HAL
open science

Correction de mouvement respiratoire en TDM-4D par interpolation bidirectionnelle pondérée

Zehor Ouksili, Hadj Batatia

To cite this version:

Zehor Ouksili, Hadj Batatia. Correction de mouvement respiratoire en TDM-4D par interpolation bidirectionnelle pondérée. RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), Jan 2012, Lyon, France. pp.978-2-9539515-2-3. hal-00656497

HAL Id: hal-00656497

https://hal.science/hal-00656497v1

Submitted on 17 Jan 2012

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.

Correction de mouvement respiratoire en TDM-4D par interpolation bidirectionnelle pondérée

Z.Ouksili H.Batatia

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, IRIT-ENSEEIHT

2 rue Camichel BP 7122, 31071 Toulouse (France)
zehor.ouksili@enseeiht.fr, hadj.batatia@enseeiht.fr

Résumé

Cet article traite de la reconstruction 4D d'images de tomodensitométrie. Les techniques TDM-4D existantes souffrent de l'effet du mouvement respiratoire qui altère la localisation des organes et l'activité des tumeurs. Étant donné une séquence de coupes acquises à différentes positions respiratoires, la méthode proposée permet d'interpoler les coupes manquantes par compensation du mouvement non-rigide représentant les déformations anatomiques. Les champs de vecteurs estimés par recalage sont inversés et utilisés dans notre modèle d'interpolation bidirectionnelle. Une méthode de reconstruction 4D permet de produire une image 3D du corps à tout niveau respiratoire. Plusieurs expérimentations sur des données de fantôme NCAT et des images réelles du thorax sont présentées. Des indicateurs quantitatifs ont été élaborés. Les résultats montrent une amélioration significative de la précision de la reconstruction.

Mots Clef

Mouvement respiratoire, TDM-4D, Reclage d'images, Flot optique, Interpolation d'images, champ de vecteurs inverse.

Abstract

This paper deals with 4D reconstruction of CT images. Existing techniques suffer from the effect of respiratory motions that displace organs and distort the volume and activity of tumors. Given a sequence of slices acquired at different respiratory positions, the proposed method interpolates missing slices by compensating non-rigid motion representing anatomic deformations. The motion is estimated by registration, reversed and used in our bidirectional interpolation scheme. A 4D reconstruction procedure produces a 3D image of the whole body at any respiratory level. Several experimentations on simulated and real images are presented. Quantitative indicators are established to assess the performance of the method and compare it to existing methods. The results show a significant enhancement of the precision of the reconstructed images.

Keywords

Respiratory motion, 4DCT, Image registration, Optical flow, Image interpolation, Vector field inversion.

1 Introduction

En radiothérapie, les images tomodensitométriques (TDM) permettent de modéliser les tumeurs pour définir la dose de radiation délivrée au patient. En diagnostic du cancer pulmonaire, les images TDM sont utilisées pour visualiser les tumeurs. Elles sont aussi souvent combinées à des modalités fonctionnelles comme la tomographie par émission de positons (TEP). Dans ce dernier cas, elles sont nécessaires pour corriger l'effet de l'atténuation. Le mécanisme complexe d'acquisition de ces images consiste à former l'image 3D par coupes successives en déplaçant, en continue ou par à-coup, le corps sous le scanner par glissement de la table. Le patient respirant, les coupes sont alors acquises à des configurations anatomiques différentes. En effet, le mouvement respiratoire crée des déplacements des organes, des distorsions des structures anatomiques et des déformations dans le volume et l'activité des tumeurs [1]. L'image résultat est incohérente spatio-temporellement provoquant des erreurs dans la localisation des tumeurs et dans les doses de radiation délivrées. L'approche classique pour remédier à ce problème est d'acquérir les images en blocage respiratoire volontaire ou contrôlée [2, 3]. Ainsi en radiothérapie, les radiations sont délivrées dans les mêmes phases qu'à l'acquisition [4]. De plus, les praticiens ont tendance à tracer de larges zones entourant la tumeur pour assurer l'inclusion de tous les tissus tumoraux en risquant l'augmentation de la toxicité.

De nombreux travaux ont montré la nécessité de la prise en compte du mouvement respiratoire durant l'acquisition d'images TDM. La TDM en quatre dimensions (TDM-4D) consiste à déplacer la table après chaque fin de cycle respiratoire. Pendant le cycle, une série d'images est acquise de la même coupe du corps à différentes phases de respiration. Simultanément, une information respiratoire est enregistrée généralement en mesurant la variation de l'altitude du thorax [5], ou celle du volume respiratoire dans les pou-

mons [6]. Ainsi, pour chaque position p, $1 \leq p \leq P$, on obtient une série d'images $\{I_1^p, ...I_{n_p}^p\}$, indexées par leurs niveaux respiratoires :

$$\{I_1^p(v_1), ...I_{n_p}^p(v_{n_p})\},\ 1 \leq p \leq P \tag{1}$$

où P serait le nombre de positions de table et n_p le nombre d'images acquises à la position p. La reconstruction $4D$ consiste alors à former une image TDM-3D du corps entier pour les niveaux respiratoires désirés. Une simple concaténation des images par niveau suffirait si une image était acquise à chaque partie du corps pour chaque niveau. Malheureusement, l'irrégularité des cycles respiratoires conjuguée au temps nécessaire pour déplacer la table engendrent :

– une distribution non uniforme des images acquises par rapport au signal respiratoire,
– un manque d'images pour certains niveaux respiratoires (Fig. 1).

La formation d'une image TDM de tout le corps, à un niveau donné, nécessite donc la génération préalable des images manquantes.

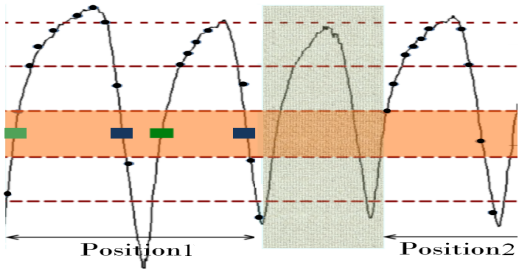


FIGURE 1 – Acquisition Ciné et illustration de l'irrégularité du signal respiratoire. La zone grise correspond au déplacement de la table. La bande orange montre qu'en inspiration et en expiration des images TDM manquent. Cela est visible dans la position 1 de la table

En clinique, une image manquante à un niveau respiratoire est simplement substituée par celle acquise au niveau le plus proche. Cela provoque une inconsistance de l'image reconstruite à cause du mélange de configurations respiratoires différentes. Des méthodes d'interpolation ont été étudiées dans la littérature pour résoudre ce problème. Schreibmann et al [7] proposent de générer des images TDM à différentes phases respiratoires en utilisant une acquisition TDM-4D en mode ciné synchronisée à l'aide d'un RPM [1]. Leur méthode consiste à estimer une déformation B-Spline entre deux images acquises à deux phases respiratoires et d'en déduire l'image à la phase intermédiaire. Les coefficients de la B-Spline sont multipliés par un scalaire pour estimer les coefficients intermédiaires. Ces derniers sont appliqués sur l'une des images pour produire l'image à la phase désirée. Malheureusement, les B-Splines sont des transformations globales qui ne peuvent pas décrire finement les déformations biologiques complexes comme celles du poumon. Dans [8], les auteurs recalent les images TDM acquises en mode ciné en mesurant un flot optique représentant le mouvement en fonction de la variation du volume d'air dans les poumons. Ils adoptent la technique d'interpolation, dite object-based [9]. Malgré les bons résultats obtenus, la méthode applique les champs de vecteurs sans respecter leur orientation. De ce fait, la méthode est difficilement généralisable. De la même manière que RPM et Schreibmann, les images interpolées pour chaque cycle sont concaténées pour construire le corps TDM au volume désiré. Dans la suite, nous utilisons le terme volume respiratoire pour nous référer à l'amplitude du signal respiratoire quel que soit le dispositif d'acquisition (RPM ou spiromètre). Cet article décrit une méthode alternative pour la reconstruction TDM-4D. Nous proposons un modèle 4D simple qui permet de générer des images à n'importe quel volume respiratoire à partir de deux images acquises. Dans un premier temps, nous décrivons la méthode proposée en expliquant le processus d'interpolation, de recalage et d'inversion des champs de vecteurs. Ensuite, nous exposons la méthode de reconstruction TDM-4D utilisée dans cet article. Enfin, nous présentons les résultats obtenus sur le fantôme NCAT et sur des données réelles en comparant notre méthode à d'autres méthodes de la littérature. Dans le cas des données réelles, seuls les résultats utilisant l'amplitude du thorax (RPM) seront reportés.

2 Méthode

2.1 Interpolation des images

Le but de cette méthode consiste principalement à générer une image à un volume respiratoire donné. Ainsi considérons une position quelconque (p) de la table. Soient $I^p(v_g)$ et $I^p(v_d)$ deux images, de la même partie du corps, acquises aux volumes respiratoires v_g et v_d, appelées dans la suite "*images bornes*". Formellement, les deux images $I^p(v_g)$ et $I^p(v_d)$ sont définies, consécutivement, sur deux compacts $\mathcal{D}_1$ et $\mathcal{D}_2$ de $\mathbb{R}^3$. On considère $\mathbf{T}_{gd}$ la transformation non rigide qui projette les coordonnées de I_g^p sur celles de I_d^p :

$$\begin{array}{llll} T_{gd}: & \mathcal{D}_1 & \longrightarrow & \mathcal{D}_2 \\ & x & \longmapsto & x' = x + \mathbf{U}_{gd}(x) \end{array} \tag{2}$$

$\mathbf{T}_{gd}$ est entièrement définie par le champ de vecteurs $\mathbf{U}_{gd}$. De même, soit $\mathbf{T}_{dg} = T_{gd}^{-1}$ la transformation inverse, tel que :

$$\begin{array}{llll} T_{dg}: & \mathcal{D}_2 & \longrightarrow & \mathcal{D}_1 \\ & x & \longmapsto & x' = x + \mathbf{U}_{dg}(x) \end{array} \tag{3}$$

Nous supposons raisonnablement que $\mathbf{U}_{gd}$ et $\mathbf{U}_{dg}$ sont inversibles et $\mathbf{U}_{gd}^{-1}$ et $\mathbf{U}_{dg}^{-1}$ sont leurs inverses. Par ailleurs, Soit $\alpha_{gd}(v)$ la variation relative du volume respiratoire entre les deux images I_g^p et I_d^p :

$$\alpha_{gd}(v) = \frac{v - v_g}{v_d - v_g} \tag{4}$$

1. RPM : Real Time Position Manager

où v est le volume respiratoire de l'image I^p recherchée, définie sur le compact $\mathcal{D}$. Nous définissons le champ de vecteurs proportionnel gauche $\mathbf{W}_{gd}(v)$ comme :

$$\mathbf{W}_{gd}(v) = \alpha_{gd}(v).\mathbf{U}_{gd} \tag{5}$$

où . est l'opérateur de multiplication de tous les éléments d'un champ par un scalaire. Nous supposons dans ce travail que :

- les déformations observées dans les images sont dues, d'une manière prédominante, à l'effet de la respiration ;
- chaque point x de l'image I_g^p se déplace vers sa position x' dans I_d^p selon un vecteur vitesse colinéaire au vecteur de déplacement $\mathbf{U}_{gd}(x)$.

Sous ces deux hypothèses le champ $\mathbf{W}_{gd}(v)$ représente une bonne approximation de la transformation non rigide qui applique les coordonnées de l'image I_g^p sur celles de l'image "inconnue" $I^p(v)$.

Par conséquent, une première approximation de l'image inconnue peut être obtenue de la manière suivante :

$$I_{L,B}^p(v) = \mathbf{W}_{gd}^{-1}(v) \overleftarrow{\otimes} I_g^p \tag{6}$$

où $\mathbf{W}_{gd}^{-1}(v)$ est l'inverse du champ $\mathbf{W}_{gd}(v)$ et $\overleftarrow{\otimes}$ est l'opérateur de backward-mapping, qui applique indirectement un champ de vecteurs à une image. Cette image est définie en tout point du compact $\mathcal{D}$.

De la même manière, nous calculons une deuxième approximation de l'image inconnue en utilisant l'image I_d^p :

$$I_{R,B}^p(v) = \mathbf{W}_{dg}^{-1}(v) \overleftarrow{\otimes} I_d^p \tag{7}$$

où $\mathbf{W}_{dg}^{-1}$ est l'inverse du champ proportionnel droit $\mathbf{W}_{dg}(v)$ défini comme suit :

$$\mathbf{W}_{dg}(v) = (1 - \alpha_{gd}(v)) \ . \ \mathbf{U}_{dg} \tag{8}$$

Nous proposons donc, une estimation finale de l'image inconnue basée sur les deux images, $I_{L,B}^p(v)$ et $I_{R,B}^p(v)$, précédemment estimées. Elles contribuent au calcul de l'image inconnue proportionnellement à leur proximité du volume cible :

$$I^p(v) = (1-\alpha_{gd}(v)) \ . \ I_{L,B}^p(v) \ + \ \alpha_{gd}(v) \ . \ I_{R,B}^p(v) \tag{9}$$

Cette image est définie, par construction, en tout point de $\mathcal{D}$. La formulation finale de notre méthode d'estimation des images manquantes est la suivante :

$$I^p(v) = (1-\alpha_{gd}(v)) \ . \ (\mathbf{W}_{gd}^{-1}(v) \overleftarrow{\otimes} I_g^p) \ + \ \alpha_{gd}(v) \ . \ (\mathbf{W}_{dg}^{-1}(v) \overleftarrow{\otimes} I_d^p) \tag{10}$$

Cette méthode peut paraître à première vue semblable à celle de Ehrhardt [8]. Cependant, il y a plusieurs différences fondamentales :

- La méthode d'$Ehrhardt$ se fonde sur un modèle de recalage en fonction du volume respiratoire. Les auteurs formulent le déplacement des pixels en fonction de la variation du volume respiratoire. Notre méthode procède par un recalage classique sans contraintes particulières sur le volume.
- Afin d'interpoler une image manquante, la méthode d'$Ehrhardt$ commence par pondérer le champ de vecteur direct et son inverse. Les champs pondérés obtenus sont appliqués aux deux images sans respecter l'orientation des vecteurs. En effet, leur méthode revient à appliquer l'équivalent de $-\mathbf{W}_{gd}$ à l'image I_g et $-\mathbf{W}_{dg}$ à l'image I_d. Ainsi, dans ce sens, la méthode d'$Ehrhardt$ devient un cas particulier de notre méthode en posant $\mathbf{W}_{gd}^{-1} = -\mathbf{W}_{gd}$ et $\mathbf{W}_{dg}^{-1} = -\mathbf{W}_{dg}$. Malheureusement, cette approximation n'est pas très réaliste pour des champs de vecteurs quelconques.

La variation du volume des poumons entre v_g et v_d engendre une déformation anatomique représentée par le champ de vecteurs $\mathbf{U}_{gd}(x)$. Dans ce travail, nous estimons cette déformation en recalant les deux images correspondantes. La méthode de recalage adoptée dans cet article se base sur l'approche des démons proposée par Thirion [11] et adaptée par Cachier et al. [12] afin de contrôler la taille des vecteurs de déplacement. Les déformations estimées sont de nature difféomorphe [13] car elles répondent aux contraintes suivantes :

- estimer des déformations locales : un vecteur de déplacement est estimé pour chaque voxel ;
- calculer des champs de vecteurs d'amplitudes variables : des images distantes en termes de phases respiratoires peuvent être recalées ;
- assurer l'inversibilité des champs de vecteurs : cela permet de suivre les déplacements des points d'une manière bidirectionnelle.

Par ailleurs, il peut être facilement montré que le calcul de l'inverse w d'un champ de vecteurs u revient à résoudre le système non linéaire :

$$u\left(\mathbf{x} + w(\mathbf{x})\right) + w(\mathbf{x}) = 0 \tag{11}$$

Dans cet article, nous proposons de résoudre ce système par une méthode de point fixe. L'itération de cet algorithme est la suivante :

$$\begin{aligned} w_0(\mathbf{x}) &= -u(\mathbf{x}); \\ w_{i+1}(\mathbf{x}) &= -u\left(\mathbf{x} + w_i(\mathbf{x})\right) \end{aligned} \tag{12}$$

Le critère d'arrêt est $max(||w_{i+1}(x) - w_i(x)||_2) < \epsilon$. Il a été démontré [14] que cet algorithme converge sous conditions de Lipschitz et que les vecteurs admettent une borne supérieure.

2.2 Reconstruction TDM 4D

Avec la méthode présentée ci-dessus, nous avons mis en place un algorithme TDM-4D qui reconstruit une image anatomique du corps entier à chaque niveau respiratoire. Soient $v_1 ... v_N$ les volumes moyens des N niveaux respiratoires. Pour chaque niveau i et pour chaque position p de la table, on génère l'image $I^p(v_i)$, si elle n'existe pas. Les images ainsi obtenues sont concaténées pour créer une image TDM au niveau i. L'algorithme 1 présente le processus entier de reconstruction TDM-4D. La fonction $SearchImage(\Omega_p, v_k)$ parcoure

l'ensemble Ω_p des images acquises à la position de la table p pour rechercher une image correspondant au volume v_k. Si une image acquise à un volume v tel que $|v - v_k| < \varepsilon$ est retrouvée, alors celle-ci est considérée comme représentative à ce volume. Dans le cas contraire, les fonctions $SearchBorneGauche(\Omega_p, v_k)$ et $SearchBorneDroite(\Omega_p, v_k)$ sont utilisées pour déterminer les images bornes. La première identifie l'image I_g^p acquise au volume v_g^p tel que :

$$\begin{aligned} I_g^p &= I^p(v_g^p), avec \\ v_g^p &= \underset{v_i \in \Omega_p}{\operatorname{argmin}}(|v_i - v_k|; v_i < v_k). \end{aligned} \tag{13}$$

D'une manière similaire, $SearchBorneDroite(\Omega_p, v_k)$ retrouve l'image I_d^p acquise au volume v_d^p tel que :

$$\begin{aligned} I_d^p &= I^p(v_d^p), avec \\ v_d^p &= \underset{v_i \in \Omega_p}{\operatorname{argmin}}(|v_i - v_k|; v_i > v_k). \end{aligned} \tag{14}$$

Une contrainte supplémentaire, stipulant que les deux bornes doivent appartenir à la même phase (inspiration ou expiration), est considérée lors de la recherche. En effet, pour un volume donné, nous considérons que les déformations des structures anatomiques des poumons diffèrent entre l'inspiration et l'expiration. Ces phases sont donc traitées séparément. Avec les deux images bornes et leurs volumes, la fonction $WBBestimation$ est mise en oeuvre pour générer l'image manquante $I^p(v_k)$ au niveau respiratoire k. Les images $I^p(v_k), 1 < p < P$ sont concaténées pour former l'image anatomique I_k au niveau k ($\oplus$ étant l'opérateur de concaténation) :

$$I_k = \bigoplus_{p=1}^{P} I^p(v_k) \tag{15}$$

3 Expérimentations

Nous avons mis en œuvre diverses expérimentations pour valider la méthode développée ci-dessus. Tout d'abord, la méthode de génération d'images manquantes a été validée à l'aide de données de synthèse et des images réelles. Ensuite des images réelles ont permis de valider la reconstruction TDM-4D. Nous avons par ailleurs, recontruit les images à l'aide des méthodes :

- Estimation Left Backward ($FLBE$), cas particulier de WBBE : en utilisant uniquement l'image gauche ;
- Ehrhardt ($ERHT$) : selon [8] ;
- Estimation Weighted Bidirectional Backward ($WBBE_2$) : en appliquant notre méthode bidirectionnelle sans utilisation de l'étape d'inversion des champs directs. Le champ U_{dg} est calculé par recalage et non déduit à partir de U_{gd} (Section 2.1) ;
- Estimation Weighted Bidirectional Backward ($WBBE_1$) : en appliquant notre méthode bidirectionnelle, avec le champ U_{dg} calculé par inversion de U_{gd}, ($U_{dg} = U_{gd}^{-1}$).

Algorithme 1: Reconstruction 4D TDM

Entrées : $\{v_1 ... v_N\}$ les volumes moyens des N bins
Entrées : $\Omega_p = \{(I_i^p, v_i^p)\}, 1 \leq i \leq n_p, 1 \leq p \leq P$ les ensembles triés d'images acquises par position de table
Sorties : $\{I_k\}, 1 \leq k \leq N$, les images reconstruites pour chaque bin

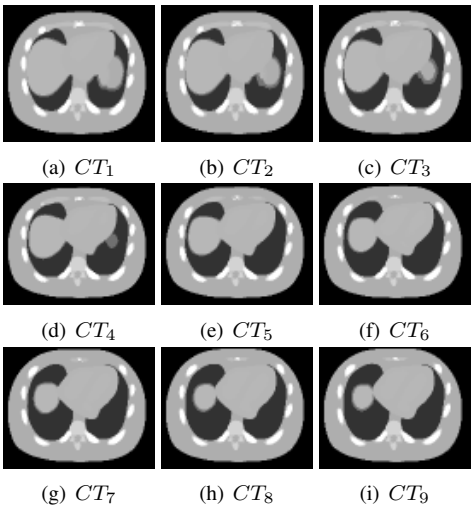
for $k \leftarrow 1$ **to** N **do**
  $I_k \leftarrow \varnothing$;
  for $p \leftarrow 1$ **to** P **do**
    $I^p(v_k) \leftarrow SearchImage(\Omega_p, v_k)$;
    if I^p *est vide* **then**
      $I_g^p \leftarrow$ SearchBorneGauche(Ω_p, v_k);
      $I_d^p \leftarrow$ SearchBorneDroite(Ω_p, v_k);
      $I^p(v_k) \leftarrow$ WBBestimation(I_g^p, I_d^p, v_g^p, v_d^p, v_k);
  /* $\oplus$ opérateur de concaténation d'images */
  $I_k \leftarrow I_k \oplus I^p(v_k)$;

3.1 Images synthétiques

Un ensemble d'images a été généré en utilisant NCAT [15]. Nous avons considéré un cycle respiratoire de 5 secondes. Vingt (20) images, de taille $128 \times 128 \times 64$ espacées de 0.25 secondes ont été générées (Fig.2). Ces images consistent en des coefficients d'atténuation (μ) compris dans l'intervalle $[0, 0.93281]$. Afin d'éviter les problèmes de précision lors des calculs, nous avons converti ces images en unités de Hounsfield (UH), selon l'expression :

$$UH = 1000 \, \frac{\mu - \mu_{eau}}{\mu_{eau}} \tag{16}$$

où μ_{eau} est le coefficient d'atténuation de l'eau. Les neuf



(a) CT_1 (b) CT_2 (c) CT_3
(d) CT_4 (e) CT_5 (f) CT_6
(g) CT_7 (h) CT_8 (i) CT_9

FIGURE 2 – Coupe 11 des images NCAT.

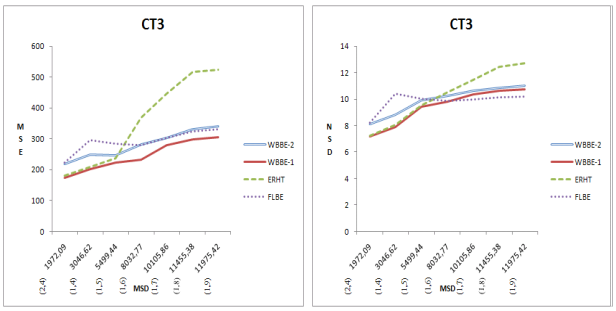
(9) premières images acquises $\{CT_1 ... CT_9\}$ correspondent

à l'inspiration. Les onze restantes couvrent la phase d'expiration. Les images ont été associées à leurs volumes respiratoires respectifs. Nous avons utilisé l'ensemble des images définies en phase d'inspiration. L'objectif de cette expérimentation a consisté à étudier le comportement de l'erreur de reconstruction en variant l'éloignement des images *bornes*. Pour cela, nous avons reconstruit l'image CT_3 à partir des couples (CT_1,CT_9),(CT_1,CT_8),(CT_1,CT_7) (CT_1,CT_6),(CT_1,CT_5),(CT_1,CT_4),(CT_2,CT_4). De même, nous avons reconstruit CT_7 à partir des couples $\{(CT_1,CT_9),(CT_4,CT_9),(CT_6,CT_8)\}$. Nous avons mesuré quantitativement la *précision* de la reconstruction en fonction de la distance quadratique moyenne (MSD) entre les images bornes. Pour cela, nous avons évalué l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le NSD (Number of Sites Disagreements) appliqués à la région du thorax [10]. Les figures 3 et 4 montrent les variations du MSE et du NSD en fonction du MSD pour les différentes méthodes. Nous pouvons noter que, globalement, le MSE varie d'une manière cohérente par rapport au NSD. Ce qui constitue en soi un indicateur de validité des expérimentations. La méthode $FLBE$ donne des scores non strictement monotones. En examinant les résultats, on remarquera que pour cette méthode, la précision de la reconstruction dépend : 1) de la distance, au sens respiratoire, entre les images bornes ; et 2) de la distance relative entre l'image cible et les images bornes. Quand le rapport de volume α est proche de 0, une meilleure précision est obtenue pour une différence du volume faible. A l'inverse, un α tendant vers 1 donnera une précision assez faible même pour des bornes rapprochées. En effet, le couple (CT_1,CT_4), malgré la proximité, produit des erreurs plus importantes en reconstruisant CT_3 car $\alpha > 0.5$ (c'est-à-dire CT_3 plus proche de CT_4 que de CT_1). Ce comportement - de la méthode $FLBE$ - s'explique par le non respect de la propriété des bornes [16]. La méthode $ERHT$ produit de bons résultats pour des images bornes proches ; mais ses scores deviennent assez faibles (MSE et NSD grands) quand les bornes sont éloignées.

Nos deux méthodes $WBBE_1$ et $WBBE_2$ donnent des MSE et NSD décroissants avec la distance entre les images bornes. La méthode $WBBE_1$, qui procède par recalage inversible, obtient la meilleure précision dans tous les cas. Par conséquent, notre méthode peut être appliquée même dans le cas de variations significatives de volumes entre les bornes. Elle donne des résultats cohérents quelle que soit la distance entre les images.

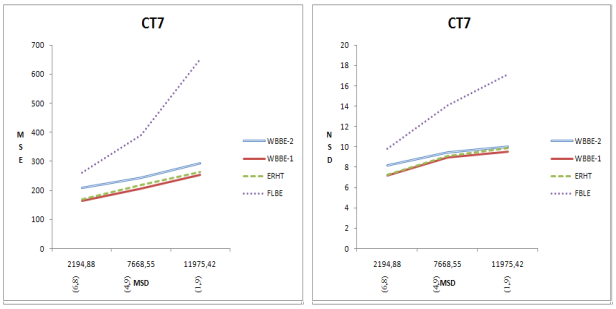
3.2 Images réelles

En plus des simulations NCAT, nous avons évalué la génération d'images manquantes sur des données réelles acquises à l'aide de l'appareil *Discovery ST* de *General Electric* synchronisé au système RPM de la société $VARIAN$. Huit (8) coupes ont été acquises à chaque rotation. La table a été déplacée chaque 6 secondes. Cela a permis d'obtenir entre 7 et 12 images à chaque position. Au total, 768



(a) MSE (b) NSD

FIGURE 3 – Erreurs MSE et NSD pour les quatres méthodes de reconstruction appliquées à CT_3. (i,j) représente les numéros des images bornes



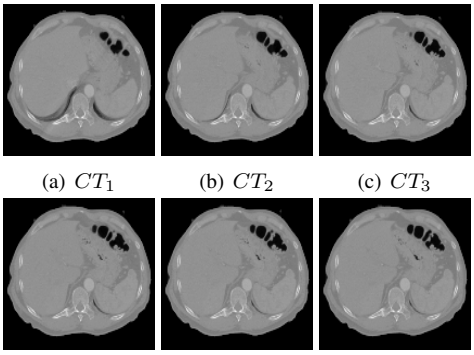
(a) MSE (b) NSD

FIGURE 4 – Erreurs MSE et NSD pour les quatre méthodes de reconstruction appliquées à CT_7. (i,j) représente les numéros des images bornes

coupes ont été acquises sur 25 positions de la table, couvrant le thorax du patient. Ne disposant pas de volumes respiratoires pour cette acquisition, nous avons donc associé pour chaque image son amplitude (en cm) RPM correspondante.

Pour cette étude, nous avons considéré le cycle de la deuxième position de table (Fig.1). Six (6) images avaient été acquises en inspiration. Les reconstructions ont été faites à l'aide des méthodes $FLBE$, $ERHT$, $WBBE_1$ et $WBBE_2$. L'image CT_4 a été reconstruite à partir des couples (CT_1,CT_5), (CT_1,CT_6), (CT_2,CT_5), (CT_2,CT_6), (CT_3,CT_5), (CT_3,CT_6). La figure 6 montre les variations des mesures MSE et NSD par rapport à la distance MSD entre les images. Nous constatons que notre méthode $WBBE_1$ obtient dans tous les cas les meilleurs scores. Les faibles variations sur les erreurs de cette méthode sont dues à la précision du recalage. La méthode $FLBE$ obtient une précision décroissante avec la distance entre les images bornes comme attendu. La méthode $ERHT$ obtient des scores instables. Ceci s'explique par le fait que les bords sont mal interpolés.

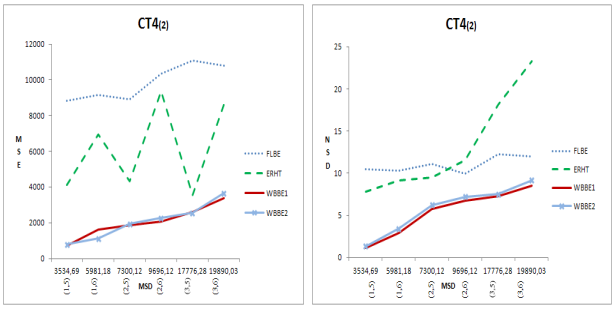
En effet, afin d'éliminer les problèmes de bord, les auteurs de la méthode $ERHT$ proposent de compléter les images



(a) CT_1 (b) CT_2 (c) CT_3

(d) CT_4 (e) CT_5 (f) CT_6

FIGURE 5 – Coupe 4 des images réelles



(a) MSE (b) NSD

FIGURE 6 – Erreurs MSE et NSD pour les quatre méthodes de reconstruction appliquées à CT_4.(i,j) représente les numéros des images bornes

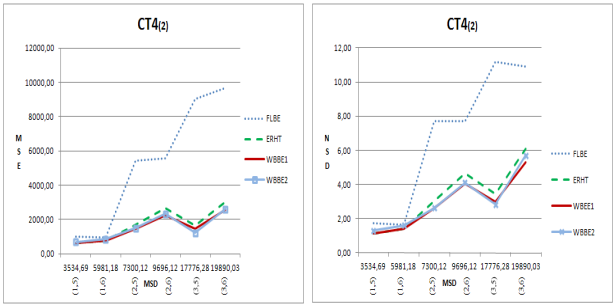
bornes avant interpolation. Soit v le volume cible auquel on souhaite reconstruire $I^p(v)$. Soient (I_g^p, I_d^p) les bornes de I^p acquises aux volumes (v_g, v_d). Étant donnée la fonction $NearestImage(\Omega, v)$ qui retourne l'image de Ω acquise au volume le plus proche de v, on définit les images :

$$\begin{array}{rcl} I_g^{p-1} & = & NearestImage(\Omega_{p-1}, v_g) \\ I_d^{p-1} & = & NearestImage(\Omega_{p-1}, v_d) \\ I_g^{p+1} & = & NearestImage(\Omega_{p+1}, v_g) \\ I_d^{p+1} & = & NearestImage(\Omega_{p+1}, v_d) \end{array} \quad (17)$$

La méthode de $Ehrhardt$ construit les images :

$$\begin{array}{rcl} \tilde{I}_g^p & = & I_g^{p-1} \oplus I_g^p \oplus I_g^{p+1} \\ \tilde{I}_d^p & = & I_d^{p-1} \oplus I_d^p \oplus I_d^{p+1} \end{array} \quad (18)$$

Ces deux images sont utilisées pour interpoler une image $\tilde{I}^p$. L'image désirée I^p est alors obtenue en extrayant le tiers central. Les bords obtenus peuvent néanmoins contenir des artéfacts si les différences $|v_g^{p-1} - v_g^p|$, $|v_g^{p+1} - v_g^p|$, $|v_d^{p-1} - v_d^p|$, ou $|v_d^{p+1} - v_d^p|$ sont importantes. Afin de rester conforme à cette spécification, nous avons conduit les mêmes expérimentations sur le même cycle en utilisant cette approche. Les résultats quantitatifs sont représentés sur les courbes de la figure 7 indiquant les erreurs en fonction de la distance des images. Notre méthode $WBBE1$ obtient là aussi la meilleure précision. La méthode $ERHT$ donne des valeurs croissantes en fonction de la distance des images. Ainsi, notre méthode donne de bons résultats sans ou avec concaténation.
Notons que pour cette expérience, la méthode $WBBE2$ (qui procède par recalage dans les deux sens au lieu de l'inversion) donne des scores légèrement moins bons que $WBBE1$.



(a) MSE (b) NSD

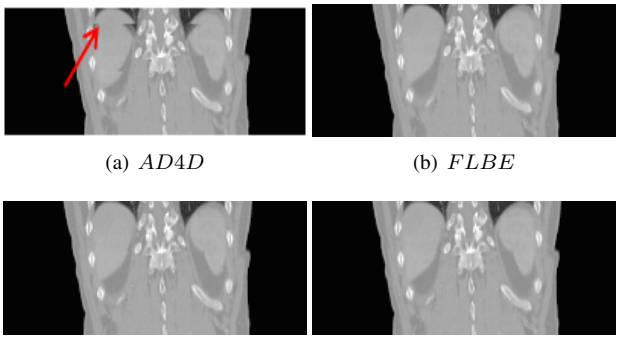
FIGURE 7 – Erreurs MSE et NSD de la reconstruction de CT_4 avec complément de bornes.(i,j) représente les numéros des images bornes

3.3 Evaluation de la reconstruction TDM-4D

La méthode de reconstruction TDM-4D a été évaluée sur les images réelles décrites ci-dessus. Le traitement du signal a abouti à la détermination de 11 cycles valides. Une image TDM-3D du corps a été reconstruite pour l'amplitude $-0.05cm$. Huit cycles étaient valides $1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 11$. Quatre images étaient manquantes aux cycles $3, 6, 8, 9$. Nous avons généré les images manquantes à l'aide des méthodes $FLBE$, $ERHT$ et $WBBE_1$. L'image a été reconstruite en concaténant les images des différents cycles. L'objectif a été de comparer les performances de quatre méthodes : le logiciel Advantage 4D de General Electric utilisé en clinique ($AD4D$) ; $FLBE$, $ERHT$ et $WBBE_1$ présentées ci-haut. La figure 8 montre une coupe de l'image reconstruite. On observe des discontinuités importantes dans les images $AD4D$. Les trois autres méthodes donnent une image relativement lisse.
Nous avons évalué quantitativement ces résultats à l'aide de la mesure de disparité des coupes successives (*Mean Square Slice Distance*) [8] . Cette mesure évalue l'erreur de *continuité* entre coupes adjacentes d'une image. Concrètement, on note la distance entre deux coupes adjacentes :

$$MSD(I,k) = \frac{1}{N*M} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} [I(i,j,k) - I(i,j,k-1)]^2 \quad (19)$$

N et M étant les dimensions d'une coupe (dans notre cas $N = M = 512$). On définit la mesure *Mean Square Slice*



(a) $AD4D$ (b) $FLBE$

(c) $ERHT$ (d) $WBBE1$

FIGURE 8 – Une coupe coronale des images reconstruites à $-0.05cm$. Des discontinuités de structures sont montrées avec une flèche rouge dans l'image $AD4D$

Distance d'une image I ayant K coupes (dans notre cas $K = 8$ pour les TDM locales et $K = 64$ pour la TDM globale) :

$$MSSD(I, s) = \frac{1}{K/s} \sum_{\substack{k=2 \\ k mod s=0}}^{K} MSD(I, k) \tag{20}$$

Le paramètre s permet de varier le pas des couples de coupes à comparer. Soient $I^{(p)}(v), 1 < p < P$ les images à concaténer pour former $I(v)$. Parmi celles-ci, on note $\overset{\bullet}{I}^{(p)}(v), 1 < p < P_1$ les images existantes et $\overset{\circ}{I}^{(p)}(v), 1 < p < P_2$ celles générées, avec $P_1 + P_2 = P$. On calcule la distance moyenne inter-slice dans les images existantes ($MSSD^{reel}$) :

$$MSSD^{reel}(v) = \frac{1}{P_1} \sum_{p=1}^{P_1} MSSD\left(\overset{\bullet}{I}^{(p)}(v), 1\right) \tag{21}$$

On définit ($MSSD^{jonc}$) comme étant la distance moyenne entre coupes aux jonctions de concaténation de toutes les images $I^{(p)}(v), 1 < p < P$. C'est aussi la distance $MSSD$ à un pas 8 de l'image globale reconstruite (I(v)) :

$$MSSD^{jonc}(v) = MSSD\left(I(v), 8\right) \tag{22}$$

On définit l'erreur de continuité ICE (*Image Continuity Error*) :

$$ICE(v) = \left|MSSD^{jonc}(v) - MSSD^{reel}(v)\right| \tag{23}$$

Quand les images concaténées sont générées avec précision au volume v, ICE serait proche de zéro. Une grande valeur de ICE indique que les jonctions entre les coupes au niveau des concaténations présentent des disparités plus importantes qu'entre les coupes adjacentes dans les images acquises. Le tableau 1 présente les mesures pour les quatre méthodes considérées. On constate une meilleure précision pour notre méthode $WBBE_1$. La méthode $FLBE$ donne des résultats plus précis que ceux de $ERHT$. Cela vient du fait que les images interpolées étaient toutes assez proches de la borne gauche.

Amplitude (cm)	Phase	$MSSD^{reel}$	$MSSD^{jonc}/ICE$			
			$AD4D$	$ERHT$	$FLBE$	$WBBE_1$
0.05	60%	1677.50	4349.51/ 2990.80	3020.15/ 1313.30	2990.80/ 2735	2735.00/ 1057.50

TABLE 1 – Erreur ICE de l'image reconstruite par les différentes méthodes.

4 Conclusion

Nous avons proposé, dans cet article, une nouvelle méthode de génération des images TDM pour la reconstruction TDM-4D. Étant donné un volume respiratoire cible quelconque, la méthode interpole une image TDM à une position de la table en utilisant les images acquises à la même position. Les deux images sont recalées pour obtenir les champs de vecteurs direct et inverse. Ces champs sont pondérés par la variation relative du volume entre la cible et les bornes pour obtenir les *champs proportionnels gauche et droit*. Nous avons donc comparé notre méthode à deux autres méthodes $FLBE$ et $ERHT$. La précision de la génération a été mesurée à l'aide de deux indicateurs quantitatifs : l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le nombre de pixels différents (NSD : Number of Sites Disagreements). Deux conclusions ont été tirées : 1) la méthode $FLBE$, ne respectant pas la propriété des bornes, produit des résultats imprécis ; 2) les deux autres méthodes ($Ehrhardt$ et la notre) produisent des scores monotones par rapport à la distance entre les images. Notre méthode $WBBE_1$ aboutit à une meilleure précision. Les tests sur des images réelles ont été de deux ordres. Premièrement, nous avons testé la précision de notre méthode à générer les images manquantes. Plusieurs images ont été générées à partir de leurs voisines et comparées à la vérité terrain. La reconstruction 4D a été effectuée avec les trois méthodes et des indicateurs quantitatifs ont été calculés. Les résultats confirment ceux de la simulation. Par ailleurs, nous avons reconstruit une image entière à la phase 60%. Les résultats obtenus par les trois méthodes ont été comparés à la reconstruction faite par le système clinique $Advantage4D$. L'erreur de discontinuité des tissues entre coupes a été mesurée et utilisée comme base de comparaison. Les résultats montrent la bonne précision de notre méthode.

Références

[1] G. Chen and J.H. Kung and K.P. Beaudette, "Artifacts in computed tomography scanning of moving objects," *Radiat. Oncol*, vol. 14, pp. 19–26, 2004.

[2] J.M. Balter and K.L. Lam and C.J. McGinn and T.S. Lawrence and R.T. Haken, "Improvement of CT-based treatment planning models of abdominal targets using static exhale imaging," *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, vol.41, pp. 939-943, 1998.

[3] J.W. Wong and J.W. and M.B. Sharpe and D.A.Jaffray and V.R. Kini and J.M. Robertson and J.S. Stromberg and A.A. Martinez, "The use of active breathing

control (ABC) to reduce margin for breathing motion," *Int J. Radiat Oncol Biol Phys*, vol.44, pp. 911–919, 1999.

[4] L. Xing and D. Thorndyke and E. Schreibmann and Y. Yang and T.F. Li and G.Y. Kim and G. Luxton and A. Koong, "Overview Of Image-Guided Radiation Therapy," *Medical Dosimetry*, vol.31, pp. 91–112, 2006.

[5] S. Vedam and P.J. Keall and V.R. Kini and H. Mostafavi and H.P. Shukl and R. Mohan, "Acquiring a four-dimensional computed tomography dataset using an external respiratory signal," *Phys Med Biol*, vol. 48, pp. 45–62, 2003.

[6] D.A. Low and M. Nystrom and E. Kalinin and P. Parikh and J.F. Dempsey and J.D. Bradley and S. Mutic and S.H. Wahab and T. Islam and G. Christensen and D.G. Politte and B.R. Whiting, "A method for the reconstruction of four-dimentionan synchronized CT scans acquired during free breathing," *Med. Phys*, vol. 30, 2003.

[7] E. Schreibmann and G.T. Chen and L. Xing, "Image interpolation in 4D CT using a B-Spline deformable registration model," *Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys.*, vol. 64, pp. 1537–1550, 2006.

[8] J. Ehrhardt and R. Werner and D. Säring and T. Frenzel and W. Lu and D. Low and H. Handels, "An optical flow based method for improved reconstruction of 4D CT data sets acquired during free breathing," *Med Phys*, vol. 34, pp. 711–721, 2007.

[9] G.P. Grevera and J.K. Udupa, "An objective comparison of 3-d image interpolation methods," *IEEE, transactions on Medical imaging*, vol. 17, 1998.

[10] G.P. Penney and J.A. Schnable and D. Ruekert, "Regitration-based interpolation," vol. 23, 2004.

[11] J.P Thirion, "Image matching as a diffusion process : An analogy with maxwell's demons," *Medical Image Analysis*, vol. 2, pp. 243–260, 1998.

[12] P. Cachier and X. pennec and N. Ayache, "Fast non rigid maching by gradient descent : study and improvements of the demons algorithm," *Technical Report INRIA*, 1999.

[13] T. Vercauteren and X. Pennec and A. Perchant and N. Ayache, "Diffeomorphic demons : Efficient non-parametric image registration," vol. 45, 2009.

[14] M. Chen and Lu W. and Chen Q. and K. J. Ruchala and G. H. Olivera, "A simple fixed-point approach to invert a deformation field," *Med. Phys.*, vol. 35, pp. 81–88, 2008.

[15] W. Segars, *Development and application of the new dynamic NURBS-based cardiac-torso (NCAT) phantom*, Ph.D. thesis, The University of North Carolina, 2001.

[16] Z. Ouksili, *Compensation du mouvement respiratoire dans les images TEP/TDM thoraciques*, Thèse de doctorat, Université de Toulouse, 2010. http ://ethesis.inp-toulouse.fr/archive/00001214/.