

Reconstruction 3d Des Artères Coronaires En Imagerie Rotationnelle Rx

Ahmed Oukili, Yining Hu, Jean-Claude Nunes, Marc Bedossa, Limin Luo, Christine Toumoulin

▶ **To cite this version:**

Ahmed Oukili, Yining Hu, Jean-Claude Nunes, Marc Bedossa, Limin Luo, et al.. Reconstruction 3d Des Artères Coronaires En Imagerie Rotationnelle Rx. RITS 2011 (Colloque National Recherche en Imagerie et Technologies pour la Santé), Apr 2011, Rennes (CHU), France. hal-00908841

HAL Id: hal-00908841
https://hal.science/hal-00908841

Submitted on 5 Mar 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Reconstruction 3D des artères coronaires en imagerie rotationnelle RX*

Ahmed OUKILI[1,2], Yining HU[1,2,3,4] , Jean Claude NUNES[1,2] , Marc BEDOSSA[1,2,5] , Limin Luo[2,3], Christine TOUMOULIN[1,2,4]

[1]INSERM U642, Université de Rennes 1, Rennes F-3500, France,
[2]Laboratoire LTSI, Université de Rennes1, Rennes F-3500, France.
[3]Laboratory of Image Science & Technology, SouthEast University Université du Sud-Est, C-210096 Nanjing, CHINE.
[4]CRIBS – Centre de Recherche en Information Biomedicale sino-français – Université de Rennes – SouthEast University
[5]Département de Cardiologie Interventionnelle, CHU de Rennes.

Résumé -- ***Nous présentons une méthode de reconstruction 3D des artères coronaires à partir de 4 projections acquises en imagerie rotationnelle R-X. L'approche retenue considère un problème d'optimisation d'une fonction "objectif", en se basant sur un estimateur Bayésien (MAP : Maximum à postériori) et un modèle de distribution des données de projection de type Poisson. Le problème étant sous déterminé, nous introduisons un a priori afin d'améliorer la convergence de l'algorithme. Trois fonctions de régularisation sont ainsi considérées de type normes L0, L1 et L2 respectivement. Les algorithmes ont été testés sur des séquences de projections simulées à partir de séquences dynamiques d'arbres coronaires 3D extraits à partir d'examens acquis sur un scanner hélicoïdal multibarettes.***

Mots Clefs
Angiographie Rotationnelle RX, Algorithme statistique MAP, arbre arteriel coronaire, Reconstruction tomographique 3D. séquence de projections, Synchronisation ECG.

I. INTRODUCTION

L'angiographie R-X représente la technique d'imagerie standard pour le diagnostic et le traitement des maladies des artères coronaires. Cependant, la nature 2D des images produites rend difficile leur interprétation du fait de la présence de superpositions et croisements de structures, de vaisseaux vues en fuite, etc. Aujourd'hui, l'angiographie rotationnelle permet d'obtenir de 80 à 180 projections de l'arbre coronaire gauche ou droit sous différentes incidences angulaires (Cranial, axial et caudal). Cette séquence de projections ainsi disponible peut être exploitée pour effectuer une reconstruction 3D de l'arbre coronaire qui associée à des outils de visualisation et de quantification 3D, pourra apporter une aide substancielle dans la documentation des lésions et la recherche de ou des incidences optimales d'observation dans lesquelles le cardiologue interventionnel pourra réaliser sa procédure d'angioplastie. Cette reconstruction 3D représente cependant un véritable challenge du fait du mouvement des structures. Deux grandes familles de méthodes ont été proposées dans la littérature pour effectuer cette reconstruction: la première inspirée des principes de la vision par ordinateur exploite une technique de modélisation en procédant par mise en correspondance d'entités 2D extraites de 2 à 4 projections [1]. Elles utilisent la géométrie de projection du système d'acquisition associée à une contrainte épipolaire pour effectuer la mise en correspondance des primitives extraites de chaque projection. La seconde procède par reconstruction tomographique statique à partir d'un faible nombre de projections [2-3] ou avec compensation du mouvement pour exploiter l'ensemble des projections disponibles [4-5].

Ce papier présente une version modifiée d'un algorithme de reconstruction tomographique itérative statistique [3]. Les modifications proposées portent sur (1) le test de nouvelles fonctions de régularisation en vue d'améliorer la convergence de l'algorithme (l'introduction d'un a priori sur la structure est exprimé sous la forme de Prior type L2, L1 et L0-norm), (2) le choix d'un algorithme d'optimisation basé sur l'emploi de fonctions SPS (Separable Paraboloidal Surrogate functions), plus adapté à la représentation éparse de l'opérateur de projection et qui permet de simplifier la résolution de la fonction de coût [7].

II. MATERIELS ET METHODES

Le problème de la reconstruction tomographique à partir d'un faible nombre de projections est formulé selon la théorie probabiliste de Bayes. L'objectif consiste à calculer l'estimée de l'objet f à partir d'un ensemble de P observations g. Cependant, le nombre d'observations étant restreint, nous sommes confrontés à un problème inverse mal posé qui ne fournit pas une solution unique et stable. Une façon de résoudre ce problème consiste à introduire une information a priori dans la solution comme par exemple une hypothèse de positivité du résultat, de lissage ou même une contrainte anatomique

* Ce travail est financé par l'Agence Nationale pour la Recherche (ANR Mésange N° 09FA388-01 et par le programme de recherche national chinois (#2010CB732)

sur la forme de l'organe à reconstruire. Le maximum de vraisemblance pénalisé s'apparente ainsi à une estimation au sens du maximum a posteriori (MAP).
L'estimée de l'objet *f* est obtenue par maximisation d'une fonction de densité à posteriori *P(f|g)* qui s'écrit sous la forme d'un produit de la fonction de vraisemblance par la probabilité à priori *P(f)* de l'objet :

$$\mathrm{P}(f|g) = \frac{\mathrm{P}(g|f) * \mathrm{P}(f)}{\mathrm{P}(g)} \quad (1)$$

P(g) étant la probabilité a priori des projections. Le calcul de la vraisemblance *P(g|f)* considère un modèle de distribution statistique basé sur une loi de Poisson :

$$P(g|f) = \prod_i \frac{\exp(\bar{g}_i) * (\bar{g}_i^{g_i})}{g_i!} \quad (2)$$

où $i \in \{1,..., P\}$, g_i est la valeur d'intensité à la position *i* du détecteur et $\bar{g}_i$ représente la valeur la plus probable de g_i . Son expression est une fonction d'atténuation :

$$\bar{g}_i = b_i * \exp(-[Af]_i) + r_i \quad (3)$$

où b_i représente la projection du fond de l'image, r_i le bruit de fond et *A* la matrice de projection *N*P* permettant de relier le vecteur *f* de taille *N* et le vecteur *g* des *P* mesures.
$[Af]_i = \sum_{j=1}^{N} a_{i,j} * f_i$ représente la projection de l'objet le long du rayon *i* selon une direction donnée, $a_{i,j}$ définit la longueur du segment résultant de l'intersection du $i^{\text{ème}}$ rayon avec le voxel *j*. L'estimation de $\hat{f}$ au sens du MAP s'écrit finalement sous la forme :

$$\hat{f} = \arg\min_f \{-L(g|f) + \beta R(f)\} \quad (4)$$

avec $L(g|f) = \sum_{i=1}^{p} (-g_i + g_i \log(\bar{g}_i) - \log(g_i!))$ (5)

La fonction de vraisemblance *L(g|f)* est définie à partir du modèle statistique (2). La solution recherchée est un compromis entre la fidélité aux données exprimée par *L(g|f)* et un a priori sur le résultat apportée par la fonction *R(f) :*

$$R(f) = \sum_j \sum_{s \in N_j} w_{j,s} * w(f_j, f_s) \quad (6)$$

où w_{js} représente le poids associé à la fonction $w(.)$ et N_j le voisinage de f_j . Nous cherchons à définir une fonction de régularisation qui prenne en compte le caractère épars des données. Trois fonctions sont évaluées par la suite : Normes L2, L1 et L0 respectivement. Les deux premières sont convexes et apporte un degré de lissage plus ou moins important, $w(t) = t^2$ et $w(t) = |t|$. L0 est définie par la fonction $w(t) = |\mathrm{sgn}(t)|$. Elle n'est ni convexe ni continue mais contrairement aux 2 fonctions précédentes, elle privilégie la préservation des contours.

La procédure d'optimisation est réalisée à partir de l'algorithme SPS introduit par Fessler dans le cas de la reconstruction PET [7-8]. L'idée est de décomposer la fonction objective sous forme de fonctions quadratiques de substitution, ce qui rend la minimisation simple et « parallélisable » d'un point de vue informatique.

La projection du volume et la rétroprojection de la distance entre le volume projeté et les projections *g* sont des opérations très coûteuses en temps qui sont effectuées de manière répétées au cours d'une seule itération. Il existe différentes méthodes pour les calculer et la méthode choisie influe sur la qualité de l'image reconstruite mais également sur le temps de calcul. Nous avons utilisé la méthode de De Man [6] exploitant une approche arrière basée sur un lancer de rayon. En parallèle nous proposons une méthode de calcul de ces projections pour améliorer le temps de calcul. Considérant que le couple source/détecteur est fixé sur un arc (ce qui permet de respecter le centre de rotation), on peut construire une matrice de projection en fonction de la position angulaire θ sous la forme :

$$A_\theta = A_0 Q_\theta \quad (7)$$

où Q_θ représente la matrice de rotation et Ao celle de projection à la position angulaire initiale θ = 0°. La matrice de rotation est diagonale par bloc :

$$Q_\theta = diag\{q_\theta, q_\theta, q_\theta, ..., q_\theta,\} \quad (8)$$

q_θ représente la matrice de rotation associée à la matrice de projection à calculer pour chaque rotation d'angle $\Delta\theta$. Cette décomposition permet de stocker la matrice Ao et q_θ . Elle fournit en même temps un moyen simple et rapide pour calculer les matrices de projection et rétro projection. La taille de la matrice Ao peut être ainsi réduite d'un taux de 99.2% si elle est symétrique, de 25% dans le cas contraire.

III. RÉSULTATS

L'algorithme de reconstruction a été évaluée sur une séquence de projections simulées, obtenues à partir de la projection d'un modèle dynamique 3D de l'arbre artériel coronaire. Ce dernier a été construit à partir de données

patient, acquises sur un scanner 64 barrettes (GE LightSpeed CT coronary angiography). La séquence produite contient 20 volumes binaires de l'arbre artériel [9]. Le processus d'acquisition rotationnel a été simulé en considérant un protocole d'imagerie SAS (Siemens Axiom System) : détecteur plan de 200 mm^2, taille des projections 512^2 pixels, couverture angulaire : 120 °, incrément angulaire : 1.5°. La durée d'acquisition correspond à 4 cycles cardiaques. 80 projections ont été générées sur un intervalle angulaire RA0 60° - LAO 60°. Le fond a été ensuite simulé à partir des données scanner initiales puis un bruit statistique Poissonnien a été ajouté sur chacune des projections ainsi générées (Figure 1).

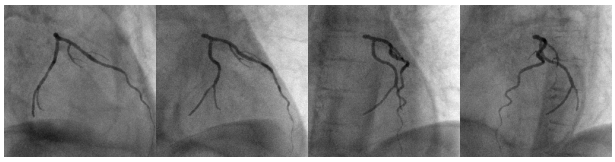


Figure 1 : Projections simulées correspondant à un même instant du cycle cardiaque (incidences RAO 60 °, RAO 30 °, RAO 0 °, LAO 30 °)

La reconstruction est statique. Elle considère l'ensemble des projections associées à la même phase du cycle cardiaque et implique que les données aient été préalablement segmentées. Cette extraction est réalisé par soustraction de l'image originale avec l'image du fond b_i obtenue à partir de l'application de filtres morphologiques (Top hat, fermeture, ouverture). La reconstruction 3D de l'arbre artériel est ensuite réalisée en testant successivement les trois fonctions de régularisation norme L2, L1 et L0.

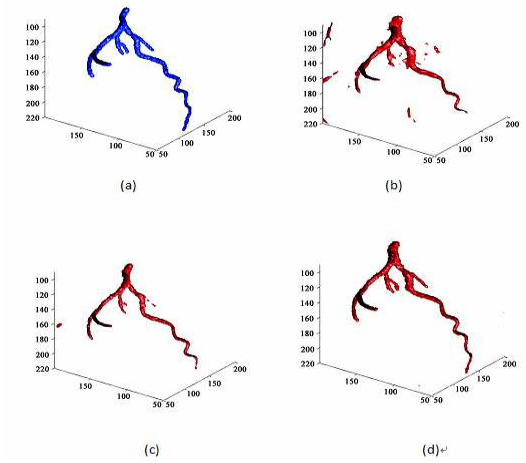


Figure 2 : Reconstruction statique à partir de quatre projections - Résultats en fonction de la régularisation appliquée : (a) arbre 3D de référence, (b) norme L2 (MSE 14.38%), (c) norme L1 (MSE 7.12%), (d) norme L0 (MSE 2.55%)

Le paramètre de pondération β dans (4) est choisi de manière à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre l'arbre 3D estimé et l'arbre de référence (arbre appartenant à la séquence dynamique ayant servi à simuler les projections) : $\beta = 5*10^{-4}$ pour les normes L1 et L2, $\beta = 0.002$ pour la norme L0. Le critère d'arrêt de l'algorithme est fixé à 400 itérations. Afin d'évaluer les résultats, nous avons calculé l'erreur normalisée MSE (Fig. 2).

IV. CONCLUSION

Nous avons évalué trois fonctions de régularisation pour la reconstruction 3D de l'arbre artériel coronaire. Les évaluations ont été réalisées sur un fantôme réaliste construit à partir de données patient. Les premiers résultats montrent que la norme L0 offre la meilleure qualité de reconstruction avec une erreur MSE=2.55%.
D'autre part, nous avons pu améliorer le temps de calcul global en diminuant le temps par itération (par un pré-calcul et pré-stockage de la matrice de projection), et la vitesse de convergence de l'algorithme.

REFERENCE

[1] Chen S., Carroll J. D., "Kinematic and Deformation Analysis of 4-DCoronary Arterial Trees Reconstructed From Cine Angiograms", IEEE Transactions On Medical Imaging, (22)6, 2003, 710-723.

[2] Rasche V., Movassaghi B., Grass M., et al. Automatic selection of the optimal cardiac phase for gated three dimensional coronary X-ray angiography, *Acad. Radiol.*, vol. 13, pp 630-640, 2006.

[3] Zhou J., Bousse A., Yang G., Bellanger J-J, Luo L., Toumoulin C., Coatrieux J.L, A blob-based tomographic reconstruction of 3D coronary trees from rotational X-ray angiography, *SPIE Medical imaging, San Diego, CA USA, 2008*, pp 6913-6924, 2008.

[4] Bousse A., Zhou J., Yang G., Bellanger J-J., Toumoulin C., Motion Compensated Tomographic Reconstruction of Coronary Arteries in Rotational Angiography, *IEEE Eng. in Med. and Biol. Soci.*, vol. 56(4), pp 1254- 1257, 2009.

[5] Blondel C., Malandain G.,Vaillant R., and Ayache N., Reconstruction of coronary arteries from a single rotational X-ray projection sequence, *IEEE Trans. on Med. Imag.*, vol. 25, pp 653-663, 2006.

[6] Man B. D. and Basu S., Distance-driven projection and backprojection in three dimensions, *Phys. Med. Biol.*, vol. 49, pp 2463-2475, 2004.

[7] Fessler J.A., Erdogan H., A paraboloidal surrogates algorithm for convergent penalized-likelihood emission image reconstruction., In Proc. *IEEE Nuc. Sci. Symp. Med. Im.* Conf., 2, pp 1132-1135, 1998.

[8] Erdogan H., Fessler J.A., Monotonic algorithms for transmission tomography, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 18(9), pp 801-814, 1999.

[9] Yang G., Bousse A., Toumoulin C., and Shu H., A multiscale tracking algorithm for the coronary extraction in MSCT angiography, in Proc Eng. Med. Biol. Soc., (1), pp 3066-3069, 2006.