

Résumé des travaux antérieurs

Ce document résume les recherches effectuées dans le domaine des méthodes variationnelles pour la segmentation d'images. Durant ma thèse poursuivie au Laboratoire d'Informatique (LI) de l'Université de Tours, j'ai contribué à développer les modèles déformables. Par la suite, en tant qu'ATER dans ce même laboratoire puis en post-doctorat au Centre de Recherche en Mathématiques de la Décision (CEREMADE) de l'Université Paris-Dauphine, je me suis également intéressé à la segmentation par chemins minimaux. Ces derniers et les modèles déformables entrent tous deux dans la catégorie des approches variationnelles, où la segmentation est considérée comme un problème de minimisation d'une fonctionnelle d'énergie. La section 1 rappelle les notions fondamentales des modèles déformables et des chemins minimaux, tandis que la section 2 présente mes contributions sur ces deux aspects.

1 Contexte

1.1 Modèles déformables

En imagerie, les données sont généralement incertaines pour diverses raisons : dégradation par le bruit, frontières indistinctes dues à un phénomène de flou, problèmes d'occultation... La segmentation ne peut pas être réalisée selon des critères bas niveau basés uniquement sur les pixels. Dans ce contexte, les modèles déformables permettent l'adjonction de contraintes et de connaissances *a priori* dans le processus de segmentation. Un modèle déformable est une structure géométrique évoluant itérativement de manière à s'ajuster aux frontières des objets recherchés, comme illustré en figure 1. Les modèles déformables 2D tels que les contours actifs [4] sont représentés par une courbe fermée.

La segmentation est ici formulée comme un problème d'optimisation, le but étant de déterminer la courbe Γ minimisant une fonctionnelle d'énergie E . Si la courbe engendre un minimum local de l'énergie, l'équation d'Euler-Lagrange est vérifiée :

$$\frac{\delta E[\Gamma]}{\delta \Gamma} = 0$$

où la dérivée variationnelle de l'énergie, déterminée par le calcul des variations, s'annule en chaque point de la courbe. La segmentation de la ou des structure(s) d'intérêt est réalisée par résolution de cette équation. Une méthode classique consiste à discréteriser la dérivée de l'énergie sur une courbe polygonale et à résoudre itérativement l'équation d'Euler-Lagrange par descente de gradient.

De façon générale, l'énergie est composée de termes internes relatifs à la régularité géométrique du modèle. Ces termes sont indépendants de l'image et font intervenir des quantités différentielles (longueur, courbure, ...). L'énergie comporte également des termes externes qui mettent en relation le modèle et l'image. Il s'agit de termes de contour, dépendant du gradient d'intensité [1], intégrés le long de la courbe, ou de termes de région dépendant de statistiques globales calculées sur les domaines délimités par la courbe [2]. Ainsi, la segmentation par modèle déformable a l'avantage d'être un compromis entre régularité et adéquation aux données. L'extension 3D, le modèle de surface active [5, 7], permet la segmentation de structures dans des images volumétriques.

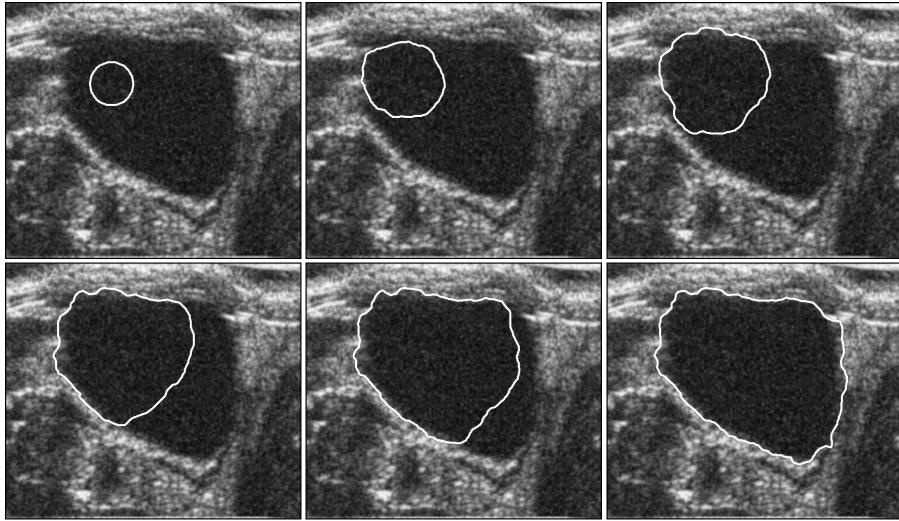


FIGURE 1 – Evolution du contour déformable dans une image ultrasonore

Les modèles déformables peuvent être classés selon trois aspects fondamentaux : la représentation, l'évolution et l'attache aux données. La représentation est la manière dont le modèle est implémenté. On distingue notamment les modèles explicites, comme les polygones [4] et les maillages [5], des modèles implicites basés sur les ensembles de niveaux [6]. Ces derniers représentent le contour ou la surface par une fonction à valeur réelle de même support que l'image. De par leur définition et leur discréétisation sur le domaine entier, ils permettent naturellement les changements de topologie, ce qui peut être un avantage pour certaines applications. Quelle que soit la représentation, il est nécessaire de déformer le modèle. C'est le rôle de la méthode d'évolution, qui effectue généralement une minimisation numérique de la fonctionnelle d'énergie. Enfin, l'attache aux données désigne le type d'énergie externe utilisé pour lier le modèle aux données présentes dans l'image. Les contributions décrites en section 2 relèvent de ces trois aspects.

1.2 Chemins minimaux

La méthode des chemins minimaux introduite par Laurent Cohen et Ron Kimmel dans [3] est relativement proche du modèle de contour actif dans la mesure où l'objectif est également une courbe minimisant une fonctionnelle d'énergie. Ici, la solution est un chemin géodésique, car il minimise une longueur dans un espace Riemannien muni d'une métrique. L'énergie s'exprime comme l'intégrale du potentiel P le long du chemin :

$$L(\Gamma) = \int_{\Gamma} P \, ds$$

Cette longueur est une fonctionnelle intrinsèque, indépendante de la paramétrisation de la courbe, semblable à celle utilisée dans le modèle de contour actif géodésique [1]. Le potentiel P définissant la métrique est choisi en fonction de l'application visée. Ainsi, les contours sont détectés en choisissant un potentiel décroissant en fonction de l'amplitude du gradient d'intensité.

L'évolution des contours déformables par descente de gradient détermine un minimum local de l'énergie, plus ou moins proche de la configuration initiale. La méthode des chemins minimaux quant à elle se démarque des contours actifs en engendrant le minimum global. Celui-ci est déterminé pour une courbe ouverte, étant données deux extrémités fixes \mathbf{x}_0 et \mathbf{x}_1 situées le plus souvent sur le contour recherché. La première étape consiste à calculer la carte d'action U_0 d'origine \mathbf{x}_0 , qui correspond à

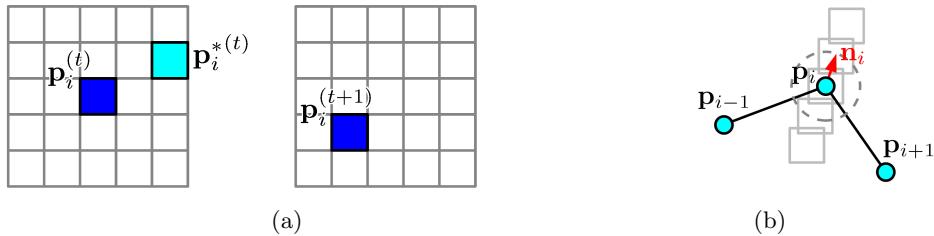


FIGURE 2 – Optimisation de la fenêtre de l'algorithme glouton : décalage (a) et orientation selon la normale (b)

la distance minimale des chemins partant de \mathbf{x}_0 et se terminant en chaque point de l'image. La carte d'action est solution de l'équation non-linéaire suivante, dite *Eikonale* :

$$\|\nabla U_0\| = P$$

Cette propriété permet de calculer la carte d'action par une méthode de propagation de front de type "Fast Marching" présentée dans [23]. Celle-ci est similaire à l'algorithme de Dijkstra, qui détermine un plus court chemin dans un graphe (les noeuds du graphe sont alors les points de l'image). Alors que l'algorithme de Dijkstra est discret par nature, le Fast Marching a l'avantage d'être consistant par rapport au problème continu. Le chemin géodésique Γ reliant \mathbf{x}_0 à \mathbf{x}_1 est ensuite construit par descente de gradient de la carte d'action, en prenant comme point de départ \mathbf{x}_1 :

$$\frac{\partial \Gamma(u)}{\partial u} = -\nabla U_0(\Gamma(u))$$

2 Contributions

2.1 Amélioration de l'algorithme glouton

Durant une partie de ma thèse, j'ai travaillé conjointement avec Julien Olivier, doctorant au Laboratoire d'Informatique de Tours, sur un ensemble d'optimisations pour l'évolution des contours et des surfaces. Les optimisations que nous avons proposées permettent d'accélérer l'évolution du modèle vers les contours des structures recherchées. Elles portent sur l'algorithme glouton [22, 24], une méthode de minimisation numérique de la fonctionnelle d'énergie. Appliquée aux modèles déformables, l'algorithme glouton peut être considéré comme une alternative à la méthode basée sur le calcul des variations, décrite en section 1. L'énergie est ici formulée de manière discrète sur un ensemble de n sommets $\{\mathbf{p}_i\}_i$ inter-connectés (un polygone en 2D ou une surface triangulée en 3D) :

$$E(\Gamma) = \sum_{i=1}^n E_{\text{sommel}}(\mathbf{p}_i)$$

L'algorithme glouton réalise l'optimisation de toute la courbe/surface par un ensemble d'optimisations locales, en déplaçant chaque sommet à la position qui minimise sa propre énergie E_{sommel} . Ces déplacements sont effectués dans une fenêtre autour du sommet en question. L'avantage par rapport à la déformation par descente de gradient réside dans une moindre sensibilité aux minima locaux, en fonction de la largeur de fenêtre.

Une des améliorations que nous avons proposées repose sur un décentrage de la fenêtre, comme illustré en figure 2(a). En nous basant sur le fait qu'un sommet qui a suivi une direction de minimisation à

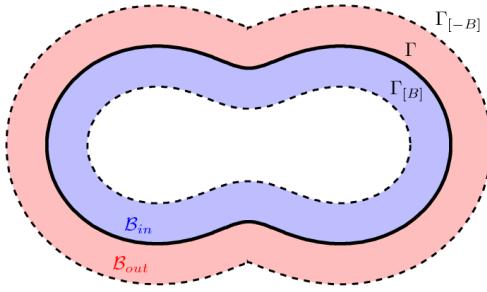


FIGURE 3 – Bandes intérieure et extérieure, et courbes parallèles correspondantes pour le calcul de l'énergie de région en bande étroite

une itération suit probablement une direction similaire à l'itération suivante, nous décalons la fenêtre dans cette direction. L'intérêt est ici d'éviter de calculer l'énergie à des positions qui ne minimiseront vraisemblablement pas l'énergie. Une évolution plus poussée est basée sur la fenêtre orientée selon la normale au sommet, représentée en figure 2(b). On utilise la propriété selon laquelle seuls les déplacements dans la direction normale modifient la géométrie de la courbe/surface, les déplacements tangentiels n'affectant que sa paramétrisation [1]. Pour une taille de fenêtre équivalente, cette méthode bénéficie d'une complexité moindre par rapport à la technique de décalage. Ces travaux, qui incluent une comparaison avec la descente de gradient ainsi qu'avec les ensembles de niveaux, ont été publiés dans [8, 17, 18].

2.2 Energie de région en bande étroite

Les modèles déformables basés région classiques segmentent l'image selon des critères statistiques calculés sur les domaines délimités par la courbe. L'intérieur de la courbe doit correspondre à l'objet d'intérêt et l'extérieur représente alors l'arrière-plan, c'est-à-dire le domaine complémentaire à l'objet. Les régions ainsi créées doivent être homogènes en terme d'intensité ou de caractéristiques de plus haut niveau comme des descripteurs de texture [20]. Si l'on considère par exemple le modèle de Chan et Vese [2], le terme de région pénalise une courbe qui entraîne une variance d'intensité élevée à l'intérieur des régions. Par nature, ce modèle est dédié à la segmentation d'images dans laquelle l'objet et son complémentaire sont uniformes.

Cependant, ce cas est rarement rencontré dans les applications réelles de la segmentation, et ce pour une raison simple : l'arrière-plan contient généralement plusieurs structures, d'intensités variables. Partant de l'observation selon laquelle de nombreuses structures sont segmentables par des critères région uniquement à proximité de leurs frontières, j'ai développé un nouveau terme basé région utilisant le principe de la bande étroite, couramment utilisé dans les ensembles de niveaux [6]. Ce terme permet de combiner des caractéristiques locales et globales des structures d'intérêt et présente des avantages tant au niveau calculatoire qu'au niveau de la cohérence par rapport aux données. Contrairement aux approches classique, la variance est calculée au moyen d'intégrales exprimées non pas sur les domaines intérieur et extérieur mais sur des bandes d'épaisseur constante de part et d'autre de la courbe, représentées en figure 3.

Dans [10], j'ai présenté une implémentation de l'énergie de région en bande étroite sur des contours paramétriques et des maillages triangulaires avec l'algorithme glouton. J'ai ensuite développé le formalisme mathématique du terme de région en bande étroite, à l'aide du calcul variationnel et de concepts issus de la géométrie différentielle. Ce formalisme comprend une transformation des intégrales de bandes utilisant les courbes parallèles (cf figure 3) et permet une implémentation aisée sur les modèles

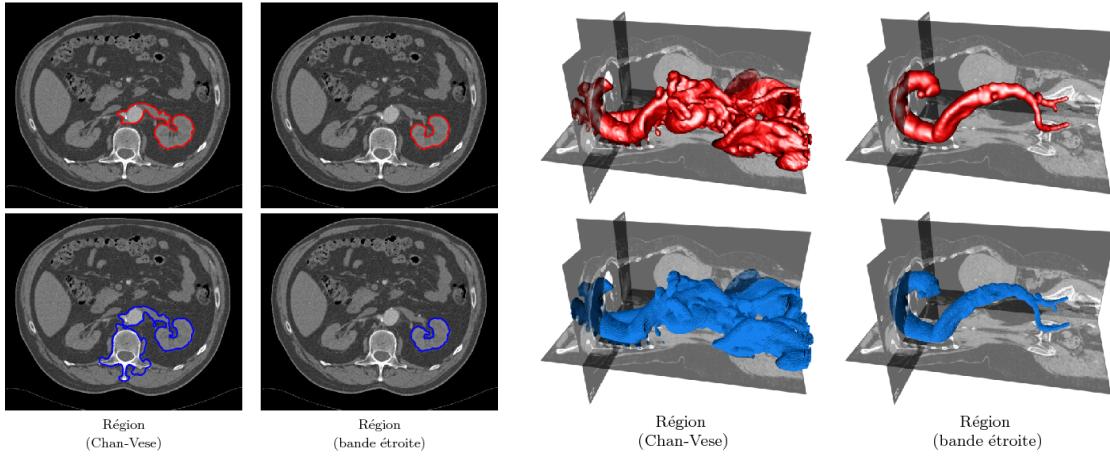


FIGURE 4 – Comparaison entre le terme du région de Chan-Vese et le terme de région en bande étroite en tomodensitométrie 2D (gauche) et 3D (droite) implémentés de manière explicite (haut, en rouge) et en ensembles de niveaux (bas, en bleu)

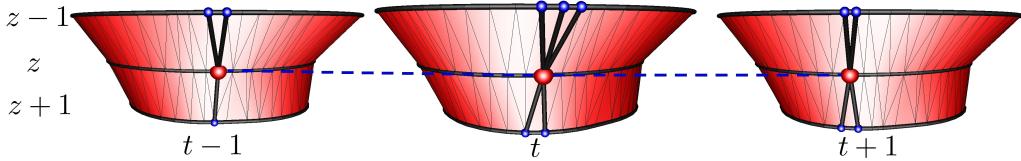


FIGURE 5 – Connexions intercoupes et interphases dans le maillage 3D+T

explicites. L'approche mathématique, ainsi que des implémentations explicites et en ensembles de niveaux, sont développés dans l'article [13] de la revue *Computer Vision and Image Understanding*. La figure 4 représente des comparaisons entre termes de région, extraits de cet article. Récemment, j'ai développé une extension du terme de région dans le cas, plus général, où l'arrière-plan est homogène par morceaux dans la bande extérieure.

2.3 Surface 3D+T pour le suivi cardiaque

Une des principales applications de ma thèse était le suivi de l'endocarde, la paroi interne du ventricule gauche, dans des séquences d'images 3D acquises par IRM. J'ai étendu les contributions précédentes au cas 3D+T. La segmentation doit tenir compte de l'anisotropie des images, car la résolution en Z est très inférieur à celle du plan XY . J'ai donc exploité le maillage triangulaire pour avoir de meilleures évaluations du volume. Une surface déformable de topologie cylindrique a été construite, en accord avec la partie imagée du cœur dans les données disponibles. Afin d'éviter le suivi séquentiel, sujet à la propagation des erreurs, la surface temporelle évolue simultanément dans toutes les phases de la séquence. Un principe similaire est suivi dans [16, 19]. La régularité du mouvement de la surface au cours du temps est assuré par l'ajout d'un terme de lissage temporel dans la fonctionnelle d'énergie. La figure 5 représente les connexions entre sommets de phases successives, utilisées pour l'implémentation du lissage temporel.

L'évaluation a été réalisée à partir d'une surface de référence définie par des experts, en collaboration avec le CHU de Tours. Le modèle de surface active 3D+T explicite a été publié dans [9, 11]. Par la

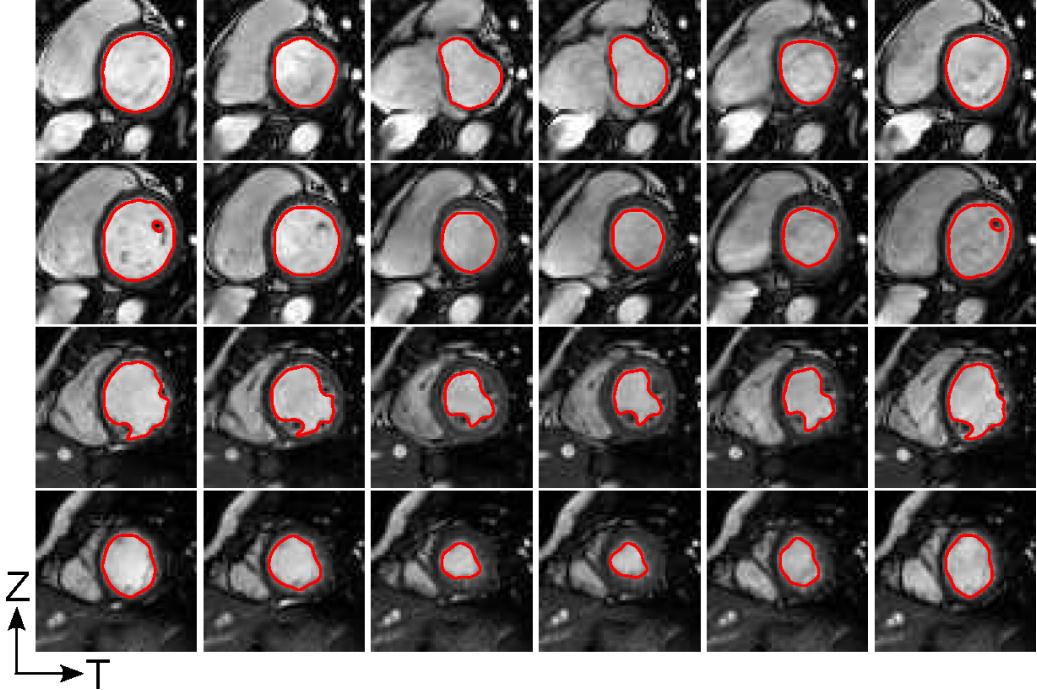


FIGURE 6 – Suivi de la paroi endocardique du ventricule gauche en IRM 3D+T

suite, j'ai développé une surface 3D+T implémentée en ensembles de niveaux, permettant notamment d'exclure les muscles papillaires présents dans la cavité ventriculaires. Ces structures génèrent des contours internes, visibles sur la figure 6.

2.4 Bande déformable pour la segmentation de structures tubulaires

En tant qu'ATER au LI de Tours, j'ai débuté une collaboration avec Laurent Cohen, directeur de recherche au CEREMADE, sur la segmentation et reconstruction de contours par chemins minimaux, décrits en section 1. Le premier fruit de cette collaboration a été un modèle de bande déformable combinant les aspects des contours actifs basés région et des chemins minimaux. Cette bande déformable, également appelée cylindre 2D généralisé, est définie par une courbe ouverte \mathcal{C} , qui joue le rôle d'axe médian, et d'une fonction d'épaisseur B , dont le domaine de définition est identique à celui de la courbe. Deux bandes extérieures, construites grâce aux courbes parallèles, sont adjointes afin de munir le modèle de l'énergie de région en bande étroite décrite précédemment. Le modèle est illustré en figure 7.

A l'énergie de région sont ajoutés des termes de régularisation sur la courbe et sur la fonction d'épaisseur. Par calcul des variations, on démontre que la bande donnant un minimum local de l'énergie vérifie deux équations d'Euler-Lagrange couplées,

$$\frac{\delta E[\mathcal{C}, B]}{\delta \mathcal{C}} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{\delta E[\mathcal{C}, B]}{\delta B} = 0$$

résolues par descente de gradient. La méthode des chemins minimaux est ici utilisée pour déterminer une initialisation fiable, les extrémités de la courbe étant fournies par l'utilisateur. Ces travaux ont donné lieu à un article à la conférence *European Conference on Computer Vision (ECCV)* [12]. Le modèle de bande déformable est dédié à la segmentation de structures tubulaires, comme le montre la

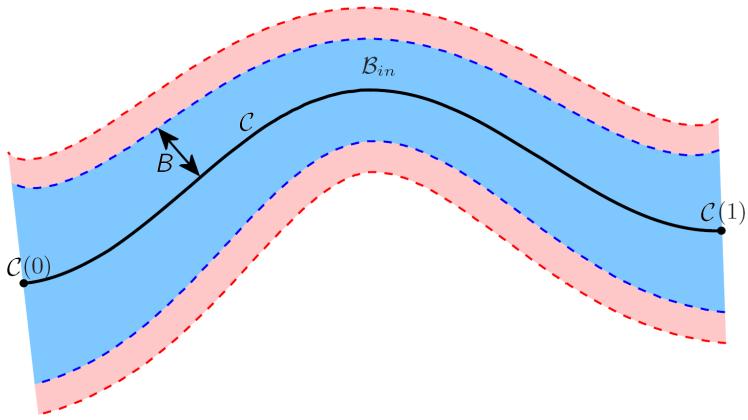


FIGURE 7 – Bande déformable définie par une courbe ouverte et une fonction d'épaisseur



FIGURE 8 – Segmentation d'un fleuve en imagerie satellite par le modèle de bande déformable. Configurations initiale (gauche) et finale (droite) de la bande

figure 8. Il présente l'intérêt de contraindre la segmentation par construction et non pas par adjonction de termes *d'apriori* dans un modèle général.

2.5 Densité géodésique et arborescence déformable

Je poursuis actuellement un post-doctorat sous la responsabilité de Laurent Cohen, au CEREMADE de l'Université Paris-Dauphine. Je m'intéresse à la reconstruction et au suivi temporel de structures arborescentes à l'aide de chemins minimaux. Ces travaux font suite à ceux de Youssef Rouchdy, auparavant en post-doctorat au CEREMADE, et Laurent Cohen [21]. Ils sont réalisés dans le cadre de l'ANR NanoGPSCellulaire, à laquelle participent également des chercheurs en biologie de l'unité INSERM "Biologie de la Synapse et Régulation de la Survie Neuronale" de l'ENS Ulm.

Le principe de base est ici le calcul de la densité géodésique. La carte de distance étant calculée à partir de la racine de l'arborescence, la densité géodésique en un point correspond au nombre de chemins minimaux passant par ce point. Par exemple, en choisissant des points de départ échantillonnés sur une grille régulière, une première arborescence peut être reconstruite jusqu'à la racine (figure 9c). Nous considérons cette approche comme prometteuse, car elle permet l'extraction de structures fines et très bruitées. Par ailleurs, elle permet de représenter explicitement les relations topologiques entre les segments (liens de parenté). Les segments terminaux non-significatifs sont éliminés par une opération de seuillage sur la densité géodésique et/ou sur la longueur (figure 9d). Un modèle d'arborescence

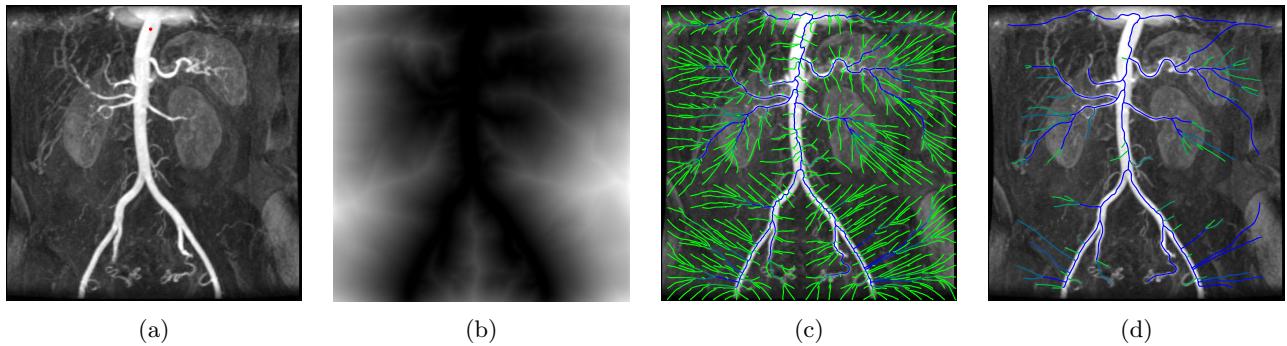


FIGURE 9 – Extraction d’une structure arborescente par chemins minimaux : image initiale avec point racine (a), carte de distance (b) arborescence initiale (c) arborescence après seuillage sur la densité géodésique (d)

déformable est ensuite construit en associant à chaque segment une bande déformable. Une extension 3D, basée sur un modèle de cylindre généralisé (tube déformable) est également développée. La figure 10 illustre des résultats sur une angiographies par résonance magnétique 2D ainsi qu’une image de tomodensitométrie 3D. Ces travaux ont fait l’objet de soumission à la conférence MICCAI [15] et une version française au GRETSI [14].

Références

- [1] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 22(1) :61–79, 1997.
- [2] T. Chan and L. Vese. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2) :266–277, 2001.
- [3] L. Cohen and R. Kimmel. Global minimum for active contour models : a minimal path approach. *International Journal of Computer Vision*, 24(1) :57–78, 1997.
- [4] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4) :321–331, 1988.
- [5] J.O. Lachaud and A. Montanvert. Deformable meshes with automated topology changes for coarse-to-fine three-dimensional surface extraction. *Medical Image Analysis*, 3(2) :187–207, 1999.
- [6] R. Malladi, J.A. Sethian, and B.C. Vemuri. A fast level set based algorithm for topology independent shape modeling. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 6(2-3) :269–290, 1996.
- [7] T. McInerney and D. Terzopoulos. Topology adaptive deformable surfaces for medical image volume segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10) :840–850, 1999.
- [8] J. Mille, R. Boné, P. Makris, and H. Cardot. Greedy algorithm and physics-based method for active contours and surfaces : a comparative study. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 1645–1648, Atlanta, USA, 2006.
- [9] J. Mille, R. Boné, P. Makris, and H. Cardot. Segmentation and tracking of the left ventricle in 3D MRI sequences using an active surface model. In *22th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, pages 257–262, Maribor, Slovenia, 2007.
- [10] J. Mille, R. Boné, P. Makris, and H. Cardot. 2D and 3D deformable models with narrow band region energy. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 57–60, San Antonio, USA, 2007.
- [11] J. Mille, R. Boné, P. Makris, and H. Cardot. Segmentation et suivi de l’endocarde dans des séquences IRM 3D par surface active. In *21^{ième} colloque GRETSI : Traitement du Signal et des Images*, pages 81–84, Troyes, France, 2007.
- [12] J. Mille, R. Boné, and L. Cohen. Region-based 2D deformable generalized cylinder for narrow structures segmentation. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Springer, volume 5303 of *LNCS*, pages 392–404, Marseille, France, 2008.
- [13] J. Mille, R. Boné, P. Makris, and H. Cardot. Narrow band region-based active contours and surfaces for 2D and 3D segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009 (**accepted**).

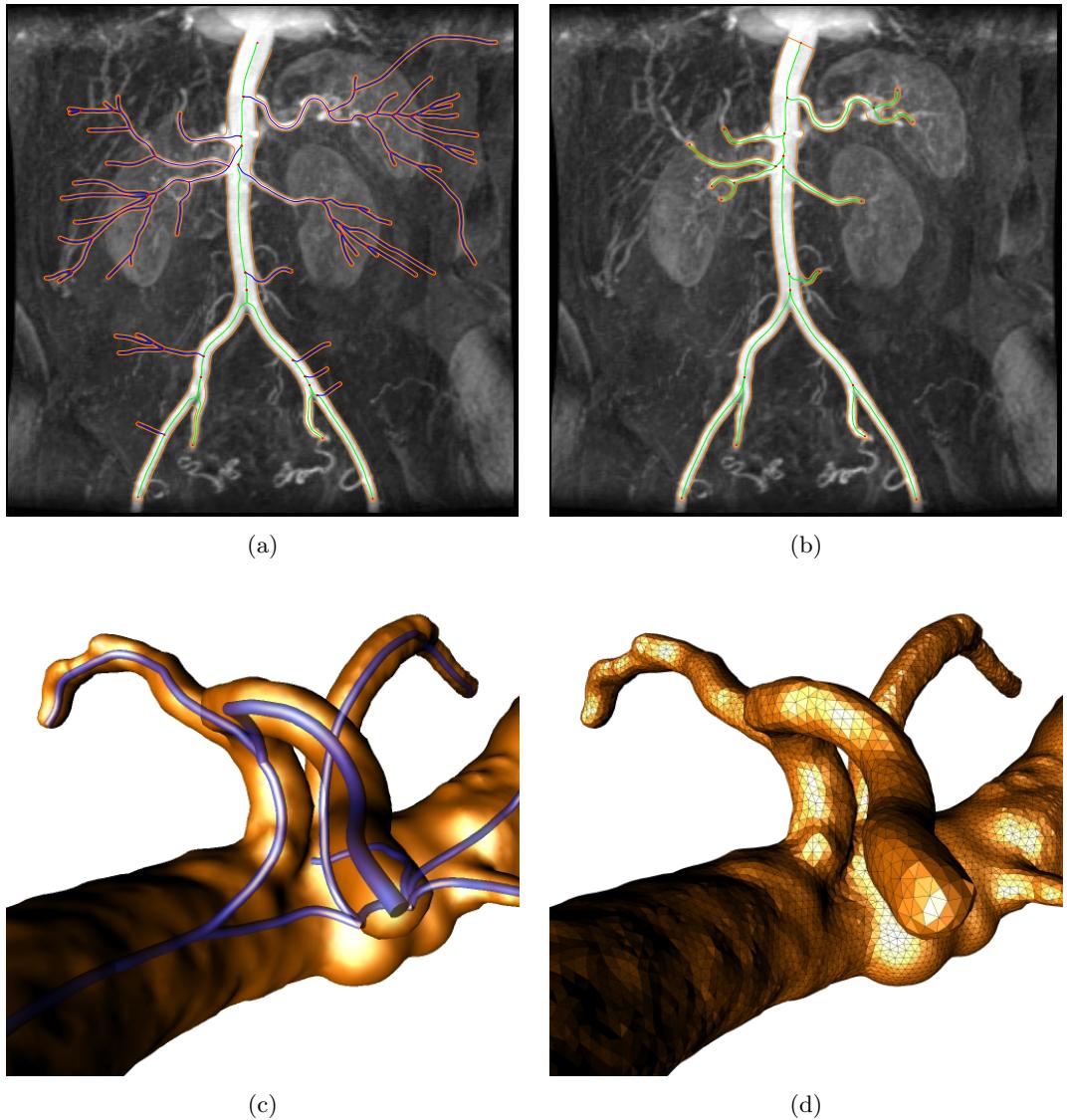


FIGURE 10 – Arborescence déformable : modèle 2D à une étape d'évolution intermédiaire (a) et finale (b), modèle 3D avec représentation de la surface lissée (c) et triangulée (d)

- [14] J. Mille and L. Cohen. Reconstruction de structures arborescentes par chemins minimaux et bande déformable. In *22^{ième} colloque GRETSI : Traitement du Signal et des Images*, Dijon, France, 2009 (**submitted**).
- [15] J. Mille and L. Cohen. Deformable tree model for branching structures extraction. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, Springer, LNCS, London, UK, 2009 (**submitted**).
- [16] J. Montagnat and H. Delingette. 4D deformable models with temporal constraints : application to 4D cardiac image segmentation. *Medical Image Analysis*, 9(1) :87–100, 2005.
- [17] J. Olivier, J. Mille, R. Boné, and J.-J. Rousselle. Active surfaces acceleration methods. In *Computational Modelling of Objects Represented in Images : fundamentals, methods and applications (CompIMAGE)*, Coimbra, Portugal, 2006.
- [18] J. Olivier, J. Mille, R. Boné, and J.-J. Rousselle. Dynamic neighborhoods in active surfaces for 3D segmentation. *International Journal for Computational Vision and Biomechanics*, 1(2) :173–180, 2008.
- [19] N. Paragios. A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(6) :773–776, 2003.
- [20] N. Paragios and R. Deriche. Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 46(3) :223–247, 2002.
- [21] Y. Rouchdy and L. Cohen. Image segmentation by geodesic voting : application to the extraction of tree structures from confocal microscope images. In *International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Tampa, Florida, USA, 2008.
- [22] M. Sakalli, K-M. Lam, and H. Yan. A faster converging snake algorithm to locate object boundaries. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(5) :1182–1191, 2006.
- [23] J.A. Sethian. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. *Proceedings of the National Academy of Science*, 93(4) :1591–1595, 1996.
- [24] D.J. Williams and M. Shah. A fast algorithm for active contours and curvature estimation. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing : Image Understanding*, 55(1) :14–26, 1992.