

Segmentation multimodale de tumeurs pulmonaires et de ganglions lymphatiques par une méthode variationnelle.

Julien Wojak¹Elsa Angelini¹Isabelle Bloch¹¹ Institut Télécom, Télécom Paristech, CNRS UMR 5141 LTCI

46 rue Barrault 75013 Paris, France
 prénom.nom@telecom-paristech.fr

Résumé

L'imagerie médicale, utilisée aussi bien pour le diagnostic que pour les plans de traitement, est de plus en plus au cœur de protocoles mettant en jeu des images multi-modales. La segmentation manuelle des images volumiques est fastidieuse et sujette à des variabilités inter et intra-praticiens. Par ailleurs une segmentation automatique mettant à profit les caractéristiques des différentes modalités reste un problème difficile. Dans cet article nous proposons d'utiliser une méthode variationnelle de segmentation, s'appuyant sur la minimisation de la semi-norme TV et une formulation convexe, pour segmenter des couples d'images du thorax (TEP et TDM) en vue d'un plan de traitement de radiothérapie. Nous montrons tout d'abord les limites de l'adaptation vectorielle de la méthode de segmentation variationnelle pour des couples d'images TEP-TDM. Nous proposons ensuite de mettre à profit la bi-modalité à l'aide d'un paramètre variant spatialement en fonction de l'intensité de l'image TEP pour réaliser la segmentation de l'image TDM. Des résultats pour la segmentation de tumeurs du poumon et de lymphomes sont montrés et des comparaisons avec des segmentations manuelles sont présentées.

Mots Clef

Segmentation, imagerie médicale, multimodalité TEP-TDM, thorax, tumeurs, ganglions.

Abstract

Medical imaging, used for both diagnosis and therapy planning, is evolving towards multi-modality acquisition protocols. The manual segmentation of 3D images is a tedious task and prone to inter- and inter-experts variability. Moreover, automatic segmentation exploiting the characteristics of multi-modal images is still a difficult problem. In this paper, we propose a variational segmentation method, based on the minimization of the TV norm and a convex formulation, for segmenting thoracic pairs of PET and CT images, with the aim of radiotherapy planning. We first highlight the limitations of a pure vectorial formulation of the variational segmentation method for PET and CT

images. We then propose to better exploit the bi-modality by introducing a parameter which varies spatially, depending on the PET intensity, in order to segment precisely the CT images. Segmentation results on lung tumors and lymphatic nodes are shown, and comparisons performed with manual segmentations illustrate the quality of these results.

Keywords

Segmentation, medical imaging, PET/CT dual-modality, thorax, tumors, lymph nodes.

1 Introduction

En imagerie médicale, et plus particulièrement en imagerie du thorax, il est fréquent d'utiliser des couples d'images TEP-TDM (tomographie à émission de positons - tomodensitométrie) à des fins de détection et de mise en œuvre de plans de traitement de tumeurs. En effet, les images TDM et TEP révèlent des informations très différentes : des informations anatomiques pour les images TDM et des informations fonctionnelles, permettant de quantifier l'activité d'une tumeur, pour les images TEP (figure 1). Depuis l'apparition de scanners permettant de réaliser au cours du même examen un couple d'images TEP-TDM, plusieurs études réalisées par des équipes médicales, par exemple [1], ont montré l'intérêt d'utiliser conjointement ces deux modalités lors de la segmentation manuelle des tumeurs. Cependant peu de travaux sont consacrés à la segmentation automatique en utilisant les deux modalités.

Les couples d'images étant acquis au cours d'un même examen, l'image TEP et l'image TDM sont par construction dans le même repère. Cependant des différences subsistent entre ces deux images. Tout d'abord les temps d'acquisitions sont très différents, quelques secondes pour une image TDM et 15 à 20 minutes pour une image TEP. Ainsi l'image TDM peut être considérée comme une photographie à un instant donné du cycle respiratoire alors que l'image TEP est une moyenne du signal reçu pendant plusieurs cycles respiratoires (cela se traduit en particulier par des bords flous). La figure 1 illustre un décalage de la position d'une tumeur dû à la respiration : la tumeur sur l'image

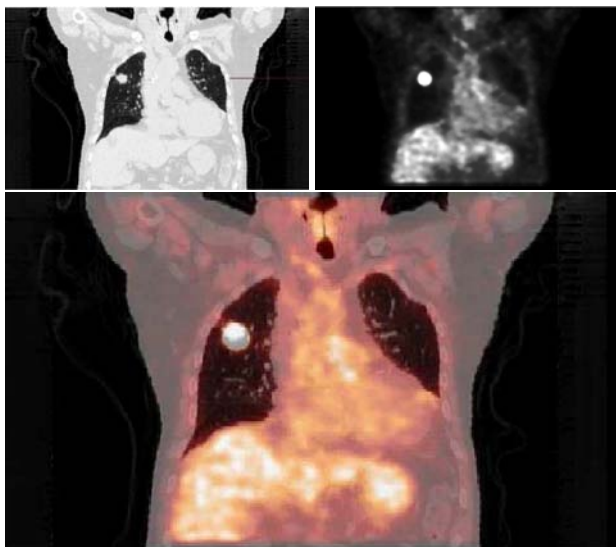


FIG. 1 – Couple d’images TEP-TDM, première ligne : image TDM et image TEP, seconde ligne : image superposée TEP-TDM.

TEP est plus “étalée” que sur l’image TDM. Par ailleurs les résolutions des images sont différentes : les voxels des images TDM mesurent $1,17 \times 1,17 \times 1,60 \text{ mm}^3$ alors que ceux des images TEP mesurent $4 \times 4 \times 4 \text{ mm}^3$.

Peu de travaux sont consacrés à la segmentation automatique des couples TEP-TDM dans le thorax. On peut cependant citer ceux de [2] où le modèle de segmentation en deux phases constantes par morceaux de Chan et Vese [3] est appliqué à une image vectorielle constituée par l’image TDM dans un canal et l’image TEP dans l’autre. Dans [4] un algorithme de maximisation d’espérance est mis en oeuvre pour la segmentation. Dans [5] la segmentation est réalisée par une classification utilisant un test de rapport de vraisemblance jointe. Plus récemment, dans [6], la segmentation multimodale est réalisée par une approche markovienne de maximum a posteriori. Toutes ces méthodes donnent de bons résultats dans les cas où l’amplitude respiratoire des patients pendant le processus d’imagerie est faible, c’est-à-dire lorsqu’il y a une bonne correspondance voxel à voxel des structures entre les images. Cependant elles présentent toutes la même limitation qui est de faire jouer un rôle symétrique aux deux images. Dans les images TEP-TDM du thorax, la nature très différente des images pousse au contraire à chercher une méthode de segmentation qui prenne en compte les spécificités de chacune des modalités.

Dans cet article nous rappelons tout d’abord une méthode variationnelle convexe de segmentation d’une image mono-modale en deux phases. Puis nous montrons une adaptation au cas multi-modal par une formulation vectorielle et les limites que cela présente dans le cas d’une image TEP-TDM du thorax. Nous terminons en proposant une méthode de segmentation précise des images TDM

guidée par les images TEP qui tient compte des incertitudes de cette dernière. Des résultats quantitatifs et qualitatifs sont présentés.

2 Un modèle variationnel de segmentation convexe

Les approches variationnelles pour la segmentation d’images permettent de formuler le problème de segmentation comme l’optimisation d’une fonctionnelle facilement interprétable dont le ou un minimum correspond à la segmentation recherchée.

Souvent la formulation du problème, même si elle est élégante, conduit à une minimisation difficile. C’est par exemple le cas pour le problème de Mumford et Shah [7]. La solution fréquemment proposée est de simplifier le problème original, afin de mettre en oeuvre facilement une stratégie de minimisation. Par exemple, le problème de segmentation en régions de Chan et Vese [3] (équation 1) est une simplification de [7] où l’attache aux données est considérée constante par morceaux pour la segmentation d’une image en deux phases :

$$\begin{aligned} \min E_{CV}(\phi, c_1, c_2) = \min \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| d\Omega \\ + \lambda \int_{\Omega} H(\phi)(I - c_1)^2 d\Omega \\ + \lambda \int_{\Omega} (1 - H(\phi))(I - c_2)^2 d\Omega \end{aligned} \quad (1)$$

où $\phi : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ est une fonction telle que l’ensemble $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2; \phi(\mathbf{x}) > 0\}$ représente une phase et l’ensemble $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2; \phi(\mathbf{x}) < 0\}$ l’autre. H est la fonction de Heavyside, c’est-à-dire la fonction indicatrice de chacune des phases, et $c_1 \in \mathbb{R}$ et $c_2 \in \mathbb{R}$ sont deux constantes par lesquelles l’image est approchée dans chacune des phases. λ est un terme de pondération entre la régularisation et l’attache aux données.

Cette fonctionnelle est minimisée à l’aide des équations d’Euler Lagrange et d’une descente de gradient. Cependant elle possède plusieurs minima locaux qui peuvent conduire à une mauvaise segmentation si l’initialisation n’est pas correcte et le processus itératif de minimisation est assez lent.

Pour éliminer les minima locaux, les auteurs de [8] ont proposé de convexifier l’équation (1) en remplaçant la fonction indicatrice $H(\phi)$ par une fonction d’appartenance $u \in BV_{[0,1]}(\Omega)$ (BV représente l’espace des fonctions à variation bornée) :

$$\begin{aligned} \min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} E_{TVg}(u, c_1, c_2) = \min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} \int_{\Omega} g|\nabla u| d\Omega \\ + \lambda \int_{\Omega} u(I - c_1)^2 d\Omega \\ + \lambda \int_{\Omega} (1 - u)(I - c_2)^2 d\Omega \end{aligned} \quad (2)$$

Dans cette nouvelle formulation, la régularisation est donnée par la variation totale de u pondérée par un terme g d'attache aux contours de l'image, par exemple $g = \frac{1}{1+|\nabla(I)|}$, et l'attache aux données par un degré d'appartenance.

Comme dans [3], les c_i , $i = 1, 2$ optimaux sont donnés par

$$c_1^* = \frac{\int_{\Omega} u Id\Omega}{\int_{\Omega} u d\Omega} \quad \text{and} \quad c_2^* = \frac{\int_{\Omega} (1-u) Id\Omega}{\int_{\Omega} (1-u) d\Omega} \quad (3)$$

Les c_i étant fixés, le minimiseur u^* de l'équation (2) est le même que celui de

$$\min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} E_{TV_g}(u) = \min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} \int_{\Omega} g(x)|\nabla u| d\Omega + \int_{\Omega} ur d\Omega \quad (4)$$

avec

$$r = (I - c_1)^2 - (I - c_2)^2 \quad (5)$$

Dans [9] les auteurs ont montré que cette fonctionnelle admettait un minimum égal presque partout à une fonction indicatrice. En procédant de la même manière que dans [9] et [10], l'utilisation d'un terme de compétition de régions r plus évolué peut être envisagée.

Pour minimiser l'équation (4) par rapport à u sous la contrainte $u \in BV_{[0,1]}(\Omega)$, on résout le problème suivant qui a le même ensemble de minimiseurs :

$$\min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} E_{TV_g}(u) = \int_{\Omega} g(x)|\nabla u| d\Omega + \int_{\Omega} ur + \beta \nu(u) d\Omega \quad (6)$$

où le terme de pénalisation ν est donné par $\nu(t) = \max(0, |2t - 1| - 1)$ et $\beta > \frac{1}{2}|r|_{\infty}$.

On pourrait envisager de résoudre ce problème (6) en écrivant les équations d'Euler-Lagrange et en procédant à une descente de gradient. Pour cela il faudrait comme dans [3] régulariser le terme $|\nabla u|$ car il n'est pas différentiable en zéro en utilisant l'approximation $|\nabla u| \approx \sqrt{|\nabla u|^2 + \epsilon}$. Cela comporte deux inconvénients : tout d'abord la vitesse de convergence est très lente et dépend de ϵ , par ailleurs utiliser un ϵ trop grand fait perdre un peu de l'intérêt d'utiliser l'espace BV .

Pour éviter ces problèmes, il est préférable d'utiliser l'algorithme rapide de minimisation de la variation totale de Chambolle [11] (par une méthode de dualité). Tout d'abord la variable v est introduite pour écrire l'approximation suivante :

$$\min E_{TV_{g_2}}(u, v) = \min \int_{\Omega} g(x)|\nabla u| d\Omega + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} |u - v|^2 d\Omega + \int_{\Omega} vr + \beta \nu(v) d\Omega \quad (7)$$

où θ doit être choisi suffisamment petit pour qu'à convergence u et v soient proches. L'algorithme de minimisation-introduisant la variable duale p -est résumé ci-dessous.

La figure 2 montre le résultat de la segmentation en deux phases (les vaisseaux et les autres des tissus pulmonaires) par minimisation de la fonctionnelle (2) pour laquelle Ω est le domaine constitué par un masque de la segmentation du poumon tout entier.

Algorithme 1 Minimisation

Entrées : I, u, θ, τ, g

repéter

calculer c_1 and c_2 selon l'eq.

(3)

$r := (I - c_1)^2 - (I - c_2)^2$

$v := \max(\min(u - \theta r, 1), 0)$

$p^0 := 0$

repéter

$p^{n+1} := \frac{p^n + \tau \nabla(\operatorname{div}(p^n) - \frac{v}{\theta})}{1 + \frac{\tau |\nabla(\operatorname{div}(p^n) - \frac{v}{\theta})|}{g}}$

jusqu'à $p^{n+1} \approx p^n$

$u := v - \operatorname{div}(p)$

jusqu'à convergence

Sortie : u

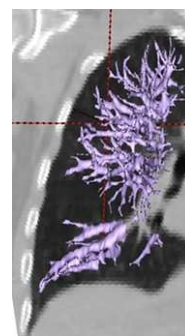


FIG. 2 – Algorithme de segmentation en deux phases et application à l'intérieur d'un masque du poumon.

3 Présentation des données et pré-traitement

On utilise des couples TEP-TDM acquis au cours d'un même examen. Les données sont dans le même repère mais des décalages peuvent exister à cause des durées des examens qui sont très différentes. Les résolutions des images TEP étant plus faibles que celles des images TDM, un sur-échantillonnage de l'image TEP est réalisé par une interpolation bilinéaire. Ensuite comme nous nous intéressons à la segmentation des tumeurs pulmonaires et des lymphomes du thorax, une région d'intérêt englobant le thorax est créée en s'appuyant sur une segmentation préliminaire de l'enveloppe du corps, des poumons et de la trachée. Cette segmentation préliminaire est réalisée à l'aide d'un processus séquentiel débutant par la séparation du corps et du lit et se terminant par la séparation des deux poumons et de la trachée comme décrit dans [12]. Finalement la région d'intérêt est décrite comme le cube englobant les poumons élargi pour contenir l'enveloppe du corps et les épaules (figure 3).

Lorsque l'on souhaite segmenter les tumeurs pulmonaires sur les images TDM en utilisant un modèle de segmentation en deux régions, il est quasiment impossible d'obtenir un résultat satisfaisant (figure 4). En effet les tumeurs sont collées aux vaisseaux sanguins des poumons sans aucune différence radiométrique. Des cas similaires et conduisant à une erreur encore plus importante peuvent se produire lorsque la tumeur est proche des parois des poumons.

Ainsi on souhaite utiliser la multi-modalité pour obtenir de bonnes segmentations en contraignant la segmentation de l'image TDM par la localisation de la tumeur et son extension spatiale approximative fournies par l'image TEP.

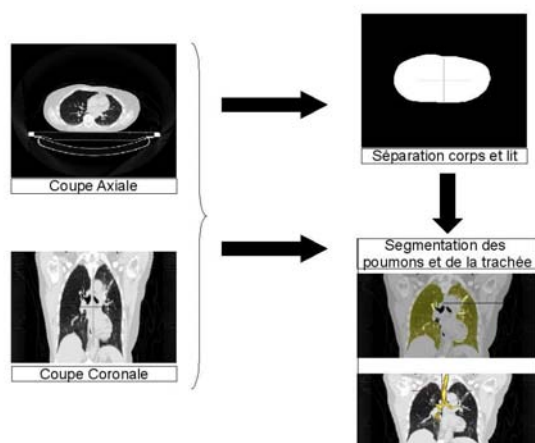


FIG. 3 – Segmentations préliminaires des images TDM pour définir une zone d'intérêt dans le thorax.

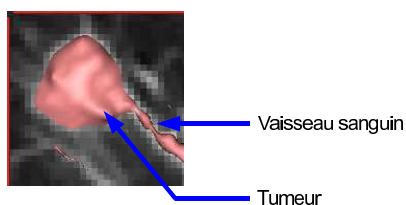


FIG. 4 – Segmentation d'une tumeur et d'un vaisseau adjacent.

4 Prise en compte de la multi-modalité

4.1 Approche vectorielle

A la manière des auteurs de [2] on peut construire une image vectorielle ayant comme première composante l'image TDM et comme seconde l'image TEP :

$$\begin{aligned} & \min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} E_{TVg}(u, \mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2) = \\ & \min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} \int_{\Omega} g|\nabla u|d\Omega \\ & + \int_{\Omega} u\|\Lambda(\mathbf{I} - \mathbf{c}_1)\|^2 d\Omega + \int_{\Omega} (1-u)\|\Lambda(\mathbf{I} - \mathbf{c}_2)\|^2 d\Omega \end{aligned} \quad (8)$$

où $\mathbf{c}_1 = (c_{11}, c_{12})^T$, $\mathbf{c}_2 = (c_{21}, c_{22})^T$; $\mathbf{I} = (I_{TDM}, I_{TEP})^T$ sont des vecteurs dans \mathbb{R}^2 , et $\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}$.

Cependant, à part une minimisation plus rapide grâce à la méthode d'optimisation de [11], le problème des décalages entre les images, notamment dus à la respiration, n'est pas réglé. En particulier lorsque la zone de forte intensité de l'image TEP liée à une tumeur est plus étalée que la position anatomique de la tumeur donnée par l'image TDM, on

peut être confronté à un problème de "moyennage", comme nous le montrons ci-dessous. Cet effet est illustré figure 5.

Équivalence avec un modèle "moyenné". Soient $u^*, c_{11}^*, c_{21}^*, c_{12}^*, c_{22}^*$, les minimiseurs de (8). Pour tout couple (λ_1, λ_2) , il est possible de trouver un couple de coefficients (α_1, α_2) ne dépendant que de (λ_1, λ_2) , tel qu'en créant une image mono-modale $I_f = \alpha_1 I_{TDM} + \alpha_2 I_{TEP}$ et en calculant les minimiseurs $v^*, \tilde{c}_1^*, \tilde{c}_2^*$ de la fonctionnelle :

$$\min_{v, \tilde{c}_1, \tilde{c}_2} \int_{\Omega} g|\nabla v|d\Omega + \int_{\Omega} v(I_f - \tilde{c}_1)^2 d\Omega + \int_{\Omega} (1-v)(I_f - \tilde{c}_2)^2 d\Omega \quad (9)$$

on obtienne $v^* = u^*$.

Cela signifie qu'utiliser la fonctionnelle (8) pour segmenter une image multi-modale est équivalent à créer une image mono-modale moyenne et à la segmenter. Dans le cas particulier des images TEP-TDM la création d'une image moyenne est très critiquable car elle ne correspond pas directement à une réalité physique, ou anatomique, sous-jacente. En effet en prenant des coefficients λ_1 et λ_2 tels que les hétérogénéités d'une part de la TEP, et d'autre part de la TDM, soient quantitativement comparables le résultat tendra à être une moyenne entre les deux. A l'inverse, si l'on cherche à augmenter le poids du terme de TDM, la segmentation risque de fuir dans les tissus environnants de même intensité, ou si l'on cherche à augmenter le poids du terme de TEP, la segmentation risque d'être trop large.

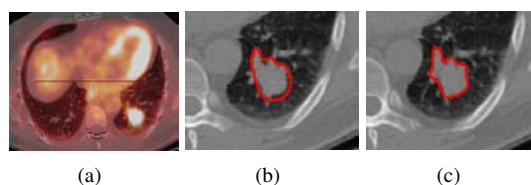


FIG. 5 – Effet de moyennage : (a) images TEP et TDM superposées. (b) Segmentation d'une tumeur pulmonaire avec une formulation vectorielle et (c) avec un paramètre $\lambda(\mathbf{x})$ variant spatialement.

4.2 Paramètre variant spatialement

Pour un radio-thérapeute, la cible de traitement est calculée à partir du volume segmenté de la tumeur sur l'image TDM, c'est pourquoi il apparaît important d'insister sur la segmentation de l'image TDM en ne se servant de l'image TEP que comme d'un guide. Aussi au lieu d'utiliser un paramètre λ fixé dans la formulation (2) on peut utiliser un λ variable spatialement déterminé a priori (équation 10). Si λ est nul le problème va converger vers une des deux solutions triviales u identiquement nul ou u identiquement égal à 1. A l'inverse, si λ est très grand ($\approx +\infty$) le terme d'attache aux données a tellement d'importance que le résultat est très proche d'un seuillage.

$$\begin{aligned}
\min_{u \in BV_{[0,1]}(\Omega)} E_{TV_g}(u, c_1, c_2) &= \int_{\Omega} g|\nabla u(\mathbf{x})|d\Omega \\
&+ \int_{\Omega} \lambda(\mathbf{x})u(\mathbf{x})(I(\mathbf{x}) - c_1)^2 d\Omega \\
&+ \int_{\Omega} \lambda(\mathbf{x})(1 - u(\mathbf{x}))(I(\mathbf{x}) - c_2)^2 d\Omega
\end{aligned} \tag{10}$$

L'intérêt de faire varier spatialement $\lambda(\mathbf{x})$ est de forcer une attache aux données importante dans des zones de l'image où l'on sait que la région que l'on cherche à segmenter est bien caractérisée et inversement à forcer une régularisation importante dans les zones de l'image où l'objet à segmenter peut être mélangé à des structures adjacentes. L'image TEP nous permet de modéliser la variation spatiale de λ . En effet, à cause de la respiration, l'image TEP a une intensité beaucoup plus élevée aux centres des tumeurs qu'en périphérie de celles-ci. La figure 6 montre un zoom sur une tumeur et sur un ganglion dans des images TDM sur lesquelles sont superposés un profil d'intensité de l'image TEP selon une ligne centrale en x et une ligne centrale en y ainsi que différentes lignes de niveaux des intensités de l'image TEP. On y voit clairement la décroissance du signal TEP en dehors de la zone tumorale.

D'après [13] et [14], le volume tumoral visible sur l'image TDM est toujours supérieur au volume tumoral obtenu par un seuillage de l'image TEP à 60% de l'intensité maximale. L'intensité de l'image TEP décroît autour de la tumeur jusqu'à une intensité "de fond". Ainsi on peut avoir une très grande confiance pour affirmer que la région de l'image TDM correspondant au seuillage précédent de la TEP est une région tumorale. Cela nous permet d'initialiser u à 1 dans cette zone et à 0 ailleurs pour s'assurer qu'à convergence la tumeur sera donnée par $\mathbf{1}(u = 1)$ et non par $\mathbf{1}(u = 0)$. De plus la valeur de λ peut être maximale dans cette zone.

Pour caractériser λ en mettant à profit l'information de la TEP, nous devons le choisir pour qu'il vérifie les propriétés suivantes :

- (i) être maximal dans la zone considérée par les médecins comme étant au centre de la tumeur.
- (ii) être proche de zéro loin de la tumeur.
- (iii) posséder un taux de croissance plus ou moins important en fonction de l'importance de "l'étalement" du signal TEP par rapport aux structures anatomiques révélées sur l'image TDM.

Une fonction qui respecte bien ces propriétés est la fonction sigmoïde

$$\lambda(x) = M \frac{1}{1 + a \exp(-rx)} + m \tag{11}$$

Nous détaillons ici les différents paramètres qui entrent en jeu, leur rôle et comment les fixer. La sigmoïde est à valeur dans $[m, M + m]$.

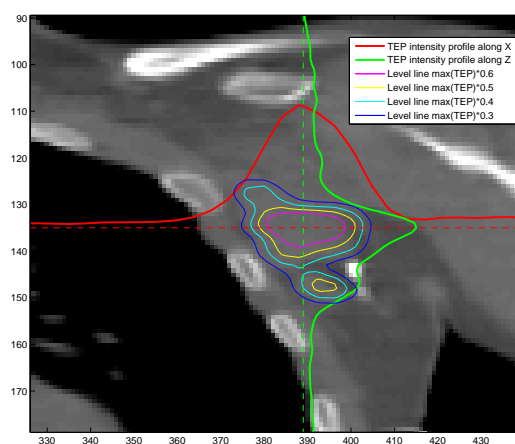
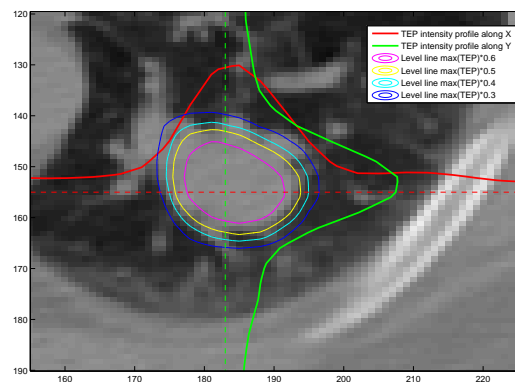


FIG. 6 – Décroissance du signal TEP : en haut autour d'une tumeur, en bas autour d'un ganglion.

- x correspond à l'intensité de l'image TEP décalée telle que le niveau de gris valant 60% de l'intensité maximale de l'image TEP soit ramené à 0.
- M permet de borner supérieurement les valeurs de la sigmoïde. M est choisi tel que l'hétérogénéité de l'attache aux données soit importante devant la variation totale.
- m permet de borner inférieurement les valeurs de la sigmoïde. Comme les valeurs faibles de la TEP n'ont que très peu d'influence, nous fixons m à 10^{-6} .
- a est fixé à 1.
- r donne la pente de la croissance de la sigmoïde. Pour r variant entre 0,0055 et 0,012 (figure 7), la qualité des segmentations varie assez peu (l'indice de similarité avec une segmentation manuelle est toujours supérieur à 0,80).

La figure 7 représente deux sigmoïdes gouvernant la variation du paramètre de pondération $\lambda(\mathbf{x})$ en fonction de l'intensité de l'image TEP. L'attache aux données a bien un poids maximal lorsque l'intensité de l'image TEP est supérieure à son intensité maximale. La décroissance est assez rapide. Enfin la pondération favorise la régularité (c'est-à-

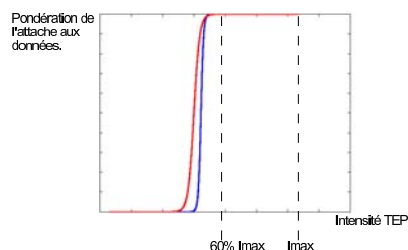


FIG. 7 – Deux exemples de fonction $\lambda(x)$ (sigmoïdes) définies à partir de l'intensité d'une image TEP.

dire tend à réduire l'aire segmentée) lorsque l'intensité du signal TEP est plus faible.

$\lambda(x)$ étant déterminé a priori, le processus de minimisation de la fonctionnelle (10) est identique à celui de la fonctionnelle (2).

5 Tests et résultats

Nous avons testé notre méthode pour segmenter deux structures particulières : des tumeurs pulmonaires et des ganglions thoraciques infectés (lymphomes).

Pour chaque couple d'images pour lesquelles la segmentation manuelle était disponible, nous avons calculé des indices de similarité, de sensibilité et de spécificité¹. Les résultats sont regroupés dans la table 1.

Lorsque les contourages manuels n'étaient pas disponibles, seule une évaluation qualitative des résultats à pu être effectuée. Les résultats sont globalement satisfaisants. Il reste un cas de figure où la méthode fonctionne mal. Il s'agit de tumeurs collées sur la paroi diaphragmatique du poumon droit, à proximité du foie. En effet dans une telle configuration, il n'y a pratiquement aucun contraste entre la tumeur, la paroi du poumon, et le foie ni en TDM, ni en TEP, notre méthode a alors tendance à segmenter la tumeur et l'ensemble de la paroi adjacente au foie contenue dans l'enveloppe convexe du poumon.

	indice de similarité	Sensibilité	Spécificité
tumeur 1	0,85	0,76	0,96
tumeur 2	0,79	0,68	0,96
tumeur 3	0,81	0,78	0,89
tumeur 4	0,90	0,86	0,95
tumeur 5	0,82	0,79	0,84
ganglion	0,72	0,60	0,92

TAB. 1 – Mesures d'erreurs de segmentation sur 6 cas cliniques.

Même si la sensibilité de la méthode peut sembler un peu faible, les contours automatiques ont tendance à être à l'intérieur des contours manuels. Ces résultats peuvent être considérés comme satisfaisants. En effet, dans [15] des

¹si M et A représentent respectivement la segmentation manuelle et la segmentation automatique, l'indice de similarité est donné par $S(M,A) = \frac{2|M \cap A|}{|M| + |A|}$, la sensibilité par $\frac{|M \cap A|}{|M|}$, et la spécificité par $\frac{|M \cap A|}{|A|}$

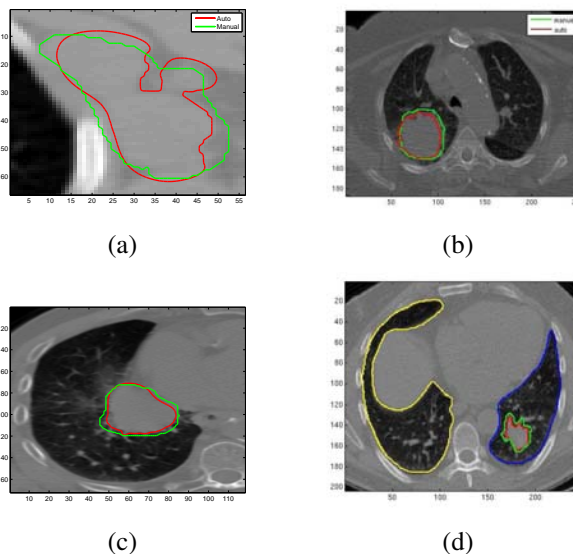


FIG. 8 – Résultats de segmentation sur un ganglion (a) et trois tumeurs (b)-(d). Contours verts : segmentations manuelles, contours rouges : segmentations automatiques.

comparaisons de contourage de tumeurs pulmonaires par différents praticiens ont été effectuées et montrent que la variabilité inter-praticiens est assez forte. Ainsi, pour s'assurer que la méthode n'a pas de biais tendant à réaliser une segmentation trop restrictive il faudrait mener plus de comparaisons avec des segmentations manuelles provenant de différentes sources.

6 Conclusion

Nous avons adapté une méthode robuste et efficace de segmentation en deux régions d'une image monomodale au cas d'une image médicale 3D multimodale. L'originalité de notre méthode consiste à ne pas se servir des deux modalités de manière similaire (c'est-à-dire que le rôle des deux modalités ne peut pas être échangé dans la formulation du problème). En effet, nous réalisons une segmentation précise de l'image TDM en mettant à profit les informations et les incertitudes données par l'image TEP. Quelques tests quantitatifs ont été effectués et donnent des résultats prometteurs.

Dans la suite de nos travaux, nous compléterons ces résultats de segmentation par des segmentations d'organes sensibles pour la radiothérapie tels que le cœur, en incluant des informations supplémentaires de formes dans nos modèles.

Remerciements : Ces travaux ont été réalisés dans le cadre du projet MINIARA (pôle de compétitivité Medicen) en collaboration avec la société Dosisoft.

Références

- [1] Ashamalla, H., Rafla, S., Parikh, K., Mokhtar, B., Goswami, G., Kambam, S., Abdel-Dayem, H., Guirguis, A., Ross, P., Evola, A. : The contribution of integrated PET/CT to the evolving definition of treatment volumes in radiation treatment planning in lung cancer. *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics* **63**(4) (2005) 1016 – 1023
- [2] Naqa, I.E., Yang, D., Deasy, J.O. : Automated estimation of the biophysical target for radiotherapy treatment planning using multimodality image analysis. In : *IEEE International Conference on Image Processing*. (2007) 533–536
- [3] Chan, T.F., Vese, L.A. : Active contours without edges. *IEEE Trans. Image Processing* **10**(2) (2001) 266–277
- [4] Hong, X., McClean, S., Scotney, B., Morrow, P. : Model-based segmentation of multimodal images. In : *Computer Analysis of Images and Patterns*. (2007) 604–611
- [5] Potesil, V., Huang, X., Zhou, X.S. : Automated tumor delineation using joint PET/CT information. Volume 6514., *SPIE* (2007) 65142Y
- [6] Grubben, H., Miller, P., Hanna, G.G., Carson, K.J., Hounsell, A.R. : MAP-MRF segmentation of lung tumors in PET/CT image. In : *International Symposium on Biomedical Imaging*. (2010) 290–293
- [7] Mumford, D., Shah, J. : Optimal approximations by piecewise smooth functions and variational problems. *Comm. on Pure and Applied Math.* **XLII**(5) (1988) 577–685
- [8] Bresson, X., Esedoglu, S., Vandergheynst, P., Thiran, J.P., Osher, S.J. : Fast global minimization of the active contour/snake model. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* **28**(2) (June 2007) 151–167
- [9] Mory, B., Ardon, R. : Fuzzy region competition : A convex two-phase segmentation framework. In : *Scale Space and Variational Methods in Computer Vision*. (2007) 214–226
- [10] Mory, B., Ardon, R., Thiran, J.P. : Variational segmentation using fuzzy region competition and local non-parametric probability density functions. In : *IEEE International Conference on Computer Vision*. (2007) 1–8
- [11] Chambolle, A. : An algorithm for total variation minimization and applications. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* **20**(1-2) (2004) 89–97
- [12] Moreno, A. : Non-Linear Registration of Thoracic PET and CT images for the Characterization of Tumors : Application to Radiotherapy. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (2007)
- [13] Black, Q.C., Grills, I.S., Kestin, L.L., Wong, C.Y.O., Wong, J.W., Martinez, A.A., Yan, D. : Defining a radiotherapy target with Positron Emission Tomography. *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics* **60**(4) (2004) 1272 – 1282
- [14] Nestle, U., Kremp, S., Schaefer-Schuler, A., Sebastian-Welsch, C., Hellwig, D., Rubes, C., Kirsch, C.M. : Comparison of different methods for delineation of 18F-FDG PET-positive tissue for target volume definition in radiotherapy of patients with non-small cell lung cancer. *The Journal of nuclear medicine* **46**(8) (2005) 1342 – 1348
- [15] Giraud, P., Elles, S., Helfre, S., Rycke, Y.D., Servois, V., Carette, M.F., Alzieu, C., Bondiau, P.Y., Dubray, B., Touboul, E., Housset, M., Rosenwald, J.C., Cosset, J.M. : Conformal radiotherapy for lung cancer : different delineation of the gross tumor volume (GTV) by radiologists and radiation oncologists. *Radiotherapy and Oncology* **62**(1) (2002) 27 – 36