

Localisation de tumeurs dans des séquences TEP, par détection de changements au moyen de dissimilarités locales

Ines. Ketata^{1,2}, Frédéric. Morain-Nicolier², Lamia. Sallemi¹, Su.Ruan³ et Ahmed. Ben Hamida¹

¹Laboratoire ATMS, ENIS, Université de Sfax, Tunisie

{ines.hachicha@etudiant.univ-reims.fr, ahmed.benhamida@enis.rnu.tn}

²CRéSTIC, IUT Troyes, Université de Reims-Champagne-Ardenne

frederic.nicolier@univ-reims.fr

³LITIS, Université de Rouen

su.ruan@univ-rouen.fr

Résumé

Nous cherchons à localiser des tumeurs du sein dans des images de Tomographie par Émission de Positons (TEP). Nous disposons d'une séquence temporelle représentant l'activité d'un traceur. L'évolution spatio-temporelle de ce traceur est exploitée pour localiser les tumeurs. La localisation est obtenue par détection de changements entre deux images caractéristiques. La première image ne contient que l'activité cardiaque et artérielle. L'autre image contient en supplément l'activité tumorale. Une carte des dissimilarités locales (CDL), robuste au bruit et aux faibles distorsions, est définie par extension de la notion de transformée en distance. Son application permet de mettre en évidence l'activité tumorale, plus efficacement qu'avec la différence pixel à pixel. La CDL permet de représenter l'organisation spatiale des changements. La CDL reste informative malgré la mauvaise qualité des images TEP. Un simple seuillage suffit à localiser la tumeur. Une bonne localisation est obtenue pour 20 patients, sur un total de 27 examinés.

Mots clefs

Cancer du sein, Images dynamiques TEP, Approche CDL, Méthode MTVC, Méthode MAGMA.

1 Introduction

En imagerie médicale, la tomographie par émission de positons (TEP) permet de mesurer les niveaux d'activité d'un traceur injecté. En réalisant une séquence temporelle d'acquisitions, il est possible de suivre l'évolution du traceur dans le corps. Dans cette étude, nous cherchons à localiser des tumeurs du sein en exploitant cette information spatio-temporelle. La localisation est réalisée par la détection robuste de changements entre deux images caractéristiques obtenues à partir de la séquence entière. L'extension aux niveaux de gris d'une carte des dissimilarités locales, initialement définie sur des images binaires, permet d'obtenir aisément une bonne localisation par seuillage.

2 Approches de comparaison locale d'images

Certaines approches de la détection des changements dans l'organisation spatiale entre deux images sont présentées ici. Nous rappelons tout d'abord la Différence Pixel à Pixel (DPP) et de l'Indice de Similarité Structurale (SSIM). La Différence Pixel à Pixel est une mesure classique et simple, avec des mesures locales bien définies. SSIM est un bon exemple d'une mesure locale, construit à partir d'une approche globale, localement limitée. Puis, une définition d'une Carte des Dissimilarités Locales (CDL) sur des images en niveaux de gris est proposée. La CDL fournit bien des mesures locales bien définie et efficace.

2.1 Différence Pixel à Pixel

Une comparaison locale très simple est donnée par les valeurs données par le calcul de la différence pixel à pixel (DPP). Pour deux images F et G , la DPP est donnée par :

$$DPP_{F,G}(p) = |G(p) - F(p)|, \quad (1)$$

où, $p = (x, y)$ désigne la position d'un pixel. Les valeurs locales calculées représentent les intensités mais seulement les informations locales qui sont bien définies. Une mesure globale est obtenue en additionnant les valeurs de la DPP, fournissant l'erreur moyenne absolue, l'erreur quadratique moyenne ou le rapport signal sur bruit. Le principal inconvénient de la DPP est le mauvais comportement de point de vue la translation. La différence risque de donner des valeurs très importantes alors que l'écart entre les deux images est faible (de l'ordre d'un seul pixel).

2.2 Approche SSIM

L'indice de similarité structurale (SSIM) est une comparaison plus sophistiquée [1]. Il s'agit d'une mesure globale. Elle est basée sur l'hypothèse que le système visuel humain est très adapté pour extraire les structures des objets dans une scène. la SSIM est donc basée sur la dégradation des

informations structurelles. La SSIM entre deux images F et G est donnée par :

$$SSIM(F, G) = \frac{(2\mu_F\mu_G + C_1)(2\sigma_{FG} + C_2)}{(\mu_F^2 + \mu_G^2 + C_1)(\sigma_F^2 + \sigma_G^2 + C_2)}, \quad (2)$$

où, μ_F est l'intensité moyenne de F , σ_F est l'écart type des intensités de F et σ_{FG} est la covariance entre les valeurs de F et G . C_1 et C_2 sont deux petites constantes positives, nécessaires pour stabiliser la division. $C_1 = (k_1d)^2$, $C_2 = (k_2d)^2$, d étant la dynamique des valeurs de pixel, $k_1 = 0.01$ et $k_2 = 0.03$ par défaut.

Comme pour les autres mesures globales, si une mesure locale est nécessaire, la SSIM peut être calculée dans une fenêtre locale glissante. Typiquement μ_F , σ_F , et σ_{FG} sont calculés dans une fenêtre glissante carrée (avec un lissage gaussien), qui se déplace pixel par pixel sur l'image entière. On obtient ainsi une carte SSIM, en fournissant des informations locales sur la similarité structurelle entre les deux images. Une mesure globale (moyenne-SSIM) peut être calculée à partir des valeurs moyennes de cette carte SSIM.

Le choix du rayon de la fenêtre est décisif. F de petit rayon ne permettra pas de rattraper les structures des images. F de trop grande valeur permet de lisser les structures et ne permettra pas de mesurer des similarités de faibles tailles. Un autre aspect est la cohérence de la mesure locale. Avec un trop petit rayon, les statistiques locales peuvent être non importantes, conduisant à des valeurs de similarités non pas bien définies. Ces deux inconvénients sont fréquemment observés quand une mesure globale est contrainte à être locale.

2.3 Dissimilarités locales sur des images en niveaux de gris

Pour des images binaires. La carte des dissimilarités locales (CDL) est définie entre deux images binaires F et G par [2]

$$CDL_{F,G}(x) = |G(x) - F(x)| \max(d(x, G), d(x, F)) \quad (3)$$

$d(x, F)$ est la transformée en distance (TeD) de F . Pour une position $x = (x_1, x_2)$, $d(x, F)$ représente la distance au pixel non-nul (*i.e.* de la forme) le plus proche. La CDL permet d'obtenir une représentation locale et quantifiée des dissimilarités entre deux images. Les dissimilarités locales peuvent s'interpréter comme des distances de Hausdorff, calculées dans des fenêtres de taille adaptative. La taille des fenêtres est déterminée à partir du contenu local des deux images. Localement, ces distances sont proportionnelles à la translation. La CDL est de plus robuste aux petites déformations, contrairement à la différence pixel à pixel.

Pour des images en niveaux de gris. Une solution pour étendre l'équation (3) aux images en niveaux de gris est d'étendre la notion de TeD [6, 7]. Parmi les diverses possibilités, la proposition de Molchanov est particulièrement attractive, mais, à notre connaissance, n'a jamais été exploitée [3]. Dans sa version la plus simple, elle est définie sur une image dont les niveaux de gris appartiennent à $[a, b]$, avec $0 \leq a < b \leq 255$:

$$d_M(x, F) = \frac{1}{255} \sum_{y=a}^b d(x, X_y(F)), \quad (4)$$

d désignant la TeD classique et $X_y(F) = \{x \in X : F(x) \geq y\}$ étant l'image F seuillée au niveau y . Cette définition possède un bon nombre de propriétés intéressantes. La TeD obtenue reste à deux dimensions, contrairement aux solutions qui envisagent l'image comme une fonction binaire dans un espace 3D (comme par exemple chez Wilson [4]). Elle reste entièrement valide pour des images binaires. Il s'agit donc d'une véritable généralisation de la notion de TeD. Contrairement à d'autres approches, les notions de fond et de forme [5] ne sont pas nécessaires. D'autre part, les dimensions spatiales et de luminance ne sont pas combinées. Aucun facteur de normalisation n'est donc nécessaire. En adoptant la TeD de Molchanov, l'équation (3) reste valable.

3 Détection de changements dans une séquence TEP

La carte de dissimilarité locale est testée sur une séquence d'images TEP afin de localiser et de ne pas segmenter le cancer du sein. Les données TEP résultent d'une acquisition dynamique. Un volume est composé d'une pile d'images de coupes transversales du tronc. Il s'agit de données dynamiques composées d'une séquence d'acquisitions, chacune dure 10 secondes. Onze volumes sont acquis pour un examen. Les acquisitions étant très courtes, les volumes TEP sont de très mauvaise qualité. Afin d'obtenir des données plus facilement exploitables, les coupes qui correspondent à la zone tumorale sont sélectionnées et moyennées. À terme et pour un examen, onze images (I_1 à I_{11}) sont à exploiter. Le patient reste stable au cours de ces acquisitions. Il peut y avoir des petits mouvements par le patient qui rendent les images légèrement recalées. Mais notre but est d'obtenir une localisation de la tumeur sur les images *a priori* recalées. L'évolution spatio-temporelle du traceur 18F-FDG injecté dans le corps humain est utilisée pour localiser les tumeurs. À partir d'une série temporelle de onze images où chaque image est normalisée, deux images clés sont calculées. La localisation est réalisée par la détection des changements robuste entre ces deux images clés. La première image contient que l'activité cardiaque et vasculaire alors que la seconde image contient en

plus de l'activité tumorale. Deux différentes méthodes sont proposées pour la construction des images clés.

La première est la méthode MTVC (Method for Temporal Volumes Comparison) qui est justifiée d'une manière physiologique. D'après les médecins, le traceur ^{18}F -FDG injecté dans le corps humain est encore essentiellement dans la circulation artérielle lors de la 1ère image TEP (le volume t_1). Le plus souvent on ne distingue pas encore la tumeur, mais on peut visualiser l'aorte (bien que le pic d'activité de l'aorte survienne généralement à t_2 voire t_3). Par contre, le traceur s'accumule dans la tumeur à la fin de l'acquisition. D'où l'idée de construire deux images TEP. La première image est obtenue à l'instant t_1 . La seconde image est obtenue par moyenne temporelle pixel à pixel des images postérieures (de t_2 à t_{11}). La première image contient ainsi essentiellement l'information de l'activité cardiaque et artérielle. La seconde image contient en sus l'information de l'activité tumorale.

La deuxième méthode est la méthode de détection de changements MAGMA (Method for Arithmetic and Geometric Means Analysis). Elle est basée sur la comparaison des moyennes généralisées. Nous nous concentrons sur la moyenne géométrique et la moyenne arithmétique : la moyenne géométrique contient principalement les faibles valeurs, la moyenne arithmétique contient toutes les informations.

$$GM(I) = \sqrt[N]{\prod_{i=1}^N I_i}, \quad AM(I) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i. \quad (5)$$

La méthode de détection de tumeur que nous proposons s'appuie sur la comparaison de ces deux images. La CDL est employée pour mettre en évidence les changements entre ces deux images, c'est-à-dire l'activité tumorale. La localisation de la tumeur est alors réalisée par détection des grandes valeurs de la CDL, par simple seuillage. Les principales étapes sont :

1. Application d'une moyenne spatiale des coupes qui correspondent à la région tumorale,
2. Application d'une normalisation des images TEP obtenues pour un niveau de gris entre 0 et 255.

Cette normalisation est faite pour deux raisons : la première est que la CDL est faite pour ressortir les différentes structures de l'image et de les comparer. Pour cette raison, il ne faut pas que les images soient de luminosité importante. En faisant la normalisation, la luminosité diminue. Le deuxième argument est de ramener le terme de la dynamique $|F(p) - G(p)|$ à une grandeur d'ordre comparable à celui du terme $\max(d_M(p, F), d_M(p, G))$ qui est à peu près égal à 255.

3. Construction des images clés avec les méthodes MTVC et MAGMA,

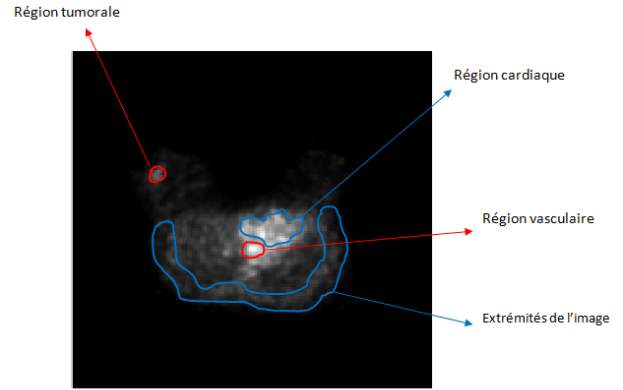


Figure 1 – Les composantes d'une image TEP

4. Calcul de la comparaison locale entre les images clés avec les différentes approches : DPP, SSIM et CDL,
5. Seuillage unique de la comparaison locale. Il s'agit d'un seuil qui n'est pas absolu mais relatif, tout dépend de maximum de la CDL. On garde que 10% des structures les plus importantes.

4 Résultats expérimentaux

À terme et pour un examen, onze images (I_1 à I_{11}) sont à exploiter. Chacune de ces images contient la zone tumorale qui est *a priori* localisée dans les seins, l'activité cardiaque et vasculaire et d'autres activités à l'extrémité de l'image. Ces composantes sont représentées dans la fig. 1.

4.1 Un exemple

Pour un exemple du même patient, on présente quelques résultats présentant la comparaison locale avec les différentes approches pour les différentes méthodes. Les images clés avec la méthode MTVC et leur comparaison locale correspondante sont présentés dans la fig. 2. Les résultats avec la méthode MAGMA sont affichés dans la fig. 3.

Images clés avec la méthode MTVC. La fig. 2(a) contient l'image I_1 et la fig. 2(b) l'image $I_{2 \rightarrow 11}$. La première image contient essentiellement une partie faible de l'activité cardiaque et vasculaire, alors que la deuxième contient en plus l'activité tumorale, une grande partie de l'activité cardiaque et vasculaire que s'ajoute et d'autres activités à l'extrémité. Entre ces deux images, le niveau d'activité du traceur varie fortement dans la région tumorale. Dans la région cardiaque, l'activité est de plus faible variation (en intensité et en position). Le résultat de la comparaison locale entre les deux images I_1 et $I_{2 \rightarrow 11}$ est présenté en fig. 2. La différence pixel à pixel, en fig. 2(c), est trop sensible aux faibles variations de la région cardiaque. Les niveaux de gris de cette image rendent difficile la discrimination de la région tumorale de la région cardiaque. La mesure locale avec l'approche SSIM, telle qu'elle apparaît dans la fig. 2(d), n'est pas pertinente en raison du

choix de la taille de la fenêtre. La CDL, fig. 2(e), est plus robuste aux faibles variations et plus sélective. La région tumorale est ainsi aisément détectable par seuillage.

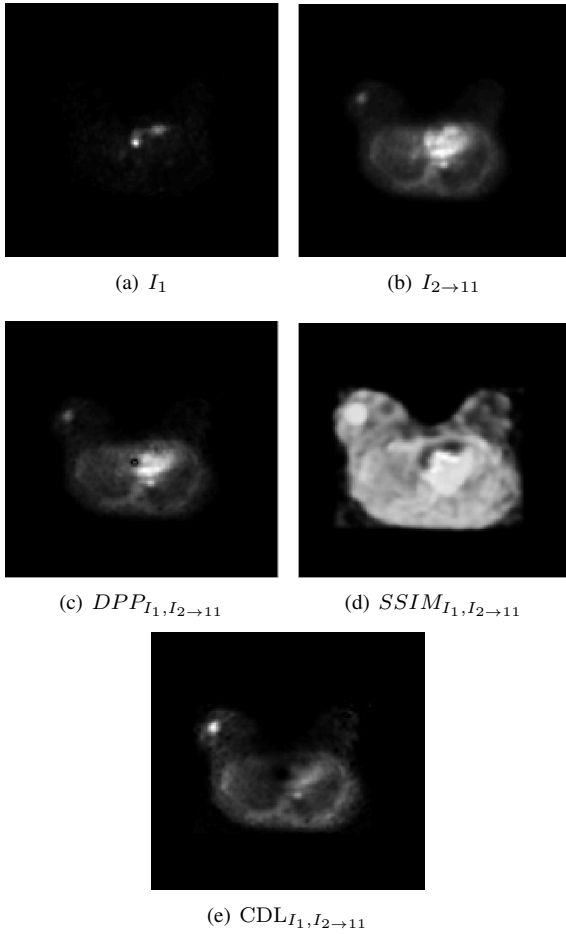


Figure 2 – Un exemple des images clés avec la méthode MTVC (a et b) et le résultat de la comparaison locale.

Images clés avec la méthode MAGMA. La moyenne géométrique, en fig. 3(a), contient essentiellement la région tumorale en activité faible, l'activité cardiaque et vasculaire et d'autres activités à l'extrémité, alors que la moyenne arithmétique, en fig. 3(b), contient en plus l'activité tumorale. Nous remarquons que les deux images sont compatibles en terme de contenu. La différence pixel à pixel, en fig. 3(c), est moins sensible aux faibles variations de la région cardiaque et vasculaire ainsi que à l'extrémité que le résultat de la différence pixel à pixel obtenu avec la méthode MTVC. Les performances de la mesure locale avec l'approche SSIM, en fig. 3(d), sont améliorées. Ceci réside dans les images comparées. La CDL, fig. 3(e), est plus sélective que la CDL obtenue avec la méthode MTVC. La région tumorale est ainsi aisément détectable par seuillage. Ceci confirme bien que seulement avec l'approche CDL qu'on obtient une bonne localisation de la tumeur.

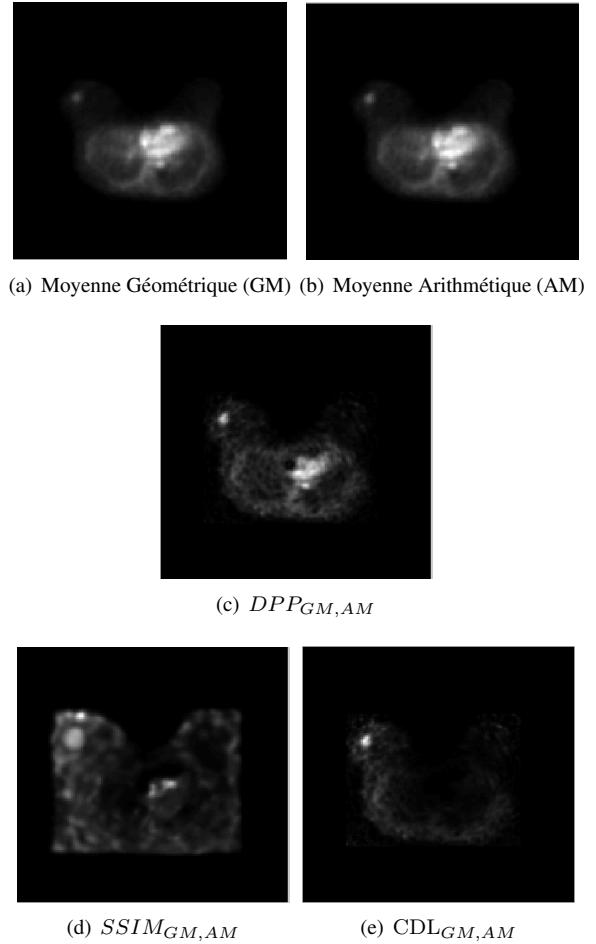


Figure 3 – Un exemple des images clés avec la méthode MAGMA (a et b) et le résultat de la comparaison locale.

Injection d'a priori. Afin de renforcer l'efficacité du seuillage, nous avons choisi d'injecter les connaissances *a priori* disponibles sur la localisation de la tumeur. Étant donné que nous cherchons à détecter des tumeurs du sein, nous avons construit l'image représentée en fig. 4(a). Cette image code de façon simple la localisation potentielle des tumeurs. L'injection de l'*a priori* consiste à multiplier cette image avec la CDL, comme présenté en fig. 4(b). La figure 4(c) contient l'image finale seuillée. On trouve qu'une seule composante connexe, bien positionnée sur la tumeur. On en déduit que l'approche CDL avec la méthode MAGMA est utilisée pour mettre en évidence les différentes caractéristiques spatiales en améliorant la qualité de l'image TEP. Nous remarquons que la méthode MAGMA est plus robuste aux petites variations. Avec cet avantage, les images recalées de la séquence TEP n'affectent pas le résultat de la comparaison locale.

4.2 Résultats sur plusieurs patients

Nous avons testé notre approche sur un panel de 27 examens issus de patients différents. Le seuil final est le seul paramètre de la méthode. Sa valeur a été choisie empirique-

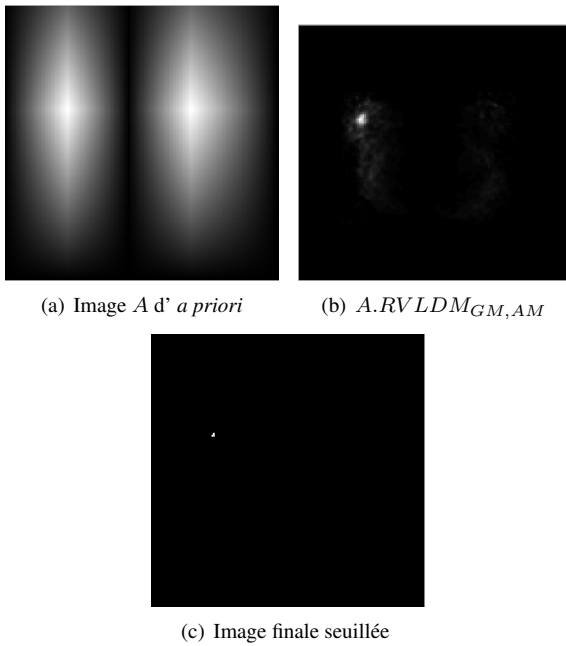


Figure 4 – Injection de l'a priori de localisation et résultat de seuillage de la CDL.

ment, mais est identique pour tous les examens. Le table 1 présente le nombre de patients bien localisés pour les différentes méthodes. Une meilleure localisation est obtenue avec la méthode MAGMA qu'avec la méthode MTVC. Ceci est dû à la qualité des images comparées.

	DPP	CDL	SSIM	DPP $\cap$ CDL
MTVC	11	20	13	11
MAGMA	17	20	8	16
MTVC $\cap$ MAGMA	10	19		

Tableau 1 – Nombre de patients bien localisés sur un total de 27 examinés, donnés par les méthodes MTVC et MAGMA. La dernière ligne présente le nombre de patients analysés à la fois par les méthodes MTC et MAGMA. La dernière colonne présente le nombre d'examens analysés à la fois par les approches DPP et CDL.

La première observation est l'infériorité des résultats avec l'approche SSIM. Pas plus de 13 patients (sur 27) peuvent être bien localisés. Encore une fois, cela est dû à la difficulté rencontrée avec SSIM pour attraper les dissimilarités locales.

Pour l'approche DPP, une meilleure localisation est obtenue avec les images clés MAGMA. Lorsque les images appropriées sont prêtes (comme avec la méthode MAGMA), DPP peut être efficace que grâce à la bonne définition de la comparaison locale. Mais quand des images comparées sont de mauvaise qualité (comme le cas de la méthode MTVC), les résultats eux aussi sont mauvais. Dans tous les cas, les résultats de la localisation avec la

CDL sont mieux (20 sur 27). Ces bonnes performances sont obtenues grâce à la bonne information locale fournie par la CDL.

Afin de mieux comprendre les résultats, le table 1 comprend également le nombre de patients bien localisés à la fois par l'approche DPP et l'approche CDL, et avec les deux méthodes MTVC et MAGMA. MAGMA améliore l'information trouvée par la méthode MTVC, comme presque pour tous les bons cas de la méthode MTVC sont inclus dans la méthode MAGMA. La deuxième observation est que la CDL améliore la localisation trouvée par l'approche DPP, comme presque pour tous les bons cas de l'approche DPP sont inclus dans l'approche CDL.

Finalement, la CDL localise l'activité tumorale plus efficacement que les approches DPP et SSIM. Sur les sept échecs, trois examens sont assez délicats à analyser, car les tumeurs sont de très petite taille. La CDL est instructive malgré la mauvaise qualité des images TEP. La CDL est plus efficace pour attraper les dissimilarités locales.

5 Conclusion

Nous avons proposé une méthode de localisation de tumeur du sein, à partir d'une séquence temporelle d'images TEP. Cette localisation s'appuie sur la détection de changements entre deux images caractéristiques. La détection est réalisée par le seuillage d'une carte des dissimilarités locales comparant ces deux images. Nous employons l'extension aux images en niveaux de gris de la notion de transformée en distance par Molchanov. Les bonnes performances de la méthode MTVC doivent être améliorées. Le défaut de la méthode actuelle réside dans les images comparées. Nous envisageons de recourir à la méthode MAGMA. Deux moyennes pixels à pixel différentes devraient permettre de mettre en évidence des caractéristiques temporelles différentes tout en conservant des images de bonne qualité. Nous étudions également le passage à la 3D, en travaillant sur les volumes TEP directement. Enfin, cette localisation sera utilisée comme germe dans une segmentation par *Level Sets*. L'idée est de chercher à obtenir une segmentation automatique.

Références

- [1] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh and E.P. Simoncelli, "Image quality assessment : from error visibility to structural similarity", IEEE transactions on image processing, vol. 13, Apr. 2004, p. 600-12.
- [2] E. Baudrier, F. Nicolier, G. Millon and S. Ruan, *Binary-image comparison with local-dissimilarity quantification*, Pattern Recognition, vol. 41, mai 2008, p. 1461-1478.
- [3] I. Molchanov, P. Teran, *Distance transforms for real-valued functions*, Journal of Mathematical Analysis and Applications, vol. 278, fev 2003, p. 472-484.

- [4] D.L. Wilson, A.J. Baddeley, R.A. Owen, *A new metric for grey scale image comparison*, International Journal of Computer Vision, vol. 24, 1997, p. 5-18.
- [5] C. Fouard and M. Gedda, "An objective comparison between gray weighted distance transforms and weighted distance transforms on curved spaces", Lecture Notes in Computer Science, vol. 4245, 2006, p. 259-270.
- [6] A. Fedorov, E. Billet, M. Prastawa, G. Gerig, A. Radmanesh, S. K. Warfield, R. Kikinis and N. Chrochoides, "Evaluation of brain MRI alignment with the robust hausdorff distance measures", Advances in Visual Computing - Lecture Notes in Computer Science, 2008, 5358 :594-603.
- [7] H. Mitchell, "Image similarity measures", 2010, Springer.