

Détection d'hyper signaux en Tomographie par Emission de Positons 3D : Approche statistique basée sur la combinaison d'une transformée en ondelettes discrète avec un test de Hotelling

Sandrine TOMEI, Christophe ODET, Carole LARTIZIEN

CREATIS-LRMN ; UMR CNRS 5220 ; INSERM U630-INSA-Lyon ; UCBL
7 Avenue Jean Capelle Bâtiment Blaise Pascal, 69621 Villeurbanne Cedex, France
sandrine.tomei@creatis.insa-lyon.fr, carole.lartizien@creatis.insa-lyon.fr
christophe.odet@creatis.insa-lyon.fr

Résumé – Nous développons une méthode d'amélioration du diagnostic des images TEP oncologiques 3D en terme de détection des foyers de fixations radioactives pathologiques. Une approche statistique combinant l'utilisation d'une Transformée en Ondelettes Discrètes 3D pour l'extraction des caractéristiques de l'image et d'un test statistique de Hotelling (HO) permet d'obtenir les localisations des tumeurs. Nous comparons cette méthode avec une approche classique basée sur l'association d'une décomposition à Q constant et du test HO. Le taux de fausses détections est limité par seuillage des cartes 3D de variables de décision λ provenant du test HO. Nos résultats satisfaisants en terme de performances de détection de tumeurs de petite taille et de faible contraste montrent que le test Hotelling combiné aux ondelettes peut être catégorisé comme un bon modèle de détection pour les images TEP 3D oncologiques.

Abstract – We develop a method to improve the diagnosis of detection of lesions for 3D PET oncology imaging. A statistical approach combining a 3D discrete wavelet sub-band decomposition to extract the image characteristics and a Hotelling Observer (HO) allows to obtain the tumor localization. We compare this method to the standard approach based on the association of a Q-constant decomposition and the HO test. False detections are limited by thresholding the 3D map of the decision variable λ coming from the HO observer. Our satisfying results in term of detection performances for small tumors with low contrast show that the Hotelling observer combined with a wavelet decomposition can be seen as a good detection model for 3D PET oncologic images.

1 Introduction

La Tomographie par Émission de Positons (TEP) occupe une place prépondérante dans la prise en charge des patients atteints d'un cancer que ce soit pour le diagnostic, le bilan d'extension ou le suivi thérapeutique. Les images TEP sont caractérisées par un bruit statistique lié au processus poissonnien de décroissance du radiotracteur utilisé. Ce bruit est d'autant plus important en oncologie corps entier car les durées d'acquisition sont réduites (inférieur à 1h) afin de pouvoir réaliser un examen sur l'ensemble du patient sans inconfort. Ce bruit statistique affecte la détection des foyers de fixations radioactives pathologiques d'origine tumorales ou métastatiques. Nous proposons de développer une méthode de traitement d'images améliorant le diagnostic des images TEP en termes de détection. Cette méthode se base sur une approche statistique originale combinant une décomposition de l'image en ondelettes et un test statistique de Hotelling (HO) et fut initialement proposée en 2D par Strickland [1] en mammographie. Le test de Hotelling a en effet prouvé dans de récentes études [2] son efficacité et une forte corrélation avec l'observateur humain dans des tâches de détection de foyers d'activité en TEP oncologique 3D. Cette ap-

proche est comparée à une méthode habituellement utilisée dans les études de détectabilité de type signal exactement connue (SKE) pour les études d'optimisation de protocoles d'imagerie, basée sur une décomposition à Q constant. La sortie volumique de l'opérateur Hotelling est ensuite seuillée afin de limiter les fausses détections de foyers d'activité pathologiques.

2 Méthode d'aide à la détection proposée

2.1 Localisation des possibles foyers d'activités pathologiques

2.1.1 Test de Hotelling

Nous nous plaçons pour cette étude dans une problématique de détection/classification bi-classe (H_0 , H_1) avec H_0 la série signal pathologique absent et H_1 la série signal pathologique présent. Nous utilisons l'opérateur de Hotelling (HO) qui permet, par le calcul d'une variable statistique λ de maximiser la séparation entre les distributions de probabilité du problème bi-classe. La sortie λ de l'opérateur d'Hotelling est calculée en chaque voxel du

volume comme le produit scalaire d'un vecteur caractéristique $v(x, y, z)$ pour chaque voxel par un vecteur poids w_{CHO} selon l'équation 1.

$$\lambda(w, y, z) = w_{CHO} \cdot v(x, y, z) \quad (1)$$

Les éléments du vecteur $v(x, y, z)$ peuvent correspondre à des caractéristiques statistiques comme la moyenne, l'écart type... Les études précédentes ont cependant montré qu'il est plus adapté d'extraire le contenu fréquentiel du volume à analyser sur un ensemble de sous-bandes fréquentielles pour caractériser $v(x, y, z)$, ce qui correspond au détecteur connu Channelized Hotelling Observer (CHO) [3]. Le vecteur poids w_{CHO} est un filtre adapté précédé d'un blanchiment par la matrice de covariance moyenne S_c pour les séries H1 et H0 selon la formule 2.

$$w_{CHO} = (\langle v_1 \rangle - \langle v_0 \rangle)^t S_c^{-1} \quad (2)$$

v_1 et v_0 sont les vecteurs canaux des classes signal pathologiques présent (H1) et absent (H0) et $\langle v_1 \rangle$ $\langle v_0 \rangle$ sont les moyennes respectives de v_1 et v_0 obtenues par apprentissage sur l'ensemble des images de la classe H1 et H0 en sélectionnant la position supposée des tumeurs. L'index de détectabilité habituellement calculé pour évaluer les performances de détectabilité de l'opérateur d'Hotelling est le paramètre rapport signal à bruit (SNR) qui calcule la séparation entre les deux fonctions de probabilité des deux classes H1 et H0. Il est donné par l'équation 3.

$$SNR = \sqrt{\frac{(\langle \lambda \rangle_1 - \langle \lambda \rangle_0)^2}{p(H_1)var\lambda_1 + p(H_0)var\lambda_0}} \quad (3)$$

2.1.2 Extraction des caractéristiques de l'image

Il existe différentes méthodes pour la décomposition en sous-bandes fréquentielles donnant le vecteur caractéristique v . La méthode à Q constant illustrée sur la figure 2a est habituellement utilisée en détection [4]. Elle consiste à intégrer le contenu fréquentiel de l'image sur des plages de fréquences juxtaposées, déterminées à partir d'une fréquence de coupure f_c et de largeur déterminée par une constante Q. Nous nous proposons de comparer cette méthode avec une extraction des caractéristiques fréquentielles à l'aide d'une Transformée en Ondelettes 3D notée TOD3D.

La figure 1 présente un schéma récapitulatif de la méthode d'aide à la détection associant une TOD3D au test HO. La première étape (A) consiste à réaliser une TOD3D non décimée des volumes appartenants aux classes H0 et H1 d'un jeu de données d'apprentissage et de volumes du jeu test (B). L'utilisation de la TOD3D non décimée [5] permet de respecter une condition d'invariance par translation qui est d'un intérêt particulier pour la comparaison d'images. Cette TOD3D permet d'obtenir par filtrages passe-hauts (H) et passe-bas (L) successifs, sur les lignes (x), les colonnes (y) et la profondeur (z), huit sous-bandes de détails par niveau j de décomposition. Celles-ci peuvent former, pour chaque volume, un vecteur $v(x, y, z)$ dit à 8 canaux (8C) constitué des sept sous-bandes de détails séparées pour chaque niveau, auxquelles s'ajoute l'image lissée du dernier niveau (notée LLL_N). Un vecteur $v(x, y, z)$

dit à 4 canaux (4C) vérifiant $v(x, y, z) = [LLL_j, LHL_j + LLH_j + HLL_j, HHL_j + HLH_j + LHH_j, LLL_N]$ peut aussi être extrait.

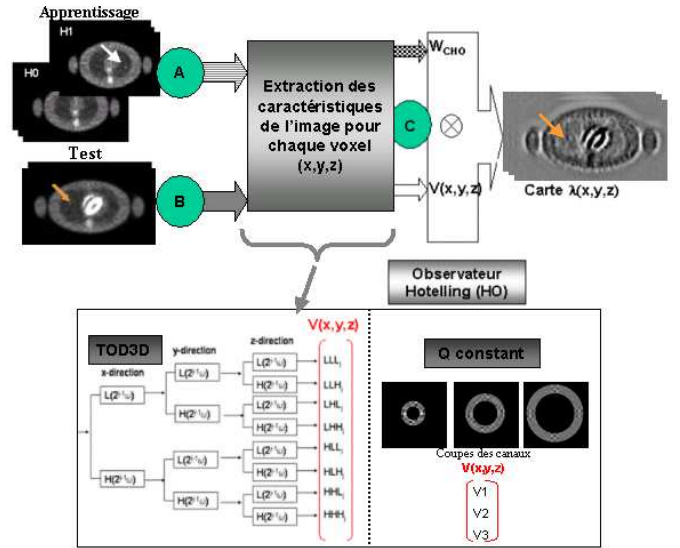


FIG. 1 – Schéma récapitulatif de la méthode (Ondelette ou Q constant) + HO.

Dans le cas étudié, où le diamètre des tumeurs est de l'ordre de la résolution de l'image, il peut s'avérer utile d'intégrer à la TOD3D des sous-octaves par niveau, communément appelés Voices [6], afin de faire varier la finesse d'analyse et de se rapprocher de la transformée en ondelettes continue. D'un point de vue implémentation, l'ajout d'une Voice par niveau correspond à l'application des mêmes filtres passe-hauts et passe-bas que pour une TOD3D à niveau entier, mais sur un volume de départ interpolé d'un facteur $2^{\frac{1}{2}}$ [1]. Le vecteur caractéristique $v(x, y, z)$ est formé en insérant les composantes Voices entre chacune des composantes de niveaux entiers, doublant ainsi sa taille initiale.

Les vecteurs $v(x, y, z)$ provenant du jeu d'apprentissage permettent de calculer le vecteur poids w_{CHO} donné par l'équation 2. Le produit scalaire (C) du poids w_{CHO} par le vecteur $v(x, y, z)$ issu de chaque volume test, permet d'obtenir une carte volumique de λ selon l'équation 1, donnant la probabilité de présence et la localisation possible des tumeurs pour chaque image de la base test.

Nous traitons dans cette étude deux ondelettes pour la génération du banc de filtres : la biorthogonale B-Spline 4.4 (notée Bior4.4) [7], dont les fonctions d'échelle et d'ondelette sont illustrées figure 2b et la Coiflet 2 (notée Coif2) [8]. Elles sont choisies de manière à satisfaire plusieurs propriétés permettant de répondre aux attentes de l'application de détection de tumeurs qui sont la biorthogonalité, la symétrie, un support limité et une forme corrélée avec le motif à détecter.

2.2 Limitation des faux positifs

Pour que l'opérateur Hotelling puisse conclure sur la présence d'une tumeur réelle à une localisation donnée, il doit comparer le λ calculé en chaque voxel (x, y, z) avec

une valeur seuil λ_c , déterminée par apprentissage. Ce seuil, appliqué sur les cartes volumiques de λ des images tests, permet de limiter le nombre de fausses détections et de ne conserver que les voxels de plus grande ressemblance avec le motif tumeur moyen. Pour fixer ce seuil, les distributions de probabilités des séries H1 et H0 sont tracées lors de l'apprentissage. Le taux de faux positifs (FP) est situé après le seuil λ_c sur la courbe $p(\lambda/H0)$ (figure 2c).

3 Application et résultats

Les méthodes sont appliquées sur une base de données simulées provenant d'une étude précédente comparant le test H0 avec les performances de détection humaine [2]. Elle est constituée de 50 volumes d'une taille $128*128*108$ (voxels isotropes de dimension $5*5*5$ mm) de 10 réalisations de bruit chacun et générée par simulation du fantôme volumétrique MCAT. Le jeu de données est séparé en deux ensembles de taille identique correspondant aux volumes d'apprentissage et aux volumes de test. Pour le jeu de données d'apprentissage, la taille de la classe H1 est identique à celle de la classe H0. Chaque volume de la série H1 contient 7 lésions sphériques de diamètre 2 voxels. Nous comparons les résultats obtenus avec la méthode (TOD3D + HO) avec ceux de la méthode classique (Qconstant + HO). Pour cette dernière, les canaux correspondent à trois filtres passe-bandes symétriques par rotation sans recouvrement de fréquence de coupure $f_c = 0.083 \text{ voxel}^{-1}$ et de largeur dépendant de $Q = 1.8$ [2]. En ce qui concerne la TOD3D, les résultats les plus prometteurs, soit ceux de la Bior4.4, sont montrés.

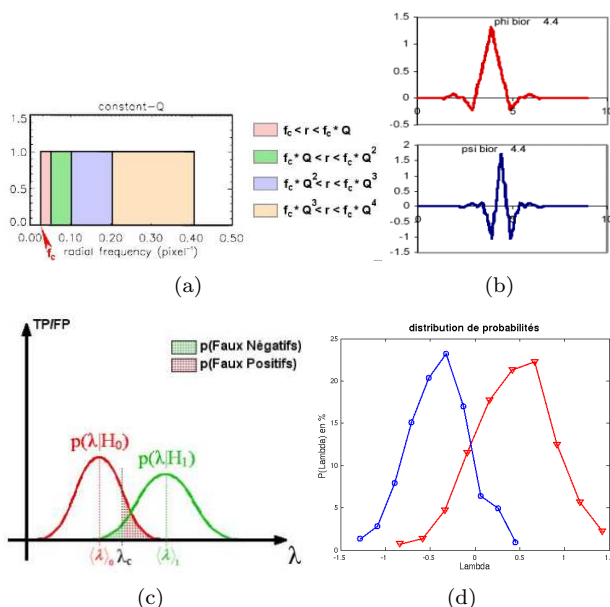


FIG. 2 – Illustration de la méthode à Q constant (a), fonction d'échelle et d'ondelette pour la Bior4.4 (b), illustration du choix du seuil λ_c (c), distribution de probabilités de données TEP 3D traitées pour la méthode Bior4.4 à 5 niveaux (d)

3.1 Index de détectabilité

Nous évaluons l'index de détectabilité SNR à l'aide de la base test en fonction de la taille de la base d'apprentissage et des méthodes d'extraction des caractéristiques des images. En ce qui concerne la TOD3D, seuls 2 niveaux (2N) et 5 niveaux (5N) de décomposition sont montrés.

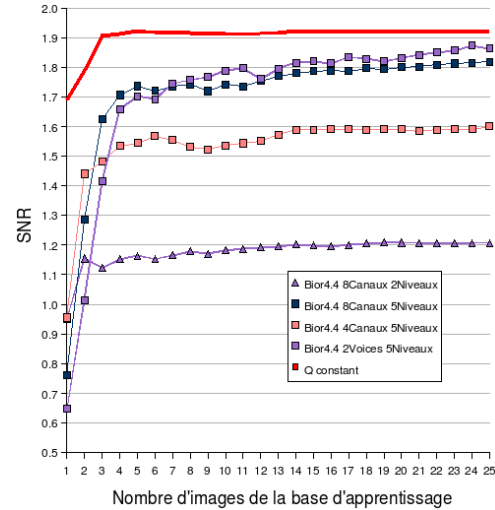


FIG. 3 – Evolution du SNR pour les méthodes (Qconstant + HO) et (TOD3D + HO) en considérant pour cette dernière 8 et 4 canaux et l'utilisation des Voices

La figure 3 illustre l'amélioration de la qualité de la détectabilité lorsque la taille de la base d'apprentissage augmente, suivi d'une stabilisation du SNR. Pour les méthodes (TOD3D + HO), le SNR le plus élevé concerne 5 niveaux de décomposition. En effet, augmenter le nombre de niveaux permet de conserver l'information pertinente plus longtemps au cours de la décomposition et de l'extraire plus facilement de l'ensemble des composantes de détails et d'approximation de la décomposition. Les valeurs de SNR les plus basses sont pour l'utilisation des canaux liés (TOD3D 4C/5N + HO). L'ajout des Voices ne semble pas influencer sur la qualité du SNR dont les valeurs sont très proches de la méthode (TOD3D 8C/5N + HO). Les résultats de la méthode (Qconstant + HO) sont légèrement plus élevés, donc meilleurs, que ceux pour la méthode (TOD3D 8C/5N + HO),

3.2 Sortie de l'opérateur Hotelling

Cette section présente les cartes de λ obtenues à partir de la formule 1 grâce à l'opérateur Hotelling, avant (figure 4-colonne centrale) et après seuillage (figure 4-colonne de droite) par un λ_c extrait des distributions de probabilité (figure 2d). Les résultats sont évalués pour deux localisations de tumeurs. Lorsqu'elles sont situées dans les poumons, les méthodes (TOD3D 8C/5N + HO) et (TOD3D 8C/Voices + HO) permettent de détecter directement les deux motifs ciblés pour un taux de FP de 3%. Pour la méthode (TOD3D 8C/2N + HO), augmenter le taux de FP permet de conserver par seuillage une des deux tumeurs. La méthode (TOD3D 4C + HO), dont les résultats en

terme de carte de λ ne sont pas présentés ici, ne permet de détecter aucune tumeur. Les distributions de probabilité sont en effet très rapprochées et d'intervalle de λ très petit. Le choix du seuil λ_c implique un difficile compromis entre le taux de fausses détections et de faux négatifs. Le seuillage ne donne donc aucun résultat concluant, la plupart des tumeurs étant omise. Lorsque les tumeurs sont positionnées dans le foie, elles sont de contraste assez faible et plus difficilement visibles. Seul le seuillage appliqué sur les cartes de λ pour les méthodes (TOD3D 8C/5N + HO) et (TOD3D 8C/2N/Voices + HO) permet une détection correcte des deux tumeurs ciblées. La méthode (TOD3D 8C/2N + HO) omet les tumeurs après seuillage et la méthode (Qconstant + HO) ne permet d'en visualiser qu'une. Nous n'avons montré ici que quatre exemples de tumeurs pour évaluer le seuillage des cartes de λ , mais les résultats présentés sur la figure 4 sont représentatifs de ceux obtenus pour d'autres volumes possédant des tumeurs de contrastes et de localisations variés.

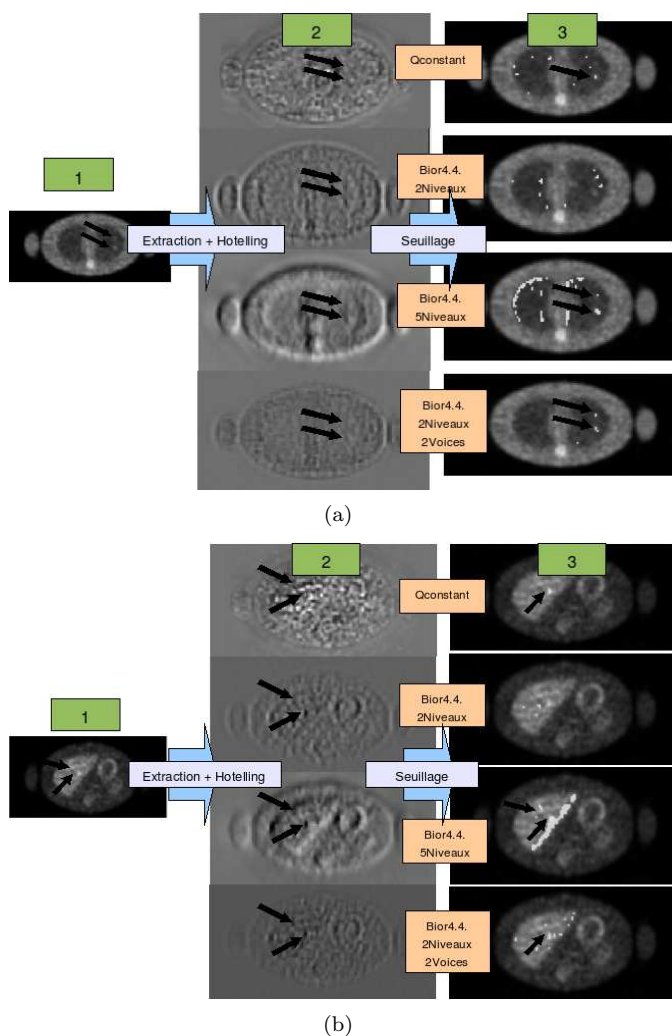


FIG. 4 – Coupes transverses : Image originale avec des tumeurs pointées par les flèches noires (A), cartes de λ obtenues par le test Hotelling avec les différentes méthodes d'extraction (B), superposition de l'image originale et de la carte de λ seuillée en ne ciblant que l'organe où sont localisées les tumeurs (C).

4 Conclusions

Nous avons montré dans cette étude que ce nouvel observateur pour les images 3D TEP oncologiques basé sur l'association d'une décomposition en ondelettes discrète 3D et d'un test de Hotelling semble plus adapté à la détection de tumeurs de petites tailles et de faible contraste (exemple du foie) que la méthode habituelle alliant une méthode à Qconstant et un test de Hotelling. Le seuillage des cartes de probabilité de présence des tumeurs permet de fixer un taux de fausses détections et de ne conserver que les voxels de plus forte probabilité de ressemblance avec le motif moyen. L'utilisation des Voices permet la détection de tumeurs dont l'information peut parfois être noyée dans le bruit si elle se situe à l'intervalle entre deux niveaux entiers. Cette solution est en concurrence avec l'augmentation du nombre de niveaux qui montre des performances de SNR et de détection similaire. Une perspective concerne une analyse quantitative précise de la détection sur l'ensemble du jeu de données disponibles en terme de sensibilité et de spécificité. Des tests sur des données de plus grande variabilité au niveau formes, tailles, contrastes et positionnements des tumeurs sont également envisagés.

Références

- [1] R.N. Strickland et H. Hahn. *Wavelet transform methods for object detection and recovery*. IEEE Transactions on Image Processing 6(5), pp. 724-735, 1997.
- [2] C. Lartizien, P.E. Kinahan et C. Comtat. *A lesion detection observer study comparing 2D versus fully-3D whole body PET imaging protocols*. Journal of Nuclear Medicine 45, 2004.
- [3] H.H. Barrett, J. Yao, J.P. Rolland et K.J. Myers. *Model observers for assessment of image quality*. Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA 90, 9758-9765, 1993.
- [4] K.J. Myers. *Addition of a channel mechanism to the ideal-observer model*. Journal of the Optical Society of America. A. 4, 2447-2457, 1987.
- [5] M.J. Shensa. *The discrete wavelet transform : wedding the à trous and Mallat algorithms*. IEEE Transactions on Signal Processing 40, 2462-2482, 1992.
- [6] O. Rioul et P. Duhamel. *Fast algorithms for discrete and continuous wavelet transforms*. IEEE Transactions on Information Theory, vol. 38, pp. 569-586, 1992.
- [7] A.J. Cohen, I. Daubechies et J.C. Fauveau. *Biorthogonal bases of compactly supported wavelets*. Communications on pure and applied mathematics, vol. 45, pp. 485-560, 1992.
- [8] I. Daubechies. *Ten lectures on wavelets*. presented at the Society for Industrial and Applied Mathematics conference, Philadelphia, 1992.