

## Reconstruction 3D de vaisseaux à partir d'un faible nombre de projections à l'aide de contours déformables.

M. Senasli\*, L. Garnero\*\*, A. Herment\* et E. Mousseaux\*

\* *Institut d'optique théorique et appliquée - CNRS. Bat. 503 Centre scientifique d'Orsay. B.P. 147-91403 Orsay*  
moussa.senasli@iota.u-psud.fr

\*\* *Unité de psychologie Cognitive, URA 654 CNRS-LENA, Hôpital La Salpêtrière. 47 Bd de l'Hôpital. 75651 Paris*  
lenalg@ext.jussieu.fr

♣ *INSERM - U66, CHU Pitie Salpetriere. 91 Bd de l'Hôpital. 75634 Paris*

♥ *Service de Radiologie Vasculaire. Hôpital Broussais. 96, rue Didot 75674 Paris*

### RESUME

Un contour actif, évoluant dans un processus stochastique, est proposé pour la reconstruction en tomographie d'images binaires. Une fonction de coût, formée d'un terme d'attachement aux données tomographiques et d'une fonction de régularisation, prenant en compte les artefacts inhérents à la reconstruction, est minimisée pour trouver la solution MAP optimale, dans un cadre Bayésien. La méthode, appliquée à la reconstruction des vaisseaux sanguins, est stable. Les résultats obtenus sur des simulations bruitées et sur des acquisitions sur fantômes sont prometteurs.

### 1. INTRODUCTION

L'investigation du réseau vasculaire nécessite l'utilisation d'outils diagnostiques précis. L'Angiographie numérisée permet le diagnostic des vaisseaux profonds avec une bonne localisation des segments sténosés et une bonne estimation de leur longueur. Néanmoins, elle ne permet pas de connaître la morphologie des parois vasculaire et est limitée par une grande variabilité intra et inter observateur.

La reconstruction des vaisseaux sanguins et leur visualisation tridimensionnelle sont nécessaires pour l'aide au diagnostic, la quantification d'indices cliniques et le suivi en angioplastie interventionnelle. Les méthodes utilisées en scanners X supposent un grand nombre de projections acquises autour du patient. Cependant, vu les difficultés d'acquisition liées au dosage et au mouvement propre du vaisseau, ceci est impossible en pratique clinique quotidienne.

Nous proposons une méthode de reconstruction des structures vasculaires à partir d'un faible nombre de projections. Nous n'introduisons pas de restrictions sur les formes des sections vasculaires, qui peuvent être aussi bien elliptiques que circulaires (cas des vaisseaux sains) ou irrégulières et rétrécies, comme c'est le cas des sections ulcérées ou sténosées.

La reconstruction d'un objet à partir d'un nombre limité de projections est un problème mal conditionné et mal posé au sens de Hadamard. En effet, outre la grande sensibilité au bruit, il peut ne pas avoir de solution comme il peut en avoir

### ABSTRACT

A dynamic contour based on a stochastic process is proposed for binary tomography reconstruction. A cost function consisting in a data attachment term and a regularization energy is derived and minimized, leading to MAP solution, in the Bayesian mathematical framework. The method is applied to the reconstruction of blood vessels. It showed promising results on synthetic noisy images and on data acquired from hardware phantoms.

*Keywords* : Dynamic contours, B-splines, tomography, 3D reconstruction, simulated annealing

une ou plusieurs. La régularisation s'impose en ce sens qu'il est nécessaire d'introduire des informations a priori pour mieux poser le problème et améliorer son conditionnement. La méthode proposée consiste à décrire la lumière vasculaire par un contour (la paroi interne du vaisseau), qui pourra ainsi déterminer entièrement sa forme, si nous supposons la distribution du produit de contraste uniforme à l'intérieur de la lumière vasculaire.

### 2. MODELE DE B-SPLINES ACTIF POUR LA TOMOGRAPHIE

Les contours déformables sont utilisés dans de nombreux domaines et applications tels que l'animation de scènes 3D ou la segmentation [1]. Nous nous proposons de les utiliser dans le cadre de la reconstruction tomographique. L'approche proposée ici consiste, dans un premier temps, à modéliser le contour par une courbe B-spline, puis à le déformer au cours des itérations jusqu'à obtention d'une solution optimale.

#### 2.1 Principe de projection :

Un angiogramme est obtenu en soustrayant d'une radiographie, après opacification, un masque obtenu avant injection de produit de contraste, afin d'éliminer le fond et les structures parasites. Si le rayonnement est supposé parallèle, la reconstruction peut se faire coupe par coupe à différents niveaux  $z$ .

Les données  $\mathbf{P}_\varphi$ , Eq.(1), utilisées pour la reconstruction, mesurées sur les angiogrammes, sont des projections du vaisseau. Elles donnent en un point l'intégrale  $l_{\varphi_i}(t, z)$  du coefficient d'atténuation le long du rayon X de direction  $\phi$  qui traverse la section  $z$  et arrive au point  $t$  du détecteur. Nous supposons les données entachées d'un bruit Gaussien additif  $w_{\lambda, \sigma}$  de moyenne  $\lambda$  et de variance  $\sigma$ . Ainsi :

$$\mathbf{P}_\varphi(t, z) = l_{\varphi_i}(t, z) + w_{\lambda, \sigma}(\varphi) \quad (1)$$

### 2.2 Modélisation par B-spline :

Soit le contour  $Q(s) = (x(s), y(s))$ ,  $s$  représentant son abscisse curviligne. L'approximation par B-splines permet d'écrire  $Q(s)$ , Eq.(2), sous la forme d'une combinaison linéaire des bases splines pondérées par les coefficients  $V_i$  qui sont les coordonnées des points de contrôles :

$$Q_L(s) = \sum_i V_i \cdot B_{i,k}(s) \quad (2)$$

Le contour est ainsi exprimé par les points de contrôles  $V_i$ , le degré de la spline  $k$  qui contrôle la douceur du contour, ainsi que les bases positives  $B_{i,k}$  de support fini non nul [2]. L'avantage de l'approche B-splines sur une description contour standard est de pouvoir exercer un contrôle local et simple sur le contour; et de le caractériser par un faible nombre de paramètres qui sont les coordonnées des points de contrôles.

A l'aide de cette description du bord de la lumière vasculaire par des fonctions B-splines, la projection à l'angle  $\varphi$  est fonction des coordonnées des points de contrôles selon l'expression suivante :

$$\mathbf{P}_\varphi \propto R_\varphi V^* + W_\varphi, \quad (3)$$

où  $R_\varphi$  est l'opérateur assurant cette transformation, selon un angle  $\varphi$ .  $V^*$  est le vecteur de contrôle du contour recherché.

La reconstruction consiste alors, non plus à estimer chacun des points du contour, mais à trouver le nombre de points de contrôles nécessaires pour décrire le contour, leur position respective et le degré de douceur  $k$ . La reconstruction tomographique est formulée alors comme un problème d'estimation des paramètres de la spline, dont la solution doit caractériser au mieux les profils densitométriques acquis. Le paramètre  $k$  permet d'ajuster la régularité de la courbe estimée, régularisant ainsi la reconstruction.

Notons l'aspect fortement non linéaire de la relation qui lie les profils aux points de contrôles.

### 2.3 Contours actifs :

Initialement, le contour actif est conçu pour évoluer et se déformer sous l'effet de forces engendrées par des indices extraits de l'image et sous des potentiels contraignant sa régularité. Le contour évolue, par le biais d'une fonctionnelle d'énergie, jusqu'à se trouver dans une position d'équilibre (minimum local) proche de son état initial. Les méthodes de minimisation traditionnelles ne garantissent une bonne solution que pour des fonctionnelles convexes à défaut d'une très proche initialisation. Nous proposons de résoudre le problème dans un cadre général d'optimisation stochastique Bayésien.

## 3. CADRE GENERAL : APPROCHE BAYESIENNE

La formulation Bayésienne [3] offre un cadre général pour la régularisation, permettant de fusionner les contributions d'un terme d'énergie d'attachement aux données et un ou plusieurs termes de régularisation, sous forme de densité de probabilité *a posteriori* eq.(4), suivant une distribution de Gibbs. Elle exprime ainsi une correspondance naturelle avec les contours actifs en ce sens que l'énergie interne correspond aux termes d'*a priori* alors que l'énergie externe s'associe au terme de vraisemblance :

$$\mathcal{P}(V/\mathbf{P}) \propto A(\mathbf{P}/V) \cdot P(V) = \frac{\exp(-(U_{Ext} + \lambda \cdot U_{Int})/T)}{Z} \quad (4)$$

$A(\cdot)$  est la distribution de vraisemblance,  $P(\cdot)$  est la distribution *a priori*,  $Z$  est la constante de normalisation et  $T$  est l'équivalent d'une température.

### 3.1 Energie externe :

Associée au modèle de bruit Gaussien, l'énergie externe proposée pour la reconstruction des vaisseaux sanguins est l'erreur quadratique minimale Eq.(5) entre les projections acquises et celles recalculées en chaque détecteur, à partir de  $N_p$  projections.

$$U_{Ext}(V, \mathbf{A}) = \sum_{i=1}^{N_p} \sum_t [\mathbf{A}_{\varphi_i} - R_\varphi V]^2, \quad (5)$$

### 3.2 Energies internes :

La seule minimisation de l'énergie relative aux enregistrements angiographiques peut conduire à des solutions comportant des plis ou des boucles dans le contour. Ces artefacts sont inhérents à la reconstruction par une approche élastique par spline : ils ont en effet une faible contribution en énergie externe. Ils sont d'autant plus importants que le nombre de points de contrôles est élevé. Un faible nombre de points de contrôles peut être restrictif sur les formes et ne pas empêcher leur disparition totale. Outre la douceur propre des splines, nous proposons d'utiliser indépendamment deux modèles d'énergie :

1) Le premier, décrit par l'Eq.(6), minimise localement l'apparition de formes caractérisées par un très faible rapport entre la distance euclidienne des deux points extrêmes  $Q(s_1)$  et  $Q(s_2)$ , de la partie de la courbe contrôlée par le point de contrôle en mouvement et la distance curviligne entre ces deux points.

$$U_{1-int} = \frac{\|Q(s_1) - Q(s_2)\|}{\int_{s_1}^{s_2} Q'(s) ds} \quad (6)$$

Cependant la courbe peut être douce localement, mais présenter une forme globale irrégulière. Dans ce cas, il suffirait d'effectuer une régularisation multiéchelle en évaluant ce terme à différentes résolutions ie. sur un plus grand voisinage des points de contrôles.

2) Le deuxième terme, Eq.(7), favorise les solutions compactes. Il décrit l'aspect global du contour et s'exprime par le rapport du carré du périmètre  $L$  du contour sur sa surface interne  $S$ , multipliée par  $2\pi$ .

La surface  $S$  n'est autre que la somme des lignes intégrales sur tous les détecteurs, pour un angle donné. Cette énergie est minimale pour un cercle et est égale à 1.

$$U_{2\_int}(V) = \frac{L^2}{4\pi \cdot S} = \frac{\left[ \int_s Q'(s) ds \right]^2}{4\pi \sum_t p_{\phi_1}(V, t, z)}, \quad (7)$$

où  $Q'(s)$  est la dérivée de  $Q(s)$ .

3) Comme la reconstruction se fait coupe par coupe, nous introduisons un critère de ressemblance entre deux coupes adjacentes pour assurer une continuité géométrique 3D. Le terme d'énergie correspondant est la somme des distances euclidiennes de chaque point du contour courant au point de le plus proche dans le contour de la coupe précédemment reconstruite [4].

#### 4. MINIMISATION DE L'ENERGIE : ESTIMATION AU SENS DU MAP

A ce stade, la reconstruction a pour but de rechercher la solution (la spline) qui maximise la probabilité *a posteriori*, appelée le MAP, ce qui revient à minimiser l'énergie  $U$  :

$$U = U_{Ext} + \lambda U_{Int}, \quad (8)$$

où  $\lambda$  est le paramètre de régularisation,  $U_{Int}$  et  $U_{Ext}$  étant exprimées par les équations (5) et (6) ou (7) et le terme de ressemblance entre coupes [7].

Le paysage énergétique associé est cependant complexe et formé de longues vallées et de minima locaux. Les algorithmes classiquement utilisés pour minimiser l'énergie du contour actif qui sont généralement déterministes ne pourront donc converger vers des solutions proches de l'optimum que si l'initialisation est proche de la solution, ce qui n'est pas toujours faciles à satisfaire.

Nous avons employé une méthode de recuit simulé [5] pour optimiser les positions des points de contrôles ; mais nous fixons *a priori* le nombre de points ainsi que l'ordre de la spline.

La solution est obtenue par échantillonnage stochastique sur l'espace des configurations possibles à partir de la distribution *a posteriori* eq.(4).

Ceci consiste à générer une chaîne de Markov dont la distribution d'équilibre, à température fixe, suit la loi de Gibbs. A la fin du recuit, par une décrue de température suffisamment lente, les solutions doivent être uniformément échantillonnées sur l'ensemble des minima globaux.

Le nombre de points de contrôles est fixe mais la distance entre deux points de contrôles ne l'est pas. Ceci permet d'obtenir des configurations lisses, où le processus stochastique répartit les points de façon plus ou moins homogène, mais aussi des configurations irrégulières où les points se concentrent plutôt sur les régions distordues. Néanmoins, on remarquera l'apparition des boucles quand les points sont trop rapprochés. Nous les pénalisons par l'introduction d'une contrainte de non intersection entre

segments voisins, pour les  $k$  points de contrôles voisins de celui en mouvement.

A chaque pas d'itération, le contour est modifié localement en déplaçant, sur une grille fixe (les 8 plus proches voisins du point de contrôle sélectionné), un point de contrôle arbitrairement et choisi parmi les  $N$  points de contrôles.

Pour assurer l'équilibre [5], chaque configuration doit pouvoir être engendrée à partir d'une autre. Les configurations voisines doivent être uniformément distribuées sur  $8 \cdot N$  configurations.

#### 5. RESULTATS ET DISCUSSION :

Nous avons effectué des reconstructions, utilisant l'approche décrite plus haut, à la fois sur des simulations 2D et 3D et sur des enregistrements obtenus sur fantôme. Nous avons testé la méthode sur des simulations de modèles types de sections sténosées et ulcérées, régulières et irrégulières (fig.1), ainsi qu'au niveau d'embranchement vasculaire (fig.2), sites privilégiés du dépôt d'athérome (ex. bifurcation artérielle).

Nous avons montré précédemment [6] que deux projections ne garantissent pas l'unicité de la solution. En effet, plusieurs solutions correspondent aux mêmes données et connaissance *a priori*, et sont donc indiscernables pour le processus de reconstruction. Nous utiliserons donc 3 projections.

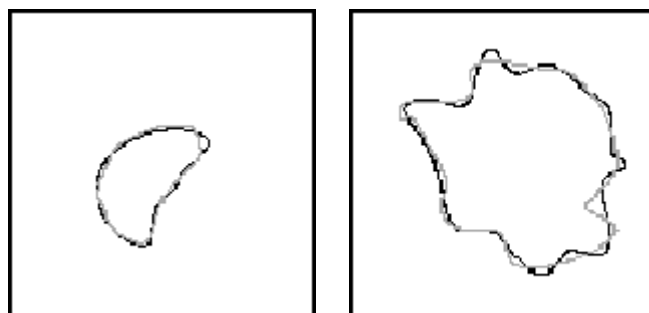


Fig.1 Modèles types de sections vasculaires sténosées.

à gauche, section excentrique régulière,  $N=10$ ;  $k=4$ .

à droite, section concentrique ulcérée,  $N=15$ ,  $k=4$ .

Reconstructions (en gris) superposées sur les sections simulées (en noir).

La configuration initiale est le rectangle dont les côtés sont donnés par les supports des projections d'angles  $0^\circ$  et  $90^\circ$  respectivement.

Pour le cas de l'embranchement, un plus grand nombre de projections (4 ou 5) est nécessaire.

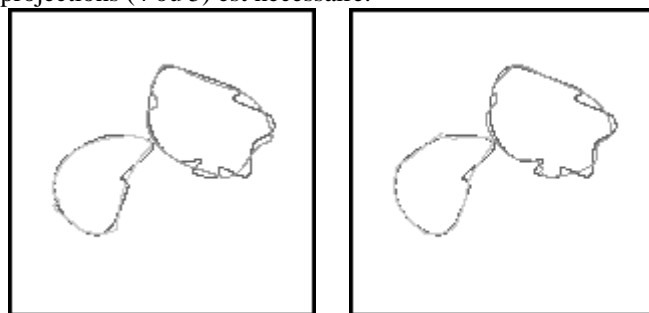


Fig.2 Reconstruction d'une bifurcation.

à gauche, 3 projections  $0^\circ$ ,  $45^\circ$  et  $90^\circ$ ,  $k=4$ ,  $N=13$  pour chaque contour

à droite, 4 projections  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$ ,  $k=4$ ,  $N=13$  pour chaque contour

Reconstructions (en gris) superposées sur les sections simulées (en noir) obtenue à partir de

Pour chaque contour, nous avons pris un cercle comme configuration initiale.

Les simulations sont entachées d'un bruit blanc Gaussien additif de SNR=20dB. Les reconstructions que nous avons faites ont montré l'intérêt d'utiliser des contours dynamiques pour la reconstruction tomographique d'objets binaires.

Du point de vue des exigences médicales, les formes et la géométrie sont fidèlement reconstruites Fig.(1) et Fig.(2). La finesse du détail reste cependant liée au bruit, à la complétude des données enregistrées et à leur compatibilité entre elles.

Outre la qualité de reconstruction, nous avons montré que cette approche est plus robuste que les méthodes traitant les pixels individuellement[7]. L'introduction d'information *a priori* semble s'imposer malgré la nature régularisante des splines.

Nous avons effectué un calcul d'erreur en fonction du poids affecté au terme d'énergie interne. L'énergie interne, Eq. (6), concorde bien avec les données et donne souvent des résultats meilleurs qu'une estimation au sens du maximum de vraisemblance ML. Les reconstructions ne sont pas trop sensibles au choix de  $\lambda$  pourvu qu'il reste dans une grande gamme de valeurs appropriées Fig. (3) et Fig.(4). La reconstruction de formes régulières excentriques ou concentriques reste très satisfaisante même en présence d'un faible rapport signal sur bruit.

Le deuxième terme de régularisation Eq.(7) est moins satisfaisant et semble trop contraindre les données. Il est très sensible au bruit et à la valeur de  $\lambda$ , surtout quand les formes sont très irrégulières.

Le choix de ces paramètres (Nombre de points et poids de régularisation) est, pour le moment, fait de manière heuristique. Toutefois, le clinicien, par sa pratique, sa propre connaissance des pathologies et une première lecture des angiogrammes bruts, pourra facilement donner un ordre de grandeur de ces paramètres.

Nous avons appliqué la méthode sur des fantômes de vaisseaux réalisés à l'Hôpital Broussais à Paris. La figure (5) représente la reconstruction d'un fantôme rempli de produit de contraste et présentant un rétrécissement, et obtenu à partir de 3 vues (face, profil et oblique 45°).

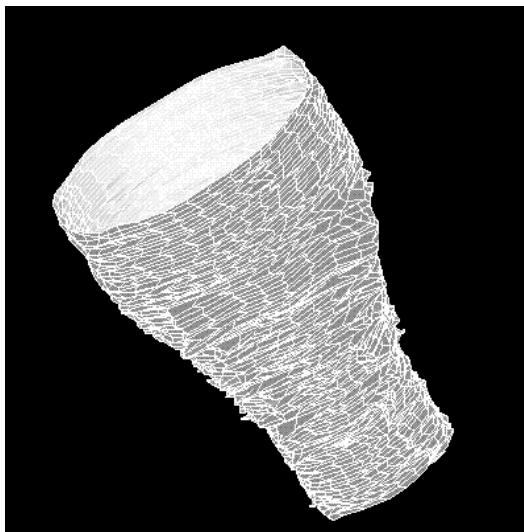


Fig. 5 Reconstructions 3D d'une Sténose concentrique régulière prise sur un fantôme de vaisseau.

Nous envisageons d'étendre cette méthode à une reconstruction 3D utilisant des surface splines, permettant de s'affranchir des problèmes de continuité entre coupes et de réduire d'autant le nombre de paramètres.

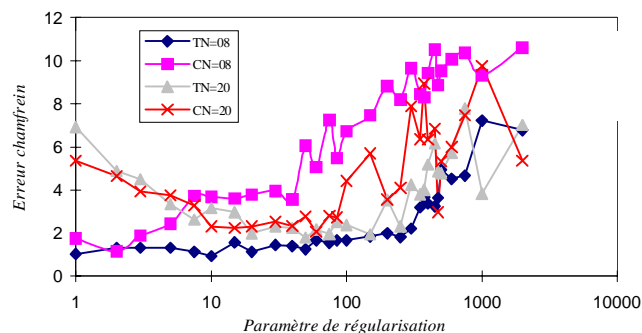


Fig. 3 : Modèle de section excentrique régulière

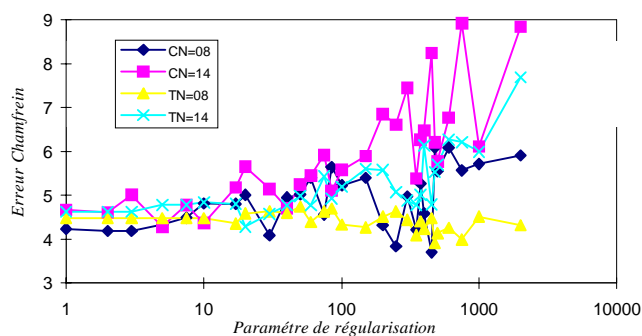


Fig.4 Modèle de section concentrique irrégulière

Fig 3 et Fig.4 : L'erreur chamfrein en fonction du paramètre de régularisation pour différentes valeurs du nombre de points de contrôles.

Dans le cas d'une régularisations locale Eq.(6) (tracés TN08 TN14 et TN20 avec 8, 14 et 20 points de contrôles respectivement), l'erreur est faible sur un large pallier du paramètre de régularisation  $\lambda$  (Fig.3 et Fig.4)

Le processus requiert un faible nombre de points de contrôle pour les formes douces Fig.3. Les résultats sont moins précis pour les formes ulcérées Fig.4.

Dans le cas d'une régularisation globale, eq.(7) (tracés CN08, CN14 et CN20 avec 8, 14 et 20 points de contrôles respectivement), Les résultats sont moins bon que la régularisation locale, la méthode est moins robuste.

## REFERENCES :

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. "Snake: Active contour models", Int. J. Comput. Vision, 1(4):321-331,1988.
- [2] Bartels, R. H., Beatty, J. C. and Barsky, B. A. (1987) "An introduction to splines for use in computer graphics and geometric modeling," Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- [3] J. Besag. "Towards Bayesian image analysis", Journal of Applied statistics, 16(3):395-407, 1989.
- [4] Borgefors, G. (1986)"Distance transformations in digital images". Comput. Vision. graphics. and Image process. Vol.34; 344-371.
- [5] E.H.L.Aarts and P.J.M.Laarhoven, "Simulated Annealing: theory and applications", D.Reidel, Dordrecht.1987
- [6] M.Senasli, L.Garnero,A.Herment et C. Pellot, " Stochastic active contour model for 3D structures reconstruction from two x-ray projections " 1995 International meeting on fully three dimensionaonal image reconstruction in radiology and nuclear medecine., pp.13-17.
- [7] C. Pellot, A. Herment, M. Sigelle, P Horain., H. Maitre. and P. Peronneau. "A 3D reconstruction of vascular structures from two X-ray angiograms using an adapted simulated annealing algorithm". IEEE Trans. on Medical imaging, Vol. 13 No. 1. (march 1994)"