

Segmentation multi-images et multicritères par arbres de coupes

Francisco Javier Alvarez Padilla, Barbara Romaniuk, Benoît Naegel, Stéphanie Servagi-Vernat, Dimitri Papathanassiou, Nicolas Passat

▶ To cite this version:

Francisco Javier Alvarez Padilla, Barbara Romaniuk, Benoît Naegel, Stéphanie Servagi-Vernat, Dimitri Papathanassiou, et al.. Segmentation multi-images et multicritères par arbres de coupes. Journée des Jeunes Chercheurs - SFR CAP-Santé, 2017, Reims, France. hal-02107341

HAL Id: hal-02107341 https://hal.science/hal-02107341v1

Submitted on 23 Apr 2019

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.

Segmentation multi-images et multicritères par arbres





de coupes

F. J. Alvarez Padilla¹, B. Romaniuk¹, B. Naegel², S. Servagi-Vernat^{1,3}, **D.** Papathanassiou^{1,3} et N. Passat¹

¹Université de Reims Champagne-Ardenne, CReSTIC, France ²Université de Strasbourg, CNRS, ICube, France ³ Institut Jean Godinot, Reims, France francisco-javier.alvarez-padilla@univ-reims.fr



Résumé

La Tomographie par Émission de Positons (TEP), la Tomodensitométrie (TDM) et la TDM-injectée ont largement été utilisées pour la planification du traitement de radiothérapie, où la precision de la segmentation tumorale est une étape cruciale. En dépit de sa faible résolution spatiale, la TEP a été le principal champ d'application des méthodes de segmentation, grâce au fort contraste des régions tumorales. Récemment, les méthodes de segmentation multimodales se sont avérées plus performantes en profitant d'informations intrinsèquement différentes (TEP, TDM, TDMinjectée, IRM, etc.). Cependant, ces méthodes explorent uniquement les informations spectrales. Pour cette raison, nous proposons une nouvelle méthodologie multicritères et multi-images pour exploiter de l'information vectorielle. Tout d'abord, les arbres de coupes sont utilisés pour l'extraction d'attributs. Les arbres construits seront restitués sous la forme d'une image I_A en assignant des valeurs vectorielles aux voxels. Dans un second temps, la marche aléatoire est apliquée sur I_A pour obtenir une segmentation de cette dernière. Finalement, les volumes obtenus sont classifiés en 8 partitions (demandées par le radiothérapeute) dans l'image TEP pour guider l'ajustement de la dose de radiation en fonction de l'hétérogénéité de l'activité tissulaire.

1.1 Arbres de coupes

Définition 2 Un arbre de coupes τ [1] est une structure de graphes qui représente une image hiérarchiquement, avec des nœuds $k \in \Theta$ et des arêtes d'inclusion $e \in E$. Les nœuds \varTheta sont composés par des voxels connectés spatialement et formés par la partition de I.

À partir de τ , une image I peut être restituée :



1. Introduction

Définition 1 Une image I est définie comme une fonction $I: \Omega \to Y \text{ où } \Omega$ est le support(i.e. un ensemble d'elements, pixels ou voxels) et Y est l'espace des valeurs possibles de l'image.



FIGURE 1: (a) Image I à niveaux de gris. (b) $\tau(I)$. (c), (d), ..., (g) les cinq seuillages de $\tau(I)$.

Définition 3 Un attribut h est une valeur (généralement scalaire) qui caractérise un nœud. Un attribut peut, par exemple se baser sur des notions de forme, spectralité, géométrie, etc. [2].

1.2 Image vectorielle

Définition 4 La notion d'image vectorielle I_a est attribuée à une image dont les voxels(pixels) X stockent un vecteur A avec plusieurs valeurs scalaires h.

FIGURE 2: I_a

A partir de plusieurs arbres τ , nous pouvons construire une image I_A :

FIGURE 3: I_A

Il est nécessaire de définir des graines

2.1 Production d'un image vectorielle

En disposant d'un ensemble d'images médicales (TEP, TDM, TDM-injectée, IRM, IRM fonctionnelle, etc.), nous proposons une manière d'optimiser l'exploitation de leur information :

FIGURE 4: Construction de I_A par plusieurs images et deux manipulations de τ , a) et b).

2.2 Marche aléatoire

(a)

(f) TEP–compacité.

FIGURE 6: Sélection des graines, a) manuelle et b) automatique.

(b)

pour initialiser l'algorithme MA qui labellise les voxels non marqués U. Nous avons deux classes : les zones tumorales t et le fond f. Les graines g sont définies par un protocole de seuillage dans la TEP, figure 6 (b) : $g_t = I(X) > 0.75 SUV_{max}(I)$ (rouge) et $g_f = I(X) < 0.25 \ SUV_{max}(I)$ (bleu), où $g_f < U < g_t$. Le résultat de la MA est une carte de probabilités P.

Définition 5 La marche aléatoire (MA) pour la segmentation d'images [3] consiste à calculer le chemin le plus court entre un nœud non-classé et les marqueurs fournis.

D'abord, I_A est modelisée comme un graphe :

FIGURE 5: $I_a(X) \rightarrow G_a(V, E)$

Les arêtes *E* seront ponderés par la func-

tion ω_{ij} :

$\omega_{ij} = exp\left(-\beta \mid \mid v_i(A) - v_j(A) \mid \mid^2\right), \quad (1)$

où $v_i(A)$ est le vecteur d'attributs A dans le nœud v_i . Cette norme est représentée par la distance de Mahalanobis :

 $d_m(v_i(A), v_j(A)) = \sqrt{(v_i(A) - v_j(A))^T \Sigma^{-1}(v_i(A) - v_j(A))}, \quad (2)$

 Σ est la matrice de covariance qui permet de normaliser l'échelle des attributs.

FIGURE 8: (a) Segmentation tumorale (contour en rouge), TDM-injectée(γ), (b) TEP(α), (c) TEP-TDM fusionnées et (d) attribut TEP-intensité moyen. (e) Carte de distances sur 8 classes.

Références

- [1] Salembier P., Oliveras A., and Garrido L. Anti-extensive connected operators for image and sequence processing. IEEE Trans on Image Proc., 7:555–570, 1998.
- [2] Alvarez F., Grossiord E., Romaniuk B., Naegel B., Kurtz C., Talbot H., Najman L., Guillemot R., Papathanassiou D. and Passat N. Multicriteria 3D PET image segmentation. Image Processing Theory, Tools and Applications, 346–351, 2015.
- [3] Grady L. Random walks for image segmentation. Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 28(11):1768–1783, 2006.