Approche inverse régularisée pour la reconstruction 4-D en tomographie dynamique sans compensation de mouvement

Fabien Momey, Éric Thiébaut, Catherine Burnier-Mennessier, Loïc Denis, Jean-Marie Becker

▶ **To cite this version:**

Fabien Momey, Éric Thiébaut, Catherine Burnier-Mennessier, Loïc Denis, Jean-Marie Becker. Approche inverse régularisée pour la reconstruction 4-D en tomographie dynamique sans compensation de mouvement. XXIVè colloque GRETSI, Sep 2013, Brest, France. pp.ID355. hal-00919508

HAL Id: hal-00919508
https://hal.science/hal-00919508

Submitted on 17 Dec 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.

Approche inverse régularisée pour la reconstruction 4-D en tomographie dynamique sans compensation de mouvement

Fabien MOMEY[1,2], Éric THIÉBAUT[2], Catherine BURNIER[1], Loïc DENIS[1], Jean-Marie BECKER[1]

[1]Université de Lyon, Saint-Étienne, F-42023, France
Université de Saint-Étienne, Jean Monnet, Saint-Étienne, F-42000, France
CNRS, UMR 5516, Laboratoire Hubert Curien, Bâtiment F, 18 Rue du Professeur Benoît Lauras, Saint-Étienne, F-42000, France

[2]Université de Lyon, Lyon, F-69003, France
Université Lyon 1, Observatoire de Lyon, 9 avenue Charles André, Saint-Genis-Laval, F-69230, France
CNRS, UMR 5574, Centre de Recherche Astrophysique de Lyon
Ecole Normale Supérieure de Lyon, Lyon, F-69007, France
fabien.momey@univ-lyon1.fr

Résumé – La tomographie dynamique est la reconstruction, à partir de projections, d'objets induits d'un mouvement, le plus souvent périodique (*e.g.* le cycle respiratoire chez un patient). Le problème de reconstruction devient alors 4-D (3-D spatiale + temps), à données parcimonieuses puisqu'une projection ne correspondra qu'à un instant spécifique de la séquence 4-D d'un cycle (ou période).

Nous traitons la reconstruction dynamique comme un problème inverse global avec un terme d'attache aux données utilisant la totalité des projections. Les paramètres estimés sont l'image 4-D d'un cycle dynamique de l'objet. Le modèle de reprojection est calé temporellement sur le cycle d'acquisition des projections grâce à un signal temporel 1-D décrivant l'évolution dynamique de l'objet, et sa périodicité. Une étape d'interpolation temporelle de la séquence 4-D sur les dates d'acquisition précède alors la projection standard à un instant donné. Nous injectons également une régularisation spatio-temporelle de l'objet sous forme d'une variation totale 4-D. La régularisation apporte alors la corrélation temporelle entre les différentes tranches reconstruites, et permet ainsi d'extraire au mieux l'information fournie par les données, sans aucune estimation ni compensation de mouvement.

Nous faisons la démonstration de notre approche sur des reconstructions 2-D+t d'un fantôme mécanique acquises sur un scanner *Cone-Beam*. La régularisation spatio-temporelle apporte un gain sans équivoque sur la qualité des reconstructions dynamiques. Des premiers résultats 4-D (3-D+t) encourageants sont obtenus sur données cliniques d'un patient en respiration.

Abstract – X-ray CT reconstruction can be severely impaired by the patient's breath (respiratory) motion and cardiac beating. Some state-of-the-art methods increase the number of projections, allowing an independent reconstruction of several phases of the time sampled sequence. Other methods use motion compensation in the reconstruction, by a beforehand estimation on a previous data set, getting the explicit motion through a deformation model.

Our work takes a different path ; it uses dynamic reconstruction, based on inverse problems theory, without any additional information, nor explicit knowledge of the motion. The dynamic sequence is reconstructed out of a single data set, only assuming the motion's continuity and periodicity.

This inverse problem is considered as a minimization of an error term combined with a regularization. One of the most original features of this Ph.D. thesis, typical of dynamic CT, is the elaboration of a reconstruction method from very sparse data, using Total Variation (TV) as a very efficient regularization term. We also implement a new rigorously defined and computationally efficient tomographic projector, based on B-splines separable functions, outperforming usual reconstruction quality in a data sparsity context. This reconstruction method is then inserted into a coherent dynamic reconstruction scheme, applying an efficient spatio-temporal TV regularization. Our method exploits current data information only, in an optimal way ; moreover, its implementation is rather straightforward.

We demonstrate the strength of our approach and its practical feasibility on 2-D and 3-D+t reconstructions of a mechanical phantom and real patient data.

1 Contexte

En tomographie dynamique, la variabilité anatomique de l'objet, *i.e.* le mouvement de ses structures internes, est un problème critique. La reconstruction devient 4-D (3-D + temps). En imagerie médicale, il s'agit, par exemple, de localiser une tumeur à l'intérieur du poumon du patient, afin d'élaborer un plan de traitement par radiothérapie précis et le moins destructif possible pour les tissus sains environnants.

Une première solution consiste à acquérir les projections en corrélation avec l'enregistrement d'un signal temporel périodique 1-D (respiration, battements cardiaques) donnant l'évolution du mouvement. Les projections sont triées en fonction de

leur appartenance à un instant donné du cycle de mouvement, et des reconstructions statiques indépendantes à chaque instant sont réalisées : ce sont les méthodes dites *gated* [5]. Celles-ci nécessitent un nombre suffisant de projections pour chaque tranche temporelle reconstruite, augmentant la dose de rayons X délivrée au patient.

D'autres méthodes consistent à incorporer dans le modèle de projection tomographique l'information du mouvement sous forme d'un champ de déformation de l'objet : c'est la compensation de mouvement [3]. Ainsi il est possible d'utiliser la totalité des projections acquises, en se ramenant à un instant de référence. Ce type de reconstruction nécessite d'estimer au préalable ce champ de déformation. Cela est fait en général à partir d'une reconstruction 4-D type *gated* antérieure, signifiant encore une forte dose de rayons X nécessaire, tout en augmentant la complexité de la reconstruction et des incertitudes de modélisation.

Notre approche vise à réduire la dose nécessaire, en se basant uniquement sur les projections courantes non sur-numéraires, sans requérir une quelconque connaissance a priori du mouvement, pour extraire l'information anatomique dynamique. En ce sens, nous nous distinguons des approches *gated* en reconstruisant l'objet 4-D globalement, *i.e.* en ne décorrélant pas les dimensions spatiales de la dimension temporelle. Pour ce faire, nous élaborons un modèle de reprojection 4-D pour l'obtention des pseudo-données à tout instant de l'acquisition, et injectons une régularisation spatio-temporelle de type variation totale 4-D, afin d'harmoniser la séquence en liant les différentes tranches temporelles de façon cohérente.

2 Méthode

2.1 modalité d'acquisition

Nous considérons la modalité d'acquisition des scanners *Cone-Beam CT* [1]. Leur particularité est leur lente période de rotation ($\approx$ 2 minutes), et des projections acquises sur un unique tour du détecteur plan. Cela rend difficile des reconstructions 4-D de type *gated*, dû à l'insuffisance du nombre de projections. Cependant, la faible vitesse de rotation permet la révolution de plusieurs cycles du mouvement respiratoire et assure ainsi une couverture angulaire satisfaisante pour chaque tranche de la séquence à reconstruire, que nous tentons d'exploiter de manière optimale.

2.2 Critère de reconstruction

$$\begin{aligned}\mathbf{f}^{+} &= \arg\min_{\mathbf{f}} \; \mathcal{J}_{\mathsf{data}}(\mathbf{f}) + \mu\, \mathcal{J}_{\mathsf{prior}}(\mathbf{f}) \\ &= \arg\min_{\mathbf{f}} \; \sum_{\theta\in\Theta} \left\| \mathbf{y}^{\theta} - \mathbf{R}^{\theta}\cdot\mathbf{S}^{\iota}\cdot\mathbf{f} \right\|^{2}_{\mathbf{W}} + \mathcal{J}_{\mathsf{prior}}(\mathbf{f}, \mu_{\mathsf{time}}, \mu_{\mathsf{space}}, \epsilon)\end{aligned} \tag{1}$$

Le problème inverse de la reconstruction 4-D est posé comme le critère défini dans l'équation 1, que nous minimisons à l'aide de l'algorithme VMLM [2]. $\mathcal{J}_{\mathsf{data}}$ est le terme d'attache aux données, *i.e.* un moindre carré pondéré par la matrice $\mathbf{W}$. Les $\mathbf{y}^{\theta}$ sont les projections à chaque orientation θ du détecteur, chacune associée à une date d'acquisition t_θ. $\mathbf{f}$ sont les paramètres de la séquence à estimer, modélisée comme une image 4-D de voxels "spatio-temporels", représentant un cyle de mouvement. $[\mathbf{R}^{\theta}\cdot\mathbf{S}^{\iota}]$ constitue le modèle de projection dynamique de la séquence 4-D. Ce dernier est composé d'un interpolateur temporel $\mathbf{S}^{\iota}$ de l'image 4-D permettant d'obtenir les états de l'objet aux dates des projections t_θ, qui sont alors projetés "statiquement" par l'opérateur tomographique $\mathbf{R}^{\theta}$. Les coefficients de $\mathbf{S}^{\iota}$ sont déterminés en calant temporellement le cycle à reconstruire dans la séquence d'acquisition des projections. Ce "recalage" est possible si l'on dispose d'un signal 1-D donnant l'évolution des cycles de mouvement, *e.g.* le signal respiratoire du patient.

2.3 Régularisation spatio-temporelle

Le terme $\mathcal{J}_{\mathsf{prior}}$ de l'équation 1 constitue la régularisation spatio-temporelle 4-D. L'anatomie des objets à reconstruire est spatialement continue par morceaux. Nous utilisons donc la variation totale [4] pour régulariser spatialement l'image. Les variations temporelles des structures se faisant exclusivement au niveau des interfaces entre les tissus, rendant les gradients spatiaux de l'image intrinsèquement liés aux gradients temporels, nous étendons cette notion de continuité par morceaux à l'ensemble de l'objet 4-D. Par voie de conséquence la variation totale à appliquer devient 4-D :

$$\mathcal{J}_{\mathsf{prior}}(\mathbf{f}) = \sum_{\boldsymbol{k}}\sum_{\ell}\sqrt{\mu^2_{\mathsf{space}}\cdot\left\|\nabla^{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{k}}\cdot\mathbf{f}\right\|^2_{L_2} + \mu^2_{\mathsf{time}}\cdot\left\|\nabla^{t}_{\boldsymbol{k}}\cdot\mathbf{f}\right\|^2_{L_2} + \epsilon^2} \tag{2}$$

Les $\nabla^{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{k},\ell}$ et $\nabla^{t}_{\boldsymbol{k},\ell}$ sont les opérateurs gradients de l'image sur le voxel $(\boldsymbol{k},\ell)$, respectivement spatial et temporel. Pour tenir compte de l'hétérogénéité des dimensions, deux hyperparamètres μ_{space} et μ_{time} règlent le poids de la régularisation spatialement et temporellement. L'hyperparamètre ϵ sert de relaxation afin de lever la singularité de la variation totale en $\nabla\mathbf{f} = \mathbf{0}$.

3 Résultats

La figure 1 compare deux reconstructions composées de 22 tranches temporelles, l'une avec $\mu_{\mathsf{time}} = 0$ (équivalent du cas *gated*), et l'autre où celui-ci est réglé à l'optimal en qualité visuelle (noter approche). La valeur de μ_{space} est quant à elle identique pour les deux reconstructions. On voit sur cette figure l'extrême gain en qualité apporté par la corrélation temporelle induite par la régularisation.

La figure 2 montrent des résultats de reconstructions 4-D, à partir des données d'un thorax de patient, utilisées dans l'article Rit *et al.* de 2009 [3]. Nous comparons les coupes axiales de deux reconstructions, l'une *gated* et l'autre par compensation

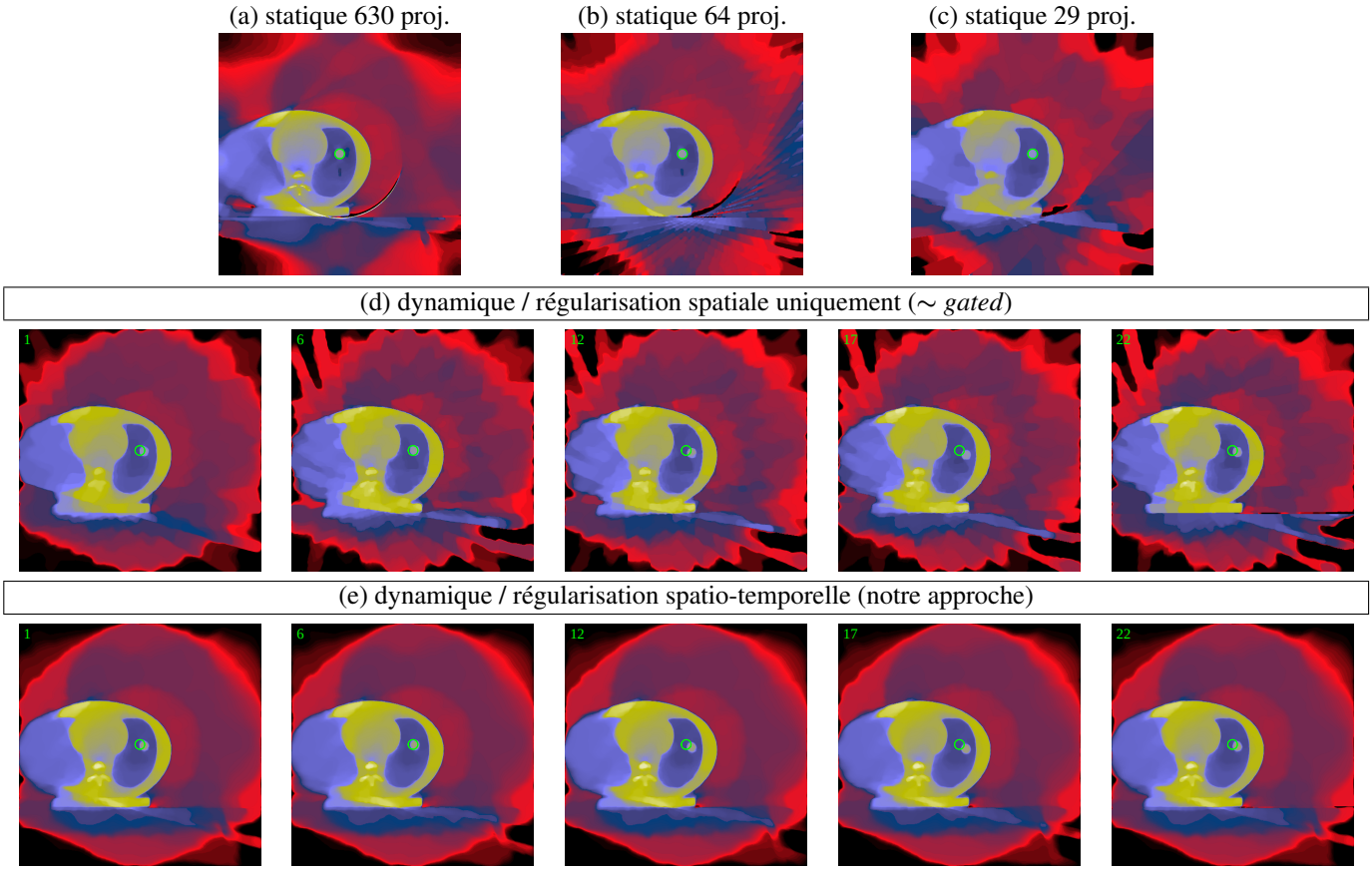

FIGURE 1 – Reconstructions 2-D+t (d,e) 500×500 (voxel $1 \times 1\mathrm{mm}^2$) avec 22 tranches temporelles de la coupe médiane d'un fantôme dynamique mécanique de thorax, acquises au Centre Léon Bérard, à Lyon, sur un scanner *Elekta Synergy cone-beam CT*. Dans l'un des "poumons", l'insert sphérique est animé d'un mouvement de translation circulaire périodique sinusoïdal dans le plan transversal central, de période 4 secondes. 630 projections sur 360° ont été acquises sur 120 secondes. L'objet est tronqué par le détecteur. (d) Reconstruction régularisée uniquement spatialement. (e) Reconstruction régularisée par la variation totale spatio-temporelle. On visualise les tranches n° 1, n° 6, n° 12, n° 17 et n° 22 de chaque reconstruction. La position de référence de l'insert, lorsqu'il est inanimé, est identifiée sur chaque tranche par un disque de couleur verte. Les reconstructions de l'objet statique — insert immobile — ont été effectuées pour comparaison, à partir de (a) 630, (b) 64 et (c) 29 projections.

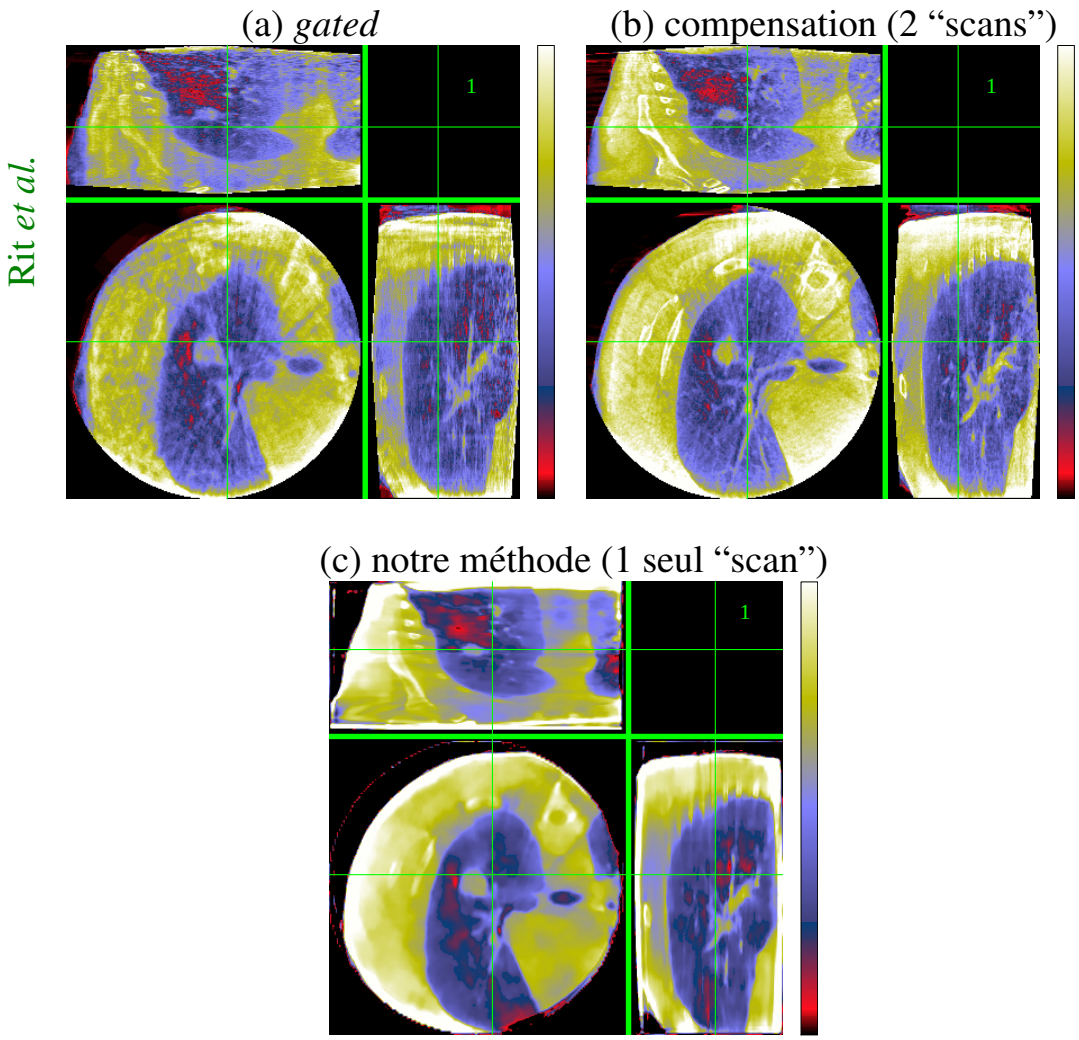

FIGURE 2 – Coupes axiales d'une tranche temporelle de trois reconstructions dynamiques réalisées à partir des données d'un thorax de patient, acquises au Centre Léon Bérard, à Lyon, sur un scanner *Elekta Synergy cone-beam CT*. Ces données ont été utilisées dans l'article de Rit *et al.* de 2009 [3]. Les conditions d'acquisition sont les mêmes que pour la figure 1, avec une période du cycle respiratoire d'environ $2{,}4$ secondes. Les reconstructions (a) et (b) sont tirées de cet article. Elles correspondent respectivement à une reconstruction type *gated* (a), et une reconstruction par compensation de mouvement (b), de dimensions spatiales $262 \times 261 \times 132$ (voxel $0{,}98 \times 0{,}98 \times 2\mathrm{mm}^3$). La reconstruction (c), de dimensions spatiales $275 \times 200 \times 135$ (voxel $2 \times 2 \times 2\mathrm{mm}^3$) et 13 tranches temporelles, a été réalisée avec notre méthode 4-D régularisée spatio-temporellement.

de mouvement, tirées de l'article sus-cité, avec des reconstructions 4-D par notre méthode régularisée spatio-temporellement. Notons que notre reconstruction a été obtenue à partir de l'unique jeu de projections courant, tandis qu'une méthode par compensation de mouvement requiert un jeu de données antérieur pour estimer le modèle de déformation de l'objet.

Références

[1] D.A. Jaffray, J.H. Siewerdsen, J.W. Wong et A.A. Martinez. *Flat-panel cone-beam computed tomography for image-guided radiation therapy*. International journal of radiation oncology, biology, physics, 2002.

[2] J. Nocedal. *Updating quasi-Newton matrices with limited storage*. Mathematics of computation, 1980.

[3] S. Rit, D. Sarrut et L. Desbat. *Comparison of analytic and algebraic methods for motion-compensated cone-beam CT reconstruction of the thorax*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009.

[4] L.I. Rudin, S. Osher et E. Fatemi. *Nonlinear total variation based noise removal algorithms*. Physica D : Nonlinear Phenomena, 1992.

[5] J.J. Sonke, L. Zijp, P. Remeijer et M. Van Herk. *Respiratory correlated cone beam CT*. Medical Physics, 2005.