



4-D Gradient Vector Flow : segmentation par surface active pour images multi-composantes

Vincent Jaouen, P. Gonzalez, Simon Stute, Irène Buvat, Denis Guilloteau, Clovis Tauber

► **To cite this version:**

Vincent Jaouen, P. Gonzalez, Simon Stute, Irène Buvat, Denis Guilloteau, et al.. 4-D Gradient Vector Flow : segmentation par surface active pour images multi-composantes. ORASIS - Journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2013, Cluny, France. <hal-00829425>

HAL Id: hal-00829425

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00829425>

Submitted on 5 Jun 2013

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.

4-D Gradient Vector Flow : segmentation par surface active pour images multi-composantes

V. Jaouen¹, P. Gonzalez^{1,4}, S. Stute², I. Buvat³, D. Guilloteau¹ et C. Tauber¹

¹ UMRS INSERM U930 «Imagerie et cerveau», Université de Tours

² SHFJ/CEA, Orsay

³ IMNC, IN2P3, UMR 8165 CNRS-Paris 7 et Université Paris XI, Orsay

⁴ Universidad Católica del Maule, Talca, Chile

Hôpital Bretonneau, INSERM U930, 2 bd Tonnelé, 37044 Tours

vjaouen@gmail.com, clovis.tauber@univ-tours.fr

Résumé

Dans cet article, nous généralisons le flux de vecteurs gradients à la segmentation par surface active d'images 3-D à valeurs vectorielles. Nous basons notre méthode sur la définition d'un tenseur de structure multi-composantes pondéré exploitant l'intégralité de l'information de l'image pour réduire la sensibilité au bruit et améliorer la précision du modèle. Appliquée à la segmentation de volumes biologiques en imagerie par tomographie d'émission de positrons (TEP) dynamique, nous validons notre méthode sur des simulations Monte Carlo réalistes d'images TEP de fantômes numériques.

Mots Clef

Segmentation 3-D, Surface active, TEP dynamique.

Abstract

In this paper, we generalize the gradient vector flow field to vector-valued 3-D image segmentation using active surfaces. We base our method on the definition of a weighted structure tensor for vector-valued images, exploiting the whole information contained in the signal, hence reducing sensitivity to noise. Applied to biological volume delineation in dynamic PET imaging, we validate our method on realistic Dynamic PET Monte Carlo simulations of numerical phantoms.

Keywords

3-D segmentation, Active Surfaces, Dynamic PET.

1 Introduction

La tomographie d'émission de positrons (TEP) est une modalité d'imagerie fonctionnelle qui permet l'étude des processus physiologiques au sein des organismes vivants. L'imagerie TEP dynamique, en prenant différentes acquisitions successives d'un même organisme au cours du temps, permet d'étudier la cinétique d'un radiotracer au sein

des tissus. L'image peut ainsi être considérée comme une image 3-D multi-composantes, où chaque voxel est caractérisé par une série de valeurs discrètes appelées courbe temps-activité (CTA). En routine clinique, la délimitation de volumes biologiques est essentielle à l'analyse quantitative ou la définition de volumes cibles en radiothérapie [1]. La segmentation manuelle de ces volumes tridimensionnels est à la fois coûteuse en temps et difficile de par les limitations spécifiques à l'imagerie TEP :

- Une faible résolution due à la taille des détecteurs et à l'incertitude intrinsèque sur le libre parcours des positrons dans la matière avant annihilation.
- Un niveau de bruit important du à la quantité importante d'évènements non désirés enregistrés par les détecteurs.

La segmentation d'images TEP dynamique reste donc un problème ouvert, qui constitue le cadre applicatif de la méthode proposée dans cet article.

Les modèles déformables paramétriques, et plus particulièrement les contours actifs [2] en 2-D et les surfaces actives en 3-D, sont couramment utilisés en imagerie médicale pour définir des volumes biologiques (VB) [3]. Les modèles de surface active (MSA) isolent le volume à segmenter en conformant progressivement aux frontières de celui-ci une surface superposée à l'image. L'évolution de cette surface est déduite d'une formulation variationnelle, en minimisant une fonction de coût associée appelée par analogie physique fonctionnelle d'énergie. À l'équilibre, cette minimisation d'énergie peut être considérée comme une relation d'égalité entre des forces internes de régularisation de la surface, et des forces extérieures la dirigeant vers le contour de la région d'intérêt. Les MSA paramétriques sont particulièrement adaptés à la segmentation de volumes biologiques car ils peuvent définir d'eux-mêmes des volumes fermés, garantissant l'intégrité spatiale de la région à segmenter. Les MSA sont toutefois rarement utilisés en segmentation d'images TEP du fait de leur sensibilité au bruit et aux difficultés d'initialisation. Parmi les quelques appli-

cations existantes, Mykkänen et Tohka proposent une méthode utilisant des maillages simples qu'ils appliquent à l'extraction de la surface du cerveau [4], et soulignent la sensibilité des champs de forces extérieures utilisés vis-à-vis du bruit. Les MSA sont également utilisés par Brankov et al. pour le suivi spatiotemporel d'images du coeur en tomographie d'émission monophotonique [5]. Li et al. [6] proposent une méthode pour la délimitation des tumeurs en 3-D en combinant un algorithme adaptatif de croissance de régions et des contours actifs 2-D utilisés coupe par coupe.

Des efforts ont été accomplis au cours des deux dernières décennies pour dépasser les limitations originelles des modèles déformables paramétriques basés contours, notamment à travers la définition de nouveaux champs de forces extérieures guidant le modèle vers les frontières de l'objet à segmenter. Parmi ces champs, les champs de *flux de vecteurs gradients généralisés* (Generalized Gradient Vector Flow ou GGVF) [7][8] et plus récemment la *convolution par champ vectoriel* (Vector Field Convolution ou VFC) [9] ont connu un fort intérêt de par leur sensibilité au bruit réduite et leur possibilité de progresser dans les zones fortement concaves de l'image.

La méthode GGVF produit un champ de vecteurs réguliers par la diffusion de gradients d'une carte de contours de l'image. La VFC produit, à un coût de calcul moindre, un champ assez robuste au bruit, résultat de la convolution d'une carte des contours avec un noyau vectoriel. Parmi les récents raffinements de ces modèles, Cheng et al. combinent à la carte des contours un champ de force dynamique discriminant deux types de contours, positifs ou négatifs par rapport à la position du modèle déformable [10]. Cette idée de force relative est également utilisée dans le cadre des *contours actifs magnétostatiques* implicites en 2-D et en 3-D [11],[12].

Les champs VFC et GGVF reposent de façon critique sur la définition d'une carte des contours scalaire, qui est généralement basée sur les dérivées spatiales de l'image, par exemple au travers d'un filtre de Canny [13]. Des méthodes de segmentation utilisant les modèles déformables ont été appliquées aux images multi-composantes. L'image est alors considérée comme un champ de vecteurs de dimension égale au nombre de canaux de l'image [14],[15]. La norme du gradient multi-composantes est calculée comme une combinaison des différentes valeurs propres du tenseur local de structure multi-composantes. Dans le cadre des contours actifs géodésiques, cette norme est incorporée dans la fonction d'arrêt du level-set par Sapiro [16] et plus récemment par Xie et Mirmehdi [17]. Toutefois, ces modèles se limitent à l'information scalaire contenue dans la norme du gradient, sans exploiter l'information directionnelle sur l'orientation des contours que contiennent les vecteurs propres du tenseur de structure. De plus, toutes les composantes de l'image ont une participation identique dans le calcul du tenseur de structure, sans tenir compte des variations de la représentativité de l'objet d'intérêt dans les différentes composantes. L'objectif de cet article est de

proposer un nouveau cadre de segmentation par surface active paramétrique pour les images multi-composantes. Nous introduisons un nouveau flux de vecteurs gradients 4-D que nous nommons 4DGVF pour *Four Dimensional Gradient Vector Flow* qui tire profit de l'intégralité de l'information disponible. Nous définissons une carte vectorielle de contours, qui indique les points d'inflexion des profils multi-composantes à partir d'un tenseur local de structure pondéré de l'image. En pondérant le tenseur de structure, nous contrôlons l'influence des différentes composantes en fonction d'un estimateur de la qualité de contraste, réduisant ainsi la sensibilité au bruit. Cette carte est ensuite propagée dans l'image au travers d'une nouvelle équation du GVF.

Appliqué à l'imagerie TEP dynamique, notre modèle procède à la segmentation 3-D des profils cinétiques des voxels. En exploitant les orientations et intensités du gradient multi-composantes dans la diffusion par GVF, notre modèle 4DGVF améliore de manière significative les résultats de segmentation par rapport à des modèles basés uniquement sur l'information statique d'une frame de la séquence. Nous éprouvons notre modèle sur des simulations Monte Carlo GATE d'images TEP dynamiques réalistes de fantômes du cerveau, et comparons nos résultats à deux approches mono-composante.

2 Méthodes classiques

L'approche que nous proposons est un modèle de surface active qui généralise le GGVF [8] à l'imagerie 4-D. Dans cette section, nous décrivons succinctement les équations décrivant les surfaces actives paramétriques et le GGVF de la littérature.

2.1 Le modèle de surface active

Dans le domaine continu, une surface active paramétrique \mathbf{S}^t à un instant t est une application qui associe à un couple de paramètres (s, r) un ensemble de points dans le domaine Ω_s superposé au domaine discret de l'image Ω :

$$\mathbf{S}^t : \Omega_s = [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^3.$$

De manière plus explicite,

$$(s, r) \rightarrow \mathbf{S}^t(s, r) = [x^1(s, r), x^2(s, r), x^3(s, r)]^T. \quad (1)$$

\mathbf{S}^t se déforme sous l'influence de forces, ou, de manière équivalente, minimise de manière itérative la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$E(\mathbf{S}^t) = \iint_{s,r} [E_{int}(\mathbf{S}^t) + E_{ext}(\mathbf{S}^t)] ds dr, \quad (2)$$

où E_{int} est l'énergie interne et E_{ext} l'énergie externe de la surface. L'énergie interne impose des contraintes sur la régularité de la surface, tandis que l'énergie externe la dirige vers la région d'intérêt. En explicitant l'énergie interne de

la surface active, la fonctionnelle d'énergie s'écrit :

$$E(\mathbf{S}^t) = \iint_{s,r} [\alpha(\|\mathbf{S}_s^t\|^2 + \|\mathbf{S}_r^t\|^2) + \beta(\|\mathbf{S}_{ss}^t\|^2 + \|\mathbf{S}_{rr}^t\|^2 + 2\|\mathbf{S}_{sr}^t\|^2) + E_{ext}(\mathbf{S}^t)] ds dr, \quad (3)$$

où la notation en indice symbolise la dérivée partielle par rapport à cet indice. les coefficients α et β définissent le poids des forces internes agissant sur la surface [18]. Les termes d'élasticité sont contrôlés par α , ceux de rigidité et de résistance à la torsion par β . Du point de vue des forces agissant sur la surface à l'équilibre (lorsque l'énergie est minimale), on obtient l'équation d'Euler-Lagrange :

$$\alpha \Delta \mathbf{S}^t - \beta \Delta^2 \mathbf{S}^t - \nabla E_{ext} = 0, \quad (4)$$

avec les forces extérieures

$$\vec{\mathbf{F}}_{ext}(\mathbf{S}^t) = -\nabla E_{ext}, \quad (5)$$

et les forces internes

$$\vec{\mathbf{F}}_{int}(\mathbf{S}^t) = \alpha \Delta \mathbf{S}^t - \beta \Delta^2 \mathbf{S}^t. \quad (6)$$

Les forces extérieures sont calculées à partir d'information de contours, de telle sorte que l'équilibre soit trouvé au niveau des contours de l'objet.

2.2 Flux de vecteurs gradients généralisé

Le champ de flux de vecteurs gradients généralisé ou GGVF [8] est le champ de vecteurs $\vec{\mathbf{F}}_{ext}(x^1, x^2, x^3)$ défini comme solution du système de trois équations aux dérivées partielles indépendantes suivant :

$$\frac{\partial \vec{\mathbf{F}}_{ext}}{\partial t} = g(|\nabla f|) \Delta \vec{\mathbf{F}}_{ext} - h(|\nabla f|) (\vec{\mathbf{F}}_{ext} - \nabla f), \quad (7)$$

où $\Delta = \nabla^2$ est l'opérateur Laplacien vectoriel, f est une carte scalaire des contours calculée à partir de l'image, ayant des valeurs fortes au niveau des contours. g et h sont deux fonctions contrôlant la balance entre le terme de gauche et le terme de droite de l'équation. Le premier terme peut être considéré comme une diffusion isotrope du champ $\vec{\mathbf{F}}_{ext}$ où ∇f est faible. Le second terme tend à conformer le champ à $-\nabla f$ dans les régions de l'image à fort gradient. Le champ de forces extérieures résultant a les propriétés désirables d'avoir une grande portée au delà des contours et de pouvoir faire converger les modèles au sein des concavités. Les solutions de l'équation du GGVF (7) sont obtenues en suivant un schéma itératif d'Euler [7].

3 Approche proposée

Dans cette partie, nous proposons une généralisation du GVF aux images multi-composantes que nous nommons 4DGVF pour *Four Dimensional Gradient Vector Flow*.

3.1 Notations

Soit \mathbf{I} une image multivaluée ayant N composantes tridimensionnelles :

$$\mathbf{I}(\vec{x}, t) : (\Omega \times t) \in \mathbb{R}^4 \rightarrow \mathbb{R},$$

où Ω est le domaine spatial de l'image,

$\vec{x} = (x^1, x^2, x^3)^T \in \Omega$ est la position du voxel dans chaque composante. Nous notons \mathbf{I}_k la $k^{\text{ème}}$ composante de la séquence :

$$\mathbf{I}(\vec{x}, t) = (\mathbf{I}_1(\vec{x}), \dots, \mathbf{I}_k(\vec{x}), \dots, \mathbf{I}_N(\vec{x})).$$

3.2 Tenseur local de structure d'une image 3-D multi-composantes

Di Zenzo a proposé d'exprimer le gradient d'une image 2-D en couleurs [14] en considérant l'image comme un champ de vecteurs à trois composantes. Cette idée a été généralisée et formalisée dans la notation tensorielle par Lee et Cok [15]. Soit \mathbf{I} un champ vectoriel 3D $\rightarrow N$ -D : un point de l'image 3-D est considéré comme un vecteur dans \mathbb{R}^N . Les gradients de l'image multi-composantes sont orientés localement dans la direction qui maximise la forme quadratique de la différentielle totale $d\mathbf{I}$ de \mathbf{I} :

$$d\mathbf{I} = \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x^1} dx^1 + \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x^2} dx^2 + \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x^3} dx^3. \quad (8)$$

Les différentes composantes de \mathbf{I} peuvent cependant contenir une qualité d'information variable pour la segmentation de l'objet d'intérêt. Sous sa forme classique, le gradient de l'image multi-composantes incorpore de façon identique les contributions dues à des contours contenues dans certaines composantes et celles dues à du bruit dans les composantes où l'objet est mal représenté. Ceci nuit à la précision de cette estimation. À partir de cette idée et de résultats classiques en géométrie Riemannienne [19], nous construisons une nouvelle forme quadratique, ou *première forme fondamentale* pondérée, basée sur un tenseur local de structure pondéré de l'image. Soit $\mathbf{X} = (x^1, x^2, x^3)^T$, la forme quadratique de (8) devient :

$$\|d\mathbf{I}\|_{\omega}^2 = d\mathbf{X}^T \mathbf{G}_{\omega} d\mathbf{X}, \quad (9)$$

avec G_{ω} un tenseur local de structure pondéré :

$$G_{\omega} = \sum_{k=1}^N \omega_k \begin{pmatrix} \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^1} & \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^1} \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^2} & \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^1} \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^3} \\ \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^2} \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^1} & \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^2} & \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^2} \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^3} \\ \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^3} \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^1} & \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^3} \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^2} & \frac{\partial \mathbf{I}_k}{\partial x^3} \end{pmatrix}, \quad (10)$$

où ω_k est un poids pour la composante \mathbf{I}_k . Ce poids privilégie l'information de gradient dans les composantes où elle est jugée plus fiable. Il peut être calculé à partir d'un estimateur spécifique à la modalité d'imagerie étudiée. Nous proposons ci-après en section 3.4 un estimateur générique pouvant convenir à un grand nombre de modalités multi-composantes. En particulier, en imagerie TEP dynamique, il exploite la cinétique du radiotracer dans l'organisme.

Les directions des taux de variations extrémaux de la forme quadratique (9) sont donnés par les directions des vecteurs propres du tenseur local de structure (10). Les valeurs propres $\lambda_i = (\lambda_+, \lambda_-, \lambda_0)$ associées à G_{ω} sont les taux de variation scalaires dans les trois directions de l'espace

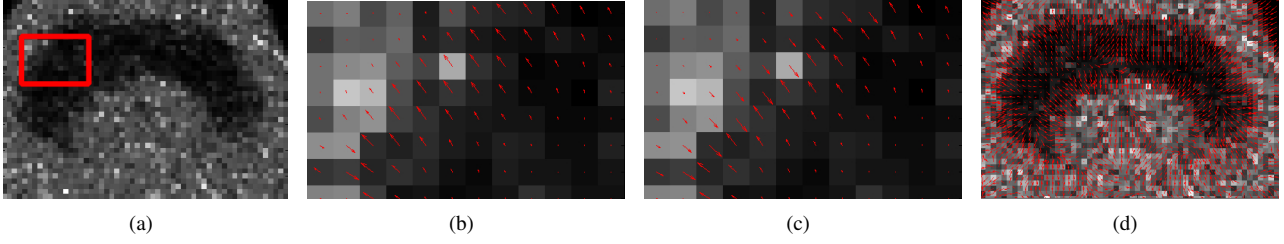


FIGURE 1 – (a) Coupe 2-D d’une frame (composante) d’une simulation TEP dynamique autour du cervelet. Le cervelet peut être distingué comme un hyposignal en noir. (b) Champ de vecteurs propres $\vec{\theta}_+$ du tenseur de structure G_ω indiquant les taux de variation de la forme quadratique pondérée. Il définit les directions de variation maximales sans préserver le sens. (c) Champ de vecteurs \vec{V} des indicateurs vectoriels des points d’inflexion multi-composantes proposé. (d) Champ 4DGVF proposé. Les vecteurs sont pour la plupart orientés vers les contours vectoriels.

dans cette base locale des variations extrémales. La valeur propre maximale λ_+ , associée au vecteur propre $\vec{\theta}_+$ donne le taux de variation maximal, et les deux autres, associées aux vecteurs $\vec{\theta}_-^1$ et $\vec{\theta}_-^2$ donnent les taux de variations dans les directions orthogonales, c’est-à-dire les variations minimales (voir figure 2).

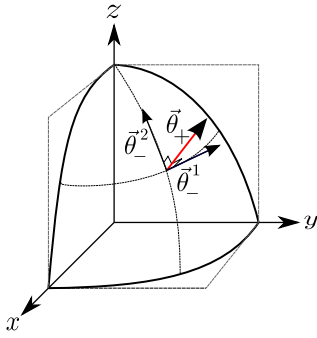


FIGURE 2 – Représentation 3-D d’une isosurface de gradient multi-composantes. Au point M, les vecteurs propres du tenseur G_ω forment une base locale orthogonale indiquant les directions de variations extrémales.

En fonction des applications, ces valeurs propres peuvent être combinées pour définir différents estimateurs de la norme quadratique du gradient multi-composantes : nous choisissons une norme basée sur les trois valeurs propres comme proposé par [20] pour la restauration d’images vectorielles :

$$N_+^\omega = \sqrt{\lambda_+ + \lambda_-^1 + \lambda_-^2} = \sqrt{\text{trace}(G_\omega)}. \quad (11)$$

Le champ scalaire N_+^ω est ainsi une mesure de l’amplitude des contours vectoriels.

3.3 La méthode 4DGVF

Plutôt que d’intégrer directement la norme scalaire du gradient multi-composantes au cadre des modèles paramétriques basés sur le GVF, où elle pourrait être utilisée comme une carte des contours et passée directement au schéma GGVF en remplacement de f dans l’équation (7),

nous proposons ici d’exploiter également l’information directionnelle portée par les vecteurs propres associés au taux de variation maximal $\vec{\theta}_+$. En définissant une carte vectorielle de contours basée sur cette information additionnelle, nous construisons le cadre 4DGVF pour conformer le champ de forces extérieures à la direction de variation maximale près des contours vectoriels.

Le champ 4DGVF. Nous définissons un nouveau champ de forces extérieures se basant conjointement sur les informations d’amplitude et de direction contenues dans le tenseur de structure pondéré. Le champ, noté 4DGVF, est le champ de vecteurs \vec{F}_{ext} , solution du système d’équations aux dérivées partielles suivant :

$$\frac{\partial \vec{F}_{ext}}{\partial t} = g(N_+^\omega) \Delta \vec{F}_{ext} - h(N_+^\omega) (\vec{F}_{ext} - \vec{V}), \quad (12)$$

où t est le temps du schéma d’Euler du GGVF. \vec{V} est une carte vectorielle, définie ci-après, et orientée en direction des points d’inflexion des profils multi-composante. Cette équation correspond à une diffusion isotrope de la carte \vec{V} dans les régions homogènes de l’image, préservant les orientations correctes de \vec{V} dans les régions de fort gradient. En substituant au gradient de la carte des contours scalaires ∇f ce champ \vec{V} , nous nous assurons que le champ de force extérieur résultant se conforme aux directions du gradient multi-composantes près des contours vectoriels. Parallèlement, la pondération entre les deux termes du GGVF est affinée en substituant le détecteur de contour classique ∇f par l’amplitude des contours vectoriels N_+^ω .

Carte vectorielle des contours. Nous utilisons les orientations du champ de vecteurs propres $\vec{\theta}_+$ ainsi que la norme des gradients multi-composantes N_+^ω pour définir des indicateurs vectoriels des inflexions multi-composantes (IVIM) :

$$\vec{V} = \vec{\theta}_+ \text{sign} \langle \vec{\theta}_+, \nabla N_+^\omega \rangle, \quad (13)$$

où $\langle \cdot, \cdot \rangle$ est le produit scalaire. Les vecteurs ainsi définis pointent en direction des contours vectoriels et peuvent être utilisés comme des forces extérieures dans le cadre des modèles déformables. La figure 1 montre la différence

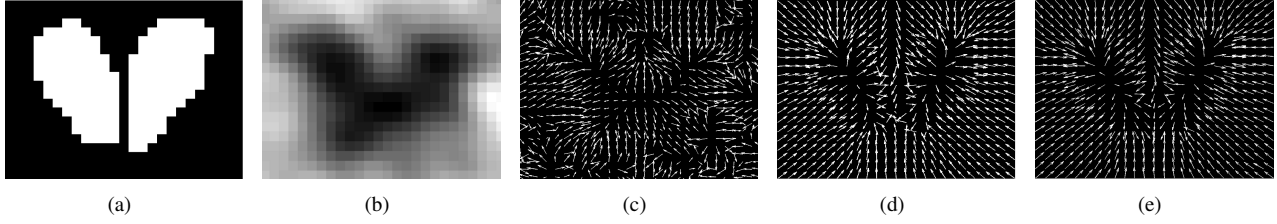


FIGURE 3 – Coupe axiale d’une simulation TEP autour du thalamus (a) Vérité terrain (b) Une frame de la simulation (c) Champ GGVF classique associé à cette frame (d) Champ GGVF associé la vérité terrain (e) Champ 4DGVF proposé

d’orientation entre les champs $\vec{\theta}_+$ et la carte des IVIM résultante, superposée à une image TEP dynamique. Les champs sont projetés sur une coupe 2-D par souci de lisibilité. La figure 3 montre le champ 4DGVF résultant projeté sur une coupe d’une frame en imagerie TEP dynamique (d), comparé au champ produit par une méthode GGVF (c) et au champ GGVF idéal calculé à partir de la vérité terrain (b). Elle illustre la réduction de la sensibilité au bruit par l’approche 4DGVF, ainsi que l’amélioration de la précision directionnelle du champ.

3.4 Calcul des facteurs de pondération

En fonction de la modalité d’imagerie étudiée, le tenseur local de structure G_ω de l’équation (10) peut être pondéré de façon adéquate au travers du facteur ω_k . Avec une pondération équitable de toutes les composantes, les variations locales causées par le bruit seraient considérées de façon équivalente aux vrais contours vectoriels dans le calcul du tenseur G_ω . Nous proposons donc de favoriser les composantes où l’objet d’intérêt peut être détecté plus efficacement, au travers d’une pondération basée sur un estimateur de la qualité du contraste au sein de chaque composante. Dans les composantes à faible contraste, il est en effet difficile de discriminer les vrais contours des forts gradients causés par le bruit.

À l’itération t de la déformation de la surface \mathbf{S}^t , nous définissons deux régions au sein de chaque composante \mathbf{I}_k . R_k^{int} est l’ensemble des voxels situés à l’intérieur de \mathbf{S}^t , et peut donc être considéré comme une estimation du volume d’intérêt à l’instant t de la déformation. R_k^{out} est l’ensemble des voxels situés à l’extérieur de \mathbf{S}^t mais à l’intérieur de $\lambda\mathbf{S}^t$, une homothétie de \mathbf{S}^t de paramètre λ . La limite de R_k^{out} à cette homothétie réduit l’influence de régions plus éloignées.

Les intensités moyennes $\bar{\mathbf{I}}_k^{in}$ dans R_k^{int} et $\bar{\mathbf{I}}_k^{out}$ dans R_k^{out} nous permettent de définir l’estimateur de qualité de contraste suivant pour chaque composante \mathbf{I}_k :

$$\omega_k = \frac{|\bar{\mathbf{I}}_k^{in} - \bar{\mathbf{I}}_k^{out}|}{\sum_j |\bar{\mathbf{I}}_j^{in} - \bar{\mathbf{I}}_j^{out}|}, \quad (14)$$

où la sommation est effectuée sur les N frames de la séquence. Nous illustrons ce schéma de pondération sur la figure 4 qui présente une coupe 2-D d’une frame d’une séquence TEP dynamique. La courbe \mathbf{S}^t est une représenta-

tion 2-D de la surface active au temps t . À gauche, dans la première frame de la séquence, la différence entre les intensités à l’intérieur et à l’extérieur est faible. À droite, dans la dixième frame, elle est significative. À chaque itération de

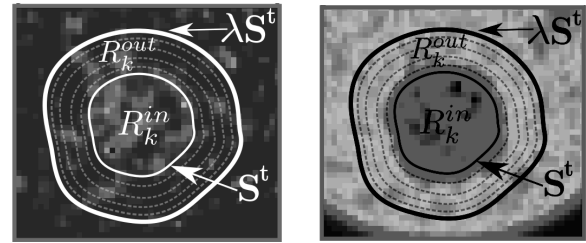


FIGURE 4 – Illustration 2-D de la méthode de pondération proposée. À gauche : composante à faible contraste. À droite : composante à bon contraste.

la surface, les poids sont recalculés de façon à construire un champ de forces extérieures plus précis pour l’itération suivante.

3.5 Initialisation

L’efficacité des modèles déformables réside également dans l’estimation précise du modèle initial préalable à la déformation [18]. Un modèle initial tridimensionnel idéal correspondrait à une isosurface d’énergie minimale du potentiel scalaire E correspondant à l’équation (3). Dans ce travail, nous avons utilisé l’algorithme d’initialisation automatique du *Poisson Inverse Gradient* (PIG) proposé par Li et Acton [21]. Cet algorithme se base sur l’expression d’un champ de forces extérieurs initial, en retrouvant une valeur approchée du potentiel scalaire E_{ext} associé à ce champ. Nous basons l’algorithme du PIG sur un champ VFC initial produit à partir de notre carte scalaire \mathbf{N}_+^ω , où les poids ω_k sont fixés à 1 pour chaque frame. Nous réglons la taille du noyau de convolution K à la moitié de la largeur maximale de l’image, avec une atténuation telle que les vecteurs du noyau soient quasi nuls aux limites de celui-ci. Une fois le potentiel scalaire approché obtenu, nous reconstruisons plusieurs isosurfaces de valeurs $E_\lambda = (E_1, E_2 \dots E_N) < 0$ en utilisant un algorithme de type «marching cubes» [22] et choisissons la surface initiale comme l’isosurface de moindre énergie.

3.6 Déformation du modèle

À chaque itération t de la déformation, la surface \mathbf{S}^t est soumise au champ de forces extérieures $\vec{\mathbf{F}}_{ext}^t$ et se déforme sous l'effet de l'équation d'Euler-Lagrange suivante :

$$\frac{\partial \mathbf{S}^t}{\partial t} = \alpha \Delta \mathbf{S}^t - \beta \Delta^2 \mathbf{S}^t + \langle \vec{\mathbf{F}}_{ext}^t, \vec{n} \rangle, \quad (15)$$

où les termes d'élasticité sont contrôlés par α et la rigidité et la résistance à la torsion par β . \vec{n} désigne la direction normale à l'élément de surface local $d\mathbf{S}^t$.

3.7 Implémentation

Nous avons implémenté notre méthode avec MATLAB. La résolution numérique de l'équation (15) a été approchée en utilisant les différences finies. L'opérateur laplacien a été approché par l'opérateur *umbrella*, comme proposé par [23]. Nous avons utilisé une représentation discrète explicite de la surface \mathbf{S}^t par un maillage triangulaire. Pendant la phase d'initialisation, nous orientons \mathbf{S}^0 de sorte que toutes les normales aux faces soient dirigées vers l'intérieur du maillage. La direction normale \vec{n}_i à chaque sommet a été estimée comme une moyenne pondérée des normales aux faces qui partagent ce sommet. Les fonctions g et h de l'équation (12) du 4DGVF ont été choisies telles que $g = e^{-\frac{|\nabla N+1|}{K}}$ et $h = 1 - g$, avec $K = 0.4$.

4 Données expérimentales

4.1 Images réelles

Nous avons réalisé des acquisitions TEP dynamique de rat en utilisant le DPA-714, un radiotracer spécifique à la protéine translocatrice (TSPO) qui reflète l'activité microgliale et la neuroinflammation. L'inflammation a été produite en soumettant les animaux à une lésion unilatérale à l'acide quinolinique dans le striatum. Les images ont été acquises sur un microTEP-CT GE Vista en list-mode et reconstruites par une approche OSEM-2D avec correction d'atténuation, des coïncidences fortuites et diffusées.

4.2 Données simulées

La validation quantitative d'une méthode de segmentation est cependant difficile en imagerie clinique, faute de vérité terrain. La référence actuelle en terme de simulation TEP réaliste est la plateforme GATE qui, s'appuyant sur la librairie d'interaction de particules GEANT4, permet de reproduire fidèlement toute la physique d'acquisition par approche Monte Carlo [24]. Pour l'évaluation quantitative comparative du 4DGVF, nous avons effectué trois simulations réalistes à partir du modèle virtuel d'un imageur TEP dynamique Philips Gemini GXL sur la plate-forme GATE. Ces données issues du fantôme Zubal [25], contenant des niveaux de bruit variables, ont été reconstruites en 20 frames avec des voxels de $2.2 \times 2.2 \times 2.8 \text{ mm}$ et ont été pré-filtrées avec un noyau gaussien de largeur à mi-hauteur 5 mm . Une coupe sagittale représentative de chacune des simulations est montrée sur les figures 5(b) à (d).

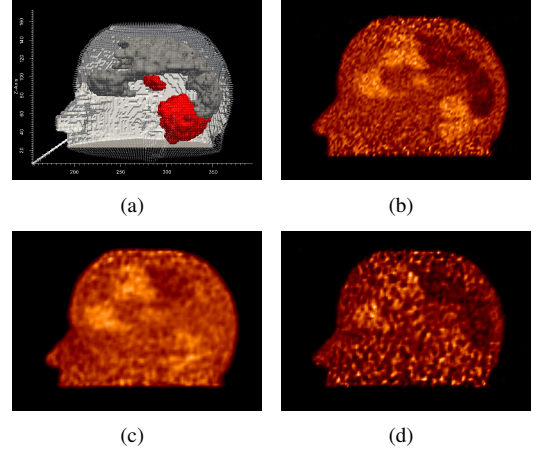


FIGURE 5 – Simulations Monte Carlo GATE. (a) Fantôme Zubal de la tête. Les thalamus et cervelets sont colorés en rouge, le reste des tissus simulés en gris foncé. (b)-(d) Reconstructions associées ayant des niveaux croissants de bruit.

4.3 Évaluation comparative

La méthode 4DGVF proposée a été comparée à deux modèles classiques VFC et GGVF, calculés pour chaque frame de l'image TEP dynamique au lieu de profiter de l'information 4-D. Comme ces modèles n'exploitent pas l'information dynamique, nous les appellerons dans la suite modèles "statiques". Les modèles statiques VFC, GGVF et le modèle dynamique 4DGVF étaient initialisés de manière identique pour éviter de biaiser les résultats. Dans le cas de la méthode statique VFC, la taille du noyau vectoriel était de 20 mm et le paramètre d'atténuation du noyau de 1.7 [9]. Les résultats ainsi produits pour chacune des vingt frames ont été comparés au résultat unique de la méthode 4DGVF, où le volume 3-D est segmenté à partir de l'information contenue dans toutes les frames.

Nous avons utilisé deux métriques de similarité, exprimées en voxels et basées sur la distance entre la surface active et la surface de la vérité terrain :

- La distance de Hausdorff (DH) [26], indiquant la distance maximale à la vérité terrain.
- La distance de Hausdorff moyenne (DHM) [27], indiquant la distance moyenne des sommets de la surface à la vérité terrain, pour lisser l'effet d'importantes erreurs localisées.

5 Résultats

La figure 6(d) illustre le résultat de la segmentation du thalamus sous forme d'un maillage triangulaire. Le modèle initial est ici une sphère afin d'évaluer uniquement la qualité du champ, indépendamment de l'initialisation [figure 6(b)]. Un résultat obtenu par une méthode statique est montré sur la figure 6(c), où la surface active est contrôlée par un champ GGVF classique n'exploitant l'information que

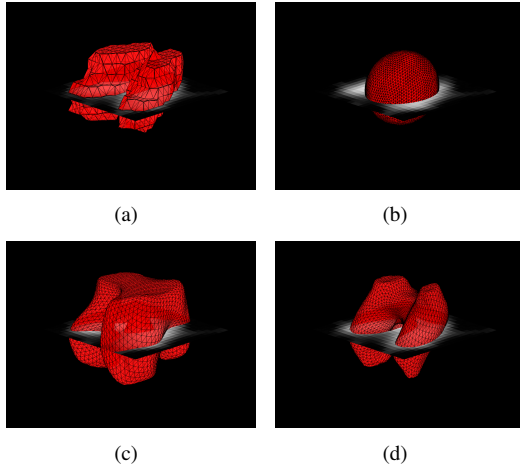


FIGURE 6 – Représentation 3-D d’une segmentation du thalamus, superposée à une coupe axiale d’une image TEP dynamique (a) Vérité terrain (b) Initialisation (c) Résultat de la segmentation pour le GGVF classique sur la frame 5 (d) Résultat obtenu avec le 4DGVF

Objet		Thalamus		Cervelet	
		DHM	DH	DHM	DH
VFC	Moyenne	2.6	6.8	0.6	3.4
	Meilleur	1.9	5.4	0.6	3.4
GGVF	Moyenne	2.6	6.7	0.6	2.8
	Meilleur	1.5	4.3	0.6	2.5
4DGVF	Score 4-D	1.2	3.7	0.5	2.4

Tableau 1 – Segmentation du thalamus et du cervelet pour la simulation de la figure 5(c). Distances de Hausdorff classiques (DH) et moyennes (DHM) à la vérité terrain.

d’une frame, produisant un résultat peu précis bénéficiant surtout des forces internes du modèle. La figure 7 illustre le cas de la segmentation du cervelet, en superposant le champ 4DGVF, la vérité terrain, la surface active et la carte des gradients multi-composantes \mathbf{N}_+^ω à une coupe d’une frame de la séquence.

Les résultats de segmentation des méthodes statiques sont variables en fonction de la frame étudiée, et nous avons donc noté sur le tableau 1, en plus du critère quantitatif moyenné sur l’ensemble des frames, la valeur obtenue pour la frame produisant le meilleur résultat. Pour le 4DGVF, un score unique est obtenu pour l’ensemble de la séquence. La figure 8 compare le score de notre méthode 4DGVF à la méthode GGVF sur une simulation dans le cas de la segmentation du thalamus et du cervelet. Pour les deux critères, la méthode 4DGVF a montré de meilleurs résultats que les méthodes VFC ou GGVF sur toutes les frames des séquences étudiées. Dans toutes les simulations, la pondération des frames était cohérente avec les variations de contraste de l’objet segmenté. Au delà de l’amélioration des critères quantitatifs, la méthode 4DGVF permet

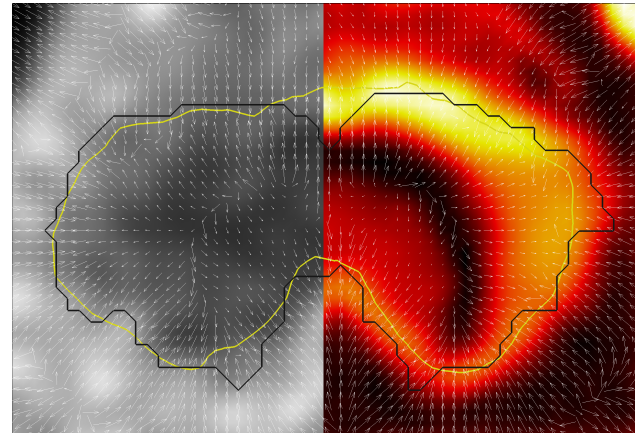


FIGURE 7 – Segmentation du cervelet, coupe axiale. À gauche, une des frames de la séquence, superposée au champ 4DGVF. À droite, le champ de gradients \mathbf{N}_+^ω . L’intersection de la surface active avec le plan de l’image est montré en jaune, la vérité terrain en noir.

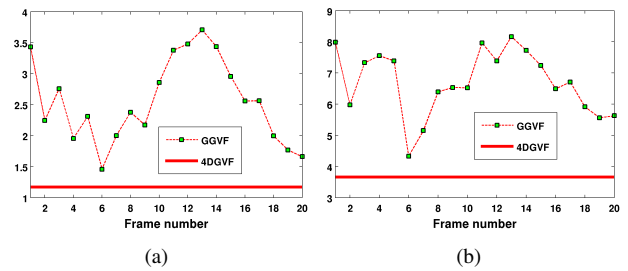


FIGURE 8 – Critères de Hausdorff pour la segmentation du thalamus. (a) Distance de Hausdorff moyenne (DHM) (b) Distance de Hausdorff (DH). Le résultat unique pour la méthode 4DGVF est montré sur une ligne rouge, et est comparé au GGVF calculé pour chaque frame.

de s’affranchir du choix de la frame dans lequel effectuer l’opération de segmentation. Toutes les méthodes comparées partageaient la même forme initiale, produite à l’aide du 4DGVF grâce au champ multi-composantes \mathbf{N}_+^ω proposé. Dans plusieurs frames, il n’aurait pas été possible de produire une initialisation satisfaisante à partir de l’algorithme du PIG en utilisant l’information mono-composante, du fait de la présence excessive de bruit. Ceci soutient la supériorité de notre méthode multi-composantes 4-D dans le cas de la segmentation d’images TEP dynamiques.

Enfin, la figure 9 montre un résultat représentatif de la segmentation par approche 4DGVF d’un striatum lésé à l’acide quinolinique chez un rat. La surface finale est compatible tant sur le volume que sur la forme avec la topologie attendue de la zone pathologique, illustrant la capacité du 4DGVF à segmenter des images réelles.

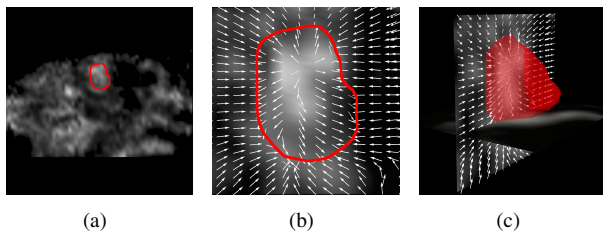


FIGURE 9 – Segmentation d’une lésion à l’acide quinolinique dans le striatum d’un rat adulte. En rouge : résultat de la segmentation. (a) Vue sagittale globale, (b) zoom sur la partie lésée, le champs 4DGVF et une coupe 2D de la surface finale, (c) vue 3D de la surface finale.

6 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle méthode pour la segmentation d’images à valeurs vectorielles utilisant les modèles déformables, en nous basant sur un nouveau tenseur de structure et un schéma de pondération adapté à l’imagerie multi-composantes. En exploitant à la fois les normes et directions du gradient multi-composantes, notre méthode conserve l’information 4-D et réduit la sensibilité au bruit des modèles déformables vis à vis de méthodes statiques n’exploitant l’information que d’une composante. Cette méthode est en particulier adaptée à l’imagerie TEP dynamique. Les résultats sur des simulations réalistes ont montré l’impact potentiel du 4DGVF pour la segmentation de ce type d’images.

Références

- [1] B. Van Ginneken, T. Heimann, and M. Styner, “3d segmentation in the clinic : A grand challenge,” *MICCAI Wshp.*, 2007.
- [2] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes : Active contour models,” *International journal of computer vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.
- [3] T. McInerney and D. Terzopoulos, “Deformable models in medical image analysis,” in *Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis, 1996., Proceedings of the Workshop on.* IEEE, 1996, pp. 171–180.
- [4] J. Mykkänen, J. Tohka, J. Luoma, and U. Ruotsalainen, “Automatic extraction of brain surface and mid-sagittal plane from pet images applying deformable models,” *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 79, no. 1, pp. 1–17, 2005.
- [5] J.G. Brankov, Y. Yang, and M.N. Wernick, “Spatiotemporal processing of gated cardiac spect images using deformable mesh modeling,” *Medical physics*, vol. 32, pp. 2839, 2005.
- [6] H. Li, W.L. Thorstad, K.J. Biehl, R. Laforest, Y. Su, K.I. Shoghi, E.D. Donnelly, D.A. Low, and W. Lu, “A novel pet tumor delineation method based on adaptive region-growing and dual-front active contours,” *Medical physics*, vol. 35, no. 8, pp. 3711, 2008.
- [7] C. Xu and J.L. Prince, “Snakes, shapes, and gradient vector flow,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 7, no. 3, pp. 359–369, 1998.
- [8] C. Xu and J.L. Prince, “Generalized gradient vector flow external forces for active contours,” *Signal Processing*, vol. 71, no. 2, pp. 131–139, 1998.
- [9] B. Li and S.T. Acton, “Active contour external force using vector field convolution for image segmentation,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 16, no. 8, pp. 2096–2106, 2007.
- [10] J. Cheng and S.W. Foo, “Dynamic directional gradient vector flow for snakes,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 6, pp. 1563–1571, 2006.
- [11] X. Xie and M. Mirmehdi, “Mac : Magnetostatic active contour model,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 30, no. 4, pp. 632–646, 2008.
- [12] S.Y. Yeo, X. Xie, I. Sazonov, and P. Nithiarasu, “Geometrically induced force interaction for three-dimensional deformable models,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 20, no. 5, pp. 1373–1387, 2011.
- [13] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, , no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [14] S. Di Zenzo, “A note on the gradient of a multi-image,” *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 33, no. 1, pp. 116–125, 1986.
- [15] H.C. Lee and D.R. Cok, “Detecting boundaries in a vector field,” *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 39, no. 5, pp. 1181–1194, 1991.
- [16] G. Sapiro, “Vector (self) snakes : A geometric framework for color, texture, and multiscale image segmentation,” in *Image Processing, 1996. Proceedings., International Conference on.* IEEE, 1996, vol. 1, pp. 817–820.
- [17] X. Xie and M. Mirmehdi, “Rags : Region-aided geometric snake,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 13, no. 5, pp. 640–652, 2004.
- [18] L.D. Cohen and I. Cohen, “Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-d and 3-d images,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 11, pp. 1131–1147, 1993.
- [19] M.P Do Carmo, *Differential geometry of curves and surfaces*, vol. 2, Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ, 1976.
- [20] P. Blomgren and T.F. Chan, “Color tv : total variation methods for restoration of vector-valued images,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 7, no. 3, pp. 304–309, 1998.
- [21] B. Li and S.T. Acton, “Automatic active model initialization via poisson inverse gradient,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 17, no. 8, pp. 1406–1420, 2008.
- [22] W.E. Lorensen and H.E. Cline, “Marching cubes : A high resolution 3d surface construction algorithm,” in *ACM Siggraph Computer Graphics.* ACM, 1987, vol. 21, pp. 163–169.
- [23] G. Taubin, “A signal processing approach to fair surface design,” in *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques.* ACM, 1995, pp. 351–358.
- [24] S. Jan, G. Santin, D. Strul, S. Staelens, K. Assie, D. Autret, S. Avner, R. Barbier, M. Bardies, PM Bloomfield, et al., “Gate : a simulation toolkit for pet and spect,” *Physics in medicine and biology*, vol. 49, no. 19, pp. 4543, 2004.
- [25] I George Zubal, Charles R Harrell, Eileen O Smith, Zachary Rattner, Gene Gindi, Paul B Hoffer, et al., “Computerized three-dimensional segmented human anatomy,” *Medical Physics-New York-Institute of Physics*, vol. 21, no. 2, pp. 299–302, 1994.
- [26] D.P. Huttenlocher, G.A. Klanderman, and W.J. Rucklidge, “Comparing images using the hausdorff distance,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 9, pp. 850–863, 1993.
- [27] M.P. Dubuisson and A.K. Jain, “A modified hausdorff distance for object matching,” in *Pattern Recognition, 1994. Vol. 1-Conference A : Computer Vision & Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on.* IEEE, 1994, vol. 1, pp. 566–568.