

Segmentation d'images médicales entachées d'incertitudes et d'imprécisions par la théorie des fonctions de croyance

Benoit LELANDAIS¹, Isabelle GARDIN^{2,1}, Laurent MOUCHARD¹, Pierre VERA^{2,1}, Su RUAN¹

¹LITIS EA 4108 - QuantIF, Université de Rouen
22 boulevard Gambetta, 76183 Rouen cedex, France

²Département de médecine nucléaire, centre Henri-Becquerel,
1 rue d'Amiens, 76038 Rouen, France

benoit.lelandais@univ-rouen.fr, isabelle.gardin@chb.unicancer.fr
laurent.mouchard@univ-rouen.fr, pierre.vera@chb.unicancer.fr, su.ruan@univ-rouen.fr

Résumé – En imagerie, les informations sont incertaines en raison du bruit, ou imprécises en raison de la résolution spatiale. Nous proposons une méthode de clustering basée sur la théorie des fonctions de croyance, nommée EVEII, ayant un impact différencié entre les incertitudes et les imprécisions. Tout d'abord, la modélisation des imperfections est réalisée par la combinaison disjonctive des voxels voisins intégrée au sein de l'algorithme *Fuzzy C-Means*. Ensuite, la réduction des incertitudes est réalisée par combinaison conjonctive des voxels voisins. Enfin, nous proposons de modéliser une connaissance externe, intrinsèque au système d'imagerie, par une fonction de croyance obtenue par mesure de l'imprécision. Cette imprécision est ensuite considérablement réduite par fusion des voxels avec cette connaissance externe. EVEII a été évalué sur des images simulées et médicales de faible résolution spatiale et présentant un important bruit. Comparativement à d'autres méthodes proposées dans la littérature, notre méthode donne les meilleures performances. De plus, l'application sur des images médicales multi-modales a montré que EVEII est tout à fait adapté aux problèmes de segmentation d'images de nature diverse.

Abstract – In imaging, information is uncertain due to noise, or imprecise due to spatial resolution. We propose a clustering method based on belief function theory, called EVEII, having a differentiate impact between uncertainties and imprecisions. First, the modeling of imperfections is achieved by the integration of the disjunctive combination of neighboring voxels integrated in the Fuzzy C-Means algorithm. Then, the reduction of uncertainty is achieved by the conjunctive combination of neighboring voxels. Finally, we propose to model an external knowledge by a belief function obtained by measuring the intrinsic imprecision of the imaging system. Then, this imprecision is significantly reduced by fusing voxels with this external knowledge. EVEII has been evaluated on simulated and medical images presenting high noise and a low spatial resolution. Compared to other methods proposed in the literature, our method obtains the best performances. Furthermore, the application on multi-modal medical images show that EVEII is well suited for various kind of image segmentation problems.

1 Introduction

En imagerie, les informations incertaines en raison du bruit et imprécises en raison de l'effet de volume partiel sont deux types d'imperfection. L'incertitude peut être réduite en tirant parti des informations de voisinage dans une image. L'imprécision, due à un manque de connaissance venant de la faible résolution spatiale du système d'imagerie, peut quant à elle être réduite en s'appuyant sur d'autres sources d'information (connaissance externe, autre modalité d'image, ...). Dans les tâches de segmentation d'images, leur considération séparée a potentiellement une influence positive. La Théorie des Fonctions de Croyance (TFC) est particulièrement bien adaptée à la prise en compte différenciée des incertitudes et des imprécisions [1]. De plus, elle a l'avantage de comprendre des outils permettant de combiner plusieurs sources d'information. Dans [2], nous avons proposé une méthode permettant, grâce à la TFC, de réduire l'incertitude tout en modélisant l'imprécision dans des images en fusionnant les voxels voisins. La limite de

la méthode est qu'elle dépend du résultat de l'algorithme de clustering Fuzzy C-Means (FCM) dont les performances en environnement très bruité sont limitées. En outre, si la méthode a l'avantage de permettre la modélisation de l'imprécision, il n'a pas été proposé de solution permettant de réaliser ensuite sa réduction. Dans [3], une méthode, nommée *Modified Evidential C-Means* (MECM), d'estimation des croyances relatives à chaque classe faisant également intervenir une fusion des informations de voisinage est proposée. L'approche est intéressante, mais n'a pas un comportement différencié entre l'incertitude et l'imprécision.

Notre but a été de proposer une méthode d'estimation des croyances, à partir de nos précédents travaux [2], pour la segmentation d'images présentant du bruit et de l'effet de volume partiel. Notre méthode est nommée *Evidential Voxel-based Estimation of Imperfect Informations* (EVEII). Elle apporte une estimation des croyances en modélisant l'imprécision à la transition entre les régions tout en réduisant l'incertitude en leur

sein. Notre but a également été de proposer une méthode permettant, par la suite, de réduire l'imprécision par intégration d'une connaissance externe propre à nos images.

Dans un premier temps, nous présentons notre algorithme EVEII et l'évaluons sur des images simulées comparativement à trois méthodes de la littérature. Dans un second temps, nous évaluons notre algorithme sur des images médicales de fantôme par Tomographie d'Émission de Positons (TEP) dont l'information est très imparfaite, puis l'appliquons à la fusion d'images multi-modales TEP.

2 EVEII : Evidential Voxel-Based Estimation of Imperfect Information

2.1 Méthode

Nous proposons dans cette section une méthode, nommée EVEII, pour l'estimation des croyances, dans des données image incertaines et imprécises, par la TFC. Soit $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_C\}$, un ensemble fini de classes, appelé *cadre de discernement*. Grâce à la TFC [1], les imperfections peuvent être prises en compte en affectant une masse de croyance, m , à des sous-ensembles de Ω . m est une fonction de $\{\emptyset, \{\omega_1\}, \dots, \{\omega_C\}, \{\omega_1, \omega_2\}, \dots, \Omega\} \rightarrow [0, 1]$ vérifiant $\sum_{A \subseteq \Omega} m^\Omega(A) = 1$. La masse $m^\Omega(\Omega)$ représente le degré d'ignorance ($m^\Omega(\Omega) = 1$: ignorance totale) et la masse $m^\Omega(\emptyset)$ représente le conflit entre les sources. Parmi les sous-ensembles, nous distinguons les singletons comme $\{\omega_1\}$, des disjonctions comme $\{\omega_1, \omega_2\}$. Les singletons permettent de modéliser l'incertitude comme dans la théorie des probabilités. Les disjonctions permettent de modéliser l'imprécision comme dans la théorie des ensembles flous. Dans [2], nous avons proposé une méthode, basée sur la TFC, permettant de prendre en compte de manière différenciée les imperfections dans des données image. La méthode est composée de trois étapes. La première consiste à estimer, sur deux classes $\{\omega_1\}$ et $\{\omega_2\}$, les masses de croyance $m_{V_i}^\Omega(\{\omega_1\})$ et $m_{V_i}^\Omega(\{\omega_2\})$ de chaque voxel V_i à l'aide de l'algorithme FCM. La deuxième étape consiste à combiner les voxels V_j voisins de V_i (affaiblis par un coefficient α_j dépendant de la distance entre V_j et V_i) à l'aide de la règle disjonctive suivante :

$$\mathcal{M}_{V_i}^\Omega(\cdot) = \bigoplus_{V_j \in \Phi(V_i)} \alpha_j m_{V_j}^\Omega(\cdot) \quad (1)$$

Cela a pour effet d'augmenter l'imprécision, en transférant la croyance des voxels d'environnement ambigu (bruit et effet de volume partiel) sur la disjonctions $\{\omega_1, \omega_2\}$. Lors de la troisième étape, l'opération inverse est effectuée, à savoir la combinaison par la règle conjonctive de Dempster des voxels voisins affaiblis :

$$M_{V_i}^\Omega(\cdot) = \bigoplus_{V_j \in \Phi(V_i)} \alpha_j \mathcal{M}_{V_j}^\Omega(\cdot) \quad (2)$$

Cette opération a pour effet de réduire l'incertitude, en transférant la croyance des voxels d'environnement partiellement

ambigu (bruit) sur les singletons $\{\omega_1\}$ et $\{\omega_2\}$. Ainsi, les incertitudes sont réduites et les imprécisions restent modélisées sur la disjonction.

Nous proposons à présent d'étendre cette méthode afin d'améliorer l'estimation des croyances obtenue par l'algorithme FCM en intégrant au sein du processus itératif, la seconde étape de notre méthode, à savoir l'opération de combinaison disjonctive des voxels voisins. Cela a pour effet de mettre à jour les centroïdes des classes, à chaque itération, en utilisant uniquement les données non-ambiguës. Les données imparfaites n'ayant plus d'impact sur la mise à jour des centroïdes, ces derniers sont mieux estimés, ainsi que l'estimation des croyances. Ensuite, il résulte de la combinaison conjonctive des voxels voisins, une réduction des incertitudes, mais pas des imprécisions correspondant à un manque de connaissance intrinsèque au système d'imagerie.

L'imprécision modélisée peut être réduite en utilisant d'autres sources d'information. Pour la segmentation des images TEP, nous proposons de réduire l'imprécision à l'aide d'une connaissance apprise sur nos images. Cette connaissance est une fonction β dépendant, dans notre problème, du contraste et de la taille de l'objet à segmenter. La réduction des imprécisions est réalisée en représentant β par une fonction de masse simple notée m_β^Ω représentée sur un singleton, puis en fusionnant l'ensemble des voxels avec cette fonction de masse à l'aide de la règle conjonctive de Dempster :

$$\mathbf{M}_{V_i}^\Omega(\cdot) = M_{V_i}^\Omega(\cdot) \oplus m_\beta^\Omega(\cdot) \quad (3)$$

Cela a pour conséquence de réduire l'imprécision en transférant, en fonction de la valeur de β , une partie des croyances sur l'un des singletons représentant l'objet.

2.2 Évaluation sur des images simulées

Notre première contribution, à savoir notre méthode EVEII sans réduction des imprécisions, est évaluée sur une image simulée, ainsi que sur une série d'images simulées. Pour l'ensemble des images simulées, nous évaluons notre méthode par comparaison à la méthode introduite dans [2], ainsi qu'aux méthodes Evidential C-Means (ECM) [4] et Modified ECM (MECM) [3] proposées pour l'estimation des croyances en environnement incertain et imprécis. L'image simulée est présentée FIGURE 1 et contient un petit carré. Une transition floue, entre le carré et le fond a été ajoutée par filtrage de l'image avec un filtre Gaussien de sorte à simuler la présence d'effet de volume partiel. Un bruit Gaussien a ensuite été ajouté de Rapport Signal-sur-Bruit (RSB) égal à 5. La série d'images simulées correspond à une séquence d'images ayant un RSB variant de 1,5 à 5,9 par pas de 0,2, et contenant un plus grand carré tel qu'illustré dans le bas de la FIGURE 2. Pour chaque image simulée et pour chaque méthode comparée, l'évaluation des performances des méthodes a été réalisée par le calcul de l'indice de DICE.

Les résultats d'estimation des croyances pour chaque méthode évaluée sont présentés FIGURE 1. Comme l'illustre cette

figure, seule EVEII intégrant la combinaison disjonctive dans l’algorithme FCM permet de réduire l’incertitude tout en modélisant l’imprécision, présente à la transition entre les régions, sur la disjonction. La méthode ECM ne prend pas en compte l’information spatiale et ne permet pas de réduire le bruit dans l’image. La méthode MECM prend en compte l’information spatiale afin de réduire le bruit, mais ne permet pas de modéliser l’imprécision. Enfin, la méthode introduite dans [2] considère toutes les données du fond comme imprécises, d’où l’intérêt de notre nouvelle contribution consistant à combiner les informations de voisinage au sein de l’algorithme FCM.

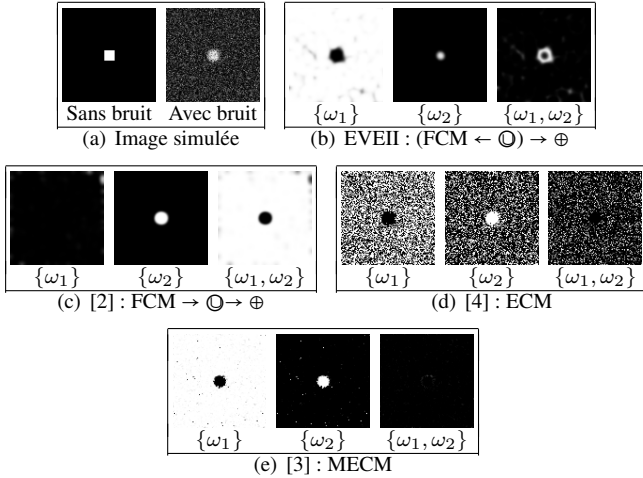


FIGURE 1 – Résultats l’estimation des masses de croyance sur une image simulée. (a) présente l’image simulée. (b), (c), (e) et (d) présentent les croyances affectées aux différents sous-ensembles en utilisant respectivement EVEII et les méthodes proposées dans [2], [3] et [4].

La FIGURE 2 présente les coefficients DICE obtenus pour chaque méthode évaluée sur la série d’images en fonction de différents RSB. Comme nous pouvons l’observer, EVEII et la méthode introduite dans [2] donnent les meilleures performances, avec un coefficient DICE supérieur à 0,9 pour l’ensemble de la série d’images. Ces résultats illustrent l’intérêt de fusionner les informations de voisinage pour la segmentation d’images en environnement très bruité.

3 Application sur des images médicales TEP

3.1 Évaluation

EVEII a été évaluée sur des images par Tomographie d’Émission de Positons provenant d’un fantôme (voir FIGURE 3) comparativement à trois méthodes de la littérature introduites pour la segmentation de ces images [2, 6, 7]. Les images comptent neuf sphères de volumes compris entre 0, 47 et 97, 3 mL. L’acquisition des données TEP s’est faite selon cinq contrastes entre les sphères et le fond compris entre 2 et 7, 9.

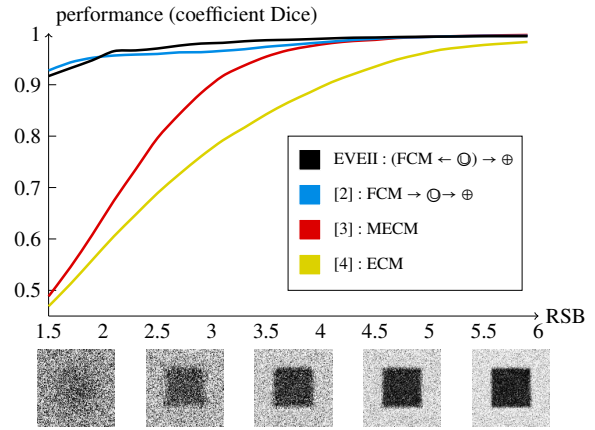


FIGURE 2 – Graphique présentant les coefficients DICE obtenus pour chaque méthode évaluée sur la série d’images simulées en fonction de différents RSB. Quelques images simulées parmi la série sont présentées dans le bas de la figure.

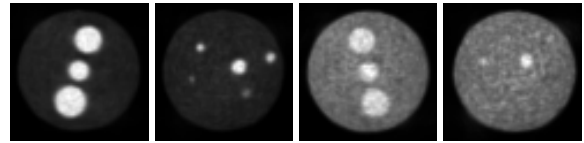


FIGURE 3 – Figure présentant quatre images de fantôme TEP de fort et de faible contraste.

La FIGURE 4 présente les volumes mesurés en fonction des contrastes et des volumes réels des sphères pour les quatre méthodes de segmentation évaluées. Notre méthode est sans conteste la plus performante. Pour les grandes comme les petites sphères, EVEII estime le mieux les volumes des sphères, prouvant qu’elle est très bien adaptée à la segmentation des images TEP. Comme nous pouvons le voir, les méthodes proposées dans [2, 6, 7] sous-estiment les volumes des sphères de grande taille. En outre, concernant la méthode proposée dans [2], nous pouvons observer que les volumes des petites sphères sont largement sur-estimés. Ceci est dû à la sensibilité de l’algorithme FCM lorsque l’objet à segmenter est de petite taille.

3.2 Application à la fusion d’images multi-modales

La méthode proposée a été appliquée à la fusion multi-modale d’images médicales fonctionnelles TEP. Ces images, FDG, FLT et FMISO sont respectivement caractéristiques du métabolisme glucidique, de la prolifération cellulaire et de l’hypoxie (tissus manquant d’oxygène). Elles permettent la distinction de régions que l’on peut représenter selon quatre singletons, à savoir les tissus sains $\{N\}$ (Normal), présentant un Métabolisme du glucose important $\{M\}$, une Prolifération cellulaire importante $\{P\}$ et une Hypoxie importante $\{H\}$. EVEII est à présent appliqué à la segmentation d’images médicales TEP multi-modales présentant une tumeur (FIGURE 5(a), (b) et (c)). Dans un premier temps, EVEII est appliqué sur chaque image mono-

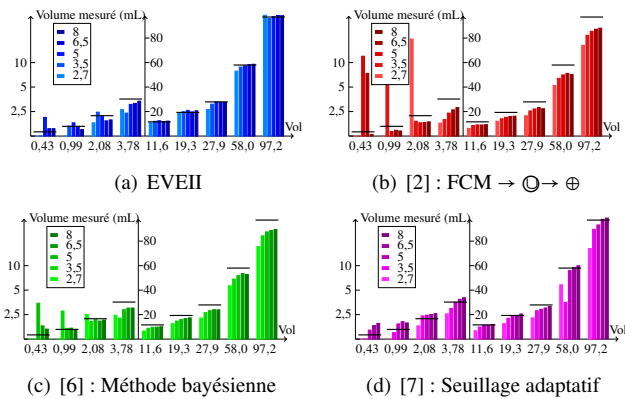


FIGURE 4 – Volumes mesurés en fonction des contrastes et des volumes réels (mL) des sphères (identifiés par une barre horizontale) pour les quatre méthodes de segmentation évaluées.

modale. Dans un second temps, la combinaison conjonctive des trois modalités est effectuée. Les cinq classes considérées ($\Omega = \{N, G, P, H, F\}$) correspondent respectivement aux tissus sains ($\{N\}$ ormal), présentant un fort métabolisme du $\{G\}$ ucose (FDG), accompagné d’une forte $\{P\}$ rolifération cellulaire (FLT) ou d’une $\{H\}$ ypoxie (FMISO), ou présentant les trois phénomènes ($\{F\}$ ull). Le résultat de la combinaison conjonctive de ces images est présentée FIGURE 5. Cette combinaison permet de visualiser la répartition des croyances associées à chaque voxel vis-à-vis de chaque classe (FIGURE 5(d), (e), (e) et (g)). Elle permet également de visualiser les zones conflictuelles entre les sources (FIGURE 5(h)). Enfin, la FIGURE 5(i) correspond au résultat de la segmentation et indique la position des différents sous-volumes. L’ensemble de ces images est une aide précieuse pour la délimitation du volume cible tumoral et l’identification de sous-volumes cible nécessitant une intensification du traitement par radiothérapie externe.

4 Conclusion

Actuellement, en imagerie, très peu d’auteurs ont considéré séparément l’imprécision et l’incertitude dans la modélisation des informations par la TFC [2]. À cet effet, nous avons proposé d’effectuer une combinaison disjonctive, suivie d’une combinaison conjonctive des voxels voisins. Notre contribution réside dans l’intégration de la combinaison disjonctive au sein de l’algorithme FCM, donnant place à une nouvelle méthode, EVEII, moins sensible au bruit et à l’effet de volume partiel. Elle réside également dans l’ajout d’une connaissance externe, représentée sous forme d’une fonction de masse simple, dont la combinaison avec l’ensemble des pixels permet ensuite de réduire l’imprécision. Ces résultats très encourageants, doivent cependant être confirmés sur une base de données plus importante afin d’évaluer la robustesse de la méthode. Des algorithmes autre que le FCM pourraient en outre être évalués.

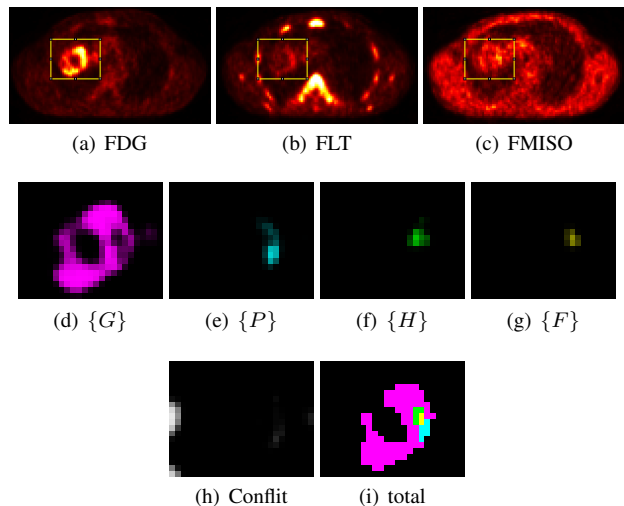


FIGURE 5 – Images présentant le résultat de la fusion des images TEP multitraceurs après la modélisation des imperfections avec EVEII. (a), (b) et (c) sont les images initiales. La zone d’intérêt (lésion tumorale) est localisée dans le rectangle. (h) présente le conflit et (d), (e), (f) et (g) présentent la répartition des croyances vis-à-vis de chaque classe après fusion. (i) est le résultat de la segmentation.

Références

- [1] G. Shafer, *A mathematical theory of evidence*, Princeton university press, 1976.
- [2] B. Lelandais *et al.*, Fusion d’images basée sur la modélisation spatiale d’incertitudes et d’imprécisions par la théorie des fonctions de croyance, *XXIIIe colloque GRETSI*, 2011.
- [3] N. Makni *et al.*, Introducing spatial neighbourhood in Evidential C-Means for segmentation of multi-source images : application to prostate multi-parametric MRI, *Information Fusion*, in press, 2012.
- [4] M. Masson and T. Denœux, ECM : An evidential version of the fuzzy c-means algorithm, *Pattern Recognition*, Vol. 341, No. 4, pp. 1384-1397, 2008.
- [5] H. Zaidi *et al.*, Fuzzy clustering-based segmented attenuation correction in whole-body PET imaging, *Phys. Med. Biol.*, Vol. 47, pp. 1143-1160, 2002.
- [6] M. Hatt *et al.*, A fuzzy locally adaptive Bayesian segmentation approach for volume determination in PET, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 28, No. 6, pp. 881-893, 2008.
- [7] S. Vauclin *et al.*, Development of a generic thresholding algorithm for the delineation of ^{18}F FDG-PET-positive tissue : application to the comparison of three thresholding models, *Phys. Med. Biol.*, Vol. 54, No. 5, pp. 6901-6916, 2009.