



## **Modélisation de structures tubulaires pour la visualisation 3D: application à des imageries d'angiographie par résonance magnétique**

Nicolas Flasque, Michel Desvignes, Jean-Marc Constans, Marinette Revenu

### **► To cite this version:**

Nicolas Flasque, Michel Desvignes, Jean-Marc Constans, Marinette Revenu. Modélisation de structures tubulaires pour la visualisation 3D: application à des imageries d'angiographie par résonance magnétique. RFLA'2002 - 13e Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Jan 2002, Angers, France. pp.733-742. <hal-00822003>

**HAL Id: hal-00822003**

**<https://hal.science/hal-00822003v1>**

Submitted on 13 May 2013

**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.



HAL Authorization

# Modélisation de structures tubulaires pour la visualisation 3D : application à des images d'Angiographie par Résonance Magnétique

## Tubular structures modelling for 3D visualisation : application to Magnetic Resonance Angiography images

Nicolas Flasque<sup>(1)</sup>, Michel Desvignes<sup>(1)</sup>, Jean-Marc Constans<sup>(2)</sup>, Marinette Revenu<sup>(1)</sup>

(1) GREYC-ISMRA, 6 Bd du Maréchal Juin, F-14050 CAEN France

(2) Service d'IRM du CHU de Caen, Avenue de la Côte de Nacre F-14000 CAEN

Contact : Michel.Desvignes@greyc.ismra.fr

### Résumé

*Nous présentons une méthode de détection de structures tubulaires sur des images tridimensionnelles. Nous utilisons un modèle de cylindre généralisé constitué d'une ligne de centre et d'un ensemble de sections 2D. Ces éléments sont mis en correspondance avec l'image de en 2 étapes successives. La détection de la ligne de centre des structures est effectuée par une recherche itérative de points appartenant à cette ligne. Un modèle d'intensité non géométrique permet de détecter localement la ligne de centre avec une grande précision et un coût algorithmique faible. La bonne précision obtenue lors de la détection de la ligne de centre permet la reconstruction d'objets tridimensionnels et leur visualisation par des outils de rendu de surface. Un maillage triangulaire est construit à partir de sections elliptiques. Nous appliquons cette méthode à des images angiographiques des artères cérébrales et exposons quelques résultats.*

### Mots Clef

Modélisation 3D, visualisation, angiographie

### Abstract

*We present in this paper a method for detecting tubular structures on 3D images. A generalised cylinder model composed of a centreline and 2D sections. Those elements are matched to the image independently. The detection of the structures' centreline is achieved with an iterative search of points belonging to that centreline. A non geometric and local intensity model allows to locate accurately the centreline with a low computational cost. The great accuracy achieved by the centreline detection method allows 3D objects reconstruction and visualisation by surface rendering techniques. A triangular mesh is built from elliptic sections. This method is applied to angiographic images of cerebral arteries and some results are shown.*

### Keywords

3D Modelling, visualisation, angiography

### 1 Introduction

L'imagerie 3D pose de réels problèmes à tous ceux qui doivent l'utiliser à des fins de prise de décision et de diagnostic, en particulier dans le domaine médical. De nombreuses modalités sont disponibles et leurs défauts sont connus : superposition des structures, artefacts d'acquisition, mauvaise estimation visuelle.

Le travail présenté dans cet article propose une aide à l'interprétation d'images angiographiques par résonance magnétique (ARM) du cerveau. Le but est d'extraire et de modéliser les vaisseaux qui sont des structures fines afin d'en proposer une représentation 3D par image de synthèse, ou réalité augmentée, et une quantification du diamètre. En effet, les praticiens ayant à repérer les sténoses (rétrécissement d'une artère due à la faiblesse de la paroi vasculaire) disposent de peu d'outils 3D et n'ont pas la possibilité d'explorer ces vaisseaux par endoscopie. L'utilisation de modalités 3D doit conduire à une représentation en 3D des structures d'intérêt, ceci afin de faciliter l'interprétation, la quantification et la visualisation de ces images. Ce dernier point a été abordé dans le cadre de notre travail en collaboration avec des praticiens. Classiquement, les visualisations par rendu de surface de structures anatomiques sont utilisées dans le cas où elles offrent des images semblables à des modalités déjà existantes, comme, entre autres, l'endoscopie ou la coloscopie. L'introduction de nouvelles représentations pour des images est conditionnée par la confiance des praticiens dans le processus de traitement ainsi que l'opportunité de la représentation choisie par rapport aux images déjà existantes. On ne peut ignorer toute la culture et l'expérience développées sur ces images, et par rapport aux phénomènes que l'on veut mettre en évidence. Certaines modalités d'imagerie sont connues pour leur capacité à mettre en évidence des pathologies particulières. Les critères de décision étant multiples à ce niveau, il est évident qu'une représentation donnée des structures de l'image se fera dans le but d'aider à l'identification d'un phénomène bien spécifique[1].

Nous proposons un outil d'endoscopie virtuelle associé à un module de quantification 2D du diamètre des vaisseaux visualisés. L'organisation de cet article est la suivante : la section 2 présente un état de l'art dans le domaine de la détection de structures linéaires en 2D et tubulaires en 3D, ainsi qu'un récapitulatif des avantages et inconvénients de ces approches. La section 3 présente une méthode originale de détection de structures tubulaires par un modèle de cylindre généralisé permettant des mesures précises et la reconstruction d'objets 3D pour la visualisation. La section 4 présente l'application de cette méthode de détection à des images d'Angiographie par Résonance Magnétique. Enfin, la section 5 présente les résultats de notre méthode sur des images synthétiques et réelles.

## 2 Etat de l'art

Les travaux présentés dans cette section sont pour la plupart appliqués au domaine médical pour lequel de plus en plus de modalités 3D sont disponibles en plus des modalités 2D. Nous avons choisi un découpage thématique des méthodes employées, en insistant sur certains travaux particulièrement représentatifs.

### 2.1 Techniques multi-échelle

Les techniques multi-échelle, très utilisées en traitement d'images depuis le milieu des années 80, sont issues d'un cadre mathématique très complet abordé dès les années 60. [7], [16], [11] sont de bons exemples de cette technique. Les traitements multi-échelle ont pour objectif la détection de structures de différentes tailles et de différentes intensités en convoluant, le plus souvent, l'image d'origine par une suite de filtres gaussiens  $\{G(x, \sigma_i)\}$  et leurs dérivées partielles linéaires. La localisation de la structure, ou plutôt de voxels susceptibles de lui appartenir, s'effectue par une classification des valeurs et vecteurs propres de la matrice hessienne  $H$ . La taille de la structure est donnée par l'échelle  $t$  à laquelle la réponse à une fonction donnée est maximale. La définition de cette fonction conditionne le type de structure qui est effectivement détectée. L'étude des caractéristiques locales de l'image à traiter se fait classiquement en utilisant une fonction de réponse basée sur la matrice hessienne  $H(I)$  de l'image  $I$  à l'échelle  $t$ . D'un point de vue algorithmique, c'est le calcul de  $H(G(x, t = \sigma_i^2)) * I$ , qui est directement effectué à chaque échelle.  $*$  dénote l'opérateur de convolution. La prise en compte d'un modèle de la structure à détecter réduit l'étude de  $H(I)$  à des cas particuliers pour lesquels l'expression du polynôme caractéristique de la matrice est simplifiée. Cependant, la définition d'un modèle sophistiqué de structure complique le calcul de ces valeurs. Le problème de la reconstruction de la ligne de centre est abordé par une présélection de voxels  $\{V_i\}$  probablement situés à proximité d'une structure. La reconstruction d'une ligne de centre en tant que courbe gauche doit être effectuée à partir de l'ensemble de voxels

donnant une réponse maximale vis-à-vis du modèle. Le pourcentage de voxels appartenant effectivement à une ligne de centre dans une image est très faible. Une sélection de régions d'intérêt dans ces images est une étape judicieuse pour alléger le coût algorithmique très élevé de ce type de méthode.

### 2.2 Mise en correspondance d'un modèle géométrique

L'extraction de structures peut se faire directement par une estimation de paramètres d'un modèle. Le modèle géométrique en niveau de gris de la structure à isoler est mis en correspondance localement avec l'image originale [9], [15]. L'efficacité de ces méthodes dépend pour une grande part des connaissances a priori intégrées dans le modèle de structure. Un modèle de cylindre local est proposé par [15] pour la détection de vaisseaux sanguins cérébraux. Les connaissances a priori exploitées dans cette mise en correspondance concernent les niveaux de gris de l'objet supposé  $I_c$  et du fond  $I_f$ . Les distributions de niveau de gris associées à la structure et au fond supposent un bruit gaussien additif  $N(m = 0, \sigma)$  dont la variance est constante. Les paramètres du modèle cylindrique sont : l'orientation de son axe en 3D, donnée par deux angles  $\alpha$  et  $\beta$ , respectivement par rapport aux axes ( $Oz$ ) et ( $Oy$ ) de l'image, son diamètre  $d$  et le décalage de l'axe du cylindre par rapport à l'origine du voisinage  $V$  dans lequel est effectuée l'estimation de  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $d$ . Les hypothèses  $H_0$  et  $H_1$  d'absence de structure ou de présence d'une seule structure dans le voisinage  $V$  sont testées sur la valeur de l'estimation  $\hat{I}$  de l'intensité par rapport à deux seuils  $S_h$  et  $S_b$ .  $\hat{I}$  est la moyenne de l'intensité de l'image dans un voisinage local en forme de sphère. Les incertitudes éventuelles sont levées par l'appartenance de points voisins à la structure ou non. La qualité de cette hypothèse par rapport aux images synthétiques ou réelles n'est pas indiquée. Cette hypothèse semble cependant convenir dans la majorité des cas mais exclut des configurations géométriques que l'on rencontre dans les images réelles : bifurcations, zones de forte courbure. Le choix d'une section circulaire impose une forte isotropie de l'image et une régularité de la structure. Des changements brusques de diamètre sont fortement filtrés par l'estimation d'un seul paramètre  $d$  pour l'ensemble du voisinage. Enfin, la taille du voisinage choisi pour l'estimation locale des paramètres du modèle est fixe, ce qui limite la taille des structures identifiables et la courbure maximale au-delà de laquelle le modèle ne correspond plus à la structure. Les primitives extraites par ce traitement sont l'estimation de l'axe d'une structure par une suite de segments (axes locaux des cylindres) et pour chaque segment, le diamètre de la structure.

### 2.3 Segmentation / Squelettisation

Une représentation naturelle d'une structure linéaire ou tubulaire est son squelette. Cette représentation compacte

est bâtie sur une image binaire de la structure. Une étape de segmentation est donc nécessaire avant la squelettisation. Les primitives obtenues après la segmentation sont des régions, puis des lignes en 2D (squelette filaire) et des surfaces ou des lignes en 3D [17]. La recherche de lignes de centre sur des objets en 3D amène à développer des méthodes pour obtenir de façon systématique un squelette filaire sur de tels objets. Un filtrage de l'image est nécessaire car l'algorithme de squelettisation est très sensible au bruit et génère de nombreuses branches ou barbules. [10] applique ces deux étapes de traitement à des images scanner 3D des artères coronaires. La segmentation est réalisée par un filtrage par diffusion en 3D, puis par seuillage. A partir des données obtenues, une croissance de régions est effectuée en 26-connexité sur un critère d'homogénéité des intensités. Un remplissage de cavités éventuelles est effectué. Les propriétés du squelette à calculer sont la préservation de la topologie du réseau vasculaire, la filarité, ainsi qu'une bonne approximation de la ligne de centre des vaisseaux. Une procédure itérative d'amincissement est employée, ainsi qu'un élagage du squelette basé sur un critère de taille minimale de branche. La procédure d'amincissement employée ne préserve pas la topologie, et les branches obtenues ont un voxel de largeur. Le calcul de quantités géométriques telles que l'orientation locale ou la courbure de la structure est très hasardeux dans ces conditions.

## 2.4 Méthodes itératives

A partir d'un ensemble de paramètres déterminés à un endroit de l'image, une recherche locale peut être effectuée afin de prolonger la structure en cours de détection. A notre connaissance, la gestion des bifurcations n'est pas traitée par ces travaux, qui s'attachent davantage à une bonne précision de la détection. Le faible coût algorithmique dû à l'aspect local de ces méthodes les rend attractives pour les utilisateurs du domaine. La construction de régions par agglomération de voxels est employée par [19]. L'objectif de cette approche est de fournir une alternative à la traditionnelle visualisation par MIP pour des images angiographiques 3D par Résonance Magnétique. La construction d'une région se fait à partir d'un point de germe défini manuellement. Le critère d'agglomération d'un voxel à la région en cours de croissance est basé sur l'intensité de ce voxel par rapport à deux seuils fournis par l'utilisateur après examen de quelques coupes de l'image. L'agglomération de voxels sur un seul critère d'intensité est une méthode sensible au bruit. L'utilisation de seuils définis manuellement pose le problème de qualité de la segmentation obtenue en terme d'erreur de classification. Les structures de faible contraste ou de faible taille ne sont pas segmentées correctement, et les discontinuités éventuelles ne sont pas prises en compte. Une seconde étape de traitement s'avère nécessaire pour corriger les connexions de structures proches. Enfin, nous restons sceptiques quant à la capacité de cette approche à

segmenter correctement les zones déformées des structures, ce qui est un inconvénient majeur pour un travail dédié à la visualisation. Des approches de suivi itératives sont également employées. Les valeurs de départ de la procédure de suivi sont le plus souvent fournies manuellement. [18] utilise la notion de cathéter (sonde médicale) virtuel pour suivre la ligne de centre et les contours de vaisseaux sanguins en 3D. Le modèle de vaisseau sanguin utilisé est un cylindre généralisé dont l'axe est décrit par une courbe spline et dont la surface est composée d'un ensemble de contours. Ces contours sont situés dans les sections orthogonales à l'axe du vaisseau. Une représentation par polygone en étoile est adoptée pour les contours, elle a l'avantage de décrire avec peu de paramètres un grand nombre de formes. A chaque étape du processus, les estimations de la ligne de centre et du contour du vaisseau interagissent de manière coopérative jusqu'à convergence des positions respectives. La zone d'estimation des paramètres à chaque étape du processus est tridimensionnelle.

Un des intérêts de ces méthodes est l'aspect local et séquentiel dans le cadre de navigation virtuelle du type endoscopie virtuelle, qui permet alors des interactions temps réel avec l'utilisateur.

## 2.5 Filtres

L'utilisation de filtres est très classique en traitement du signal et des images. Le but de l'opération de filtrage est d'opérer une modification de l'image afin de faciliter les traitements ultérieurs. Les primitives extraites par filtrage sont des voxels, des points, ou des caractéristiques locales de l'image. Nous illustrons cette catégorie de méthodes par une approche utilisant un filtre dédié pour la détection de structures linéaires. [12] propose une approche 2D basée sur le calcul de directions locales à chaque pixel de l'image. L'estimation de cette direction locale est donnée par la réponse maximale à une série de filtres directionnels de taille 9 x 9. Une connexion de pixels par un critère de similarité sur la direction et l'intensité génère un ensemble de segments orientés. Des règles de continuité sont appliquées lors d'un suivi des lignes le long de ces segments. L'auteur évoque les extensions de son travail à l'estimation du diamètre des structures et à l'extraction précise des lignes de centre. Huit directions sont estimées, pour une résolution angulaire théorique de 22,5°, mais le calcul de la réponse le long d'une direction n'utilise pas l'interpolation et n'intègre de ce fait pas toute l'information présente dans le voisinage défini. Le nombre d'étapes de la méthode pour évaluer une ligne de centre nous semble élevé. Les structures de grande taille sont correctement estimées car le voisinage a une taille adaptée, mais le problème de la courbure de petites structures reste posé. Les résultats obtenus sont prometteurs, et l'extension à des données tridimensionnelles est possible. L'étape de détermination des directions locales doit être dans ce cas envisagée de façon différente.

## 2.6 Optimisation de courbe ou surface

Dans cette catégorie, nous incluons en particulier les différents travaux sur les contours actifs.

A partir de 2 points fournis par l'utilisateur, [3] propose un algorithme qui calcule un chemin minimal vis-à-vis d'une fonction potentiel. Le grand attrait de cette méthode par rapport aux algorithmes de minimisation est l'assurance de trouver le minimum global. La définition de la fonction de potentiel se fait à partir des caractéristiques de l'image. Deux exemples sont donnés, l'un sur une image aérienne d'un réseau routier, l'autre sur une projection 2D de vaisseaux sanguins. La fonction de potentiel choisie pour ces deux exemples permet de construire les lignes de centre des structures. Lors de fortes courbures, la courbe détectée se rapproche des bords de la structure. Il faut aussi fournir un point de départ et un point d'arrivée, ce qui n'est pas toujours évident sur des images 3D.

Les extensions proposées par [4] ont fortement réduit la complexité algorithmique 3D et une version propose la recherche de ligne de centre, la recherche à partir d'un point unique sur une longueur donnée, corrigeant les problèmes précédents avec de très bons résultats. Cette méthode visite approximativement 30 % des points d'une image pour construire le chemin, ce qui reste assez important. D'autre part, l'ensemble du chemin doit être calculé avant la visualisation endoscopique, au contraire des méthodes itératives.

## 2.7 Récapitulatif

Nous présentons dans le tableau ci-dessous un récapitulatif des avantages et des inconvénients des méthodes d'extraction de primitives présentées dans cette partie, notées de -- à ++. Ces appréciations sont globales et ne tiennent pas compte d'éventuels autres traitements préparatoires à leur application.

Méthode	Coût	Précision	Indépendance à un modèle de structure
Multi-échelle linéaire	--	+	-
Mise en correspondance	-	+	--
Squelettisation	+	-	+
Filtrage dédié	-	+	-
Méthodes itératives	+	+	-
Optimisation	-	+	++

Tableau 1 : comparaison des diverses méthodes présentées

A l'issue de l'application de ces méthodes d'extraction, la représentation des structures se fait par des primitives de niveaux différents qui peuvent être : une ligne de centre pour une structure linéaire ou tubulaire sous la forme de courbes gauches décrites analytiquement, de listes de

voxels ou de points; des segments de lignes de centre, reliés ou non; une description exhaustive de région par la liste des voxels la constituant; une carte de probabilité d'appartenance d'un voxel à une classe prédéfinie ou non; un ensemble de régions d'intérêt; un ensemble de contours séparant les structures du fond ou encore des isosurfaces de régions.

Les représentations et primitives utilisées dans les travaux présentés dans cette partie nous permettent de définir les caractéristiques nécessaires à la définition d'une méthode de détection robuste et précise, adaptée à la quantification de structures et à leur visualisation. Dans ce cadre, les objectifs que nous cherchons à atteindre avec la méthode de détection de la ligne de centre sont une précision subvoxel, permettant la détection de structures de tailles comparables à la résolution de l'image, une absence de segmentation préalable au traitement, et la possibilité ultérieure de quantifier le diamètre des structures. Compte tenu du coût algorithmique et de la précision (voir tableau 1), nous avons choisi une méthode itérative de détection, dans le cadre d'une représentation de structures à l'aide de cylindres généralisés. Afin d'assurer une détection précise, un modèle d'intensité est associé aux structures tubulaires sans modèle géométrique, au contraire des travaux de [15] et [9]. L'utilisation de ce modèle nous permet d'atteindre une précision inférieure au voxel pour la position de la ligne de centre de la structure, et de pouvoir traiter les cas où la géométrie de la structure est localement déformée.

## 3 Extraction de structures tubulaires 3D

Les caractéristiques et mesures à mettre en évidence conditionnent certains aspects du modèle. Les objectifs que nous poursuivons sont une extraction précise en terme de localisation et de quantification. Cette quantification porte sur les sections orthogonales (diamètre). La reconstruction de ces sections doit se faire avec une bonne estimation de leur orientation et de leur centre afin de minimiser les erreurs de mesure a priori. Le traitement des structures de taille faible doit être possible. Ceci nous conduit à rechercher une précision subvoxel. De plus, le caractère général de la méthode implique de faibles connaissances a priori sur la forme locale (géométrie, sections déformées) et de faibles connaissances a priori sur la forme globale, donc un traitement efficace des bifurcations. Nous choisissons pour ce faire d'utiliser un modèle de cylindre généralisé  $CG=(\Gamma, \Lambda)$  représenté par une ligne de centre continue, donnée sous la forme d'une courbe gauche analytiquement définie, notée  $\Gamma$ ; et un ensemble de sections orthogonales à  $\Gamma$ , noté par la suite  $\Lambda = (\lambda_i)_{i \in [1..p]}$ , où  $t = 1/p$  est défini comme la finesse de l'échantillonnage. Cette solution est très proche de celle de [8] ou de [18]. Une section orthogonale  $\lambda_j$  est décrite par : les coordonnées  $(x,y,z)$  du point  $C_j$  de la ligne sur lequel est construit la section, le trièdre directeur  $\tau_j$  local, et un ensemble de descripteurs  $S_j$  pour la section proprement dite, qui sera décrite plus avant. Le principe de notre méthode est de mettre en correspondance notre

modèle  $CG=(\Gamma,\Lambda)$  avec l'image en deux temps, ceci afin d'éviter les difficultés d'une mise en correspondance globale d'un modèle ligne de centre et contours (ou volumes) [14]. L'identification de la ligne de centre est faite dans un premier temps par une méthode d'extraction sans a priori sur la forme locale ou globale de la structure. La représentation analytique de la ligne de centre autorise une identification des contours de la structure a posteriori. Les sections orthogonales à cette ligne sont reconstruites selon des orientations fiables après un rééchantillonnage. Le modèle choisi pour les sections peut alors être mis en correspondance localement, indépendamment de la ligne de centre. L'indépendance de ces deux parties, qui est opposée aux travaux décrits dans [18] laisse plus de liberté pour l'extraction de la ligne de centre, au sens où la forme locale de la structure peut être fortement dégradée. Le but du processus de détection est d'extraire des points appartenant à la ligne de centre de la structure tubulaire. Il s'agit d'une méthode itérative présentant une précision inférieure au voxel. L'ensemble des points détectés est ensuite interpolé par une courbe spline.

### 3.1 Zone de recherche locale.

A chaque itération  $i$  du suivi de la ligne de centre, une zone locale d'analyse (figure 1) est construite à partir du point précédent  $P_i$  et de l'estimation de l'orientation locale  $D_i$ . Cette zone a la forme d'un parallélépipède de dimensions variables  $L_i$ ,  $l_i$  (dans le plan orthogonal à  $D_i$ ) et  $H_i$  (parallèlement à  $D_i$ ). Le point  $P_{i+1}$  et l'orientation  $D_{i+1}$  sont estimés dans cette zone. Les niveaux de gris à l'intérieur de cette zone sont recalculés par interpolation trilinéaire à partir de l'image d'origine. L'échantillonnage se fait avec la même résolution que dans l'image.

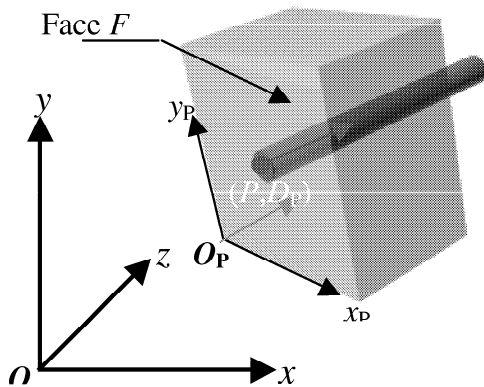


Figure 1 : Zone d'intérêt locale

### 3.2 Détection du point $P_{i+1}$

Soit  $P_i$  le point de ligne de centre détecté à l'itération  $i$ ,  $D_i$  l'estimation de l'orientation locale et  $D_{\perp 1}$ ,  $D_{\perp 2}$  deux directions telles que  $D_i \perp D_{\perp 1} \perp D_{\perp 2} \perp D_i$ .  $D_i$ ,  $D_{\perp 1}$  et  $D_{\perp 2}$  sont des vecteurs unitaires.

Soient  $L_i$ ,  $l_i$  et  $H_i$  les dimensions de la zone locale de recherche en nombre entier de voxels. Soit  $\alpha \in [-l_i ; l_i]$ ,  $\beta \in [-L_i ; L_i]$ ,  $\gamma \in [0, H_i]$ .

Soient  $X_{\alpha,\beta,\gamma} = P_i + \alpha \cdot \overrightarrow{D_{\perp 1}} + \beta \cdot \overrightarrow{D_{\perp 2}} + \gamma \cdot \overrightarrow{D_i}$  et  $A_{\alpha,\beta,\gamma}$  une pondération associée à  $X_{\alpha,\beta,\gamma}$ . Les quantités  $B_i$ ,  $P_{i+1}$  et  $D_{i+1}$  sont calculées à l'aide des formules suivantes :

$$B_i = \frac{\sum_{X_{\alpha,\beta,\gamma}} A_{\alpha,\beta,\gamma} X_{\alpha,\beta,\gamma}}{\sum_{X_{\alpha,\beta,\gamma}} A_{\alpha,\beta,\gamma}}$$

$$P_{i+1} = \frac{(k_p \cdot P_i) + B_i}{k_p + 1}$$

$$\overrightarrow{D_{i+1}} = \frac{\overrightarrow{D_i}}{\|\overrightarrow{D_i}\|} + k_d \cdot \left( \frac{\overrightarrow{B_i - P_i}}{\|\overrightarrow{B_i - P_i}\|} \right)$$

Les paramètres  $k_p$  et  $k_d$  ont une valeur fixe correspondant à la courbure maximale des structures pouvant être détectée par notre méthode. Pour un couple  $(k_p, k_d)$  donné, la courbure maximale que l'on peut estimer est limitée par les dimensions de la zone d'analyse locale qui sont calculées à chaque itération. Le point  $B_i$  est le barycentre pondéré des voxels à l'intérieur de la zone d'analyse. L'ensemble de pondérations  $\{A_{\alpha,\beta,\gamma}\}$  permet d'exploiter des connaissances a priori sur l'apparence de la structure dans l'image.  $A_{\alpha,\beta,\gamma}$  est la pondération associée au point  $X_{\alpha,\beta,\gamma}$ , cette pondération dépendant de l'apparence de la structure, donc de la modalité d'imagerie utilisée. Si la forme de la structure est plus informative que la distribution des niveaux de gris, des pondérations binaires  $A_{\alpha,\beta,\gamma} = 1 \Leftrightarrow \text{Im}(\alpha,\beta,\gamma) > 0$  sont utilisées. Si la structure présente un profil de type gaussien, cette information peut être prise en compte par une pondération égale à l'intensité du voxel :  $A_{\alpha,\beta,\gamma} = \text{Im}(\alpha,\beta,\gamma)$ . Dans les exemples traités ici, nous avons utilisé  $A_{\alpha,\beta,\gamma} = \text{Im}(\alpha,\beta,\gamma)$ .

### 3.3 Reconstruction 3D

A partir de la ligne de centre décrite indifféremment par la liste des points  $\{P_i\}$  ou par la courbe B-spline, un objet 3D est construit en examinant les sections orthogonales à cette ligne de centre. Dans la suite de cette section, les points de la ligne de centre seront des points rééchantillonnés le long de la courbe B-spline. Afin d'éviter toute confusion avec les points détectés lors de la phase d'extraction de la ligne de centre, généralement notés  $P_j$ , ces points seront notés  $Q_j$ ,  $j$  étant un indice quelconque. Nous obtenons une suite de sections  $\{S_j\}_{j \in [1..n]}$  reconstruites aux points  $Q_j$ . Les contours de la structure tubulaire sont identifiés sur chacune de ces sections, par une approximation par des ellipses. Le principal atout de la méthode de détection de la ligne de

centre dans le cadre de la reconstruction des contours sur les sections orthogonales est la faible erreur  $e_\theta$  sur l'orientation locale des structures tubulaires. L'erreur  $e_p$  est l'erreur de position de la ligne de centre détectée. n'intervient à ce stade que faiblement. En effet, nous distinguons deux effets séparés de cette erreur :

- La valeur de  $e_p$  introduit un décalage dans la construction de la section orthogonale sans influencer son orientation. Une correction de cette erreur peut être faite si la position du centre de la section est un élément du modèle de contour mis en œuvre. Dans le cas qui nous préoccupe, les sections sont décrites par un modèle paramétrique d'ellipse. Les coordonnées 2D du centre de cette ellipse sont introduites dans les paramètres du modèle. Nous observons un faible décalage entre le centre de l'ellipse et le point de ligne de centre de la structure lors de la mise en correspondance.
- L'erreur sur l'orientation provoquée par  $e_p$  lors du calcul de la courbe B-spline est répercutée sur la valeur de  $e_\theta$  qui reste faible.

### 3.3.1 Modèle d'intensité de la structure

Le contour de la structure est défini par la description paramétrique d'une ellipse  $E(a, b, \varphi, x_c, y_c)$ . Les paramètres sont les demi grand axe  $a$  et demi petit axe  $b$ , l'angle  $\varphi$  de rotation dans le plan de l'ellipse (ou dans le plan de la section orthogonale puisqu'il s'agit d'une mise en correspondance 2D) autour de son centre, les coordonnées  $x_c$  et  $y_c$ , dans le plan de la section, du centre de l'ellipse. Ces coordonnées ne sont pas obligatoirement égales à celles du point de la ligne de centre à partir duquel la section orthogonale a été reconstruite, ce qui permet une correction en cas d'erreur. L'identification des contours tient compte de l'apparence de la structure à travers les niveaux de gris de l'image. Le modèle utilisé est une gaussienne et l'ellipse décrivant le contour est une ligne de niveau correspondant au niveau  $k \cdot \sigma$  de cette fonction gaussienne en 2 dimensions :

$$G(x, y) = C \cdot e^{-\frac{R_\varphi \left[ \frac{(\bar{m}_x - x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(\bar{m}_y - y)^2}{\sigma_y^2} \right]}{2}}, \quad \text{où} \quad r_\varphi$$

représentant la rotation d'angle  $\varphi$  autour du point de coordonnées  $(m_x, m_y)$  pour des commodités de notation. Les valeurs  $a$  et  $b$  des demi axes sont définies de la façon suivante par rapport à  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  :

$$a = 3 \cdot \max(\sigma_x, \sigma_y)$$

$$b = 3 \cdot \min(\sigma_x, \sigma_y)$$

La sélection des valeurs minimales et maximales de  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  est due au fait que ces paramètres ne correspondent pas de façon univoque aux axes de l'ellipse. Les valeurs de  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  sont en effet échangées par un décalage de  $\pm (2k + 1) \frac{\pi}{2}$ ,  $k \in \mathbb{N}$  de l'angle  $\varphi$  de rotation.

Le paramètre  $C$  définissant l'amplitude de la courbe gaussienne 2D n'apparaît pas explicitement dans la liste des paramètres définissant l'ellipse en tant que courbe de niveau de la fonction gaussienne. Cependant, la valeur de ce paramètre est liée à  $k$ ,  $m_x$ ,  $m_y$ ,  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$ .

L'identification des paramètres au point  $Q_i$  de la ligne de centre est faite sur une image en niveau de gris de la section reconstruite dans ce plan par un processus d'interpolation trilineaire. Le plan de cette section orthogonale  $S_i$  est défini par le point  $Q_i$  et les deux vecteurs  $D_1$  et  $D_2$  orthogonaux à la tangente à la ligne de centre en ce point. Les valeurs des différents paramètres de l'ellipse  $E_i(a, b, \varphi, x_c, y_c)$  sont obtenus par la méthode des moindres carrés non-linéaires (gauss-newton). L'initialisation des paramètres de l'identification est assez semblable à celui de la poursuite dans le sens où les changements d'une section orthogonale à la suivante sont supposés être de faible amplitude. Les valeurs initiales des paramètres pour identifier l'ellipse sur la section orthogonale  $S_j$  sont les valeurs finales obtenues pour la section  $S_{j-1}$ . Les seules valeurs fournies à l'algorithme d'identification sont les valeurs initiales pour la section  $S_0$  au point  $P_0$ .

### 3.3.2 Endoscopie et Visualisation 3D

De nombreuses techniques de représentation graphique des objets existent. Nous utilisons ici une représentation surfacique [13] par des triangles. Le principe général de la reconstruction d'un segment de structure se décompose en deux étapes distinctes. Il s'agit dans un premier temps de créer les points des sections, puis de créer les facettes s'appuyant sur ces derniers.

Le principe général de la reconstruction d'un segment de structure se décompose en deux étapes distinctes. Il s'agit dans un premier temps de créer les points des sections, puis de créer les facettes s'appuyant sur ces derniers. La première étape est simplement un échantillonnage régulier d'angle  $\theta$  du contour de la section reconstruite. La disposition des points de maillage entre deux sections consécutives conditionne la forme des triangles bâtis sur ces derniers par la deuxième étape.

Considérons deux contours circulaires, définis par des points appartenant à deux ellipses  $E_j$  et  $E_{j+1}$  de la structure: Les échantillonnages de deux sections consécutives sont déphasés d'un angle  $\alpha$  dont la valeur est la moitié du pas angulaire  $\theta$ . Les triangles sont alors de taille et de forme semblable, sous réserve que les variations du tube ne soient pas trop rapides.

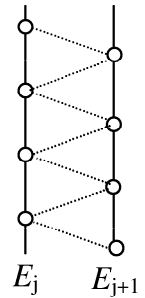


Figure 0 :  
Triangulation de  
deux sections

## 4 Application à l'angiographie par Résonance Magnétique

### 4.1 Acquisition et caractéristiques de l'image

La taille des vaisseaux extraits dépend de la résolution de l'image et à l'amplitude du phénomène d'imagerie des flux. Une haute résolution de cette image permet la quantification et la mesure du diamètre de petits vaisseaux. Après une étude exhaustive des différentes techniques d'imagerie disponibles en IRM, nous avons sélectionné une séquence de type 'Temps De Vol' (Time Of Flight ou TOF) en 3D avec les paramètres d'imagerie suivants (Tableau 2) :

Type de séquence	3D-TOF SPGR (Temps De Vol 3D)
Options	MOTSA – Epaisseur de bande : 16 mm Recouvrement : 2 coupes
Champ de vue	256 mm x 256 mm
Epaisseur de coupe	1 mm
Résolution	1 mm <sup>3</sup>
Dimensions de l'image	256 x 256 x 152
Taille de voxel	1 mm x 1 mm x 1 mm

Tableau 2 : Paramètres de la séquence d'acquisition ARM

L'utilisation de l'option Multiple Overlap Thin Slab Angiography (MOTSA) signifie que le volume est découpé en plusieurs bandes à l'intérieur desquelles l'effet TOF reste sensible. Il n'est pas possible d'obtenir une image de la tête complète en une seule bande. Un recouvrement de 2 coupes est effectué aux extrémités des bandes. Ce recouvrement provoque un effet de stores vénitiens sur l'image, dans la direction d'acquisition.

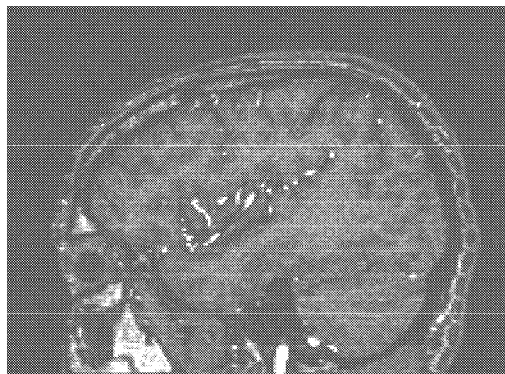


Figure 1 : Image IRM angiographie originale

### 4.2 Chaîne de traitements appliquée

Les vaisseaux sanguins apparaissent dans ces images comme des structures dont l'intensité est réhaussée par la

technique d'acquisition employée. Cependant, plusieurs phénomènes interviennent dans la formation du signal. La vitesse de flux, l'orientation du vaisseau par rapport à la direction d'acquisition, la présence de turbulences au niveau des bifurcations, la localisation de la coupe à l'intérieur d'une bande (sous-volume) d'acquisition sont autant de facteurs déterminant la valeur du signal reconstruit. La stratégie de segmentation comporte plusieurs étapes correspondant à des objectifs distincts. La première étape est une correction des variations d'intensité que l'on observe dans les zones de recouvrement des bandes d'acquisition (stores vénitiens). Une pré-segmentation de l'image en deux classes (fond et objets) est ensuite effectuée en deux temps, pour supprimer les artefacts locaux. Le but de cette phase de pré-segmentation grossière n'est pas l'extraction des structures vasculaires, mais l'obtention de régions de voxels connexes facilitant à cette extraction en supprimant les informations anatomiques autres (cortex). Pour atteindre ce but, une croissance de régions basée sur un seuillage à hystérésis est employé après une étape de rehaussement des intensités et gradients élevés en opérant un filtrage par diffusion.

## 5 Résultats

Nous exposons successivement le résultat des différentes étapes de notre approche. Dans un premier temps, des mesures de précision de la méthode de détection sont effectuées. Nous montrons ensuite l'application de cette méthode sur des images médicales, puis la reconstruction de quelques objets 3D à partir de différentes données.

### 5.1 Détection de ligne de centre

Nous avons utilisé un ensemble d'images synthétiques afin d'évaluer les performances de notre méthode de détection sur des structures dont les paramètres sont connus. Afin d'obtenir des mesures de la localisation de la ligne de centre et de l'orientation locale de la structure, nous avons utilisé, pour les structures synthétiques, une description par ligne de centre de type courbe spline. Les valeurs en niveau de gris de ces objets sont ensuite calculés en fonction de la distance à la ligne de centre. Nous disposons ainsi de deux estimateurs  $e_p$  et  $e_\theta$ , représentant les écarts sur la position (en voxel) et sur l'orientation (en degrés) entre la ligne de centre servant de support à l'objet et celle qui est détectée par notre méthode. Le tableau ci-dessous indique les valeurs moyennes de ces estimateurs. Ces valeurs sont représentatives du comportement global de notre méthode puisque l'écart-type est faible. Ces estimations ont été effectuées sur un ensemble d'objets de courbure et de diamètre variables.



	$e_p(\text{voxel})$		$e_\theta (^\circ)$	
	Moy	écart-type	Moy	écart-type
Min	0,12	0,01	0,01	0
Max	1,49	0,12	26,32	6,58
Moy	<b>0,68</b>	<b>0</b>	<b>1,31</b>	<b>0,10</b>

Tableau 3 : valeurs moyennes des estimateurs  $e_p$  et  $e_\theta$  pour la détection de ligne de centre.

#### 5.1.1 Images de volontaires sains

Nous ne disposons d'aucune référence sur les images de volontaires sains ou de patients pour évaluer la qualité de la ligne de centre détectée par notre méthode. Les résultats ont été jugés visuellement. Les lignes de centre sont correctement détectées pour les artères carotides droite et gauche, l'artère vertébrale, les artères cérébrales antérieures, les artères cérébrales moyennes. Le diamètre des vaisseaux détectés sur ces images varie entre 2 et 6 voxels.

#### 5.1.2 images de patients

la fig. montre la détection de la ligne de centre de l'artère carotide primitive, avant qu'elle ne se sépare en artère carotide interne et artère carotide externe. Beaucoup de sténoses sont observées à cette jonction. La méthode de détection ne s'arrête pas au niveau de la sténose, et la ligne de centre suit correctement le vaisseau.

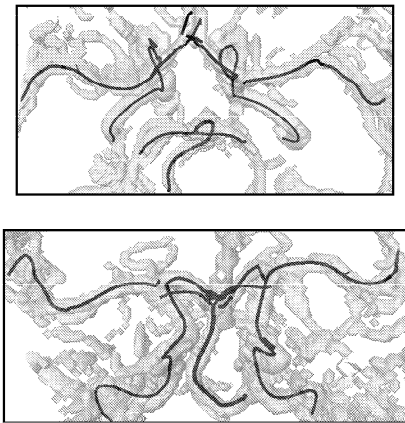


Figure 1 : extraction de la ligne de centre de plusieurs artères principales du cerveau

## 5.2 Reconstruction 3D et visualisation.

Nous présentons brièvement dans cette section quelques résultats relatifs à la quantification de structures [5], [8] réalisés avec le modèle gaussien de contour. Nous testons ce modèle sur les structures synthétiques ainsi que sur la sténose repérée sur une image de patient. Lorsque la section orthogonale de la structure est circulaire et de

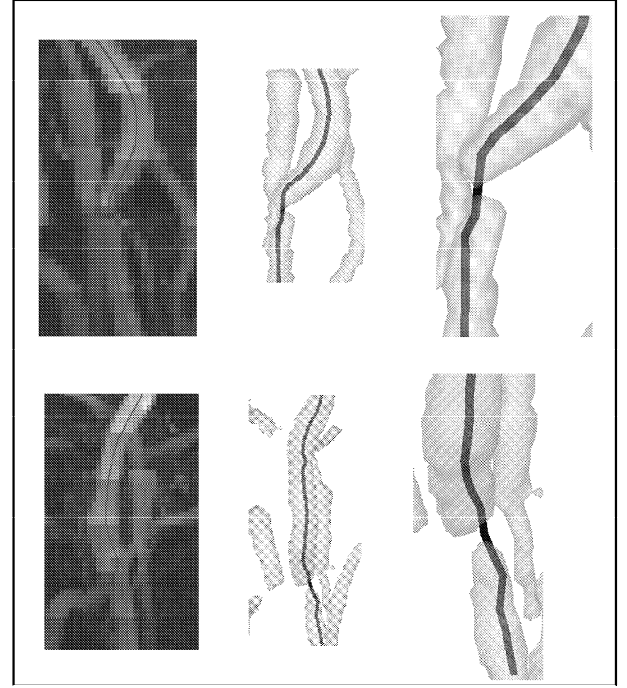


Figure 1 : Détection de la ligne de centre d'une artère carotide gauche sténosée. L'interruption est un artefact de l'outil de visualisation

rayon  $R$ , nous définissons un rayon détecté  $r_d$  à partir des paramètres  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$ ,  $r_d = \sqrt{(\sigma_x \cdot \sigma_y)}$  ainsi qu'une erreur d'estimation. L'estimation de la surface de la section mise en correspondance avec les données est fournie par  $S_d = \pi \cdot \sigma_x \cdot \sigma_y$ . Les trois types de structures synthétiques sur lesquels nous évaluons la quantification des valeurs géométriques associées à la section orthogonale de la structure sont les suivants : structure synthétique à courbure nulle et de diamètre constant; structure synthétique à courbure variable et de diamètre constant; structure synthétique à courbure nulle et présentant un rétrécissement du diamètre d'une amplitude de 50% en son milieu. Le tableau ci-dessous indique que lors de la quantification, le diamètre de la structure est systématiquement surestimé de 10%, cette erreur s'aggravant avec la réduction du diamètre de la structure. Outre la simplicité du modèle utilisé pour la mise en correspondance du contour avec l'image, l'apparence du diamètre de la structure varie en fonction du positionnement du point de ligne de centre détecté. Le choix de coordonnées continues pour la localisation du point de ligne de centre peut modifier l'estimation du diamètre de 10% dans les cas des structures de taille réduite à 1,5 % dans les cas des structures de taille plus élevée. Le cas d'une structure à courbure variable est exposé dans le, où la mesure du rayon estimé  $r_d$  présente des oscillations autour de la valeur moyenne estimée dans le cas d'une structure à courbure nulle. Ces variations, d'autant plus importantes que la taille de la structure est petite. Elles restent cependant dans les limites théoriques de l'erreur possible en tenant compte de l'erreur sur l'orientation locale  $e_\theta$ . Ces deux séries de résultats nous

incitent à remettre en cause le modèle de contour choisi et non la méthode de détection elle-même.

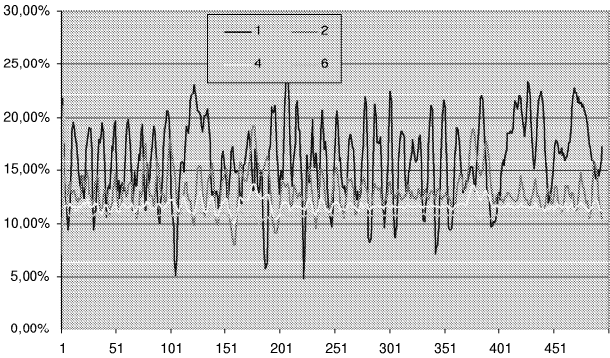


Tableau 4 : Erreurs de mesure sur le diamètre d'une structure tubulaire synthétique à courbure variable en fonction du diamètre de cette structure.

L'utilisation d'images synthétiques nous permet de moduler le diamètre de la structure, nous choisissons de tester les valeurs du diamètre mesuré lorsque la structure présente en son centre un rétrécissement d'une amplitude de 50% du diamètre initial . Le présente le résultat de l'estimation de le quantification des paramètres  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$ , en moyenne pour les différents diamètres, en fonction du rayon théorique de la structure synthétique. Le phénomène de surestimation apparaît de la même manière que pour une structure sans rétrécissement. Le point de rétrécissement maximum est bien localisé.

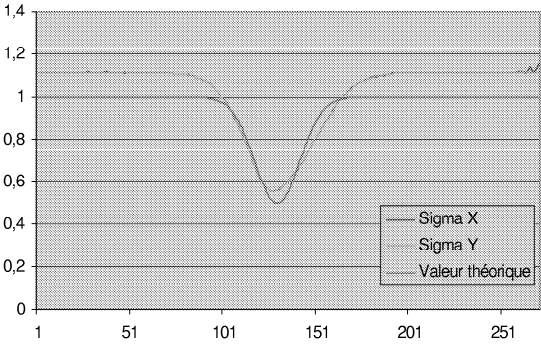


Tableau 5 : Mesure moyenne des paramètres  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  effectuée sur une série de structures tubulaires synthétiques à courbure nulle montrant un rétrécissement de diamètre de 50

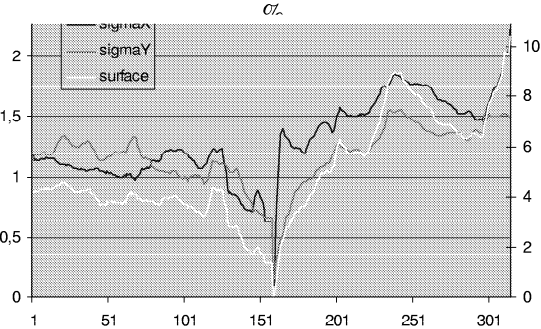


Tableau 6 : Mesures des paramètres  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  ainsi que de la surface de la section orthogonale du modèle de contour elliptique pour la sténose

Nous montrons enfin une application de la méthode de quantification au cas réel d'une sténose artérielle. Bien entendu, il n'est pas question ici de juger de la validité de la quantification, puisque nous ne disposons d'aucune référence sur la ligne de centre, l'orientation locale de la structure, ni sur l'ordre de grandeur des quantités à estimer. Cependant, l'application de la procédure de quantification permet d'obtenir un résultat visuel qualitatif.



Figure 3 : rendu de surface par le modèle de maillage entre sections orthogonales.

Enfin, la définition de la ligne de centre de la structure comme une courbe analytique permet de calculer la direction tangente exacte afin de pouvoir choisir un angle de vue pour le rendu de surface en vue endoscopique.

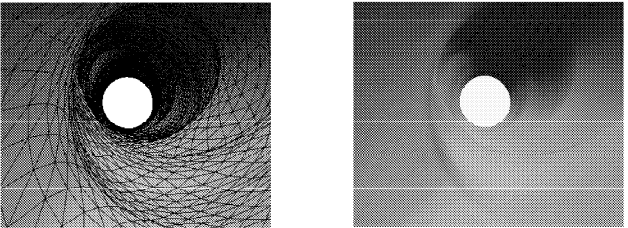


Figure 4 : vue endovasculaire de l'intérieur d'un objet reconstruit à partir d'une image de patient.

## 6 Conclusion et perspectives

Nous avons développé une méthode originale d'extraction de structures tubulaires. Cette méthode itérative est basée sur une analyse locale de l'image, sans modèle géométrique a priori et sans segmentation préalable par l'emploi d'un modèle d'intensité de la structure. Nous identifions une structure tubulaire à un cylindre généralisé dont la ligne de centre est une courbe spline interpolant un ensemble de points détectés itérativement. La précision de la localisation est inférieure à un voxel, grâce à une reconstruction locale de l'image à partir de coordonnées réelles et non pas en utilisant les coordonnées discrètes de l'espace image. La précision moyenne de la détection est inférieure à un voxel, l'estimation de l'orientation de la structure dans l'espace montre un écart de  $5^\circ$  avec l'orientation réelle de la structure, ce qui n'introduit pas de biais significatifs pour les mesures effectuées sur des sections orthogonales à la ligne de centre reconstruite. La reconstruction d'objets tridimensionnels, manipulables

grâce à des outils de rendu de surface, est effectuée par un maillage triangulaire de sections elliptiques identifiées sur l'image à partir d'un modèle analytique. Enfin, quelques applications à des images réelles issues du domaine médical ont été exposées. La validation de cette méthode de traitement d'images sur un nombre important de jeux de données peut conduire à une utilisation préthérapeutique pour une aide au diagnostic, par l'obtention de mesures quantitatives fiables et reproductibles sur la localisation et l'importance d'une sténose éventuelle. Ces mesures sont susceptibles d'aider le praticien lors de l'élaboration de son planning chirurgical, dans le cas de la mise en place d'un stent (prothèse endovasculaire dont la pose provoque une dilatation du vaisseau) par exemple.

## Bibliographie

- [1] Anxionnat R., Bracard S., Macho J., Da Costa E., Vaillant R., Launay L., *3D Angiography. Clinical Interest, First applications in interventional neuroradiology*, Journal of Neuroradiology, vol. 20, pp 251-262, 1998.
- [2] Chapman B., Goodrich K., Alexander A., Blatter D., Parker D., A contrast to noise ratio evaluation of small cerebral vessels in MR angiography using various reconstruction techniques, ISMRM, pp 257, 1997.
- [3] Cohen L., Kimmel R., Global minimum for active contours models : a minimal path approach, Ceremade TR9612, 1996.
- [4] Deschamps T., Cohen LD. Minimal paths in 3D images and application to virtual endoscopy. sixth European Conference on Computer Vision (ECCV'00), pp 543-557, 2000.
- [5] Finet G., Lienard J., Parameters that influence accuracy and precision of quantitative coronary arteriography, International Journal of Cardiac Imaging, vol. 12, pp 271-287, 1996.
- [6] Flasque N., Desvignes M., Constans JM, Revenu M., "Accurate Detection of 3D Tubular Tree Structures", IEEE International Conference on Image Processing, pp 436-439, Vancouver, Canada, Sept. 2000.
- [7] Frangi A., Niessen W., Vincken KL, Viergever M.. Multiscale vessel enhancement filtering. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'98, Lecture Notes in Computer Science, vol. 1496, pp. 130-137, 1998.
- [8] Frangi A., Niessen W., Hooijveen R., Van Walsum T., Viergever M., Model-based Quantization of 3d Magnetic Resonance Angiographic Images, IEEE Transactions on MI, vol. 18(10), pp 946-956, 1999.
- [9] Hernández -Hoyos M., Orkisz M., Roux J.-P., Douek P. , Inertia Based Vessel Axis Extraction and Stenosis Quantification in 3D MRA Images, International Conference on Computer Assisted Radiology and Surgery, pp 189-193, 1999.
- [10] Higgins W., Wolfgang J., Karwoski R., Ritman E., System for analyzing high-resolution three-dimensional coronary angiograms, IEEE Transactions on MI, vol. 15(3), pp 377-385, 1996.
- [11] K. Krissian, R. Vaillant, Y. Troussset, G. Malandain, N. Ayache. Model Based Detection of Tubular Structures in 3D Images, Computer Vision and Image Understanding, 80(2), pp. 130-171, 2000.
- [12] Kutka R., Stier S., Extraction of Line Properties based on Direction Fields, IEEE Transactions on MI, vol. 15(1), pp 51-58, 1996.
- [13] Lorensen W., Cline H., Marching cubes : a high-resolution 3D surface construction algorithm, Computer Graphics, vol. 21(4), pp 163-169, 1987.
- [14] O'Donnell T., Gupta A., Boulton T., A new model for the recovery of cylindrical structures from medical image data, International Conference on CVRmed-MRCAS, LNCS, vol. 1205, pp 223-232, 1997.
- [15] Reuzé P., Analyse d'images de résonance magnétique, application à la segmentation des vaisseaux et à la caractérisation des textures, Thèse de Doctorat, Université de Rennes, 1995.
- [16] Sato Y., Nakajima S., N. Shiraga N., Atsumi H., Yoshida S., Koller T., Gerig G., Kikinis R., Three-Dimensional Multi-Scale Line Filter for Segmentation and Visualization of Curvilinear Structures in Medical Images, Medical Image Analysis, 2(2) pp 143-168, 1998.
- [17] Székely G., Koller T., Kikinis R., Gerig G., Structural description and combined 3-D display for superior analysis of cerebral vascularity from MRA, International Conference on Visualization in Biomedical Computing, vol. 2359, pp 272-281, 1994.
- [18] Verdonck B., Segmentation, mesure et visualisation des vaisseaux sanguins à partir d'angiographies 3D par résonance magnétique et tomodensitométrie hélicoïdale, Thèse de doctorat, ENST, Paris, 1996.
- [19] Welte D., Grunert T., Klose U., Petersen D., Becker E., Interactive 3D segmentation and visualization of vessels, International conference on CAR, pp 329-335, 1996.
- [20] Wilson D.L., Noble J.A., An Adaptive Segmentation Algorithm for Time-of-flight MRA Data, IEEE Transactions on MI, vol. 18(10), pp 93-945, 1999.