



Compensation du mouvement respiratoire dans les images TEP

Zehor Ouksili, Hadj Batatia

► **To cite this version:**

Zehor Ouksili, Hadj Batatia. Compensation du mouvement respiratoire dans les images TEP. ORA-SIS'09 - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, 2009, Trégastel, France, France. 2009. <inria-00404639>

HAL Id: inria-00404639

<https://hal.inria.fr/inria-00404639>

Submitted on 16 Jul 2009

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.

Compensation du mouvement respiratoire dans les images TEP

Respiratory motion correction in PET images

Z. Ouksili, H. Batatia

Université de Toulouse, IRIT, 2 rue Charles Camichel - BP 7122 31071 Toulouse Cedex 7, France
{zehir.ouksili, hadj.batatia}@enseeiht.fr

Résumé

La qualité des images de tomographie par émission de positon (TEP) est actuellement limitée par les effets du mouvement respiratoire. Ce mouvement introduit des artefacts qui altèrent l'interprétation des images et faussent le diagnostic. Les méthodes proposées dans la littérature pour corriger ces artefacts, sont généralement basées sur l'acquisition avec gating respiratoire. Ces techniques ont un mauvais rapport signal sur bruit réduisant considérablement la qualité des images. Dans ce papier, nous proposons une méthode alternative pour une meilleure reconstruction des images TEP. Elle consiste à acquérir des images CT et TEP synchronisées à la respiration. L'acquisition des images CT est effectuée en mode ciné. Par ailleurs, les données brutes TEP sont acquises, filtrées et classées dans des bins. Le mouvement respiratoire inter-bins est obtenu par recalage non-rigide des images CT correspondantes. Dans ce travail, nous proposons de compenser ce mouvement avant la reconstruction TEP en appliquant directement la déformation estimée à la matrice système. Pour valider notre méthode, nous avons mis en œuvre deux expérimentations. La première consiste à valider la méthode de traitement du signal respiratoire à l'aide de données réelles de type RPM VARIAN. La deuxième permet de valider la compensation du mouvement en utilisant NCAT et GATE. Les résultats obtenus confirment le potentiel de la méthode.

Mots Clef

Mouvement respiratoire, Tomographie, Recalage, B-spline, Méthode itérative.

Abstract

The quality of the Positron Emission Tomography (PET) is currently limited by the effects of the respiratory motion. This motion introduces artefacts that alter the interpretation of the images and distort the diagnosis. Methods proposed in the literature for correcting such effects involve usually the use of gated frames, which lead to low signal-to-noise ratio images. In this paper, we propose an integrated system to compensate respiratory motion in PET images. It is based on synchronous acquisition of PET and CT data with a spirometer. The respiratory signal is filtered out and segmented into equal

levels of volume. Each level corresponds to a certain time interval. CT images are acquired at each of these intervals. Respiratory motion between two intervals, approximated by a B-spline transformation, is obtained by registering the corresponding CT images. PET list mode signals are classified according to the same intervals. Each interval gives a linear system representing the tomography. In this work, we propose to compensate the motion by directly applying the B-spline transform to the system matrix, prior to the reconstruction. Averaging the interval partial PET images gives the global PET image.

In order to validate our method, we have conducted two experiments. The first consisted in analysing RPM VARIAN data to validate our respiratory signal processing method. The second, which aims at validating the motion compensation, uses NCAT phantom and GATE. Results confirm the potential of our method.

Keywords

Respiratory motion, Tomography, Registration, B-spline, iterative method.

1 Introduction

En médecine, l'imagerie est aujourd'hui un outil primordial dans l'établissement de nombreux diagnostics. Parmi les différentes modalités, la Tomographie par Emission de Positron (TEP) n'est certes pas celle qui procure les images de la meilleure qualité visuelle. En revanche, il s'agit d'une modalité fonctionnelle qui fournit une information sur l'état de fonctionnement de l'organe cible et pas seulement sur sa morphologie. Le diagnostic et le suivi de cancers pulmonaires se basent de plus en plus sur ce type d'images. Actuellement, ces images souffrent d'artefacts causés par les mouvements respiratoires rendant le diagnostic imprécis. En effet, leur acquisition se déroule sur une durée de plusieurs minutes. Pendant cette période plusieurs cycles respiratoires se produisent déformant les poumons et par conséquent les tumeurs. Ainsi, l'image résultante est une moyenne des émissions sur le volume entier de l'organe pendant la période d'acquisition. Les tumeurs apparaissent plus larges et à des positions incorrectes.

Les méthodes existantes pour réduire l'effet du mouvement respiratoire se fondent généralement sur la technique du gating respiratoire lors de l'acquisition [1, 8]. Dans de telles techniques, le cycle respiratoire est

découpé en plusieurs plages temporelles ou fenêtres. L'imageur cumule les émissions détectées dans des bins correspondant à chaque fenêtre. Chaque bin donne lieu à la reconstruction d'une image TEP. Une telle image est, ainsi, construite à l'aide d'une partie limitée des données brutes. Ceci aboutit à des images de mauvaise qualité et nécessite souvent l'allongement du temps d'acquisition.

Afin de prendre en compte toutes les données TEP et de les corriger au mieux, le développement de méthodes d'acquisition traitant directement le signal TEP est nécessaire. Une telle méthode consisterait premièrement, à établir des phases respiratoires pour lesquelles la déformation des poumons est considérée négligeable. Deuxièmement, il s'agit de classifier les lignes de réponses TEP (LOR) dans des bins correspondant à ces phases [6]. Ensuite, les différents bins sont reconstruits individuellement. Les images intermédiaires ainsi construites sont combinées en tenant compte de la correction du mouvement respiratoire pour former l'image TEP. Cette démarche nécessite la mesure du signal respiratoire et l'estimation du mouvement respiratoire à partir de données anatomiques comme la CT. Plusieurs approches ont été proposées pour compenser le mouvement estimé dans les images TEP. On distingue la compensation a posteriori et la compensation a priori. Les méthodes de gating ainsi que certaines méthodes de post – synchronisation emploient la compensation a posteriori en déformant les images TEP. Lamare et al [4, 5] ont montré la faisabilité de la compensation a priori en appliquant la déformation estimée, à partir d'un recalage CT-CT, sur les données TEP. Les expérimentations ont montré une nette amélioration du rapport signal sur bruit, en comparaison avec les méthodes du gating respiratoire [1]. Les validations cliniques effectuées utilisent le système RPM pour la mesure de la courbe respiratoire. Cependant, la corrélation entre le mouvement des tumeurs et le déplacement de la cage thoracique, mesuré par le RPM, manque de précision [3].

Dans cet article, nous proposons un processus intégral pour reconstruire des images TEP précises. Ce processus consiste en quatre grandes étapes : 1) acquisition des données multimodales synchronisées, 2) prétraitement des données pour assurer leur cohérence spatiale et temporelle, 3) estimation du mouvement par recalage non rigide, 4) compensation du mouvement a priori par transformation de la matrice système, 5) reconstruction des images TEP par une méthode itérative. La première étape consiste à acquérir trois types de données : volumes respiratoires par spiromètre, données TEP en mode liste, et images CT en mode ciné. Pour cela, un spiromètre est relié aux dispositifs d'acquisition TEP et CT pour assurer leur contrôle. La deuxième étape consiste à traiter le signal respiratoire en trois étapes. Le signal est d'abord filtré pour éliminer les hautes fréquences. Ensuite, nous détectons les maximums et les minimums du signal. Enfin, contrairement aux méthodes classiques, nous découpons le signal en des niveaux de volume fixes. Chaque niveau de volume est projeté sur l'axe du temps

pour déterminer les bins correspondants. Les données CT et TEP sont alors classées selon cette segmentation.

La troisième étape consiste à recalibrer les images CT pour estimer les déformations inter-bins. La quatrième étape consiste à corriger a priori le mouvement respiratoire dans les données TEP de chaque bin. Pour cela, nous appliquons la déformation obtenue par recalage directement à la matrice du système correspondant au bin. La résolution de ces systèmes permet la reconstruction des images des bins, dont la moyenne donne l'image TEP globale. Les deux contributions principales de ce travail concernent : 1) l'adoption du volume respiratoire comme base de synchronisation des images CT et TEP, 2) la transformation de la matrice système pour la compensation du mouvement respiratoire dans les images TEP.

Cette étude est effectuée sur des images de synthèse issues du fantôme numérique NCAT. Les sinogrammes sont générés par le simulateur GATE. Dans la section 2 nous présentons, en détail, notre méthode pour la correction du mouvement respiratoire. Nous décrivons le système de contrôle de la respiration basé sur le spiromètre, la méthode d'échantillonnage de données TEP brutes, la méthode de recalage CT-CT et nous faisons référence aux algorithmes de reconstruction TEP. La section 3 est réservée aux résultats obtenus pour la compensation du mouvement respiratoire. Enfin, une conclusion et des perspectives terminent cet article en section 4.

2 Acquisition

La méthode proposée se fonde sur l'utilisation de trois capteurs simultanément. Ainsi, trois types de données synchronisées sont utilisés pour aboutir à des images TEP précises. Le système d'acquisition consiste en trois composants principaux : le spiromètre, la caméra TEP, le capteur CT. Ces éléments partagent une horloge commune afin d'avoir la même base de temps. Les données acquises par chacun de ces composants sont exploitées dans les sections suivantes.

2.1 Volumes respiratoires

L'activité de respiration varie considérablement d'un patient à l'autre ainsi que pour le même patient dans le temps [2]. Elle peut être caractérisée par plusieurs propriétés telles que la posture, le type (poitrine ou abdomen), la profondeur (faible, normale, profonde). Les mécanismes existants de contrôle de la respiration (exemples RPM, POLARIS) estiment l'effet de la respiration en utilisant une caméra infrarouge pour suivre le mouvement de marqueurs thoraciques ou en mesurant la variation de la pression. Cependant, les indicateurs mesurés ne sont pas très représentatifs de la complexité du phénomène. En effet, des variations majeures peuvent se produire et ne peuvent être évaluées que si on connaît précisément le volume d'air dans les poumons. Le spiromètre est un appareil qui mesure d'une manière continue le volume respiratoire entrant et sortant. Il est muni de lunettes permettant au patient de visualiser son

rythme de respiration. Ceci l'aide à stabiliser son cycle. Avant son introduction dans l'appareil CT-TEP, le patient est donc équipé du spiromètre lui-même connecté aux deux machines CT et TEP. Lors d'une phase de régularisation, le patient respirant normalement (Figure 1.a), le spiromètre détermine les caractéristiques de base du signal respiratoire, tel que le volume résiduel. Dès que les cycles deviennent réguliers en phase et en amplitude, le spiromètre déclenche le début de l'acquisition CT. La méthode proposée permet à tout instant de connaître avec précision la variation du volume d'air dans les poumons. Ainsi, pendant que le scanner acquiert les images CT, le spiromètre scrute la respiration pour détecter le retour au volume d'origine et donc la fin des cycles. Dès que l'ensemble du corps a été balayé, le scanner émet un signal de fin d'acquisition. Dès lors, le spiromètre déclenche le début d'acquisition TEP. Cette dernière consiste à enregistrer d'une manière continue et dans un format adapté les données TEP datées.

2.2 Données CT

Le sous-système d'acquisition CT, GE Discovery ST, est asservi au spiromètre. Ainsi, le début des acquisitions coïncide, à chaque fois, avec le commencement d'un nouveau cycle respiratoire. Le capteur utilisé acquiert quelques coupes (slices) simultanément en effectuant une rotation entière. La durée de la rotation est assez courte pour considérer que les mouvements du corps sont négligeables. Ainsi, les coupes acquises correspondent approximativement à une position figée des poumons. La table étant fixe pendant un cycle respiratoire, le scanner acquiert quatre slices (Figure 1.b). Chacun de ces quadruplets représente la même portion du corps à un instant différent du cycle respiratoire. Si on considère que la partie du corps à scanner requiert $4 * N$ slices, nous aurons besoin au moins de N cycles. Ces données scanners datées seront précieuses lors de la reconstruction de l'image TEP. Nous signalons aussi que si une perturbation est détectée dans l'amplitude du signal respiratoire, les images CT correspondantes sont automatiquement rejetées et une nouvelle acquisition est effectuée.

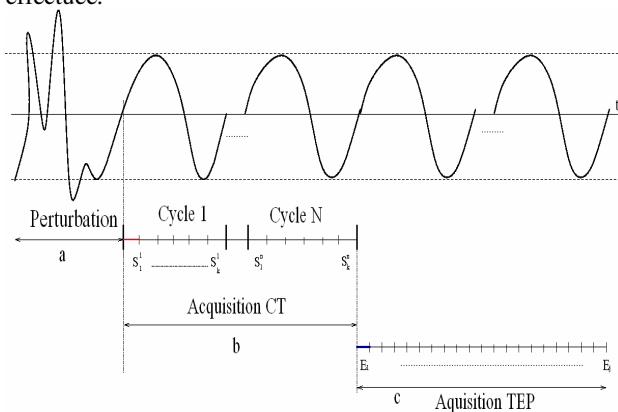


Figure 1. Schéma temporel de l'acquisition

2.3 Données TEP

Les méthodes classiques de gestion de la respiration pendant l'acquisition TEP se base principalement sur la technique dite du gating. La durée du cycle respiratoire est supposée fixe. Elle est subdivisée en un nombre fixe de phases. Un timer permet de partitionner les données acquises en autant de sous-ensembles (ou bins) que de phases. Ainsi pour un cycle de cinq secondes et dix bins, les coïncidences sont ajoutées au bin correspondant à l'instant de leur détection. Malheureusement le cycle respiratoire n'est jamais constant. Des perturbations majeures peuvent se produire aboutissant à des artefacts dans l'image finale. En plus, la formation d'images de bonne qualité par bin nécessite l'allongement du temps d'acquisition pour compenser la pauvreté des données. Dans notre système, la caméra TEP (GE Discovery ST) est elle aussi contrôlée par le spiromètre. L'acquisition du signal TEP est continue en mode liste. Le temps d'acquisition reste donc modéré comparé aux méthodes de gating. Ceci permet de ne pas modifier le protocole clinique en dehors du port du spiromètre. Ce mode liste est choisi car il fournit une grande résolution temporelle permettant des post-traitements pour améliorer la précision. Nous notons M le nombre de cycles nécessaires pour former une image TEP. Toutes les coïncidences détectées sont datées permettant ainsi une synchronisation parfaite avec le signal respiratoire. En effet, chaque coïncidence correspond à un instant particulier du cycle respiratoire (Figure 1.c).

3 Prétraitements

À l'issue de la phase d'acquisition, nous disposons de données respiratoires, données TEP en mode liste, et images CT toutes synchronisées. Nous pouvons ainsi les ramener sur l'axe de temps pour opérer des traitements de filtrage et de recalage. Les trois sous-sections suivantes décrivent les prétraitements effectués sur ces données.

3.1 Signal respiratoire

Tout d'abord, la courbe respiratoire est analysée pour détecter les passages correspondant à des cycles irréguliers. Les amplitudes sortant de la normale, les débits perturbant le volume résiduel, et les variations abruptes de phase sont détectées. Les cycles correspondants sont marqués comme aberrants et voués au rejet.

Dans le traitement du signal, le premier problème auquel on est confronté est l'élimination du bruit qui s'exprime par les hautes fréquences. Le signal respiratoire étant discret, il est analysé point par point. La méthode adoptée pour filtrer le signal est un lissage moyennier. Nous définissons une fenêtre de taille suffisamment petite pour ne supprimer aucune information autre que le bruit. Une fois le signal débruité, nous déterminons tous les extremums, de la courbe respiratoire filtrée, par un calcul de la dérivée. Cependant, nous détectons beaucoup d'extremums non valides, très proches l'un de l'autre. Par ailleurs, il est connu qu'un cycle respiratoire peut durer entre 2 à 7 secondes. Nous vérifions pour chaque extremum la monotonie de sa partie droite et gauche. Si

les monotonies sont conservées jusqu'à un certain seuil, alors l'extremum est valide. Le volume maximal et le volume résiduel du signal sont alors déterminés. Nous partitionnons ensuite le signal en un nombre fixe de niveaux ayant la même variation de volume, les durées pouvant être différentes. Nous notons P le nombre de niveaux respiratoires. La variation ΔV est choisie de manière à ce que les déformations correspondantes soient faibles (Figure 2). On obtient ainsi, par projection, une partition de l'axe du temps. Les partitions correspondant au même niveau de volume et à la même orientation (inspiration, expiration) correspondent à des mouvements semblables.

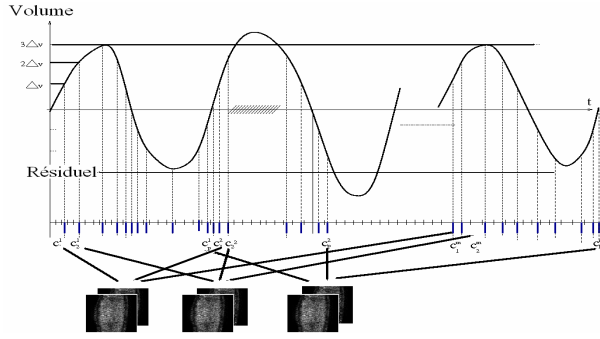


Figure 2. Classification des données TEP

3.2 Données TEP

Les niveaux respiratoires déterminés lors du traitement précédent sont le moyen de classer les données élémentaires TEP. Nous formons autant de bins que de niveaux (P), plus une classe de rejet. Au regard de leur instant de détection, les coïncidences sont mises dans l'une de ses classes. Celles qui proviennent de périodes correspondant à des variations anormales (amplitude ou phase) sont placées dans la classe rejet. Cette méthode de filtrage permet d'éliminer les bruits et ainsi construire une image TEP plus précise. Nous notons $\{C_1^i \dots C_p^i\}$ l'ensemble des partitions des données TEP du cycle i avec $i \in [1, M]$. Les partitions appartenant à la classe (niveau) j , $\{C_{j_1}^i \dots C_{j_m}^i\}$, sont donc regroupées pour former le bin j . Ainsi, les événements TEP provenant du même état de déformation des poumons sont regroupés dans le même bin (Figure 2). Soient $\{B_1, \dots, B_p\}$ l'ensemble de ces bins. Les données de chaque bin sont alors traitées pour former des sinogrammes, qui serviront à la reconstruction de l'image TEP

3.3 Images CT

L'acquisition pendant l'étape initiale par le scanner CT en mode ciné (c'est-à-dire continue) permet d'obtenir un ensemble de quadruplets de slices. Pour simplifier les notations, nous considérons que cet ensemble est uniformément distribué sur les cycles. Dans la suite, le terme slice CT signifiera un quadruplet de slices CT. Soit

$C^i = \{S_1^i \dots S_k^i\}$ l'ensemble de slices associé au cycle i . Chaque niveau j du cycle i aura un sous-ensemble de slices $C_j^i \subset C^i$; soit $\{C_{j_1}^i \dots C_{j_m}^i\}$ ce sous-ensemble ordonné dans le temps où $m \geq 1$. Cet ensemble n'est pas entièrement nécessaire. En effet, $\{C_{j_1}^i \dots C_{j_m}^i\}$ peuvent raisonnablement être considérés semblables vu qu'ils sont acquis dans un laps de temps très court. Nous en retenons uniquement le premier slice ($C_{j_1}^i$) comme représentant du niveau j . L'ensemble $\{C_{j_1}^1 \dots C_{j_1}^n\}$ des slices issus du niveau j de tous les cycles ($i \in [1, n]$) est traité pour former l'image CT_j . Ainsi, nous aboutissons à l'ensemble final d'images CT représentant tout le corps à P niveaux différents du cycle : $\{CT_1, \dots, CT_p\}$

4 Correction du mouvement

En plus de la partition du cycle respiratoire par intervalles de temps fixes, les méthodes classiques de gating reconstruisent une image TEP par bin. Ces images sont alors recalées entre elles pour éliminer les déformations respiratoires [8]. Or, les images TEP sont caractérisées par le manque d'information anatomique. Les méthodes de recalage géométriques ne sont donc pas applicables. Par conséquent, les méthodes denses utilisées exploitent exclusivement les intensités des images [7]. Les déformations estimées sont appliquées à l'image test pour corriger les déformations. Cela revient en pratique à recalculer les tumeurs entre elles. Ainsi, toute information sur l'évolution des tumeurs est altérée et devient inutilisable. Ceci va à l'encontre de l'objectif même du recalage TEP qui vise à mesurer l'évolution géométrique (volume, déformation) et le changement de dynamique (densité, intensité d'activité) des tumeurs. Ces approches ne sont donc pas efficaces. Nous adoptons une méthode indirecte pour contribuer à résoudre ce problème. Ceci consiste à estimer le mouvement à l'aide d'images CT et de le compenser dans les données TEP. Nous étudions, dans cet article, une méthode dense basée sur une transformation non rigide.

4.1 Estimation du mouvement

Afin d'estimer la déformation des organes par l'effet de la respiration entre le niveau i et le niveau de référence 1, nous recalons l'image CT_i avec l'image CT_1 . Ce recalage consiste à estimer la transformation \hat{T}_i telle que :

$$\hat{T}_i = \underset{T}{\operatorname{argmax}} (S(CT_1, T(CT_i)))$$

où S est une mesure de similarité. Dans notre étude nous avons adopté le coefficient de corrélation dont la formulation est la suivante :

$$f(I_{ref}, T(I_{test})) = - \frac{\sum_{i=1}^N I_{ref}(x_i) I_{test}(T(x_i))}{\sqrt{\sum_{i=1}^N I_{ref}^2(x_i)} \sqrt{\sum_{i=1}^N I_{test}^2(T(x_i))}}$$

où $I_{ref}(x_i)$ est l'intensité du nœud x_i dans l'image de référence et $I_{test}(T(x_i))$ est l'intensité de l'image test à l'endroit où le nœud x_i a été transformé. Les déformations respiratoires sont modélisées par une transformation B-spline hiérarchique. Cela permet d'analyser de façon précise les déformations des structures du corps. En pratique \hat{T}_i est la composition d'une transformation affine et d'une B-spline. La transformation affine permet de compenser les erreurs de position. La B-spline sert alors à estimer d'une manière plus précise la déformation locale. Nous avons estimé la transformation B-spline d'une manière hiérarchique. Nous procédons d'une résolution grossière de l'image vers la résolution la plus fine en augmentant progressivement le nombre de bases spline utilisées. Il s'agit en tout de 3 résolutions différentes avec des bases 4, 7 et 11. Soit $C = \{c_j = (c_j^x, c_j^y, c_j^z)\}; j \in [1, N]$ l'ensemble des points de contrôle à une résolution donnée. Nous supposons que les points de contrôles sont équidistants dans les trois dimensions. Soit $\Delta\rho = \Delta\rho_x = \Delta\rho_y = \Delta\rho_z$ cette distance.

A chaque point de contrôle c_j , nous associons les coefficients $\delta_j = (\delta_j^x, \delta_j^y, \delta_j^z)$ de la B-spline. A chaque résolution, nous estimons ces paramètres à l'aide d'un algorithme d'optimisation quasi-Newton (L-BGFS-B). Ainsi, les coefficients estimés permettent de transformer l'image CT_i pour être similaire à l'image de référence CT_1 . Pour cela, chaque pixel $s=(x, y, z)$ de l'image CT_i est transformé de la manière suivante :

$$\hat{T}_i(s) = \sum_j \delta_j \beta^3 \left(\frac{s - c_j}{\Delta\rho} \right)$$

Avec $\beta^3(s) = \beta^3(x)\beta^3(y)\beta^3(z)$ le noyau de convolution de la B-spline. L'ensemble des coefficients δ_j finaux représente une estimation des mouvements locaux des organes entre les deux niveaux de respiration. Nous notons cette transformation \hat{T}_i .

4.2 Compensation du mouvement

Soit S le sinogramme représentant les émissions de positons pendant une période donnée. Soit G la matrice représentant la géométrie du capteur. L'image TEP, X , recherchée est la solution du système linéaire :

$$S = G \cdot X$$

Afin de reconstruire une image TEP, X_i , pour chaque niveau de respiration, exempté d'effet du mouvement respiratoire, les méthodes classiques de gating commencent par reconstruire les images TEP, X'_i , puis

les ré-échantillonnent en leur appliquant directement les transformations :

$$S_i = G \cdot X'_i \text{ et } X_i = \hat{T}_i(X'_i)$$

Cette approche produit des bruits indésirables du fait que la tomographie est calculée sur des données brutes. Dans cet article, nous procédons d'une manière originale : nous appliquons la transformation \hat{T}_i à la matrice du système :

$$G_i = \hat{T}_i(G),$$

puis nous reconstruisons les images X_i à chaque niveau en résolvant le nouveau système :

$$S_i = G_i \cdot X_i$$

L'image TEP globale X est obtenue en calculant la moyenne des images X_i :

$$X = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p X_i$$

5 Expérimentations

5.1 Validation des prétraitements

Les premières expérimentations que nous avons menées ont visé la validation de notre méthode de traitement du signal respiratoire. En l'absence d'acquisition directe sur un patient par le spiromètre, nous avons analysé les données issues du système *Real-Time Position Management* (RPM) de la société Varian¹.

Le signal respiratoire étant très bruité essentiellement à la fin de l'inspiration et de l'expiration, le filtrage permet de lisser la majorité des perturbations ou du moins les atténuer (Figure 3). Lors du calcul des extremums, nous obtenons néanmoins plusieurs maximums et minimums locaux. Cela est dû aux fortes perturbations qui n'ont pas été lissées totalement. Après correction, nous ne gardons que les extremums significatifs. Ces extremums nous aideront à délimiter les abscisses en temps des expirations et des inspirations. Enfin, le découpage selon les amplitudes, se fait en calculant pour chaque expiration et inspiration, l'intersection entre la courbe du signal respiratoire, définie dans l'intervalle en cours de traitement, et les droites d'amplitude. Nous projetons toutes ces intersections pour avoir les temps correspondant dans l'intervalle de l'expiration ou de l'inspiration. A l'issue de ce traitement, nous établissons deux matrices, où chaque intervalle d'expiration ou d'inspiration est découpé en 8 sous intervalles (Figure 4). Nous pouvons par la suite, classer nos données TEP selon la composante temporelle.

¹ Ces données nous ont été fournies par notre partenaire l'Institut Claudius Regaud de cancérologie - Toulouse

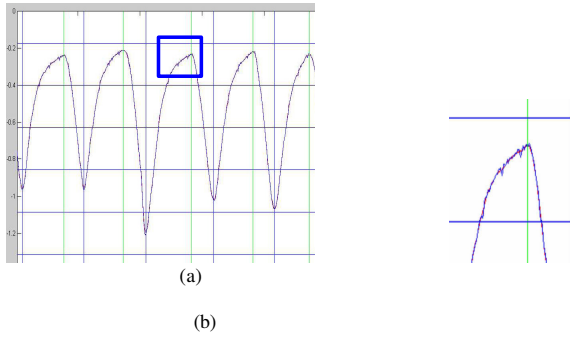


Figure 3. Filtrage du signal ; (b) zoom sur la partie encadrée de (a)

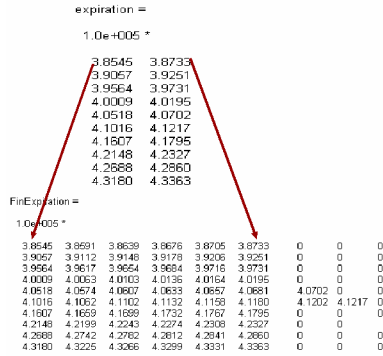


Figure 4. Construction des matrices de bins

5.2 Validation de l'estimation et la compensation du mouvement

Pour valider la compensation du mouvement, nous avons analysé des données simulées du fantôme numérique NCAT (Figure 5). Ce dernier simule l'effet du mouvement respiratoire sur le thorax. Nous générons des images d'activité qui sont utilisées pour la simulation des données TEP avec le simulateur GATE, ainsi que des images d'atténuation qui sont utilisées comme des images structurales pour corriger l'atténuation des signaux TEP. Un total de 8 frames sont générées sur un cycle respiratoire de 5s. Comme le montre la Figure 6, deux lésions de différentes tailles sont introduites au niveau des poumons. Les images d'atténuation sont aussi utilisées pour estimer le mouvement à compenser. Nous choisissons l'image CT₁ du cycle respiratoire comme image de référence.

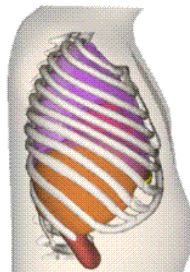


Figure 5. Le fantôme numérique NCAT

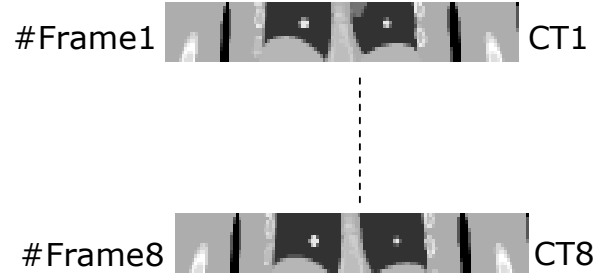
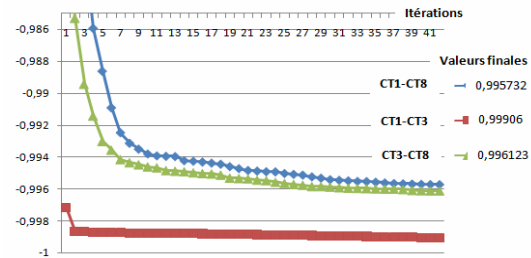


Figure 6. Images CT à huit niveaux de respiration

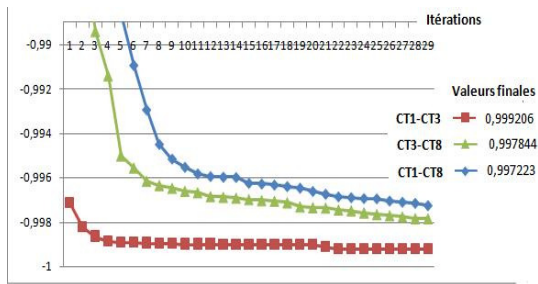
Evaluation du recalage

Nous avons analysé l'évolution de la convergence, pour le recalage des couples CT₁-CT₈, CT₁-CT₃ et CT₃-CT₈, à travers plusieurs itérations pour différentes tailles de la grille des nœuds Bspline : 5x5, 10x10, 15x15. Pour chaque taille nous avons comparé le coefficient de corrélation aux mêmes itérations. Les résultats sont présentés sur la Figure 7. Dans tous les cas, la convergence a été atteinte en moins de 50 itérations. Les valeurs initiales du coefficient de corrélation sont relativement bonnes (-0.96) du fait que les voxels voisinant les poumons sont seuls significativement affectés par le mouvement respiratoire.

L'analyse de la convergence nous aide à déduire les meilleurs paramètres du recalage déformable. Dans la pratique, la valeur de ces paramètres est le résultat d'un compromis entre la rapidité et l'efficacité. Un grille contenant un nombre limité de nœuds n'est pas capable de décrire des déformations locales, tandis qu'une grille dense risque d'augmenter les paramètres de l'optimisation, prolongeant ainsi le temps d'exécution. Pour une grille de taille 5 dans chaque dimension, les valeurs du coefficient de corrélation entre l'image CT₁ et CT₈ atteignent -0.995. La corrélation est améliorée quand des grilles de 10 et 15 sont utilisées pour atteindre les valeurs de -0.997 et -0.9981.



(a)



(b)

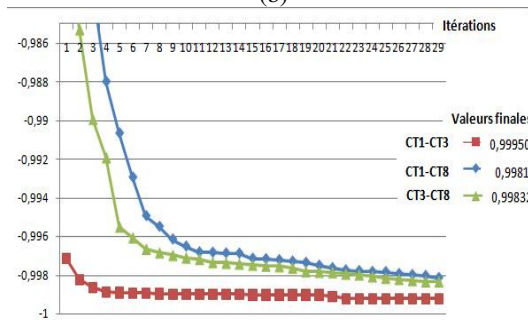


Figure 7. Convergence de l'optimisation en fonction de la taille de la grille. (a) 5 nœuds ; (b) 10 nœuds ; (c) 15 nœuds. (c)

Pour la comparaison, la même analyse a été répétée en considérant le recalage d'images « plus proches » afin d'évaluer l'effet de l'importance de la déformation sur la convergence. Par exemple, dans le cas de 5x5 nœuds, la valeur finale de la métrique dans le recalage CT_1-CT_3 est plus précise que celle de CT_1-CT_8 . Nous remarquons un effet différent dans le cas d'une grille 15x15. Cela indique que la convergence est relativement plus lente et la précision plus faible quand la déformation est plus importante et la grille est éparse. Les valeurs finales de la métrique sont présentées pour chaque cas dans la figure 7.c. Au-delà de 15 nœuds (données non reportées), une augmentation du nombre de nœuds augmente de façon importante le temps de calcul pour aboutir à un résultat comparable. Nous avons donc choisi pour la suite de cet article une taille de grille de 15 nœuds dans chaque direction.

Compensation du mouvement

Pour étudier la compensation du mouvement sur les données NCAT, nous avons modélisé l'imageur Discovery ST sous GATE (Figure 8). Ce dernier génère les sinogrammes correspondant aux images d'activité.

L'acquisition TEP classique donnerait un sinogramme unique qui représente le cumul de toutes les émissions. Nous reproduisons cette approche classique à des fins de comparaison. Pour cela, nous fusionnons les sinogrammes issus de chaque frame dans un seul ; que nous reconstruisons avec l'algorithme OSEM sans aucune correction. L'image TEP ainsi reconstruite représente la moyenne des émissions (Figure 9.b). On y voit que les deux

lésions ont augmenté de volume. Dans un deuxième lieu, nous reconstruisons l'image TEP correspondant au frame 1 que nous posons comme référence (Figure 9.a).

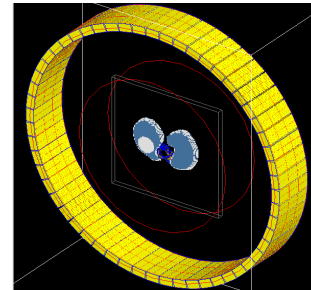


Figure 8. Discovery ST sous GATE

En appliquant notre méthode de correction de la matrice de transition avant toute reconstruction, nous obtenons les images TEP pour chaque sinogramme que nous moyennons pour obtenir l'image finale (Figure 9.c). Il est à noter que le volume des deux lésions a diminué par rapport à l'image TEP classique. Cela indique que le mouvement entre les niveaux de volume respiratoire a bien été compensé. Pour illustrer ce résultat, nous avons tracé une ligne horizontale, passant par les lésions dans chacune des coupes coronales des images TEP reconstruites (Figure 9.a, b et c).

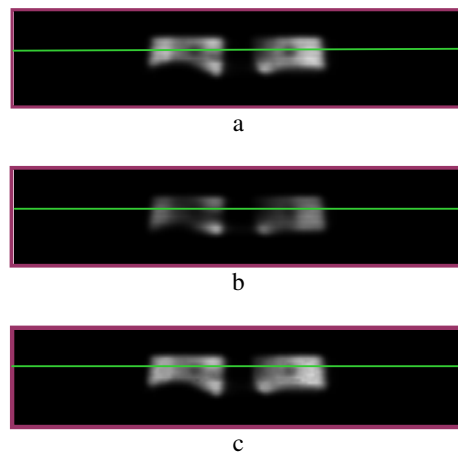


Figure 9. Images TEP reconstruites. (a) frame 1 ; (b) méthode classique ; (c) notre méthode

La Figure 10 montre les courbes des intensités des pixels de ces trois lignes. Nous remarquons que la courbe représentant les intensités des pixels de l'image obtenue à partir de notre méthode est plus proche de la courbe tracée dans l'image de référence. Notons, à l'inverse, la différence significative entre la courbe classique et la courbe de référence, due à l'absence de correction de mouvement.

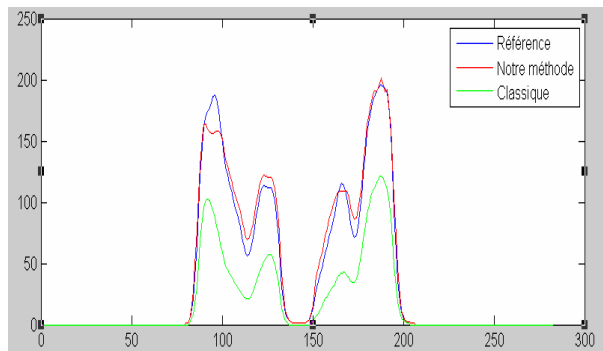


Figure 10. Notre méthode. (a-c) Images TEP reconstruites avec notre méthode ; (d) Image TEP globale avec notre méthode. Le gris apparaissant dans les images est dû au bruit aléatoire introduit par le simulateur.

6 Conclusion

Dans cet article nous avons proposé une méthode complète pour reconstruire des images TEP exemptes d'artéfacts respiratoires.

Cette méthode se base sur l'acquisition synchronisée de données CT, TEP et de volumes respiratoires. La méthode ne demande aucun changement du protocole clinique, et l'acquisition se fait en respiration libre. La technique mise en œuvre consiste à effectuer la compensation du mouvement en post-traitement. En effet, le signal respiratoire est filtré et segmenté selon l'amplitude en niveaux de volumes fixes. Les segments temporels obtenus permettent d'acquérir des images CT pertinentes et de classer les données liste mode TEP. L'estimation des déformations entre deux niveaux de respiration est effectuée à l'aide d'un recalage non rigide des images CT correspondantes. Les transformations obtenues sont appliquées aux matrices des systèmes linéaires modélisant la tomographie à chaque niveau. Cela permet de reconstruire une image compensée en mouvement pour chaque niveau. L'image TEP globale est obtenue par

moyenne des images des niveaux. Les expérimentations menées sur des signaux respiratoires réels et sur des images de synthèse en utilisant le fantôme numérique NCAT et le simulateur GATE ont montré la validité de notre méthode.

Bibliographie

- [1] JM. Balter, RK. Ten Heken, TS. Lawrence, kL. Lam, JM. Roberston, "Uncertainties in CT-based radiation therapy treatment planning associated with patient breathing". *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, Vol. 1, pp.167-174, 1996.
- [2] GE. Christensen, JH. Song, W. Lu, I. El Naqa, DA. Low, "Tracking lung tissue motion and expansion/compression with inverse consistent image registration and spirometry. *Med. Phys.*, Vol. 6, pp. 2155-2163, 2007.
- [3] D. Jeremy et al, "Correlation of lung tumor motion with external surrogate indicators of respiration. *Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys.*, Vol. 60, pp. 1298-1306, 2004.
- [4] F. Lamare, T. Cresson, J. Savean, C.C.L. Rest, A. Reader, D. Visvikis, "Respiratory motion correction for PET oncology applications using affine translation of list-mode data. *Phys, Med, Biol*, pp. 121-140. 2007.
- [5] F. Lamare, MJ. Ledesma Carbayo, T. Cresson, G. Kontaxakis, A. Santos, C. Cheze Le Rest, A.J. Reader, D. Visvikis, "List-mode-based reconstruction for respiratory motion correction in PET using non-rigid body transformations. *Phys, Med, Biol*, pp. 5187-5204. 2007
- [6] L. Livieratos, L. Stegger, P. Bloomfield, K. Shafers, D. Baley, P. Camici, "Rigid-body transformation of listmode projection data for respiratory motion compensation in cardiac PET. *Phys, Med, Biol*, pp. 3313-3322. 2005.
- [7] D. Mattes and D.R. Haynor and H. Esselle and T.K. Lewellen and W. Eubank, "TEP-CT Image registration in the chest usinf free-form deformations," in *Medical Imaging*. IEEE, 2003, vol. 22.
- [8] S. Nhemeh and al, "Effect of respiratory gating on quantifying PET images of lung cancer. *Phy, Med, Biol*, pp. 121-140, 2004.