



**HAL**  
open science

# Reconstruction robuste des vaisseaux sanguins par surfaces implicites locales

Ahmed Yureidini, Erwan Kerrien, Stéphane Cotin

► **To cite this version:**

Ahmed Yureidini, Erwan Kerrien, Stéphane Cotin. Reconstruction robuste des vaisseaux sanguins par surfaces implicites locales. Orasis, Jun 2011, Praz-sur-Arly, France. inria-00579814

**HAL Id: inria-00579814**

**<https://inria.hal.science/inria-00579814>**

Submitted on 25 Mar 2011

**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.

# Reconstruction robuste des vaisseaux sanguins par surfaces implicites locales

Ahmed Yureidini<sup>1,2</sup>

Erwan Kerrien<sup>1</sup>

Stéphane Cotin<sup>2</sup>

1 Magrit Project-team, INRIA Nancy Grand-Est/LORIA, France

2 Shaman Project-team, INRIA Nord-Europe, France

LORIA, 615 rue du Jardin Botanique, 54600 Villers-lès-Nancy

ahmed.yureidini@inria.fr

## Résumé

*Les simulateurs informatiques suscitent un intérêt croissant, notamment dans le domaine de la radiologie interventionnelle. Dans ce contexte, nous abordons le problème de segmentation des vaisseaux sanguins par reconstruction de surfaces implicites à partir d'acquisitions d'angiographie rotationnelle 3D. Nous proposons un nouveau modèle implicite sous forme d'un arbre de fonctions implicites locales. L'arbre est bâti grâce à un algorithme dédié de suivi. Ce faisant des points sont extraits de manière robuste sur la surface vasculaire. Chaque fonction implicite est ensuite estimée avec une méthode originale pour approximer ces points. Enfin, nous présentons des résultats de suivi sur un patient, ainsi qu'une analyse expérimentale de notre modèle sur des exemples synthétiques en 2D pour finir par des résultats préliminaires de segmentation sur des données réelles de fantôme vasculaire.*

## Mots-clés

Suivi robuste de vaisseaux sanguins, RANSAC, segmentation de vaisseaux, reconstruction implicite.

## Abstract

*Growing interest in computer-based simulations has arisen, especially for interventional radiology procedures. In this context, we address the problem of blood vessel segmentation from 3D rotational angiography data, as an implicit surface reconstruction problem. A new implicit model is proposed, made of a tree of local implicit surfaces. A dedicated tracking algorithm is described to build the tree. Meanwhile, robust extraction of points on the vessel surface is performed. An original surface approximation method is then described to locally fit these points. Tracking results are presented on a patient data. Also experimental analysis of our model is carried out on synthetic 2D examples. Finally, preliminary segmentation results are reported on a silicon vascular phantom.*

## Keywords

Robust vessel tracking, RANSAC, vessel segmentation, implicit reconstruction.

## 1 Introduction

Dans le domaine de la radiologie interventionnelle, les simulateurs informatiques suscitent un intérêt croissant. Ils offrent en effet la possibilité aux médecins de démultiplier leur temps de formation et d'entraînement. Les constructeurs de matériel y voient par ailleurs un moyen de promotion de leurs innovations. Le bénéfice attendu des simulateurs est donc une compression du temps : de formation, opératoire, d'hospitalisation, mais aussi de diffusion des nouvelles techniques ; avec en corollaire un impact sur l'expertise du médecin, la santé des patients et l'économie. Cet effet est d'autant plus important que l'opération est délicate, tel le traitement endovasculaire des anévrismes cérébraux, sur lequel se focalisent nos travaux actuels. Lors de cette opération, le médecin introduit dans l'artère fémorale un tube très fin (*cathéter*) qu'il pousse à travers le réseau vasculaire jusqu'au niveau de l'anévrisme (sorte de hernie sur la paroi artérielle). Le cathéter sert ensuite de support pour guider les divers micro-outils utilisés pour le traitement.

Des travaux récents [4] ont démontré la faisabilité de simulateurs interactifs pour la radiologie interventionnelle. Pour qu'un plein bénéfice puisse en être tiré, il importe cependant de dépasser leurs limitations actuelles. En particulier leur base de données de cas doit pouvoir être très largement étendue, en permettant l'introduction rapide et aisée de modèles issus de données patients. Plus spécifiquement, dans le cas médical qui nous intéresse, un outil dédié de segmentation des vaisseaux sanguins doit être proposé.

La segmentation des vaisseaux sanguins a donné lieu à une vaste littérature [8]. Deux aspects du problème que nous abordons ont orienté notre démarche. En premier lieu, les données image dont nous disposons sont d'une très grande résolution : il s'agit d'images d'angiographie rotationnelle 3D (3DRA), de taille voxel inférieure à 0,25 mm. La visibilité des vaisseaux est donc bonne, mais il faut tenir compte du bruit et des artéfacts présents dans les images médicales. Deuxièmement, le modèle produit doit être compatible avec une utilisation ultérieure dans le cadre d'un simulateur : la surface des vaisseaux doit permettre une gestion précise et efficace des collisions. Ceci impose que le mo-

dèle de vaisseaux propose une surface lisse, associée à un test rapide pour savoir si un point a traversé la surface, ainsi qu'un calcul rapide d'une force de rappel si tel est le cas. Ces propriétés sont disponibles avec les surfaces implicites paramétrées [5]. Nous nommons ainsi une surface définie de manière implicite par :  $f(X; p) = 0$  où  $X \in \mathbb{R}^3$  est un point quelconque,  $p \in \mathbb{R}^n$  un vecteur de paramètres et  $f$  est une fonction dérivable.

Par ailleurs, la complexité du réseau vasculaire intracérébral rend inévitable de devoir traiter automatiquement les problèmes d'adjacence, soit entre deux vaisseaux, soit entre un vaisseau et un anévrisme par exemple [14, 6]. L'usage des surfaces implicites, avec leur tendance à fusionner des objets proches, en est donc compliqué [2].

Nous proposons ici de décrire la surface des vaisseaux sanguins comme un arbre de fonctions implicites : la topologie des vaisseaux est capturée dans un arbre dont chaque nœud est un point proche de leur ligne centrale ; chaque nœud contient également une fonction implicite exprimant localement la surface vasculaire de manière à pouvoir gérer les collisions dans le voisinage topologique du nœud.

La section 2 décrit notre algorithme de construction de cette structure. L'arbre est extrait par un suivi des vaisseaux sanguins, qui repose sur l'estimation robuste de cylindres successifs. Ce faisant, les nœuds sont identifiés, ainsi qu'un estimé du rayon vasculaire, et un ensemble de points disposés sur la surface locale. Dans un deuxième temps, ces points sont approximés par une surface implicite, un *blobby model* [9], selon un algorithme original. La section 3 présente une analyse expérimentale de notre modèle sur des exemples synthétiques en 2D ainsi que des résultats préliminaires sur des données réelles de fantôme vasculaire. Enfin, nous commentons ces résultats et exposons nos conclusions sur ce travail.

## 2 Méthode

### 2.1 Algorithme de suivi de vaisseaux

Une solution efficace pour tracer par suivi des vaisseaux sanguins consiste à employer comme a priori que la forme locale du vaisseau est un cylindre [14, 6]. Les deux critiques que nous pouvons cependant formuler sur ces solutions sont que d'une part elles ont des difficultés à gérer des vaisseaux sanguins de diamètres divers [6] ; et d'autre part, l'a priori est imposé trop fortement, la segmentation finale ne présentant que des vaisseaux à section circulaire.

L'algorithme que nous proposons dans cette partie suit la même démarche mais ne considère le cylindre produit que comme une approximation, permettant de sélectionner de manière robuste des points sur la surface locale du vaisseau.

**Estimation d'un cylindre par RANSAC.** L'étape élémentaire du suivi consiste à ajuster à la forme locale du vaisseau un cylindre. Supposons que cela ait été fait et que nous ayons donc un cylindre de centre  $C_0$ , direction  $\vec{d}_0$ , rayon  $r_0$  et de hauteur  $h_0$ . Nous expliquons ici comment le

prochain cylindre est déterminé par notre algorithme.

Nous commençons par une étape de prédiction sur le centre  $C$  et la direction  $\vec{d}$  du nouveau cylindre :  $C = C_0 + (h_0/2)\vec{d}_0$ , et  $\vec{d} = \vec{d}_0$ . Nous définissons également des bornes acceptables pour le rayon  $r \in [r_0/2, 2r_0]$ .

Un premier ensemble de points est extrait par lancer de rayons :  $N_r$  rayons équirépartis sur la sphère unité sont lancés à partir de  $C$ , et la position du minimum<sup>1</sup> de gradient directionnel est extraite le long de chacun.

Un cylindre est ensuite ajusté de manière robuste, par RANSAC, à ces points. RANSAC requiert d'estimer les paramètres d'un cylindre à partir d'un ensemble minimal de points. Des solutions directes existent [1]. Les performances de RANSAC dépendant de la taille de l'ensemble minimal, nous avons retenu celle basée sur trois points, qui requiert que la direction soit connue a priori. Pour cela, plutôt que d'exploiter la normale aux points en entrée [3], nous avons préféré suivre [6] pour des raisons de robustesse : nous testons un ensemble de  $N_d$  directions régulièrement espacées sur la demi-sphère unité, orientée suivant  $\vec{d}$ . Chaque direction est associée par RANSAC à un cylindre respectant la contrainte sur  $r$ .

Chaque cylindre est ensuite affiné. Son centre  $C$  est redéfini comme le point médian de son ensemble de consensus, projeté sur son axe. Un nouvel ensemble de points est extrait par lancer de rayon à partir de  $C$  et seuls les points compatibles (*inliers*) avec le cylindre sont conservés. Sa hauteur  $h$  est estimée comme englobant 75% des points les plus proches du centre. Nous notons ces points par  $\mathcal{P}$ . Un cylindre est valide si le suivi progresse suffisamment, ce que nous exprimons par  $\|C - C_0\| > h_0/4$  et  $\langle C - C_0 | \vec{d}_0 \rangle \geq 0$ .

Les  $N_d$  directions sont ensuite passées en revue en faisant croître l'angle avec  $\vec{d}_0$ . Dès qu'un cylindre valide présente un pourcentage d'inliers supérieur à  $p_{inl}$ , l'algorithme s'arrête, renvoyant ce cylindre. En cas d'échec de cette première phase, l'algorithme renvoie le cylindre valide présentant le maximum de pourcentage d'inliers, à condition que celui-ci soit au moins 50%.

Dans tous les cas, l'algorithme renvoie également l'ensemble  $\mathcal{P}$  associé au cylindre trouvé.

**Suivi.** Le suivi est initialisé par l'indication manuelle d'un point  $C_0$ . Les vaisseaux principaux alimentant le cerveau étant plutôt verticaux,  $\vec{d}_0$  est la direction vers le haut. Une estimation grossière du rayon  $r_0$  est également donnée par l'utilisateur, ainsi qu'un pourcentage d'inliers  $p_{inl}$ .

Le suivi trace ensuite le vaisseau. Comme le montre la figure 1, le suivi est assez robuste pour continuer au-delà des bifurcations. Il s'arrête automatiquement quand aucun cylindre valide n'est trouvé, ou si le suivi fait demi-tour. Nous obtenons ainsi l'approximation de la ligne centrale d'un premier vaisseau sous forme d'une liste chaînée.

Les branches supplémentaires sont ensuite ajoutées selon presque la même procédure. Un point est indiqué manuel-

<sup>1</sup>. Rappelons que les vaisseaux sanguins sont clairs sur fond sombre en 3DRA

lement sur le nouveau vaisseau à proximité de la bifurcation. Le point le plus proche sur la ligne centrale du vaisseau parent est automatiquement trouvé. Le vecteur reliant ces deux points donne la direction du nouveau vaisseau.

## 2.2 Modélisation

La phase suivante de notre algorithme va associer à chaque nœud une surface implicite représentant localement la surface du vaisseau sanguin. Nous exposons d'abord l'algorithme que nous avons développé pour approcher un ensemble de points munis de normales par une surface implicite. Puis nous le combinons avec l'arborescence précédemment extraite.

**Choix de la classe de fonctions.** Parmi les nombreuses possibilités offertes dans le domaine du graphisme, nous avons opté pour les *blobby models* [9] qui permettent d'approcher ces points en y faisant passer au mieux l'isosurface nulle de la fonction :

$$f(X; p) = T - \sum_{j=1}^M \alpha_j \phi \left( \frac{\|X - C_j\|}{\rho_j} \right) \quad (1)$$

où  $T$  est une valeur de seuil, les  $\{\alpha_j\}$  sont des poids positifs pour les  $M$  *blobs*, terme que nous traduirons par particules dans ce qui suit. Chaque particule  $j$  est une fonction à symétrie sphérique posée en un centre  $C_j$ , de taille le rayon  $\rho_j$ , et dont le profil est la fonction  $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$ , rapidement décroissante vers 0 à l'infini. Tous les résultats de la section 3 utilisent la fonction Quasi-Cauchy [11] :

$$\phi(x) = \frac{1}{(1 + x^2)^2} \quad (2)$$

Cette forme spécifique de  $\phi$  permet d'aisément extraire des sous-modèles implicites en sélectionnant des particules proches, propriété de localité très intéressante dans notre approche. De plus, afin d'aider à prédire les collisions dans la simulation, nous désirons que la valeur algébrique de  $f(X; p)$  soit liée, ici de manière décroissante, à la distance géométrique entre le point  $X$  et la surface. Nous imposons donc dans notre modèle que  $\alpha_j = \rho_j$ , ce qui a l'effet désiré, de manière évidente dans le cas d'une seule particule. De plus ceci retire de la redondance dans le paramétrage de  $f$ . Nous pouvons dès lors expliciter le vecteur paramètres  $p = \{(\rho_j, C_j)\}_{1 \leq j \leq M}$ , de taille  $4M$ . Pour alléger les notations, nous l'omettrons volontairement dans les expressions de  $f$  qui suivent.

**Formulation énergétique du problème d'approximation.** Considérons un ensemble de  $N$  points  $\{P_i\}_{1 \leq i \leq N}$ , munis de normales  $\{n_i\}_{1 \leq i \leq N}$ . Le problème de reconstruction des surfaces à partir de ces données peut être exprimé comme une minimisation d'énergie [9]. Pour ce faire, nous proposons une énergie globale qui repose sur quatre termes :

$$\mathcal{E} = \mathcal{E}_d + \alpha \mathcal{E}_n + \beta \mathcal{E}_c + \gamma \mathcal{E}_a \quad (3)$$

où  $(\alpha, \beta, \gamma) \in \mathbb{R}^3$ . Les quatre termes énergétiques sont les suivants :

$\mathcal{E}_d$  traduit que les points de données sont proches, d'un point de vue algébrique, de l'isosurface nulle. C'est l'expression brute du problème d'approximation :

$$\mathcal{E}_d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(P_i)^2 \quad (4)$$

$\mathcal{E}_n$  force le gradient de la surface implicite en chaque point  $P_i$  à être aligné avec la normale (unitaire)  $n_i$  à la surface [9]. Cela permet d'orienter localement la surface ( $f(X; p) < 0$  à l'intérieur de la surface implicite) :

$$\mathcal{E}_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| n_i - \frac{\nabla f(P_i)}{\|\nabla f(P_i)\|} \right\|^2 \quad (5)$$

$\mathcal{E}_c$  impose une cohésion entre les particules voisines, afin d'interpoler correctement la surface en l'absence de points de mesure (en particulier aux extrémités ouvertes des bouts de vaisseaux). Nous avons choisi pour ce faire une énergie de van der Waals :

$$\mathcal{E}_c = \frac{1}{M-1} \sum_{\substack{j=1, k=1 \\ j \neq k}}^M \left( \frac{\rho_j}{\|C_k - C_j\|} \right)^2 \quad (6)$$

$\mathcal{E}_a$  régularise la surface au sens de l'aire minimale [7], afin d'atténuer l'effet "perlé" auquel on peut s'attendre en approximant une forme tubulaire avec des boules implicites élémentaires :

$$\mathcal{E}_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{\partial^2 f(P_i)}{\partial x^2} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f(P_i)}{\partial y^2} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f(P_i)}{\partial z^2} \right)^2 \quad (7)$$

S'il est aisé de placer automatiquement quelques particules pour initialiser le processus d'approximation (voir plus loin), il est nécessaire d'en augmenter le nombre afin d'améliorer la qualité d'approximation. Nous avons pour ce faire développé un processus de sélection-division des particules.

**Sélection-Division.** La sélection de la particule à diviser proposée dans [9] est un processus exhaustif très coûteux en temps de calcul. La méthode décrite dans [13] approxime la contribution de chaque particule à  $\mathcal{E}_d$ , dans une fenêtre manuellement définie, et divise la plus importante. Nous avons constaté expérimentalement que cette technique avait tendance à préférer les petites particules, et affiner des détails avant d'aborder les zones plus grossièrement approximées par une seule particule large.

Notre heuristique propose de concentrer automatiquement l'attention sur le point géométriquement le plus éloigné de la surface. L'approximation de la distance géométrique à

une surface implicite proposée par [12] permet la sélection de ce point, d'indice  $i_s$  :

$$i_s = \arg \max_{1 \leq i \leq N} \frac{|f(P_i)|}{\|\nabla f(P_i)\|} \quad (8)$$

La particule  $j_s$  maximisant  $f(P_{i_s}; (\rho_{j_s}, C_{j_s}))^2$  est sélectionnée. La division remplace cette particule par deux nouvelles particules de rayon  $\rho_{j_s}/2$  et de même centre  $C_{j_s}$ .

**Optimisation.** La stratégie de subdivision progressive entraîne potentiellement une augmentation considérable du nombre de particules et par conséquent des paramètres  $\{(\rho_j, C_j)\}$  à optimiser. La propriété de localité déjà soulignée pour  $\phi$  nous permet cependant de réaliser une optimisation par blocs, en sélectionnant un sous-ensemble de points représentatifs du voisinage de  $P_{i_s}$ , et un sous-ensemble de particules responsables pour l'essentiel de l'approximation de ces points, au sens uniquement de  $\mathcal{E}_d$ . Nous commençons par construire un dictionnaire qui associe à chaque point  $P_i$  un mot  $\mathcal{M}_i$  : le sous-ensemble minimal de particules qui influent majoritairement sur la forme de la surface implicite en ce point, c'est-à-dire qui expliquent 90% de la valeur de  $f(P_i)^2$ . Grâce à ce dictionnaire, nous partons de  $P_{i_s}$ , point de pire approximation, pour sélectionner le mot associé  $\mathcal{M}_{i_s}$ . Puis, nous regroupons tous les points  $P_i$  dont le mot contient au moins une particule de  $\mathcal{M}_{i_s}$ . Ceci nous procure un voisinage représentatif de la forme au voisinage de  $P_{i_s}$ . Enfin, l'union des mots associés à ces points forme le sous-ensemble de particules sélectionné pour l'optimisation.

La minimisation de l'énergie est réalisée par l'algorithme par défaut sous Matlab pour les problèmes non-linéaires (*Trust-region* correspondant à la fonction `fminunc`).

### 2.3 Stratégie de modélisation

Nous employons la méthode d'approximation décrite ci-dessus pour associer à chaque nœud de l'arbre extrait par suivi (voir la section 2.1) une surface implicite représentant la forme locale du vaisseaux au voisinage de ce nœud.

Afin de garantir la continuité entre les surfaces générées à chaque nœud de l'arbre, nous faisons intervenir ses nœuds adjacents (en amont et en aval). Tous les points associés à ces nœuds sont regroupés pour être approximés. La surface implicite est initialisée en plaçant au centre de chaque nœud sélectionné une particule de même rayon que le cylindre ajusté. L'énergie  $\mathcal{E}$  est minimisée par alternance des phases de sélection-division et d'optimisation. Le processus s'arrête lorsque la variation relative de  $\mathcal{E}$  tombe sous un seuil  $a_s$ .

## 3 Résultats

### 3.1 Suivi de vaisseaux

Nous avons appliqué notre méthode de suivi de vaisseaux sur deux données patients, ainsi que le fantôme vasculaire présenté plus loin. Nous illustrons les résultats obtenus sur un patient, dans la figure 1. Ceux-ci montrent que notre

algorithme est capable de progresser au-delà d'une bifurcation (figure 1b, vaisseau bleu clair le plus à gauche), et gère correctement les problèmes d'adjacence de vaisseaux (figures 1c et 1d).

Pour ce patient,  $p_{iml}$  a été fixé à 70% pour la carotide (vaisseau principal) et 90% pour les autres vaisseaux. L'anévrisme a été ajouté en indiquant un point proche du centre de chaque lobe (anévrisme bilobé) et en ne faisant qu'un lancer de rayon par centre. Le seuil de distance au cylindre utilisé pour bâtir les ensembles consensus est exprimé en pourcentage du rayon du précédent cylindre trouvé : 20% pour la carotide, et 15% pour les autres vaisseaux. Le nombre de rayons lancés est  $N_r = 162$ . Le nombre minimal de tirages pour RANSAC est de 220 quelque soit le vaisseau.  $N_d = 81$  directions sont testées pour les cylindres. Le temps pour une instance de suivi varie de 10 s (pour la carotide) à moins d'une seconde, pour une moyenne de 1,95 s sur 21 instances de suivi.

La rapidité d'exécution fait que l'introduction d'étapes manuelles n'est pas gênante. Nous avons couplé notre algorithme avec une interface graphique (Mayavi<sup>2</sup>) afin d'extraire les 21 vaisseaux présentés, en quelques minutes d'interaction.

### 3.2 Données synthétiques 2D

Nous commençons par montrer l'importance et l'effet des termes énergétiques sur des exemples synthétiques en 2D. L'évaluation portera sur la distance entre le contour implicite  $\mathcal{Q}$ , discrétisé en  $N'$  points  $\{Q_k\}_{1 \leq k \leq N'}$ , et l'ensemble  $\mathcal{P}$  des  $N$  points de données  $\{P_i\}_{1 \leq i \leq N}$ . Nous avons utilisé les métriques suivantes, exprimées en pixels, qui sont basées sur la distance d'un point  $A$  à un ensemble de points (nuage ou courbe discrète)  $\mathcal{B} = \{B_k\}$  :

$$d(A, \mathcal{B}) = \min_k \|A - B_k\| \quad (9)$$

La distance de Hausdorff (HD, pour *Hausdorff Distance*) est définie par :

$$HD(\mathcal{P}, \mathcal{C}) = \max\left\{\max_{1 \leq i \leq N} d(P_i, \mathcal{C}), \max_{1 \leq k \leq N'} d(Q_k, \mathcal{P})\right\} \quad (10)$$

C'est une métrique classique pour comparer deux ensembles de points. Elle est cependant sensible aux larges erreurs localisées. Nous la complétons donc par la distance moyenne symétrique (ASSD, pour *Average Symmetric Surface Distance*) [10] :

$$ASSD(\mathcal{P}, \mathcal{C}) = \frac{1}{N + N'} \left( \sum_{i=1}^N d(P_i, \mathcal{C}) + \sum_{k=1}^{N'} d(Q_k, \mathcal{P}) \right) \quad (11)$$

qui n'est pas une métrique, mais donne une meilleure idée de la distance visuellement perceptible pour le cas où la distance de Hausdorff est faible.

2. <http://code.enthought.com/projects/mayavi>

Nous précisons que dans les expériences avec bruit, ces distances sont calculées par rapport à l'ensemble des points  $\mathcal{P}$  sans bruit.

**Contour fermé.** Un premier cas synthétique décrit un anévrisme et un bout de son vaisseau porteur : 200 points sont placés de manière régulière sur le contour, et la normale en chaque point est estimée par différence finie. Le processus est initialisé avec quatre particules disposées à l'intérieur de la forme (voir la figure 2a). Pour ce premier jeu d'expériences, le seuil d'arrêt  $a_s$  est de  $10^{-3}$ .

Une première expérience est réalisée sans bruit sur  $\mathcal{P}$ , afin d'évaluer l'apport de l'énergie  $\mathcal{E}_n$  liée aux normales. La figure 2b montre le résultat final avec l'énergie d'attache aux points  $\mathcal{E}_a$  seule, et la figure 2c le résultat en rajoutant le terme de normale  $\mathcal{E}_n$  (poids  $\alpha = 10^{-4}$ ). Nous pouvons voir que les résultats sont très précis et très similaires, ce qui est confirmé par les faibles valeurs de distance indiquées dans les deux premières lignes du tableau 1. En revanche, la dernière colonne de ces mêmes lignes montre que l'ajout de  $\mathcal{E}_n$  a pour effet de produire une segmentation plus compacte, avec un tiers de particules en moins.

Dans une deuxième expérience, un bruit gaussien de moyenne nulle d'écart-type 2 pixels est ajouté aux points  $\mathcal{P}$ . Ici, nous ajoutons l'énergie de minimisation de l'aire  $\mathcal{E}_a$  ( $\alpha = 10^{-3}$  et  $\gamma = 5 \cdot 10^{-3}$ ). La figure 3 montre les résultats obtenus : le contour obtenu en minimisant l'aire (figure 3c) est lisse et reste connexe, ce qui n'est pas le cas sans cette contrainte (figure 3b). Les deux dernières lignes du tableau montrent la nécessité de la contrainte sur l'aire pour rendre la segmentation plus robuste. Les chiffres pour les distances, et en particulier ASSD, sont à comparer au déplacement moyen des points bruités par rapport aux points originaux. Celui-ci est de 2,06 pixels : l'ASSD étant inférieure démontre la grande qualité du résultat. À noter la réduction du nombre de particules par rapport à l'expérience précédente, qui s'explique par le fait que les détails sont noyés dans le bruit, et ne peuvent dès lors plus être segmentés précisément. Contrairement à ce qu'on pourrait penser, la contrainte d'aire minimale ne semble pas en revanche mener à un modèle plus compact.

**Contour ouvert.** Un deuxième exemple synthétique étudie la robustesse de la segmentation au fait que, notre approche étant locale, nous tentons de modéliser des vaisseaux sanguins ouverts à leurs extrémités. De plus, malgré nos efforts, il n'est pas exclu que quelques points aberrants restent présents à l'issue du suivi. Nous regardons ce point plus en détail également.

Nous représentons ce cas par deux droites parallèles, sur lesquelles 200 points sont équirépartis. Un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart-type 0,5 pixel est ajouté à  $\mathcal{P}$  (déplacement moyen 0,42 pixel). Nous avons ajouté 6 points aberrants : dans un premier cas à l'extérieur de la forme (voir la figure 4) et dans un deuxième cas à l'intérieur de la forme (voir la figure 5).

La segmentation est initialisée par 3 particules. Les poids des énergies sont  $\alpha = 10^{-3}$ ,  $\beta = 10^{-7}$  et  $\gamma = 10^{-8}$ . Le

Cas	HD	ASSD	Nb de particules
Fig. 2b	2,00	0,91	30
Fig. 2c	2,08	0,94	20
Fig. 3b	224,32	2,07	14
Fig. 3c	8,89	1,76	14

TABLE 1 – Distances et compacité du modèle pour le contour fermé

Cas	HD	ASSD	Nb de particules
Fig. 4b	23,93	5,15	7
Fig. 4c	23,93	5,13	20
Fig. 5b	1004,00	6,18	8
Fig. 5c	22,05	4,69	9

TABLE 2 – Distances et compacité du modèle pour le contour ouvert.

seuil d'arrêt  $a_s = 5 \cdot 10^{-3}$ . Une étude exhaustive de cas sur les différents termes énergétiques a été réalisée. Nous ne montrons que les résultats avec ou sans énergie de minimisation de l'aire  $\mathcal{E}_a$ . Dans tous les autres cas, la segmentation échoue. En effet, la sortie de particules est systématique, entraînant l'apparition de composantes connexes loin de  $\mathcal{P}$ . La contrainte normale définit en effet localement l'intérieur de la forme, et empêche les particules de basculer de l'autre côté des points  $\mathcal{P}$  aux alentours des extrémités. L'énergie de cohésion quant à elle garde les particules dans un ensemble compact, et évite les fuites par les extrémités. On peut remarquer que si les points extérieurs ne perturbent pas le résultat, il n'en est pas de même pour les points intérieurs. Dans ce cas, l'énergie de l'aire assure une cohésion plus grande à la forme reconstruite.

### 3.3 Fantôme vasculaire en silicone

Nous avons testé notre méthode sur un fantôme de vascularisation cérébrale en silicone (Elastrat, Geneva : modèle rigide comportant 3 anévrismes). Une 3DRA du fantôme a été acquise sur un arceau d'angiographie à l'hôpital neurologique de Nancy (Innova 4100, GE Healthcare : cube de données de  $512^3$ , de 0,25 mm de taille voxel).

Nous montrons le résultat de la modélisation sur l'axe principal portant un anévrisme. Les paramètres du suivi sont les mêmes que ceux utilisés pour la carotide chez le patient montré plus haut. L'algorithme automatique décrit dans la section 2.3 est appliqué. Les coefficients de pondération des énergies sont  $\alpha = 10^{-7}$ ,  $\beta = 10^{-5}$  et  $\gamma = 10^{-11}$ . Le seuil d'arrêt est  $a_s = 5 \cdot 10^{-3}$ . Les normales  $\{n_i\}$  sont données par l'opposé du gradient dans l'image 3DRA.

Produire une vue surfacique de notre modèle n'est pas direct, du fait de son fort aspect local. Nous avons donc simulé la navigation : un point du cathéter étant associé à un nœud, il peut seulement être poussé dans le nœud suivant ou tiré dans le nœud précédent. Un nœud étant préféré

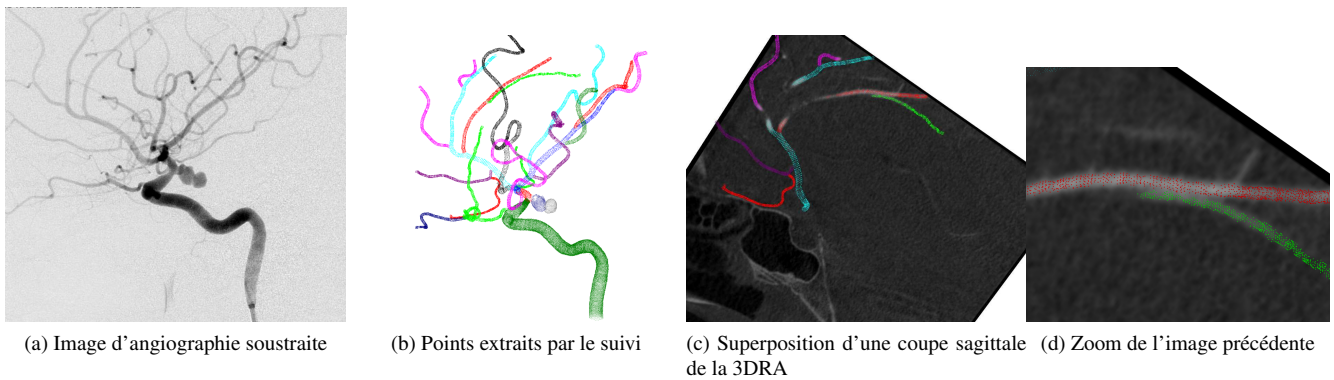


FIGURE 1 – Résultats de suivi sur un patient : chaque couleur correspond à une instance du suivi, et donc l'indication d'un point manuel. La superposition avec les données images originales montre que le suivi sépare bien les deux artères malgré le manque de discrimination en 3DRA

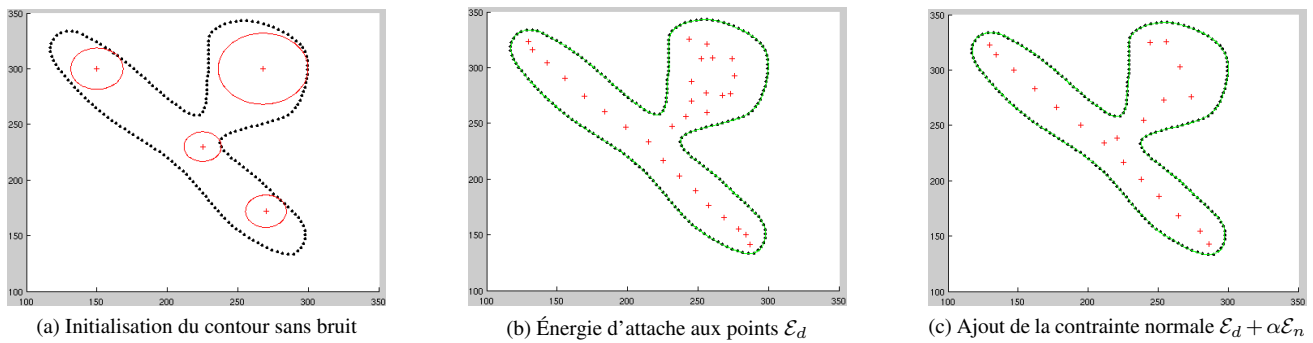


FIGURE 2 – Cas du contour fermé sans bruit. Le résultat de reconstruction est la courbe verte. Les croix rouges indiquent les centres des particules.

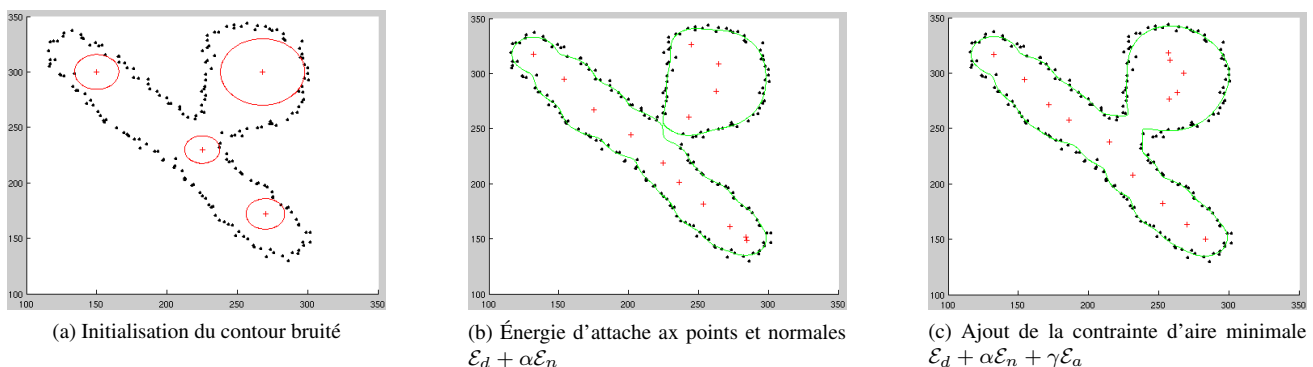


FIGURE 3 – Cas contour fermé avec bruit. Le résultat de reconstruction est la courbe verte. Les croix rouges indiquent les centres des particules.

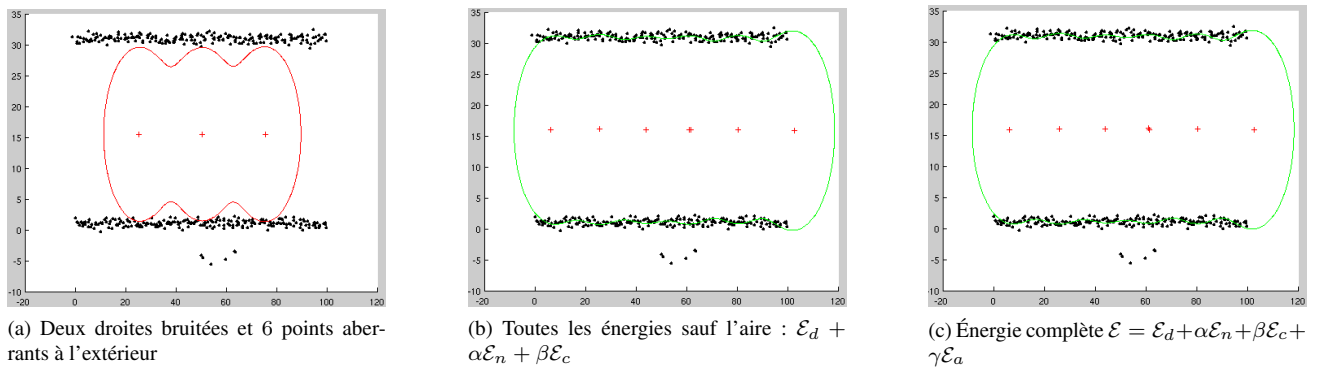


FIGURE 4 – Cas de deux droites bruitées avec 6 points aberrants à l'extérieur.

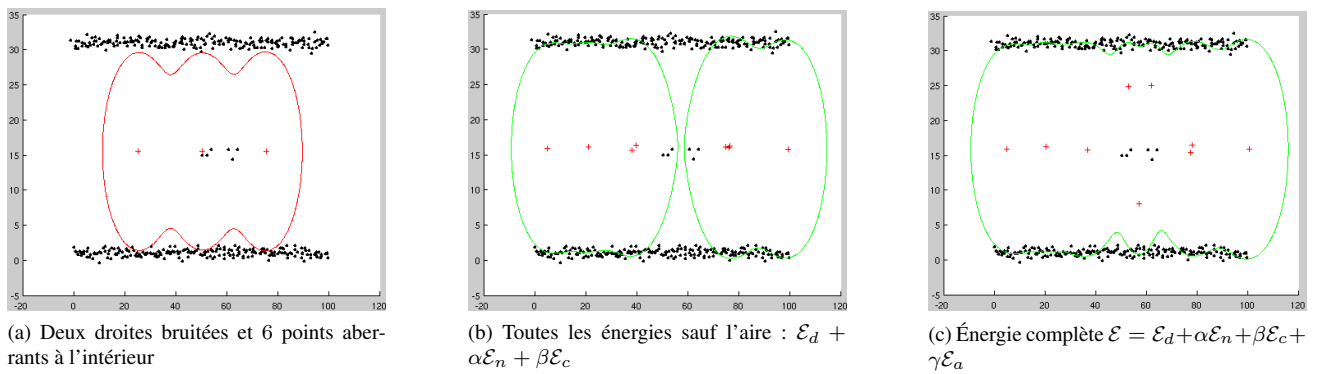


FIGURE 5 – Cas de deux droites bruitées avec 6 points aberrants à l'intérieur

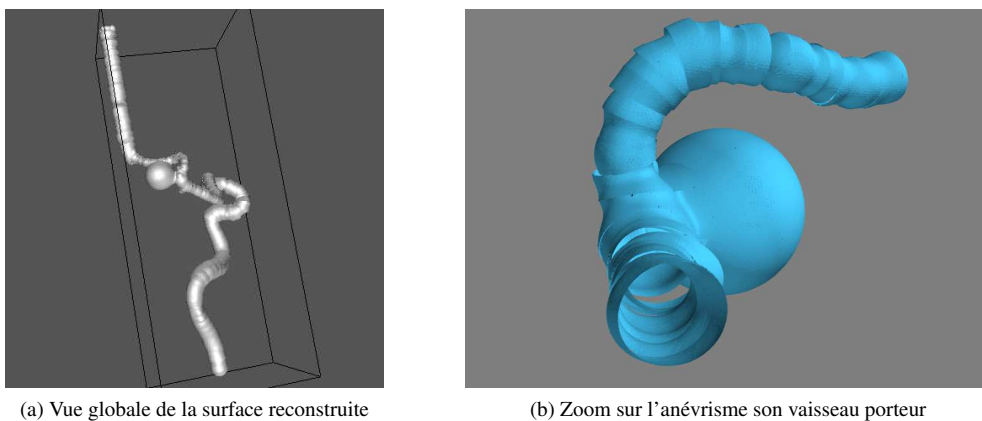


FIGURE 6 – Résultats de notre modélisation sur un fantôme en silicone : arbre de 142 nœuds et 1499 particules



à son voisin si son centre est plus proche du point étudié. Ceci peut se traduire visuellement en coupant chaque surface implicite locale par le plan médian des segments qui relie le centre du nœud associé à ses centres voisins. La figure 6 illustre le résultat de cette modélisation, qui porte sur un arbre à 142 nœuds, pour un total de 1499 particules (10,5 particules en moyenne).

Ces résultats sont encourageants, produisant une modélisation compacte, avec peu de paramètres. Mais on peut constater que la continuité de la surface n'est pas toujours bien assurée d'un nœud à l'autre.

## 4 Discussion et conclusion

Nous proposons dans ce travail un nouveau modèle pour représenter implicitement la surface d'un arbre vasculaire à partir d'images d'angiographie 3D. Ce modèle consiste en un arbre de fonctions implicites qui permet une gestion efficace des collisions dans le cadre d'un simulateur informatique. Les problèmes liés à l'adjacence de certaines structures vasculaires sont notamment traités.

Nous décrivons également des algorithmes originaux pour extraire l'arbre, ainsi que des points à la surface des vaisseaux par suivi, et approximer ces points, considérés par sous-ensemble locaux, par des fonctions implicites. Contrairement aux travaux classiques en graphisme [9, 13], le nuage de points, extraits de données image réelles, est bruité. De plus, notre approche locale nous oblige à gérer d'importants trous dans les points extraits (extrémités du segment de vaisseau). Nous complétons donc la formulation classique de [9], exprimant une attache aux données (points et normales), en introduisant une énergie de minimisation de l'aire de la surface pour la lisser et mieux résister au bruit sur les points ; ainsi qu'une énergie de cohésion entre les particules, plus efficace que la contrainte sur le volume des particules proposée dans [9] afin d'empêcher la formation de trous à l'intérieur de la forme. Nous proposons enfin une procédure de sélection des particules qui améliore celle de [13], en considérant l'erreur d'approximation géométrique et non simplement algébrique.

Les résultats sur données réelles ne sont cependant que préliminaires. Des discontinuités sont en effet présentes dans la surface finale. Deux pistes d'amélioration sont actuellement poursuivies. L'une consiste à agrandir le voisinage topologique considéré pour exprimer le problème local (par exemple considérer non seulement les père et fils, mais également les grands-père et petits-fils des nœuds). L'autre repose sur une réflexion plus approfondie des propriétés de mélange (*blending*) des fonctions implicites et comment mieux le contrôler [2].

## Références

- [1] C. Beder and W. Förstner. Direct solutions for computing cylinders from minimal sets of points. In *9th European Conference on Computer Vision (ECCV'06)*, volume 3954 of *LNCS*, pages 135–146, 2006.
- [2] A. Bernhardt, L. Barthe, M.-P. Cani, and B. Wyvill. Implicit blending revisited. *Comput. Graph. Forum*, 29(2) :367–375, 2010.
- [3] T. Chaperon and F. Goulette. Extracting cylinders in full 3D data using a random sampling method and the Gaussian image. In *Vision Modeling and Visualization Conference (VMW'01)*, pages 35 – 42, 2001.
- [4] J. Dequidt, C. Duriez, S. Cotin, and E. Kerrien. Towards interactive planning of coil embolization in brain aneurysms. In *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI'09)*, volume 5761 of *LNCS*, pages 377–385, 2009.
- [5] J. Dequidt, J. Lenoir, and S. Cotin. Interactive contacts resolution using smooth surface representation. In *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI'07)*, volume 4792 of *LNCS*, pages 850–857, 2007.
- [6] O. Friman, M. Hindennach, C. Kühnel, and H.-O. Peitgen. Multiple hypothesis template tracking of small 3d vessel structures. *Medical Image Analysis*, 14(2) :160 – 171, 2010.
- [7] V. Lempitsky. Surface extraction from binary volumes with higher-order smoothness. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'10)*, pages 1197 –1204, 2010.
- [8] D. Lesage, E.D. Angelini, I. Bloch, and G. Funk-Lea. A review of 3d vessel lumen segmentation techniques : Models, features and extraction schemes. *Medical Image Analysis*, 13(6) :819–845, 2009.
- [9] S. Muraki. Volumetric shape description of range data using Blobby Model. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 25 :227–235, 1991.
- [10] M. Schaap, L. Neefjes, C. Metz, A. van der Giessen, A. Weustink, N. Mollet, J. Wentzel, T. van Walsum, and W. Niessen. Coronary lumen segmentation using graph cuts and robust kernel regression. In *Information Processing and Medical Imaging (IPMI'09)*, volume 5636 of *LNCS*, pages 528–539, 2009.
- [11] Andrei Sherstyuk. Kernel functions in convolution surfaces : A comparative analysis. *The Visual Computer*, 15(4) :171–182, 1999.
- [12] G. Taubin. Estimation of planar curves, surfaces, and nonplanar space curves defined by implicit equations with applications to edge and range image segmentation. *IEEE Trans. on PAMI*, 13 :1115–1138, 1991.
- [13] N. Tsingos, E. Bittar, and M.-P. Cani. Implicit surfaces for semi-automatic medical organ reconstruction. In *Computer Graphics International (CGI'95)*, pages 3–15, 1995.
- [14] J.A. Tyrrell, E. di Tomaso, D. Fuja, R. Tong, K. Kozak, R.K. Jain, and B. Roysam. Robust 3D modeling of vasculature imagery using superellipsoids. *IEEE Trans. on Med. Imag.*, 26(2) :223–237, 2007.