T. (1993). Geometry-limited diffusion in the characterization of geometric patches in images. *CVGIP. Image understanding*, 57(1) :111–120.
- [Wilson et al., 1997] Wilson, D. L., Baddeley, A. J., and Owens, R. A. (1997). A new metric for Grey-Scale image comparison. *International Journal of Computer Vision*, 24(1) :5–17.
- [Witkin, 1983] Witkin, A. P. (1983). Scale-space filtering. In *Proceedings of the Eighth international joint conference on Artificial intelligence - Volume 2, IJCAI'83*, page 1019–1022, San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [Yang and Huang, 1999] Yang, J. and Huang, S.-C. (1999). Method for evaluation of different MRI segmentation approaches. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 46(6) :2259–2265.
- [You et al., 1996] You, Y., Xu, W., Tannenbaum, A., and Kaveh, M. (1996). Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5 :1539–1553.
- [Yu et al., 2008] Yu, J., Wang, Y., and Shen, Y. (2008). Noise reduction and edge detection via kernel anisotropic diffusion. *Pattern Recognition Letters*, 29(10) :1496–1503.
- [Zhang and Ma, 2010] Zhang, F. and Ma, L. (2010). MRI denoising using the anisotropic coupled diffusion equations. In *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)*, volume 1, pages 397–401.
- [Zhang et al., 2004] Zhang, H., Fritts, J. E., and Goldman, S. A. (2004). An entropy-based objective evaluation method for image segmentation. In *Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia'04*, pages 38–49.
- [Zhang et al., 2008] Zhang, H., Fritts, J. E., and Goldman, S. A. (2008). Image segmentation evaluation : A survey of unsupervised methods. *Computer Vision and Image Understanding*, 110(2) :260–280.

- [Zhang et al., 2011] Zhang, N., Ruan, S., Lebonvallet, S., Liao, Q., and Zhu, Y. (2011). Kernel feature selection to fuse multi-spectral MRI images for brain tumor segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 115(2) :256–269.
- [Zhang, 2001] Zhang, Y. J. (2001). A review of recent evaluation methods for image segmentation. In *Signal Processing and its Applications, Sixth International, Symposium on. 2001*, volume 1, pages 148 –151 vol.1.
- [Zhi and Wang, 2008] Zhi, X. and Wang, T. (2008). An anisotropic diffusion filter for ultrasonic speckle reduction. In *5th International Conference on Visual Information Engineering, 2008. VIE 2008*, pages 327 –330.