



ESTIMATION DE MOUVEMENT 3D EN CORONAROGRAPHIE

S. RUAN, A. BRUNO, R. COLLOREC, J.L. COATRIEUX

Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image, INSERM 335  
 Université de Rennes I, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex

RÉSUMÉ

Cet article présente une méthode de reconstruction 3D de structures artérielles en mouvement à partir d'une paire de séquences temporelles d'images angiographiques. La reconstruction s'appuie sur la détection par filtre adapté des lignes centrales des vaisseaux, l'estimation des mouvements observés dans les plans images et les contraintes de géométrie épipolaire. La méthode est validée sur des données réelles. Elle ouvre vers une caractérisation des déformations et des cinétiques de l'arborescence cardiaque.

ABSTRACT

This paper presents a new method for the 3D reconstruction of moving arterial network from a pair of angiographic image sequence. The reconstruction is performed by means of matched filtering for the detection of the vessel centrelines, the motion estimation within the image plans and the constraints introduced epipolar geometry. The method is validated on real data. It opens the road to a characterization of deformation and kinetics of cardiac arterial trees.

1. INTRODUCTION

Les sources d'imagerie médicale fournissent des séquences spatiales ou temporelles. Les premières se présentent sous la forme de coupes bidimensionnelles parallèles et permettent par empilement d'accéder à l'information de volume (Imagerie par Résonance magnétique, Tomodensitométrie, etc...). Les secondes, comme par exemple l'angiographie X, fournissent des images de projection des structures vasculaires, réhaussées par injection artérielle ou veineuse d'un produit de contraste. Ces techniques sont à la fois utilisées en phase diagnostique pour la détection de lésions et en phase interventionnelle.

L'un des objectifs majeurs sur le plan de la recherche est de reconstruire en 3D les arborescences observées. Ce problème peut être abordé en théorie de multiples manières selon les données disponibles, les caractéristiques des arbres vasculaires considérés et les contraintes applicatives. Dans le cas cardiaque, l'élément le plus critique est le mouvement des structures à reconstruire. Des approches de type vision par ordinateur sont particulièrement adaptées car elles procèdent à partir de deux ou trois incidences. Ces méthodes restent cependant difficiles à mettre en oeuvre: chaque étape (correction de distorsion, calibration, détection des structures, mise en correspondance etc...) doit être parfaitement maîtrisée. Ce cadre général met en évidence de nombreux sous problèmes, mais aussi les différents points de vue qui peuvent être considérés. La figure 1 permet de les identifier partiellement. L'analyse intra-séquence conduit à l'estimation de mouvement des structures dans le plan image. L'étude interséquence, à chaque instant, permet d'aborder une reconstruction statique de l'objet (la reconstruction étant menée indépendamment aux instants suivants). L'exploitation simultanée de l'ensemble de l'information (intra et inter-séquence) associe la reconstruction et l'estimation de mouvement. C'est cette dernière approche qui nous intéresse ici, plusieurs solutions ayant été proposées pour les deux premières. Son intérêt est de permettre d'accéder à des propriétés quantitatives à la fois structurelles,

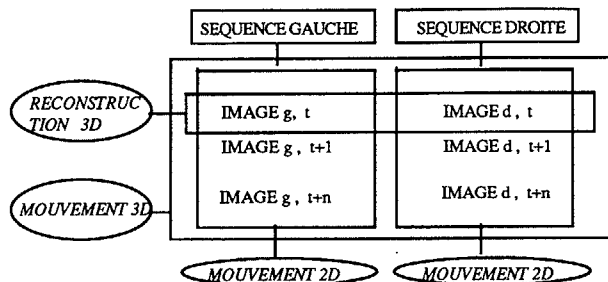


Figure 1: Cadre général des problèmes

morphologiques et cinétiques. La technique d'acquisition des images présente cependant certaines limitations: les séquences sont décalées temporellement d'un demi intervalle (non simultanéité des prises de vue), les caractéristiques en intensité des structures ne sont pas stables dans le temps (non stationnarité du produit de contraste). De plus, un échantillonnage temporel trop faible peut, pour certaines phases du cycle cardiaque, conduire à des mouvements importants des branches vasculaires. Ces aspects sont pris en compte par la méthode.

2. SCHEMA GENERAL

La figure 2 montre le schéma général que nous proposons pour l'estimation du mouvement cardiaque 3D à partir d'une paire de séquences d'images coronarographiques. Il se décompose en deux grandes parties: l'étape préliminaire qui ne traite que la première paire d'images et l'étape suivante qui traite le reste de la séquence.

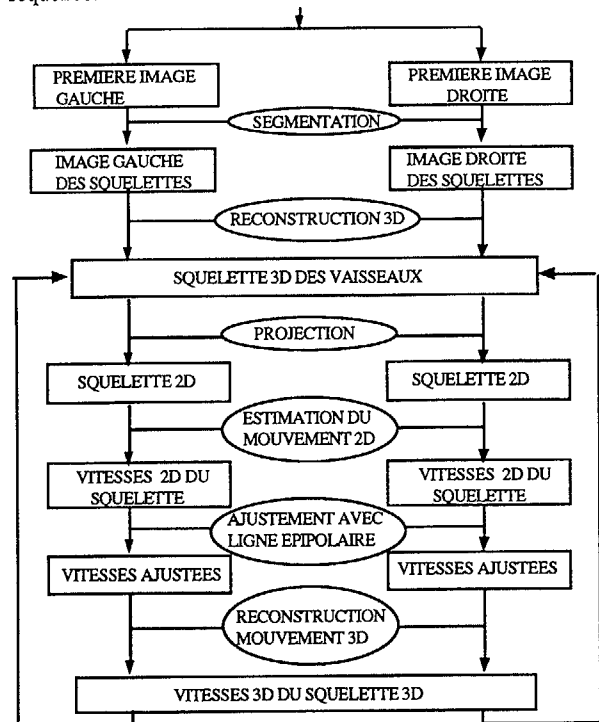


Figure 2: Organigramme de la méthode proposée pour la reconstruction du mouvement 3D.



L'étape préliminaire comporte deux phases. Les images sont d'abord segmentées pour obtenir les squelettes 2D des vaisseaux, puis les squelettes 3D sont reconstruits. Cette dernière phase est basée sur la méthode de [Garreau 91] [Venaille 89].

La deuxième étape comporte quatre phases. On projette d'abord le squelette 3D correspondant à l'instant  $t$  dans les images gauche et droite. Une méthode différentielle travaillant sur les images aux instants  $t$  et  $t+1$  estime les vecteurs vitesse 2D en chaque point des squelettes 2D. Un processus d'ajustement des vitesses 2D minimise les erreurs locales dans les images à l'instant  $t+1$ . Ces résultats permettent de reconstruire le champ des vitesses 3D, et d'obtenir ainsi le squelette 3D à  $t+1$ . Le processus correspondant à la seconde étape est répété sur le reste de la séquence d'images. Ainsi, l'estimation du mouvement et la reconstruction spatio-temporelle procèdent interactivement sur l'ensemble de la séquence.

### 3. DETECTION

Cette segmentation, dans notre cas, consiste à extraire les lignes centrales des vaisseaux (ou squelettes).

Différentes méthodes ont été proposées dans ce cadre. La morphologie mathématique [Toumoulin 87] utilise une séquence d'éléments structurants en croix appliqués jusqu'à idempotence. Un algorithme rapide [Collorec 88] est basé sur le suivi des crêtes des vaisseaux. Récemment une détection [Chaudhuri 89] des vaisseaux utilisant un filtre adapté a été décrite.

La méthode de squelettisation présentée ici effectue d'abord un filtrage adapté sur l'image puis binarise le résultat par une fonction de décision. Sur la base de l'image binaire, une opération d'amincissement est effectuée, afin d'obtenir les squelettes des vaisseaux.

#### 3.1 Filtre adapté

Les niveaux de gris d'un profil de vaisseau peuvent être supposés en première approximation symétriques par rapport à l'axe central. Nous proposons donc d'approcher ce profil par une forme en "V". Les coefficients du filtre adapté sont choisis selon cette forme et d'après des profils réels de vaisseaux. Un jeu de filtres adaptés identiques mais d'orientations différentes est appliqué en chaque pixel. On ne retient que la réponse maximum et l'orientation correspondante. Le masque est choisi symétrique et de taille  $n * m$ . Les directions du filtre sont choisies égales à  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$ . La figure 3 montre le signal d'une ligne d'image originale et sa réponse au filtre adapté.

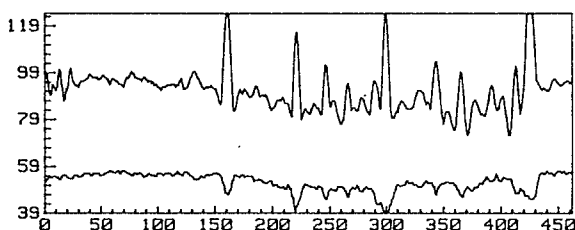


Figure 3: Réponse au filtre adapté. En bas, le signal original, en haut, la réponse au filtre.

#### 3.2 Binarisation

La méthode proposée pour la binarisation se ramène à un problème de classification à deux classes. L'une correspond aux vaisseaux (c1), l'autre au fond (c2). La procédure de décision est basée sur l'analyse simultanée de l'image originale et de l'image filtrée. Lorsque l'histogramme de l'image originale possède deux pics, ils représentent respectivement les deux classes c1 et c2. Les luminances correspondantes sont notées  $L_f$  et  $L_v$ . La connaissance de l'histogramme permet de calculer la probabilité a posteriori des vaisseaux  $P(c1/L_f, L_v)$ . Les pixels dont les luminances sont inférieures à  $L_v$  ont la probabilité 1, ceux dont les luminances sont supérieures à  $L_f$  ont la probabilité 0 (ici, on a toujours  $L_v < L_f$ ). Pour les pixels dont les valeurs de luminance sont situées entre les deux pics de l'histogramme, nous utilisons les valeurs des réponses au filtre adapté associées aux luminances originales. Un apprentissage

supervisé est effectué sur un certain nombre de zones "Vaisseaux" et de zones "Fond". Cet apprentissage permet d'obtenir les probabilités d'appartenance pour ces deux zones à partir du tracé de l'histogramme 2D. Sur de nouvelles images, il n'est pas nécessaire de refaire un nouvel apprentissage, mais seulement de normaliser les niveaux de gris. Pour estimer correctement les probabilités, un pas de quantification égal à dix fois le pas original est choisi. Ceci nous permet de tracer une frontière de décision en escalier qui soit significative. D'autres formes analytiques peuvent bien entendu être utilisées (une fonction exponentielle a été testée et conduit à des résultats sensiblement équivalents).

#### 3.3 Amincissement

La squelettisation des vaisseaux est effectuée dans l'image binaire. La méthode utilisée [Pavlidis 82] permet de décider, sans connaissance a priori, si un pixel appartient ou non au squelette.

### 4. ESTIMATION DES VECTEURS VITESSE 3D

Dans le cadre de l'estimation du mouvement, les approches peuvent être divisées en deux familles [Boutheimy 88]. Les méthodes différentielles s'appliquent directement sur les images à niveaux de gris, et produisent un flot optique dense associant un vecteur vitesse à chaque pixel; les méthodes de mise en correspondance opèrent par appariement de primitives telles que les points caractéristiques, les contours ou les régions.

Une première étude du mouvement bidimensionnel des artères coronaires [Rong 89] a été mise en oeuvre, mais ne suffit pas à caractériser le mouvement réel. Son prolongement naturel est l'estimation du mouvement tridimensionnel.

#### 4.1 Stratégie

La méthode proposée pour estimer les vecteurs vitesse 3D se décompose de la façon suivante:

- a) estimation du mouvement 2D
- b) reconstruction du mouvement 3D
- c) reconstruction du squelette 3D à l'instant suivant

L'estimation du mouvement 2D est effectuée par une méthode différentielle sur les projections du squelette 3D. Les appariements entre les points de ces deux images restent inchangés au cours de ce processus. Ceci simplifie la tâche de mise en correspondance temporelle et donne une contrainte supplémentaire pour ajuster les vitesses calculées. Le champ des vitesses 2D permet la reconstruction du champ 3D. Le squelette 3D à l'instant  $t+1$  est obtenu simplement en appliquant le mouvement 3D calculé à l'instant  $t$ , sur le squelette 3D pris au même instant.

#### 4.2 Estimation du mouvement 2D

##### (a) Equation de base

La contrainte d'intensité d'image suppose que le niveau de gris d'un point est invariant dans le temps. L'équation représentant cette contrainte s'exprime à partir d'un développement en série de Taylor par:

$$I_x * u + I_y * v + I_t = 0 \quad (1)$$

où  $I_x$ ,  $I_y$  et  $I_t$  sont les dérivées partielles de l'intensité d'image;  $u$  et  $v$  sont les deux composantes du vecteur de mouvement. Les composantes ( $u, v$ ) ne peuvent pas être obtenues par cette seule équation et une contrainte additionnelle doit être introduite.

##### (b) Contrainte de lissage

Lorsqu'il s'agit d'un objet opaque soumis à un mouvement rigide, ou à une déformation, les points voisins de cet objet ont approximativement la même vitesse, et le champ des vitesses varie lentement presque partout [Horn 81]. L'introduction de cette



contrainte de lissage a été formalisée dans [Horn 81] et revient, sur une zone considérée, à minimiser l'expression:

$$\iint \left\{ (I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t)^2 + \alpha^2 (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \right\} dx dy \quad (2)$$

$\alpha$  étant un facteur à travers lequel est exprimé les poids relatifs attribués à l'observation et au contrôle.  $u_x$ ,  $u_y$ ,  $v_x$  et  $v_y$  sont les dérivées partielles de  $u$  et de  $v$  par rapport aux coordonnées spatiales  $x$  et  $y$ .

Les curvilignes dans une image constituent une information structurelle primordiale sur laquelle s'appuie la plupart des schémas d'analyse de scène. Hildreth a repris la contrainte de lissage dans le cas de contours [Hildreth 84]. Une méthode de gradient stochastique plus rapide a été étudiée dans [Bouthemy 86] qui effectue la minimisation d'une fonction dans la direction du gradient.

#### (c) Méthode proposée pour l'estimation du mouvement 2D

Sous l'hypothèse que les variations temporelles des niveaux de gris en un point de l'espace ne sont dues qu'au mouvement ou à la déformation, nous pouvons utiliser l'équation de base et reprendre la contrainte de lissage. La fonction à minimiser est alors donnée par:

$$J = \int_{s_0}^{s_1} F(u, v, \dot{u}, \dot{v}) ds \quad (3)$$

où  $u=u(s)$ ,  $v=v(s)$ ,  $s_0 \leq s \leq s_1$ , avec:

$$F = \left( \nabla I^t \cdot U + I_t \right)^2 + \alpha^2 \left[ \left( \frac{\partial u}{\partial s} \right)^2 + \left( \frac{\partial v}{\partial s} \right)^2 \right] \quad (4)$$

où  $\nabla I^t = (I_x, I_y)$ ,  $U^t = (u(s), v(s))$ . Le système peut être résolu par le calcul variationnel et se ramener aux équations d'Euler [Courant 37]:

$$F_u - \frac{d}{ds} F_{\dot{u}} = 0 \quad (5)$$

$$F_v - \frac{d}{ds} F_{\dot{v}} = 0$$

Après développement des dérivées partielles et approximation du Laplacien ( $\otimes$  représente une convolution):

$$u_{ss} \approx k(\bar{u} - u), \quad v_{ss} \approx k(\bar{v} - v), \quad \bar{u} = u \otimes M, \quad \bar{v} = v \otimes M, \quad M = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

une solution itérative de type Gauss-Seidel conduit à:

$$\begin{aligned} u_{n+1} &= \bar{u}_n - I_x \cdot \frac{(I_x \cdot \bar{u}_n + I_y \cdot \bar{v}_n + I_t)}{(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2)} \\ v_{n+1} &= \bar{v}_n - I_y \cdot \frac{(I_x \cdot \bar{u}_n + I_y \cdot \bar{v}_n + I_t)}{(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2)} \end{aligned} \quad (6)$$

### 4.3 Ajustement

Les vitesses 2D le long des lignes centrales peuvent être entachées d'erreur du fait du bruit et des inhomogénéités du produit de contraste. Pour les minimiser, on propose deux améliorations:

#### (a) Utilisation du gradient

Dans l'image angiographique, la ligne centrale d'un vaisseau correspond localement aux niveaux de gris les plus faibles. Ce critère peut être utilisé pour corriger la position estimée à partir des vecteurs vitesse 2D. Cette correction est réalisée, pour un point

erroné, en explorant la direction perpendiculaire à la ligne centrale et s'exprime par:

$$x_n = \overline{x_{n-1}} - \frac{1}{\alpha_x \cdot n} I_{\perp} (x_{n-1}, y_{n-1}) \quad (7)$$

$$y_n = \overline{y_{n-1}} - \frac{1}{\alpha_y \cdot n} I_{\perp} (x_{n-1}, y_{n-1})$$

où  $I_{\perp}(x,y)$  est le gradient du niveau de gris dans la direction perpendiculaire à la ligne centrale, et  $-\alpha_x/\alpha_y$  définit la tangente à la ligne centrale. Une opération de lissage des vecteurs vitesse 2D [Schunck 88] est effectuée au cours de l'ajustement.

#### (b) Utilisation de la ligne épipolaire

La ligne épipolaire  $D1$  associée à un point  $p1$  de l'image gauche est déterminée par la matrice de calibration et les coordonnées de ce point. Deux points  $p1$  et  $p2$  en correspondance doivent se trouver sur leurs lignes épipolaires respectives ( $D1$  et  $D2$ ). Les projections d'un point de l'espace 3D devront vérifier cette contrainte avant et après le processus d'estimation du mouvement. Pour tenir compte des incertitudes introduites dans l'ensemble de la chaîne, on retient comme points appariés ceux situés à mi-distance entre les points projetés et les lignes épipolaires.

### 4.4 Détermination des vitesses 3D

Les vecteurs vitesse 3D sont calculés à partir des coordonnées 2D et 3D du squelette à l'instant  $t$  et des vitesses 2D associées entre  $t$  et  $t+1$ , en connaissant la matrice de calibration.

L'étape de reconstruction apporte une certaine imprécision. Il est donc inutile de se baser uniquement sur la reconstruction à deux instants différents et il semble préférable de guider l'estimation de mouvement 3D en utilisant le plus possible l'information apportée par l'analyse des séquences 2D.

## 5. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Les images utilisées pour tester cet algorithme sont des images de coronaire droite acquises par un système de radiologie numérique biplan. Elles ont été numérisées en résolution  $512 * 512$ , et quantifiées sur 256 niveaux de gris. Une paire d'images est présentée sur la figure 4.

Le bruit est atténué au préalable par un filtrage passe-bas. Cette étape est importante pour obtenir un bon comportement de la méthode différentielle.

La figure 5 montre les images obtenues après filtrage adapté, la figure 6, celles résultant de la segmentation. Une approche multirésolution peut être envisagée pour détecter l'ensemble des vaisseaux, mais ce sont les gros vaisseaux qui nous intéressent ici. La fréquence d'acquisition des images doit être suffisante pour estimer correctement le mouvement 2D. Si elle trop faible, l'équation de base n'est plus satisfaite, et des erreurs importantes apparaissent. Les problèmes de superposition de vaisseaux provoquent aussi des erreurs, car les variations de niveaux de gris induites sont importantes et la méthode ne peut pas identifier ces vaisseaux. Le mouvement 2D obtenu est présenté figure 7 pour les vaisseaux les plus longs. Les résultats sont satisfaisants pour la reconstruction 3D.

Les déplacements 3D sont présentés dans la figure 8 pour un gros vaisseau. Une difficulté supplémentaire vient de ce que les images gauche et droite ne sont pas acquises simultanément. Lorsque les déformations des vaisseaux sont importantes, il est impossible de reconstruire correctement le champ des vitesses 3D à l'instant  $t$  à partir des champs de vitesses 2D gauche à l'instant  $t$  et droite à l'instant  $t+\Delta t$ . Nous avons donc reconstruit le champ des vitesses 2D pour l'instant  $t$  à partir des champs de vitesse 2D à l'instant  $t-1+\Delta t$  et à l'instant  $t+\Delta t$  par interpolation linéaire. Ici,  $\Delta t = 1/2$ . Les résultats peuvent être améliorés si ce problème n'existe pas.





## 6. CONCLUSION

Une méthode combinant reconstruction et estimation de mouvement des coronaires en vision binoculaire a été décrite. Elle permet à partir d'une reconstruction de la première paire d'images de restituer les lignes centrales de l'objet dans toute la séquence en s'appuyant sur des estimations de mouvement 2D de points en correspondance. L'accès à l'information 3D permet de caractériser les propriétés dynamiques locales, régionales et globales du ventricule gauche puisque les artères sont disposées en surface du muscle cardiaque. La méthode a été validée sur des données réelles et peut être complétée par la détection du support spatial des vaisseaux et leur approximation par modèle des sections.

### Remerciements

Ce travail a été mené en collaboration avec A.Rougée, D.Saint Felix, C.Picard et Y.Trousset de GE/CGR que les auteurs remercient pour leur contribution à l'acquisition et la préparation des données et aux aspects algorithmiques.

### REFERENCES

- [Bouthemy 86] P.Bouthemy: Un nouveau schéma d'estimation du champ des vitesses sur les contours dans une séquence d'images, Proc.2ème Coll. Image CESTA, Nice, Avril 1986, pp.237-245.
- [Chaudhuri 89] S.Chaudhuri, S.Chatterjee, N.Katz, M.Nelson, M.Goldbaum: Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters, IEEE. Trans-Medical Imaging, vol.8, septembre 1989, pp.263-269.
- [Collorec 88] R.Collorec, J.L.Coatrieux: Vectorial tracking and directed contour fonder for vascular network in digital subtraction angiography, Pattern Recognition Letters,8,1988, pp.353-358.
- [Courant 37] R.Courant, D.Hilbert: Method of Mathematical Physics, Pub. John Wiley & Sons, New York, Vol.1,1937.
- [Garreau 91] M.Garreau, J.L.Coatrieux, R.Collorec, C.Chardenon: A knowledge-based approach for 3D reconstruction and labeling of vascular network from biplane angiographic projections, IEEE Trans-Medical Imaging, to appear.
- [Hildreth 84] E.C.Hildreth: Computations underlying the measurement of visual motion, Artificial Intelligence, 23,1984, pp.309-354.
- [Horn 81] B.K.P.Horn, B.G.Schunck: Determining optical flow, Artificial intelligence,17,1981, pp. 185-203.
- [Pavlidis 82] T.Pavlidis: Algorithms for Graphics and Image processing, Computer Science Press-Springer Verlag, 1982.
- [Rong 89] J.H.Rong, R.Collorec, J.L.Coatrieux, C.Toumoulin: Model guided automatic frame-to-frame segmentation in digital subtraction angiography, The Int. Cong. on Optical Science and Engineering SPIE vol 1137, Paris France, April 1989.
- [Schunck 89] B.G.Schunck: Image flow segmentation and estimation by constraint line clustering, IEEE. Trans.Pattern Anal.Machine Intel., vol.11, octobre 1989, pp.1010-1027.
- [Toumoulin 87] C.Toumoulin: Traitement d'images multimodalité dans un réseau d'imagerie médicale. Application à la segmentation d'images de radiologie numérique et de résonance magnétique, Thèse, Université de Rennes I, 1987.
- [Venaille 89] C.Venaille, D.Mischler, J.L.Coatrieux: Reconstruction tridimensionnelle de réseaux vasculaires, Actes 12e Coll.GRETSI, Juan-Les-Pin, France, Juin 1989, pp.985-988.

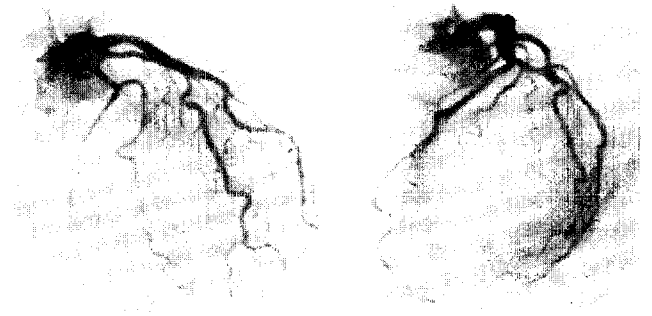


Figure 4 Une paire d'images originales coronarographiques.

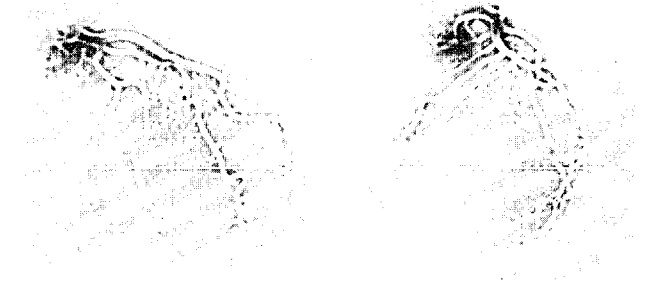


Figure 5 Les images obtenues après filtrage adapté.

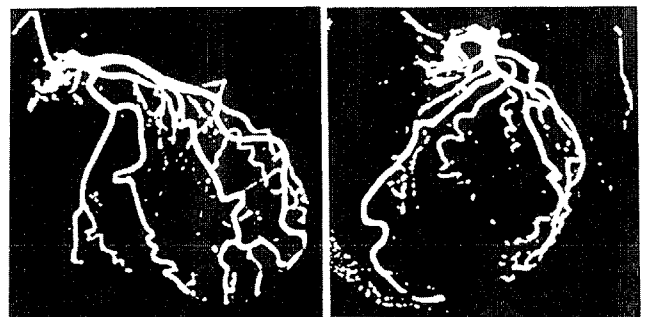


Figure 6 Résultats après la binarisation.

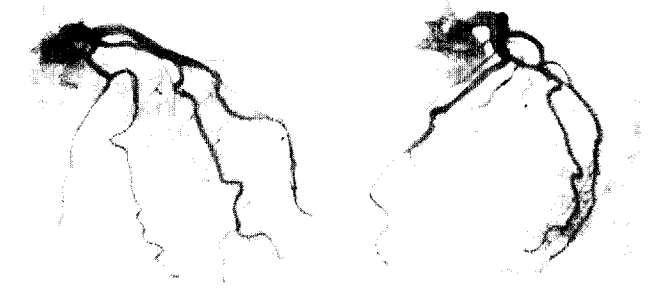


Figure 7 Les mouvements 2D sur les gros vaisseaux.

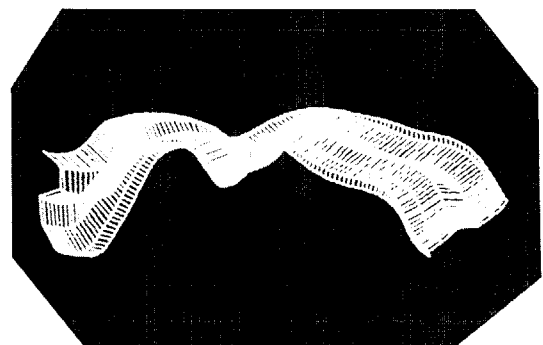


Figure 8 Les déplacements 3D d'un gros vaisseau pendant six intervalles de temps.