

---

# 4DGVF : segmentation variationnelle pour images 3D multicomposantes

Vincent Jaouen<sup>1</sup>, Paulo González<sup>1,2</sup>, Simon Stute<sup>3</sup>,  
Denis Guilloteau<sup>1</sup>, Sylvie Chalon<sup>1</sup>, Irène Buvat<sup>3</sup>, Clovis Tauber<sup>1</sup>

1. UMR Université de Tours, INSERM U930 « Imagerie et cerveau »  
2, bd Tonnelé 37044, Tours Cedex, France  
{vincent.jaouen,clovis.tauber}@univ-tours.fr
2. Universidad Católica del Maule, Talca, Chili
3. CEA - Service Hospitalier Frédéric Joliot, Orsay, France

---

**RÉSUMÉ.** Dans cet article, nous généralisons le flot de vecteurs gradients (GVF) pour les images à valeurs vectorielles. Nous basons notre méthode sur la définition d'un tenseur de structure multicomposante pondéré par une estimation aveugle du contraste, exploitant l'intégralité de l'information spatio-spectrale pour réduire la sensibilité au bruit et affiner les orientations du champ de forces dans l'image. Le champ de forces ainsi produit tire profit des directions et amplitudes du gradient déduites de l'analyse de la structure locale. Appliquée à la segmentation de volumes biologiques en imagerie par tomographie d'émission de positrons (TEP) 3D dynamique, nous validons notre méthode sur des simulations Monte Carlo réalistes d'images TEP de fantômes numériques et présentons des résultats sur des images TEP dynamiques réelles. Les performances obtenues sur ce type d'images confirment l'intérêt de l'approche multicomposante de surfaces actives proposée.

**ABSTRACT.** In this paper, we generalize the gradient vector flow field to vector-valued images. We base our method on the definition of a structure tensor that is calculated according to a blind estimation of contrast in the different channels and that exploits the whole spatio-spectral information, hence reducing sensitivity to noise and better defining orientations of the force field. The resulting field takes profit of both magnitude and direction of the vector-valued gradient. Applied to biological volume delineation in 3D dynamic Positron Emission Tomography (PET) imaging, we validate our method on realistic Monte Carlo simulations of numerical phantoms and present results on real dynamic PET data. Performances observed on such images confirm the potential of the proposed active surface approach for vector-valued data.

**MOTS-CLÉS :** segmentation 3D, modèles déformables, TEP dynamique.

**KEYWORDS :** 3D segmentation, deformable models, dynamic PET.

---

DOI:10.3166/TS.31.9-38 © 2014 Lavoisier

### Extended abstract

Deformable models like snakes have become popular in the field of image segmentation over the past 25 years. By iteratively deforming an evolving object superimposed onto the image domain, such techniques enable to accurately delineate regions of interest and to guarantee the smoothness of the resulting contours. There are relatively few edge-based deformable models dedicated to vector-valued images in which the additional information provided by the extra dimension available is exploited (Sapiro, 1996 ; Xie, Mirmehdi, 2004 ; Yang *et al.*, 2005). In these methods, the gradient magnitude is used to characterize vector edges and is derived from the eigenvalues of a structure tensor that embeds the local orientations of the image features. While improving single-channel approaches, such methods only make use of the scalar information embedded in the structure tensor. Moreover, the influence of each channel should be weighted to favor the ones bearing the most relevant information.

In this paper, we design a new gradient vector flow scheme tailored for segmentation of vector-valued images. In our approach, edge information in each channel is weighted according to its relevance as calculated from a blind estimator of contrast, favouring channels in which the features of interest can be better detected. The proposed weighting scheme makes the method well adapted to modalities in which the different channels are affected by varying noise levels. From local structure analysis, we obtain not only scalar, but also vectorial information for identifying and propagating directions of the vector gradient. By performing nonlinear diffusion of both directions and magnitudes of the vector gradient, we produce a robust external force field able to drive deformable models toward vector edges.

We validate the proposed method quantitatively over four state of the art approaches of the literature on synthetic images and realistic simulations of dynamic PET images. Results suggest that incorporating directional information contained in the structure tensor in the diffusion scheme can improve segmentation quality over approaches that consider vector edges in a scalar way. Applied to a real dynamic PET image of a rat brain, our approach accurately located an injured functional region, illustrating the potential of the proposed method for pre-clinical or clinical applications.

### 1. Introduction

Les images multicomposantes se retrouvent dans différents domaines tels que l'imagerie couleur, l'imagerie multi ou hyper-spectrale, les séquences temporelles d'images médicales (comme il en existe en tomographie d'émission de positons (TEP) dynamique ou en imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf)), dans les images médicales multimodales ou encore dans les images de textures. La segmentation précise de ce type d'images nécessite idéalement des méthodes exploitant l'information additionnelle fournie par la dimension supplémentaire (Chan

*et al.*, 2000 ; Sapiro, 1996 ; T. Lee *et al.*, 1992 ; Rousson, Deriche, 2002 ; Tschumperlé, Deriche, 2005).

Les modèles déformables comme les contours actifs ou "snakes" en 2D (Kass *et al.*, 1988), ou les surfaces actives en 3D, ont rencontré un grand succès au cours des vingt-cinq dernières années, notamment en imagerie médicale où ils sont couramment employés pour définir des volumes biologiques (McInerney, Terzopoulos, 1996 ; Montagnat, Delingette, 2005). Les modèles de surfaces actives (MSA) isolent une région d'intérêt en conformant progressivement aux frontières de celle-ci une surface évoluant dans le référentiel de 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 les contours de la région d'intérêt. Ces forces extérieures sont déduites de l'image et peuvent être basées sur des informations locales telles que les contours (Kass *et al.*, 1988 ; Cohen, Cohen, 1993 ; Xu, Prince, 1998b ; 1998a ; Li, Acton, 2007), des informations statistiques de régions (Chan, Vese, 2001), des informations hybrides contours-régions (Paragios, Deriche, 2002 ; Xie, Mirmehdi, 2004 ; Lankton, Tannenbaum, 2008 ; Barbosa *et al.*, 2012) ou encore sur des interactions physiques supposées entre les voxels du contour (Xie, Mirmehdi, 2008).

Les représentations implicites telles que les contours actifs géométriques permettent de s'adapter aux changements topologiques éventuellement requis durant l'évolution du modèle, au travers du paradigme des fonctions level-set (Kichenassamy *et al.*, 1995 ; Caselles *et al.*, 1997). Cette flexibilité peut néanmoins constituer un inconvénient lorsqu'un seul objet doit être segmenté, comme cela peut être le cas en imagerie médicale. La méthode, sensible au bruit présent dans l'image, nécessite alors des procédures additionnelles préservant la topologie désirée du modèle (Rousson, Paragios, 2002 ; Han *et al.*, 2003). Un autre inconvénient des représentations implicites réside dans le temps de calcul supplémentaire, qui peut s'avérer prohibitif en imagerie clinique 3D. Les MSA paramétriques sont particulièrement adaptées à la segmentation d'objets fermés, où l'on cherche en général à délimiter des volumes biologiques simplement connexes. La formulation explicite permet de préserver la topologie du modèle initial au cours de son évolution et de renforcer la robustesse au bruit présent dans l'image. Dans cet article, nous nous concentrons sur l'étude de MSA paramétriques basées contours fermés.

Des efforts ont été accomplis au cours des deux dernières décennies pour dépasser les limitations originelles des modèles déformables paramétriques, notamment à travers la définition de nouveaux champs de forces extérieures guidant le modèle vers les frontières de l'objet à segmenter (Cohen, Cohen, 1993 ; Xu, Prince, 1998a ; Li, Acton, 2007 ; Sum, Cheung, 2007 ; Ghosh *et al.*, 2010 ; Zeng *et al.*, 2012). Parmi ces champs, les champs de flot de vecteurs gradients généralisé (Generalized Gradient Vector Flow ou GGVF) (Xu, Prince, 1998a) et plus récemment la convolution par champ vectoriel (Vector Field Convolution ou VFC) (Li, Acton, 2007) ont rencontré

un certain intérêt de par leur sensibilité réduite au bruit et leur capacité à faire progresser les modèles déformables dans les zones fortement concaves de l'image. Toutefois, les champs VFC et GGVF reposent de façon critique sur la définition d'une carte des contours scalaire, généralement basée sur les dérivées spatiales de l'image, par exemple au travers d'un filtre de Canny (Canny, 1986 ; Deriche, 1987).

En parallèle de ces travaux, des méthodes de segmentation utilisant les modèles déformables ont été adaptées à l'imagerie multicomposante. L'image est alors considérée comme un champ de vecteurs de dimension égale au nombre de canaux de l'image. L'information de contours est déduite de la norme d'un tenseur de structure locale qui intègre les différentes contributions du gradient dans chaque composante pour identifier de manière plus précise les contours réels, ou *contours vectoriels* (Di Zenzo, 1986). Les tenseurs de structure ont été étudiés en particulier dans le cadre de la restauration d'image (Brox, 2005 ; Tschumperlé, Deriche, 2005 ; Sapiro, Ringach, 1996 ; Weickert, 1999b). Sapiro (1996) et plus récemment Xie et Mirmehdi (2004) ont exploité cette approche dans le cadre des contours actifs géométriques, où le terme d'arrêt aux contours devient fonction de la norme du tenseur de structure. Goldenberg *et al.* (2001) ont basé leur analyse sur un tenseur métrique alternatif adapté du cadre du flot de Beltrami, où l'image en couleur est considérée comme une surface bidimensionnelle évoluant dans un espace à cinq dimensions. Dans le cas des contours actifs paramétriques, la norme du gradient multicomposante dans l'espace de couleurs *Luv* a été incorporée dans le cadre du GVF par Yang *et al.* (2005). Toutefois, les différents modèles exploitent des contours détectés au travers de l'information scalaire qu'est la norme du tenseur de structure, sans tirer profit de l'information de direction portée par ce dernier. Le tenseur de structure caractérise en effet à une échelle locale à la fois la magnitude et la direction des structures dans l'image. Un autre inconvénient de ces méthodes réside dans le fait que toutes les composantes de l'image participent de manière équivalente au calcul de ce tenseur, y compris celles dans lesquelles les objets sont mal représentés.

L'objectif de ce travail est de proposer un nouveau champ de forces extérieures pour les surface actives évoluant dans des images à valeurs vectorielles. Nous concentrons notre travail sur les modalités d'imagerie dans lesquelles la segmentation est rendue difficile du fait de la variabilité des contrastes et du bruit selon les composantes, mais où les contours physiques des objets ne varient pas, c'est à dire où les régions d'intérêt sont caractérisées par l'homogénéité de leur représentation le long des différentes composantes, excluant ainsi la segmentation d'objets en mouvement. Ce type d'images est notamment produit en imagerie TEP dynamique, qui constitue la cadre applicatif de ce travail. Dans cette modalité, le contraste entre les régions d'intérêt, dites *régions fonctionnelles*, dans l'image reconstruite varie le long des différentes composantes temporelles de l'acquisition du fait de changements de concentration du radiotraceur au cours du temps. L'imagerie TEP dynamique est une modalité purement fonctionnelle : les volumes obtenus ne sont pas nécessairement superposables aux volumes anatomiques tels que les organes. L'hypothèse d'homogénéité, une approximation courante en imagerie TEP dynamique (Cheng-Liao, Qi, 2010), traduit le fait que le métabolisme du radiotraceur est similaire

dans une même région d'intérêt (ROI) : la variabilité du signal au sein d'une ROI est ainsi considérée comme négligeable par rapport à la variabilité du signal entre les différentes ROI. Le problème de l'atténuation du signal par les différents tissus environnants est corrigé au moment de la reconstruction à l'aide d'une image anatomique scanner. Par conséquent, les différences de signal entre les différentes régions fonctionnelles sont a priori imputables à des différences de l'évolution de la concentration du radiotraceur dans la région.

Dans ces situations, bien que les contours puissent être mal définis sur les composantes individuelles, une combinaison adaptée des différentes informations de composantes peut permettre d'améliorer leur localisation. Nous introduisons à cet effet un nouveau flot de vecteurs gradients 4D que nous nommons 4DGVF pour Four Dimensional Gradient Vector Flow, qui tire profit de l'intégralité de l'information disponible dans les composantes de l'image. Nous définissons une carte vectorielle des contours, qui indique les points d'inflexion des profils multicomposantes à partir de l'analyse d'un tenseur de structure pondéré de l'image. En utilisant le formalisme du tenseur de structure, nous caractérisons à la fois en direction et en amplitude le gradient vectoriel. La carte vectorielle de contours obtenue est ensuite propagée au travers d'une nouvelle équation du GVF. À notre connaissance, il n'existe pas de modèles déformables exploitant l'information directionnelle contenue dans le tenseur de structure pour identifier les contours vectoriels des images multicomposantes. D'autre part, 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 de la méthode. En exploitant les directions du gradient déduites de l'analyse de la structure locale, nous permettons d'établir une orientation plus précise du champ de forces.

Appliquée à l'imagerie TEP dynamique du cerveau, notre modèle procède à la segmentation des profils cinétiques 3D des voxels. Nous éprouvons notre modèle sur des jeux de données synthétiques ainsi que sur des simulations Monte Carlo réalistes d'images TEP puis l'appliquons au cas d'une image réelle. Nous comparons nos résultats à la fois à des approches monocomposantes et multicomposantes de la littérature.

Cet article est organisé de la manière suivante. La section 2 rappelle brièvement le formalisme des surfaces actives et des champs GGVF. La section 3 présente le champ 4DGVF proposé. Le protocole de validation de la méthode est présenté en section 4. Des résultats sur des jeux de données synthétiques et des images TEP dynamiques sont présentés en section 5. Enfin, une conclusion est apportée en section 6.

## 2. Méthodes classiques

Dans cette section, nous décrivons succinctement le formalisme des surfaces actives paramétriques et du GGVF de la littérature.

### 2.1. Le modèle de surface active

Dans le domaine continu, une surface active paramétrique  $\mathbf{S}^\tau$  à un instant  $\tau$  est une application qui associe à un couple de paramètres  $(m, n)$  un ensemble de points dans un domaine  $\Omega$  superposé à l'image :

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

De manière plus explicite,

$$(m, n) \rightarrow \mathbf{S}^\tau(m, n) = [x_1(m, n), x_2(m, n), x_3(m, n)]^T. \quad (1)$$

$\mathbf{S}^\tau$  se déforme sous l'influence de forces, minimisant progressivement la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$E(\mathbf{S}^\tau) = \iint_{m,n} [E_{int}(\mathbf{S}^\tau) + E_{ext}(\mathbf{S}^\tau)] dmdn, \quad (2)$$

où  $E_{int}$  correspond au terme d'énergie interne et  $E_{ext}$  au terme d'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 les contours de la région d'intérêt. En explicitant l'énergie interne de la surface active, la fonctionnelle d'énergie s'écrit :

$$E(\mathbf{S}^\tau) = \iint_{m,n} [\alpha(\|\mathbf{S}^\tau_m\|^2 + \|\mathbf{S}^\tau_n\|^2) + \beta(\|\mathbf{S}^\tau_{mm}\|^2 + \|\mathbf{S}^\tau_{nn}\|^2 + 2\|\mathbf{S}^\tau_{mn}\|^2) + E_{ext}(\mathbf{S}^\tau)] dmdn, \quad (3)$$

où les notations  $\cdot_m$  et  $\cdot_{mm}$  symbolisent respectivement la dérivée partielle première et seconde par rapport à  $m$ . Les coefficients  $\alpha$  et  $\beta$  définissent le poids des forces internes agissant sur la surface (Cohen, Cohen, 1993). Les termes d'élasticité sont contrôlés par la constante  $\alpha$  et ceux de rigidité et de résistance à la torsion par la constante  $\beta$ . Du point de vue des forces agissant sur la surface, à l'équilibre, on obtient l'équation d'Euler-Lagrange :

$$\alpha \Delta \mathbf{S}^\tau - \beta \Delta^2 \mathbf{S}^\tau - \vec{\mathbf{F}}_{ext} = 0, \quad (4)$$

où  $\nabla$  est l'opérateur gradient et  $\Delta$  est l'opérateur laplacien. Les deux premiers termes définissent les forces internes agissant sur la surface :

$$\vec{\mathbf{F}}_{int}(\mathbf{S}^\tau) = \alpha \Delta \mathbf{S}^\tau - \beta \Delta^2 \mathbf{S}^\tau. \quad (5)$$

Le dernier terme,  $\vec{\mathbf{F}}_{ext}$ , définit les forces extérieures. Celles-ci sont calculées à partir d'information dans l'image de sorte qu'un équilibre soit trouvé au niveau des contours de l'objet.

### 2.2. Generalized Gradient Vector Flow

Le champ de flot de vecteurs gradients généralisé ou GGVF (Xu, Prince, 1998a) est le champ de vecteurs  $\vec{\mathbf{F}}_{ext}$  défini comme solution stationnaire du système de trois équations aux dérivées partielles indépendantes suivant :

$$\frac{\partial \vec{\mathbf{F}}_{ext}}{\partial t} = g(|\nabla f|) \Delta \vec{\mathbf{F}}_{ext} - h(|\nabla f|) (\vec{\mathbf{F}}_{ext} - \nabla f), \quad (6)$$

où chaque dimension spatiale  $(F_{x_1}, F_{x_2}, F_{x_3})$  de  $\vec{\mathbf{F}}_{ext}$  peut être résolue de manière indépendante.  $f$  est une carte scalaire des contours calculée à partir de l'image, ayant de fortes valeurs au niveau des contours,  $g = e^{-\frac{|\nabla f|}{\kappa}}$  et  $h = 1 - g$  sont deux fonctions contrôlant l'équilibre entre les deux termes de l'équation. Le premier terme, correspondant à une diffusion isotrope du champ  $\vec{\mathbf{F}}_{ext}$ , prédomine là où  $\nabla f$  est faible. Le second terme tend à conformer le champ à  $-\nabla f$  dans les régions de l'image où le gradient est fort. Le champ résultant partage les propriétés désirables de permettre une grande portée au delà des contours et de pouvoir faire converger les modèles au sein de concavités. Les solutions de l'équation du GGVF sont obtenues en suivant un schéma itératif d'Euler.

### 3. Méthode

Dans cette partie, nous proposons une généralisation du GGVF aux images multicomposantes que nous nommons 4DGVF pour *Four Dimensional Gradient Vector Flow*. Notre méthode repose sur la détection des contours vectoriels de l'image au moyen d'un gradient de l'image multicomposante dont nous exploitons à la fois les amplitudes et les directions.

#### 3.1. Tenseur de structure pondéré d'une image 3D à valeurs vectorielles

Dans le domaine continu, nous notons  $\mathbf{I}$  une image 3D à valeurs vectorielles constituée de  $M$  composantes :

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}, c) : (\Omega_s \otimes \Omega_c) \subset \mathbb{R}^3 \otimes \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R},$$

où  $\Omega_s$  et  $\Omega_c$  désignent respectivement le domaine spatial et spectral de l'image.  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3) \in \Omega_s$  est la coordonnée du voxel dans le champ de vue 3D. Nous notons  $\mathbf{I}_k(\mathbf{x}) = \mathbf{I}(\mathbf{x}, k)$  la  $k^{\text{ème}}$  composante de l'image.

Une généralisation naturelle de la notion de gradient au cas multicomposante consiste à moyenner les différentes contributions du gradient de chaque composante individuelle. Toutefois, cette approche n'est généralement pas satisfaisante, par exemple lorsque des contributions qui s'opposent s'annulent. Pour pallier à cet inconvénient, Di Zenzo (1986) a procédé à une analyse géométrique et considéré une image 2D couleur comme un champ de vecteurs  $2D \rightarrow 3D$ . Le gradient est alors identifié à la direction maximisant la forme quadratique de la différentielle totale  $d\mathbf{I}$  de  $\mathbf{I}$ . Des développements de l'approche de Di Zenzo ont permis de formuler ce problème de maximisation dans le cadre tensoriel, en faisant intervenir le tenseur de structure de l'image multicomposante (H. Lee, Cok, 1991). Dans le cas tridimensionnel,  $\mathbf{I}$  est un champ de vecteurs  $3D \rightarrow MD$  et sa différentielle totale s'écrit :

$$d\mathbf{I} = \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x_1} dx_1 + \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x_2} dx_2 + \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x_3} dx_3. \quad (7)$$

Nous définissons ainsi une forme quadratique pondérée pour  $d\mathbf{I}$ , ou *première forme fondamentale* :

$$\|d\mathbf{I}\|_{\omega}^2 = d\mathbf{x}^T \mathbf{G}_{\omega} d\mathbf{x}, \quad (8)$$

où  $G_{\omega}$  est un tenseur de structure pondéré et régularisé de l'image :

$$G_{\omega} = K_{\sigma} * \sum_{k=1}^M \omega_k (\nabla \mathbf{I}_k \otimes \nabla \mathbf{I}_k^T), \quad (9)$$

où  $K_{\sigma}$  est un noyau gaussien de variance  $\sigma^2$ ,  $*$  est le produit de convolution,  $\otimes$  est le produit tensoriel, et  $\omega_k$  est un poids pour la composante  $\mathbf{I}_k$  de l'image. Ce poids caractérise la confiance attribuée à chaque composante dans le calcul du gradient.

La contribution de cet article est double. D'une part, nous établissons un nouveau schéma de pondération du tenseur de structure exploitant le cadre des modèles déformables et particulièrement adapté à des images vectorielles où la représentativité de l'objet est variable. D'autre part, nous exploitons le cadre géométrique ci-dessus pour définir un flot de vecteurs par diffusion non linéaire des informations directionnelles et scalaires de gradient portées par le tenseur de structure.

### 3.2. Pondération du tenseur de structure

Sans connaissance a priori, l'extension à la 3D de l'approche de Di Zenzo consiste à considérer de manière équivalente toutes les composantes :

$$\omega_k = \omega_{\mathbb{1}} = 1/M, \quad \forall k \in [1..M]. \quad (10)$$

Sous cette forme, les contributions attribuées au bruit dans les composantes où l'objet est mal représenté peuvent nuire à la qualité de la segmentation. Différentes solutions ont été proposées pour pondérer les contributions des composantes dans le calcul du tenseur de structure, par exemple dans le cadre de la diffusion anisotrope au travers d'estimations du niveau de bruit (Weickert, 1999a), ou encore de la saillance locale des contours dans le cadre de la fusion d'images médicales (Piella, 2009).

Dans une approche de type GVF, il est souhaitable de maximiser le rapport contraste sur bruit (RCB) de la carte des contours afin de diffuser de manière robuste les gradients des contours vers les zones homogènes de l'image. En effet, dans les composantes à faible contraste, le signal de gradient provenant du bruit peut être supérieur au signal de gradient provenant des contours. Cette information, lorsqu'elle est considérée dans le calcul du tenseur de structure, biaise l'estimation des directions et des amplitudes des contours et, par suite, des directions du champ de forces. L'estimation de la qualité du contraste de la région d'intérêt au sein de chaque composante peut s'avérer difficile dans le cas d'images fortement bruitées, rendant difficile la sélection manuelle de composantes à retenir. Nous proposons ici d'exploiter



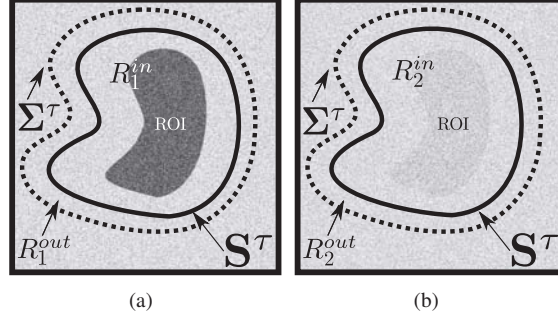


Figure 1. Illustration de la méthode de pondération sur une représentation 2D de la surface active  $S^\tau$ . (a) Composante à bon contraste, (b) composante à faible contraste. Une mesure de contraste est établie en comparant les intensités moyennes dans  $R_k^{in}$  et  $R_k^{out}$  dans chaque composante

le cadre des modèles déformables pour définir une nouvelle stratégie de pondération se basant sur une estimation aveugle du contraste global de l'objet dans chaque composante. Un tel schéma de moyennage pondéré global permet de maintenir un contraste élevé du gradient vectoriel autour de la région d'intérêt tout en réduisant sa variance (Andel *et al.*, 2009).

À l'itération  $\tau$  de la déformation de la surface  $S^\tau$ , nous définissons deux régions au sein de chaque composante  $I_k$ .  $R_k^{in}$  désigne l'ensemble des voxels situés à l'intérieur de la surface  $S^\tau$ , et peut être ainsi considéré comme une estimation de la région d'intérêt à l'instant  $\tau$ .  $R_k^{out}$  désigne l'ensemble des voxels situés à l'extérieur de  $S^\tau$  mais à l'intérieur de  $\Sigma^\tau$ , surface résultant d'une dilatation morphologique de  $S^\tau$  vers l'extérieur. La limite de  $R_k^{out}$  à cette dilatation réduit l'influence de régions plus éloignées. Nous pondérons le calcul du tenseur de façon à privilégier les composantes où le contraste entre  $R_k^{in}$  et  $R_k^{out}$  est plus élevé :

$$\omega_k := \left( \frac{|\bar{I}_k^{in} - \bar{I}_k^{out}|^\gamma}{\sum_j |\bar{I}_j^{in} - \bar{I}_j^{out}|^\gamma} \right), \quad (11)$$

où  $\bar{I}_k^{in}$  et  $\bar{I}_k^{out}$  sont les intensités moyennes dans respectivement  $R_k^{in}$  et  $R_k^{out}$ , et  $\gamma$  est un paramètre contrôlant la linéarité de l'influence relative des composantes. La figure 1a présente une composante à contraste élevé, où les intensités moyennes  $R_1^{in}$  et  $R_1^{out}$  sont significativement différentes et pour laquelle le facteur de pondération proposé serait important. Au contraire, la figure 1b montre une composante à faible contraste et pondérée faiblement par l'approche proposée. Sans connaissance a priori, ce schéma de pondération permet de favoriser l'information de la première composante et de réduire la contribution des gradients dus au bruit de la seconde composante tout en réduisant la variance du gradient vectoriel par moyennage. Dans le cas où des informations complémentaires sont disponibles (niveau de bruit,

connaissance de composantes intéressantes ou inutiles), ces poids peuvent être enrichis au niveau global ou local afin d'affiner l'estimation du gradient vectoriel.

### 3.3. Carte vectorielle des contours

Les valeurs propres  $\lambda^+ > \lambda_1^- > \lambda_2^-$  du tenseur de structure  $G_\omega$  donnent les taux de variations de la première forme fondamentale (8) dans une base locale des variations extremums. En fonction des applications, ces valeurs propres peuvent être combinées pour définir différentes normes du tenseur de structure (Cumani, 1991 ; Sapiro, Ringach, 1996 ; Blomgren, Chan, 1998 ; Weickert, 1999a) et ainsi constituer une mesure scalaire des contours vectoriels. La norme de cohérence proposée par Weickert (1999a) mesure la quantité d'anisotropie locale et est une généralisation à trois dimensions de la norme présentée par Sapiro (1996). Elle permet de caractériser l'importance des structures orientées comme les contours vectoriels :

$$\mathbf{N}_\omega^2 = \sqrt{(\lambda^+ - \lambda_1^-)^2 + (\lambda^+ - \lambda_2^-)^2 + (\lambda_1^- - \lambda_2^-)^2}. \quad (12)$$

Une norme du gradient vectoriel  $\mathbf{N}_\omega$  homogène à l'amplitude des contours vectoriels peut ainsi être obtenue.

Sapiro a le premier exploité le tenseur de structure dans le cadre des contours actifs géométriques implicites dans les images 2D couleurs, en proposant que le terme d'arrêt aux contours de la fonction level-set devienne fonction de la norme d'un tenseur non pondéré, que nous notons ici  $\mathbf{N}_\perp$  pour le distinguer de  $\mathbf{N}_\omega$ . Dans une extension du GVF aux images couleurs, Yang *et al.* (2005) ont proposé d'utiliser cette norme  $\mathbf{N}_\perp$  comme carte des contours. Toutefois, réduire les contours vectoriels à une mesure scalaire ne tire pas profit de toute l'information contenue dans le tenseur de structure. Sa diagonalisation permet en effet de déduire également les orientations du gradient dans l'image.

Les directions de variations extremums de la forme quadratique (8) sont les directions des vecteurs propres de  $G_\omega$ . Le vecteur propre  $\vec{\theta}_+$  associé à la valeur propre principale  $\lambda_+$  donne la direction du gradient, et les deux autres engendrent l'élément local d'isosurface. Nous proposons ici, plutôt que d'exploiter uniquement les valeurs propres de  $G_\omega$ , de tirer également profit de l'information directionnelle contenue dans  $\vec{\theta}_+$  afin d'engendrer le champ de forces extérieures. Nous définissons une carte vectorielle pointant vers les points d'inflexion de l'image multicomposante : un champ de vecteurs colinéaires aux vecteurs propres principaux de  $G_\omega$ , mais orientés en direction du contour vectoriel le plus proche :

$$\vec{\mathbf{V}} = \vec{\theta}_+ \text{sign}(\vec{\theta}_+, \nabla \mathbf{N}_\omega), \quad (13)$$

où  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  est le produit scalaire. La figure 2 montre un élément local d'isosurface  $dA$  dans une image vectorielle. Les vecteurs propres du tenseur de structure  $G_\omega$  forment une base locale orthogonale dans les directions de variations extremums de la première forme fondamentale.  $\vec{\theta}_+$  est dans la direction du taux de variation maximum, indiquant

la direction du gradient. Ceci illustre que la carte vectorielle  $\vec{V}$  est orthogonale aux éléments de contours de l'image vectorielle, ce qui n'est pas nécessairement le cas de  $\nabla N_\omega$  (et a fortiori de  $\nabla N_\parallel$ ).

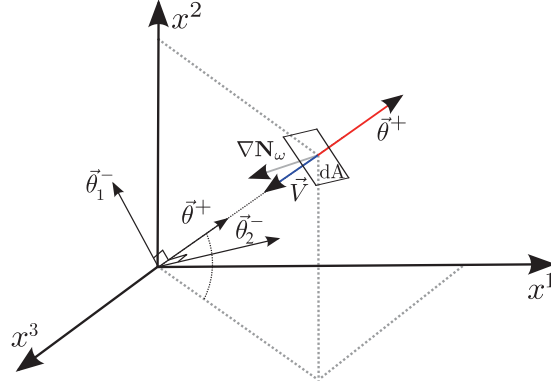


Figure 2. Référentiel local du tenseur de structure pondérée et directions des cartes vectorielles  $\vec{V}$  et  $\nabla N_\omega$

### 3.4. Le champ 4DGVF

Le champ de forces extérieures 4DGVF correspond à une diffusion non-linéaire de la carte vectorielle  $\vec{V}$  dans l'image. Au voisinage des contours vectoriels tels que détectés par la norme du tenseur de structure pondéré  $N_\omega$ , les directions des vecteurs sont contraintes par  $\vec{V}$ , tandis qu'une diffusion de  $\vec{V}$  s'opère dans les régions homogènes de l'image. Le champ 4DGVF est défini comme la solution stationnaire du système d'équations aux dérivées partielles suivant :

$$\frac{\partial \vec{F}_{ext}}{\partial t} = g(N_\omega) \Delta \vec{F}_{ext} - h(N_\omega) (\vec{F}_{ext} - \vec{V}), \quad (14)$$

À chaque itération  $\tau$  de la déformation, la surface  $S^\tau$  est soumise au champ de forces extérieures  $\vec{F}_{ext}$ . Une solution stationnaire est obtenue par descente de gradient :

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

où les termes d'élasticité sont contrôlés par  $\alpha$  et la rigidité et la résistance à la torsion par  $\beta$ .  $\vec{n}$  désigne la direction normale à l'élément de surface  $dS^\tau$ . Le tenseur de structure est ensuite calculé à partir du schéma de pondération proposé. Ce dernier, et par suite l'amplitude du gradient vectoriel  $N_\omega$  et le champ  $\vec{F}_{ext}$  sont ainsi implicitement dépendants de la segmentation  $S^\tau$ . À chaque itération  $\tau$ , les poids sont recalculés de manière à construire un champ de forces extérieures plus précis pour l'itération suivante. Les équations (14) et (15) sont ainsi résolues l'une après l'autre jusqu'à convergence de la surface.

La figure 3 montre une comparaison entre le champ de vecteurs propres  $\vec{\theta}_+$  (figure 3b) et la carte vectorielle des contours  $\vec{V}$  (figure 3c) superposée à une composante d'une image TEP dynamique (figure 3a). Le champ 4DGVF résultant est présenté en figure 3d. Par souci de lisibilité, les champs sont projetés sur une coupe 2D. Nous levons l'indétermination sur le signe des vecteurs par l'exploitation du sens de variation de  $N_\omega$  (13). Le champ 4DGVF ainsi produit est cohérent avec la morphologie de l'objet étudié (ici le cervelet dans une image TEP dynamique), et les vecteurs sont pour la plupart orientés vers les contours vectoriels.

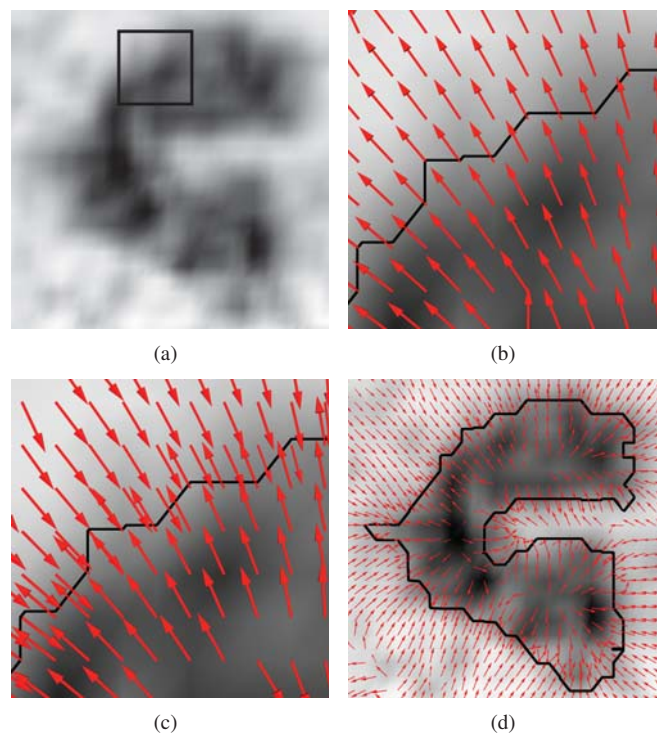


Figure 3. (a) Coupe 2D d'une composante d'une simulation TEP dynamique 3D+t autour du cervelet, (b) champ de vecteurs propres  $\vec{\theta}_+$  du tenseur de structure dans la zone encadrée. Il définit les directions de variation maximales. La vérité terrain des contours du cervelet est représentée par une ligne noire. (c) Carte vectorielle des contours  $\vec{V}$  proposée. (d) Champ 4DGVF obtenu après diffusion non-linéaire de  $\vec{V}$

### 3.5. Initialisation

Minimiser l'équation (3) revient à trouver une isosurface d'énergie minimale. Le cadre applicatif de cette méthode est la segmentation de volumes biologiques simplement connexes. Nous nous limitons donc ici à l'étude de surfaces topologiquement fermées. En général, la fonctionnelle d'énergie associée à un

problème de segmentation est non convexe, imposant que le modèle initial soit proche du minimum souhaité pour garantir une bonne convergence (Tauber *et al.*, 2010). À cet effet, nous proposons d’initialiser le modèle 4DGVF par une extension de l’approche du Poisson Inverse Gradient (PIG) proposée par Li et Acton (2008) au cas des images vectorielles. La méthode PIG estime une valeur approchée de l’énergie potentielle  $E_{ext}$  dont dérive le champ de forces extérieures. Comme les champs tels que le GVF et le 4DGVF ne sont pas des champs conservatifs, ce potentiel scalaire n’existe pas et est approché au travers d’une minimisation aux moindres carrés du problème. Le modèle initial est identifié comme l’isosurface d’énergie externe reconstruite  $E_{ext}$  ayant l’énergie totale la plus basse.

Nous adaptons cette méthode au cas des images vectorielles et construisons un champ d’initialisation  $\vec{\mathbf{F}}_{ext}^0$  basé sur le cadre 4DGVF. Nous utilisons une pondération équitable de toutes les composantes de l’image au travers de l’équation (10), le schéma de pondération 4DGVF proposé en section 3.1 nécessitant l’établissement d’une surface initiale. Ce champ  $\vec{\mathbf{F}}_{ext}^0$  calculé, nous estimons le potentiel scalaire associé  $E_{ext}$  en résolvant l’équation de Poisson :

$$\Delta E_{ext} = -\nabla \cdot \vec{\mathbf{F}}_{ext}^0, \quad (16)$$

Nous résolvons cette équation numériquement par inversion matricielle. Des conditions aux limites de Dirichlet sont établies sur les bords du domaine de l’image  $\partial\Omega$  :

$$E_{ext}(\partial\Omega) = -\mathbf{N}_1(\partial\Omega). \quad (17)$$

Nous réduisons  $E_{ext}$  à l’intervalle  $[0, -1]$ , et procédons à la reconstruction de  $P$  maillages triangulaires pour différentes valeurs de  $E_p = (E_1, \dots, E_P)$ ,  $E_p \in [0, -1]$ , en utilisant un algorithme de reconstruction de type *marching cubes* (Lorensen, Cline, 1987). Nous ne retenons comme surfaces candidates que les surfaces reconstruites fermées. Nous sélectionnons ensuite parmi les surfaces candidates le modèle ayant l’énergie externe totale la plus basse. Cette énergie est calculée comme le produit de l’aire de la surface (somme des aires des faces triangulaires) par  $E_p$ . Nous utilisons cette forme initiale pour calculer les poids précédant la déformation de la surface. Pour souligner le fait que l’information multicomposante est employée dans l’initialisation, nous faisons référence dans la suite de cet article à cette méthode en tant que *Vector Poisson Inverse Gradient* (VPIG).

### 3.6. Implémentation

Nous avons implémenté notre méthode avec MATLAB<sup>®</sup>. La surface active  $\mathbf{S}^\tau$  a été représentée sous forme d’un maillage triangulaire et orientée de sorte que les normales à ses faces pointent vers l’intérieur. Les normales unitaires à chaque sommet  $\hat{n}_i$  ont été calculées comme une moyenne pondérée des normales aux faces incidentes au sommet (Thürner, Wüthrich, 1998). Les coordonnées  $\vec{v}_i'$  de la surface dilatée  $\Sigma^\tau$  utilisée pour le calcul des poids peuvent ainsi être exprimées au travers d’un paramètre de dilatation  $\delta$  :

$$\vec{v}_i' = \vec{v}_i - \delta \hat{n}_i. \quad (18)$$

Nous avons résolu les équations 4DGVF (14) et de l'évolution de la surface active (15) avec un schéma standard de différences finies exprimée sous forme matricielle (Kass *et al.*, 1988 ; Xu, Prince, 1998a). Pour l'énergie interne, le laplacien de la surface a été approché linéairement à chaque sommet  $v_i$  par l'opérateur *umbrella* (Taubin, 1995) :

$$\Delta(\vec{v}_i) = \frac{1}{|i^*|} \sum_{j \in (i^*)} \vec{v}_j - \vec{v}_i, \quad (19)$$

où  $i^*$  correspond au voisinage de  $v_i$  (sommets directement connectés à  $\vec{v}_i$ ). Du fait que le nombre de voisins reste constant au cours d'une déformation ne faisant pas intervenir de changements topologiques, et que les forces internes ne dépendent que du laplacien, la matrice de voisinage correspondant aux forces internes n'a besoin d'être inversée qu'une seule fois.

### 3.6.1. Paramètres

Pour nos expérimentations, toutes les cartes des contours ont été réduites à l'intervalle  $[0, 1]$ . Le paramètre  $\kappa$  de lissage des champs a été fixé empiriquement à 0,4, une valeur plus élevée que des valeurs courantes de la littérature, compte tenu du fort bruit présent dans les images testées. Le paramètre de lissage du tenseur de structure  $\sigma$  a été choisi afin de maximiser le critère de Jaccard après convergence (section 4.3) des modèles étudiés. Le critère d'arrêt de la surface active correspondait à un déplacement maximal entre deux itérations inférieur à 0,1 voxel parmi les sommets, avec un nombre maximal d'itération fixé à 1000. Le paramètre  $\gamma$  contrôlant la linéarité des poids a été fixé à 2. Le paramètre de dilatation  $\delta$  a été fixé à 3 voxels pour le thalamus, et 5 voxels pour le cervelet. Notre travail portant sur l'acuité des forces extérieures, les paramètres de tension  $\alpha$  et de rigidité  $\beta$  de la surface active ont été fixés à des valeurs identiques pour les différentes méthodes paramétriques testées. Nous avons fait varier ces deux paramètres dans l'intervalle  $[0, 1]$  et retenu le couple de valeurs qui a permis un compromis satisfaisant entre régularité de la surface et conformation aux régions d'intérêt étudiées. Les valeurs retenues empiriquement étaient :  $\alpha = 0,2$  et  $\beta = 1,0$ .

### 3.6.2. Pseudo-code

Le pseudo-code ci-dessous synthétise les différentes étapes de la méthode de segmentation proposée.

```
programme surfaceActive4DGVF
: // initialisation
: I = lireImage4D
: G = calculTenseurDeStructure(I)
: [vecProprePrincipal, valeursPropres] = decomposition(G)
: N_1 = calculNorme(valeursPropres)
: V = calculCarteVectorielle(N_1, vecProprePrincipal)
: F_ext = calculChamp4DGVFinitial(N_1, V)
```

```

: E_PIG = calculEnergiePIG(F_ext)
: listeSurfaces = reconstruireIsosurfaces(E_PIG)
: S0 = selectionSurfaceInitiale(listeSurfaces)
: // évolution de la surface active
: S = S0;
: pour iter de 1 à iterMax
:: W = calculPoids(S,I)
:: G_W = calculTenseurDeStructurePondéré(I,W)
:: [vecProprePrincipal,valeursPropres] = decomposition(G_W)
:: N_W = calculNorme(valeursPropres)
:: V = calculCarteVectorielle(N_W,vecProprePrincipal)
:: F_ext = calculChamp4DGVF(N_W,V)
:: S = deplacementSurface(S,energieInterne,F_ext)
:: si déplacementsMaximumParmiLesSommets < distanceMinimum
::: arrêter

```

## 4. Protocole de validation

### 4.1. Comparaison avec d'autres approches

Nous avons comparé le champ 4DGVF à deux approches monocomposantes ainsi qu'à deux approches multicomposantes de la littérature :

- Le flot de vecteurs gradients généralisé ou *Generalized Gradient Vector Flow* (GGVF) (Xu, Prince, 1998a). Pour cette approche monocomposante, la diffusion des vecteurs gradient est effectuée dans chaque composante en résolvant l'équation (6), où la carte des contours  $f_k$  pour chaque composante  $\mathbf{I}_k$  est définie comme suit :

$$f_k = K_\sigma * |\nabla \mathbf{I}_k|, \quad (20)$$

Pour comparaison, le paramètre  $\kappa$  de lissage du champ a été fixé à 0,4, comme dans le cas du champ 4DGVF.

- La convolution par champ vectoriel ou *Vector Field Convolution* (VFC) est aussi une approche monocomposante (Li, Acton, 2007). Une convolution est effectuée entre  $f_k$  et un noyau vectoriel  $\vec{C}$  dont tous les vecteurs pointent en direction du centre du noyau :

$$\vec{\mathbf{F}}_{ext} = \vec{C} * f_k. \quad (21)$$

La taille de  $\vec{C}$  a été fixée à  $20 \text{ mm}^3$ . L'exposant de la fonction contrôlant la décroissance des vecteurs du noyau a été fixé à 1,7.

Dans nos expériences, ces deux méthodes monocomposantes ont été appliquées sur chacune des composantes des images vectorielles considérées, puis nous avons retenu pour comparaison la composante dont le résultat a obtenu le meilleur score du critère quantitatif de Jaccard (1901).

- Les contours actifs géométriques vectoriels (CAGV) (Sapiro, Ringach, 1996) sont une extension des contours actifs géométriques implicites à l'imagerie vectorielle. La fonction d'arrêt du level-set  $y$  est contrôlée par la norme du gradient de l'image

multicomposante, calculée à partir d'un tenseur de structure considérant toutes les composantes de manière équivalente :

$$G_{\mathbb{1}} = K_{\sigma} * \sum_{k=1}^N \omega_{\mathbb{1}} (\nabla \mathbf{I}_{\mathbf{k}} \otimes \nabla \mathbf{I}_{\mathbf{k}}^T). \quad (22)$$

La norme du gradient correspondante  $\mathbf{N}_{\mathbb{1}}$  est calculée à partir des valeurs propres de  $G_{\mathbb{1}}$  en utilisant l'équation (12).

– Le GVF couleur ou Color Gradient Vector Flow (CGVF) (Yang *et al.*, 2005) étend le GVF aux images vectorielles en utilisant une mesure scalaire du gradient multicomposante. La norme du gradient de l'image  $\mathbf{N}_{\mathbb{1}}$  est utilisée en tant que carte des contours  $f$  dont les gradients  $\nabla \mathbf{N}_{\mathbb{1}}$  sont diffusés dans l'image au travers de l'équation du GGVF. Pour comparaison, le paramètre  $\kappa$  de lissage du champ a été fixé à 0, 4, comme dans le cas du champ 4DGVF.

Le tableau 1 résume les différents termes de détection de contours employés par les méthodes ci-dessus.

Tableau 1. Méthodes testées et amplitudes et directions de contours associées

Type Méthode	Monocomposante	Multicomposante	
	GGVF, VFC	CAGV, CGVF	4DGVF
<b>Amplitudes et directions des contours</b>	$f_k, \nabla f_k$	$\mathbf{N}_{\mathbb{1}}, \nabla \mathbf{N}_{\mathbb{1}}$	$\mathbf{N}_{\omega}, \vec{\mathbf{V}}$

#### 4.2. Initialisation

Les résultats dépendant de la qualité de l'initialisation, nous avons utilisé le même modèle initial pour toutes les méthodes de sorte à éviter tout biais provenant de cette étape. Pour chaque image et pour chaque méthode, nous avons systématiquement généré deux résultats à partir des deux initialisations suivantes :

- Initialisation ellipsoïdale : une forme ellipsoïdale centrée autour de l'objet à segmenter et ajustant sa forme.
- Initialisation VPIG : la méthode décrite en section 3.5, construite selon l'approche PIG à partir du champ 4DGVF initial.

#### 4.3. Critère de validation

Pour les jeux de données où une vérité terrain était disponible (données synthétiques, simulations TEP), les résultats de segmentation ont été comparés aux vrais volumes en utilisant la métrique de Jaccard (1901), qui mesure le ratio entre l'intersection et l'union des volumes de la vérité terrain ( $A$ ) et de l'objet segmenté ( $B$ ) :

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}. \quad (23)$$



Le critère peut prendre des valeurs entre 0 et 1, la valeur 1 correspondant à une segmentation parfaite.

Dans le cas des CAGV, seuls les résultats visuels ont été retenus dans la mesure où les niveaux de bruit élevés des images étudiés ont conduit à de nombreuses séparations de surfaces sans rapport avec l'objet à segmenter, rendant le calcul du critère de Jaccard peu pertinent. Ceci souligne la nécessité de définir des procédures préservant la topologie des modèles implicites pour la segmentation d'objets uniques dans des images fortement bruitées.

## 5. Résultats

### 5.1. Images synthétiques

#### 5.1.1. Génération des images

Nous avons généré des images 4D synthétiques présentant un objet sphérique ayant un contraste variable avec le fond en fonction des composantes, lesquelles ont été bruitées avec un bruit additif gaussien. Cent images de dimensions  $70 \times 50 \times 40 \times 10$  voxels ont été produites pour lesquelles le nombre de composantes pertinentes, c'est-à-dire le nombre de composantes pour lesquelles le contraste était significativement supérieur aux variations produites par le bruit, variait entre 1 et 10. Ces images présentent deux difficultés majeures rencontrées dans les images 4D réelles : d'une part un faible rapport signal sur bruit (RSB) de +3 dB rendant la détection de contours difficile, d'autre part un contraste de la région sphérique d'intérêt variable selon les composantes.

Les différentes composantes de coupes 2D d'une de ces images 4D synthétiques sont présentées sur la figure 4a. La figure 4b montre les facteurs de pondération du tenseur de structure  $\omega_k$  obtenus par l'approche 4DGVF pour cette image. Ces valeurs rendent bien compte des variations de contraste générées. Sur cette image, il est en effet désirable que la contribution des composantes 4 à 7 soit faible par rapport aux autres dans le calcul du gradient.

#### 5.1.2. Influence de la pondération sur la détection de contours

Afin d'évaluer l'influence de la pondération du tenseur de structure vis-à-vis d'une considération équitable des composantes, nous avons comparé la norme proposée  $N_\omega$  à la norme  $N_1$  de l'équation (10) ainsi qu'à la norme du gradient dans la composante la mieux contrastée. La figure 5 montre les cartes de contours obtenues sur une coupe représentative, où la valeur maximum de chaque carte 3D a été fixée à 1. Sur les images étudiées, le signal de contour est apparu plus accentué sur la carte  $N_\omega$  (figure 5c), en comparaison de  $f_k$  (figure 5a), et  $N_1$  (figure 5b), tandis que les variations dues au bruit y étaient réduites, conduisant à une meilleure détection des contours vectoriels.

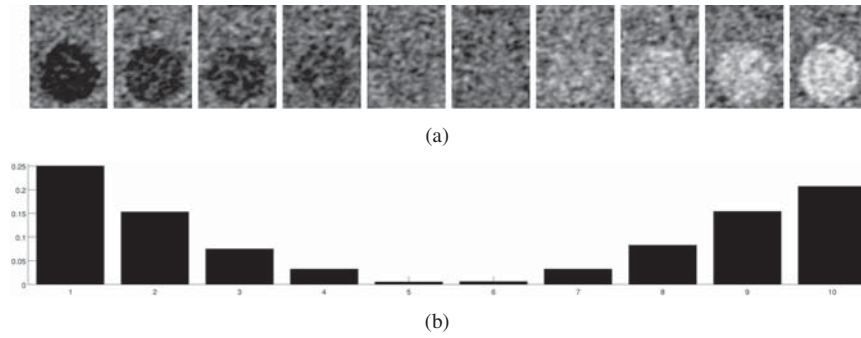


Figure 4. (a) Coupes 2D des 10 composantes d'une image synthétique 4D, (b) poids 4DGVF correspondants obtenus pour cette image

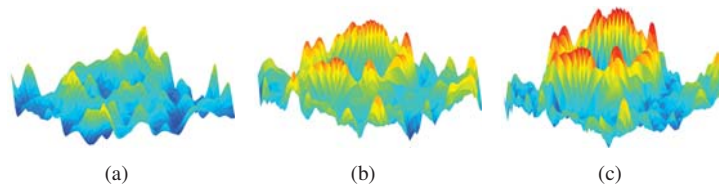


Figure 5. Amplitudes des gradients d'une coupe 2D pour une image synthétique 4D. (a)  $f_k$  (composante la mieux contrastée). (b)  $N_1$  (c)  $N_\omega$

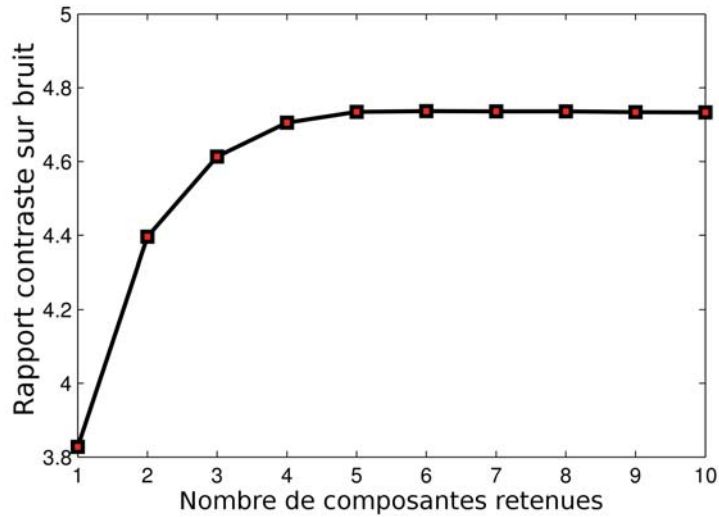


Figure 6. Résultat pour le jeu d'images synthétiques. RCB moyen des cartes de contours  $N_\omega$  en fonction du nombre de composantes retenues pour leur calcul

### 5.1.3. Influence du nombre de composantes retenues dans le schéma de pondération

Retenir toutes les composantes dans le schéma de pondération proposé pose la question de l'influence des composantes à faible contraste dans lesquelles le signal d'intérêt est peu important. Pour ce jeu de données synthétiques, nous avons étudié le RCB de la carte des contours vectoriels  $\mathbf{N}_\omega$  en fonction du nombre de composantes à haut contraste retenues dans le calcul du tenseur de structure. Nous avons calculé  $\mathbf{N}_\omega$  en utilisant un nombre variable de composantes, allant de 1 (meilleure composante retenue), à 10 (toutes les composantes retenues : méthode proposée). Le RCB de la carte des contours  $\mathbf{N}_\omega$  s'écrit :

$$\text{RCB} = |\mu_C - \mu_{\bar{C}}| / \sigma_{\bar{C}}, \quad (24)$$

où  $\mu_C$  désigne la valeur moyenne de  $\mathbf{N}_\omega$  dans  $C$ , le sous-ensemble des voxels contours de la vérité terrain,  $\mu_{\bar{C}}$  est la valeur moyenne de  $\mathbf{N}_\omega$  dans  $\bar{C}$ , le complémentaire correspondant aux voxels non-contours, et  $\sigma_{NC}$  est la variance des voxels non-contours.

Les valeurs de RCB des cartes  $\mathbf{N}_\omega$  moyennées sur l'ensemble du jeu de données synthétiques sont montrées sur la figure 6. En moyenne, retenir les  $n = 5$  composantes les plus contrastées a permis de maximiser le RCB. L'approche proposée correspond à retenir l'ensemble des composantes ( $n = 10$ ). La constance du RCB de  $n = 5$  à  $n = 10$  montre que, sur les données testées, employer le schéma de pondération proposé n'a pas eu d'impact négatif sur la valeur du RCB de la carte des contours, tout en évitant l'emploi d'un paramètre supplémentaire fixant le nombre de composantes jugées pertinentes. Avec le schéma proposé, les composantes à faible contraste ont ainsi une influence négligeable sur le tenseur de structure.

### 5.1.4. Orientation des contours vectoriels

Pour comparer la précision de l'orientation des champs de vecteurs au niveau des contours, nous avons comparé le champ 4DGVF basé sur le champ  $\vec{\mathbf{V}}$  à un modèle CGVF basé sur la diffusion des vecteurs  $\nabla \mathbf{N}_\omega$  plutôt que des vecteurs  $\nabla \mathbf{N}_1$ , afin d'éliminer l'influence du schéma de pondération sur les résultats produits.

La figure 6 montre ces deux champs pour un cas typique sur une image synthétique bruitée. Près des contours, certains vecteurs CGVF se sont effondrés autour d'un voxel de l'image. À l'inverse, dans le cas du 4DGVF, le champ de vecteurs est orienté en direction des contours. Cet exemple illustre l'intérêt de contraindre les directions de propagation du champ 4DGVF selon les vecteurs propres du tenseur de structure  $G_\omega$ .

### 5.1.5. Résultats de segmentation

La figure 8 montre le type de résultats obtenus sur les images du jeu de données synthétiques pour les différentes approches testées. Les résultats présentés sont ceux de l'initialisation ellipsoïdale sur un cas représentatif. Pour toutes les images, les résultats de segmentation étaient visuellement meilleurs pour la méthode 4DGVF, conduisant à des formes plus proches de la sphère théorique. Les résultats moins

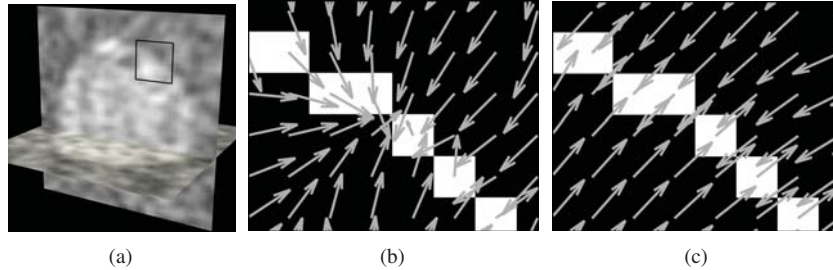


Figure 7. (a) Composante représentative d'une image synthétique 4D et zone considérée, (b) champ CGVF basé sur  $\mathbf{N}_\omega$  et  $\nabla\mathbf{N}_\omega$ , (c) champ 4DGVF basé sur  $\mathbf{N}_\omega$  et  $\vec{\mathbf{V}}$

performants des méthodes monocomposantes (figure 8b et figure 8c) s'expliquent par le fait que toutes les composantes, y compris les mieux contrastées, souffraient d'un bruit important qui ne permettait pas une bonne identification des contours lorsqu'elles étaient traitées de manière individuelle. La méthode des contours actifs géométriques vectoriels (CAGV) a, quant à elle, été pénalisée par sa flexibilité topologique, entraînant des reconstructions de surfaces arbitraires (figure 8d).

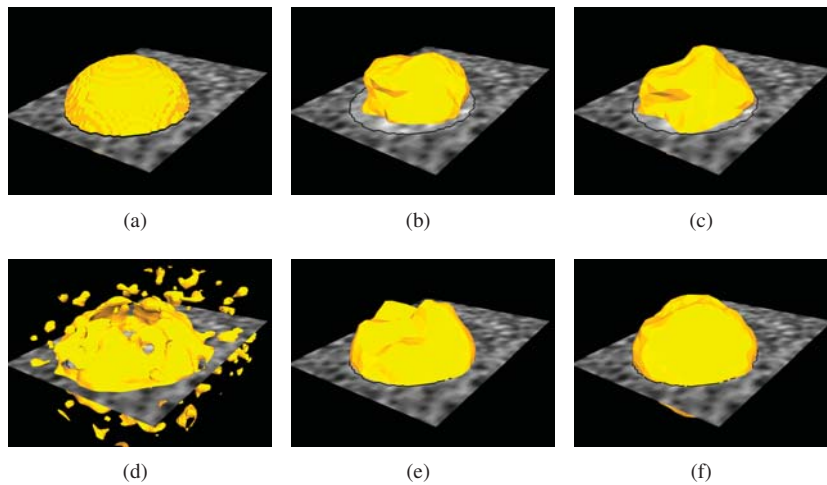


Figure 8. Résultats de segmentation représentatifs pour une image 4D synthétique. (a) Vérité terrain, (b) GGVF (meilleure composante), (c) VFC (meilleure composante), (d) CAGV, (e) CGVF, (f) 4DGVF

Le tableau 2 donne les résultats quantitatifs obtenus, moyennés sur l'ensemble des jeux de données synthétiques. Pour rappel, pour chaque image, un résultat unique de segmentation a été obtenu par les méthodes multicomposantes (CGVF et 4DGVF) à l'inverse des méthodes monocomposantes (GGVF et VFC) où le résultat dans la meilleure composante a été retenu. Globalement, l'examen de ces résultats montre

que le champ 4DGVF a amélioré de façon sensible la qualité des segmentations, avec un score de Jaccard moyen de 0,95 pour une initialisation de type VPIG, contre des valeurs de 0,85 à 0,91 pour les autres méthodes testées. Les scores de Jaccard à l'état initial pour les deux types d'initialisation sont également montrés. L'écart observé entre l'initialisation naïve de type ellipsoïdale (score moyen de 0,47) et de type VPIG (score moyen de 0,63) illustre l'intérêt de l'approche VPIG. La différence de performances entre le CGVF et le 4DGVF peut s'expliquer par les deux effets concourants du 4DGVF : l'exploitation des directions précises du gradient à travers la carte vectorielle, et la pondération pertinente des différentes composantes dans l'image.

Tableau 2. Scores moyens obtenus sur les données synthétiques

<b>Initialisation</b>	Indice de Jaccard	
	Ellipsoïdale	VPIG
Valeur initiale	0,47	0,63
GGVF (meilleure composante)	0,84	0,89
VFC (meilleure composante)	0,76	0,91
CGVF	0,58	0,85
<b>4DGVF</b>	<b>0,91</b>	<b>0,95</b>

## 5.2. Simulations réalistes d'images TEP dynamiques

L'imagerie TEP dynamique consiste en plusieurs acquisitions successives d'un même champ de vue. Une séquence TEP dynamique peut donc être considérée comme une image vectorielle, où chaque composante est une des acquisitions de la séquence. Les images ainsi produites reflètent la cinétique de la concentration d'un radiotracer dans un organisme, mais souffrent d'une résolution faible et d'un rapport signal sur bruit bas. Dans ce type d'images, les régions d'intérêt, ou *régions fonctionnelles*, possèdent un contraste vis-à-vis des régions alentours variable au cours du temps. Cette modalité d'imagerie fonctionnelle permet d'accéder à des informations auxquelles l'imagerie structurelle comme l'imagerie par résonance magnétique (IRM) ou la tomodensimétrie à rayons X ("scanner") n'ont pas accès. Elle connaît un intérêt grandissant dans le cadre du diagnostic précoce de maladies neurodégénératives comme les maladies d'Alzheimer ou de Parkinson.

### 5.2.1. Simulation des images

La validation objective des résultats de segmentation basée sur des acquisitions cliniques réelles est difficile. De manière à bénéficier d'une vérité terrain, nous avons procédé à des simulations réalistes d'acquisitions TEP dynamiques. Ces images ont été générées en utilisant GATE, une plate-forme de simulation d'imagerie médicale de type Monte Carlo permettant la simulation d'images TEP très réalistes (Jan *et al.*, 2004 ; 2011). Les simulations GATE s'appuient sur les bibliothèques d'interaction de particules GEANT4 développées par le CERN. Chaque simulation nécessite plus de

40 jours de calcul sur un ordinateur 12 cœurs doté de 48 GB de RAM afin de simuler la physique probabiliste de l'émission radioactive, de l'interaction rayonnement-matière et de l'acquisition par l'imageur. Les données acquises ont ensuite été reconstruites selon les mêmes méthodes que celles employées dans les imageurs TEP cliniques. L'intérêt par rapport à des illustrations de résultats sur images réelles est de disposer d'une vérité terrain pour l'évaluation objective des performances.

Nous avons utilisé différentes sources pour la simulation :

- le fantôme « Sphères », qui est un objet test constitué de quatre paires de sphères discrétisées de rayon  $7,5\text{ mm}$  et  $25\text{ mm}$  confinées au sein d'un cylindre.
- le fantôme « Zubal », qui est un fantôme réaliste des principales structures du cerveau (Zubal *et al.*, 1994). Six régions ont été considérées pour la simulation : le cervelet, le thalamus, les lobes pariétaux, occipitaux et frontaux, ainsi que le reste du cerveau.

Pour ces deux sources, les courbes temps-activité correspondant aux différentes valeurs des voxels selon les composantes ont été générées en utilisant un modèle tri-compartimental (Kamasak *et al.*, 2005), qui modélise la cinétique du radiotracer dans l'organisme. Les différentes régions constituant les fantômes se sont vues chacune attribuées une courbe temps-activité spécifique, afin de simuler des régions de cinétiques homogènes. La reconstruction des images a été effectuée en utilisant un algorithme itératif de type 3D OP-OSEM (ordinary Poisson ordered-subset expectation-maximization) (Polite, Snyder, 1991) en des voxels de dimension  $2,2 \times 2,2 \times 2,8\text{ mm}^3$ . Trois volumes d'images ont ainsi été produits, ayant nécessité chacune 40 jours de calcul parallèle sur un ordinateur de 12 cœurs doté de 48 Go de RAM. Pour le fantôme des sphères (figure 9a), nous avons procédé à une unique reconstruction en utilisant 2 itérations et 16 sous-ensembles (figure 9c) conduisant à un RSB de 10,5 dB. Pour le fantôme Zubal (figure 9b), nous avons procédé à deux reconstructions : l'une utilisant 2 itérations et 16 sous-ensembles (figure 9d) et l'autre utilisant 10 itérations et 16 sous-ensembles (figure 9e), résultant en des images TEP dynamiques présentant deux niveaux de RSB, que nous appelons respectivement simulation Zubal RSB moyen (RSB : 6,6 dB) et simulation Zubal RSB faible (RSB : 1,5 dB). Les sources de bruit de telles images étant complexes et multiples, le bruit est considéré comme additif avec une distribution suivant approximativement une loi normale de moyenne nulle, une approximation également valable pour le cas d'images TEP réelles (Coxson *et al.*, 1997). Dans les images simulées, les variations observées au sein des ROI fonctionnelles sont imputables au bruit, à l'effet de volume partiel et aux erreurs résiduelles des corrections faites lors de la reconstruction (atténuation, diffusion...).

Pour la simulation des sphères, nous avons étudié la segmentation d'une sphère de rayon  $25\text{ mm}$  et d'une sphère de rayon  $15\text{ mm}$ . Pour chaque image simulée du fantôme Zubal, nous nous sommes intéressés à la segmentation du cervelet et du thalamus, deux structures du cerveau ayant des cinétiques et des volumes très différentes, présentées en rouge sur la figure 9b.

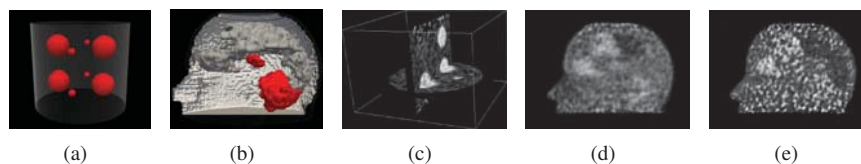


Figure 9. Simulations Monte Carlo GATE (a) fantôme des sphères, (b) fantôme Zubal, (c) vue 3D de la simulation des sphères, (d) coupe 2D de la simulation Zubal RSB moyen, (e) coupe 2D de la simulation Zubal RSB faible

### 5.2.2. Pondération du tenseur de structure

La figure 10 montre une série de coupes transverses des 20 composantes de la simulation Zubal de faible RSB autour du thalamus. Le thalamus peut être distingué comme un hypersignal dans les premières composantes et comme un hyposignal dans les composantes tardives. Les poids 4DGVF estimés pour le calcul du tenseur de structure associé sont montrés en figure 10b. Ils sont bien corrélés avec la qualité observée dans chaque composante : les valeurs de poids suivent les variations du contraste au cours des composantes et ainsi la représentativité de l'objet. Une segmentation du thalamus a ainsi pu être effectuée malgré le bruit important dans les différentes composantes (figure 10c).

### 5.2.3. Évaluation des résultats de segmentation

La figure 11 contient une coupe axiale d'un résultat de segmentation obtenu dans une simulation de RSB moyen autour du cervelet. Une composante représentative de l'image est montrée sur la partie gauche de l'image, et la norme du gradient multicomposante  $N_\omega$  sur la partie droite. Les intersections de la surface active résultant du 4DGVF et de la vérité terrain avec la coupe sont respectivement représentées par des lignes jaune et noire. Le champ 4DGVF associé est superposé à l'image. Le résultat obtenu est proche de la vérité terrain, y compris dans la concavité apparaissant sur cette coupe.

La figure 12 montre des résultats représentatifs de segmentation du cervelet dans la simulation Zubal de faible RSB pour les différentes approches testées. Bien que les méthodes GVF (figure 12c), VFC (figure 12d), CGVF (figure 12f) et 4DGVF (figure 12g) aient toutes produit une segmentation cohérente du cervelet, sa forme générale a été restituée de manière plus fidèle au travers de l'approche 4DGVF, suivie par l'approche CGVF. Le 4DGVF a notamment été capable de faire progresser le modèle au sein de la concavité formée par le quatrième ventricule. Le modèle CAGV implicite non contraint en topologie a quant à lui reconstruit de nombreuses surfaces erronées.

Le tableau 3 montre les valeurs des critères de Jaccard obtenus entre les résultats de segmentation et la vérité terrain après convergence pour les trois simulations. Comme dans le cas des images synthétiques, un résultat unique a été obtenu pour les méthodes multicomposantes (CGVF, 4DGVF), avec une amélioration des résultats

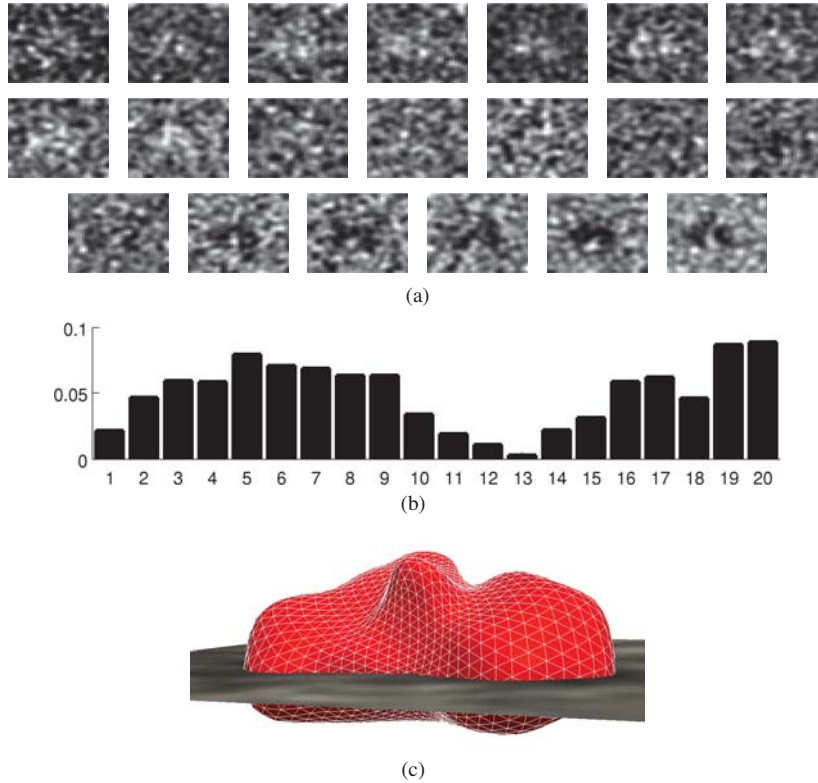


Figure 10. (a) coupes transverses des 20 composantes d'une simulation Zubal de faible RSB (autour du thalamus), (b) poids 4DGVF correspondants, (c) résultat de segmentation

observés pour la méthode 4DGVF. La méthode de pondération proposée a notamment conduit à une amélioration systématique de la carte des normes du gradient  $N_\omega$  vis-à-vis de la norme  $N_\perp$  qui traite de manière égale les différentes composantes. En général, le champ 4DGVF bénéficiait d'une portée comparativement plus grande que les autres approches, permettant des modèles initiaux plus distants de la forme finale à segmenter. Ce résultat est confirmé par la stabilité des critères de segmentation vis-à-vis du type d'initialisation utilisé. La capacité du 4DGVF à segmenter efficacement dans des conditions de bruit élevé est soulignée dans le cas de la simulation Zubal à faible RSB, où les résultats obtenus ont été plus nettement supérieurs aux autres approches. Dans quelques cas où le RSB était suffisamment élevé, les méthodes mono-composantes ont produit des résultats similaires aux approches 4D. Toutefois, de tels résultats nécessitent de connaître a priori la composante sur laquelle réaliser la segmentation, ce qui n'est pas toujours possible en pratique. Le cadre 4DGVF améliore globalement les résultats en privilégiant les composantes pertinentes pour la



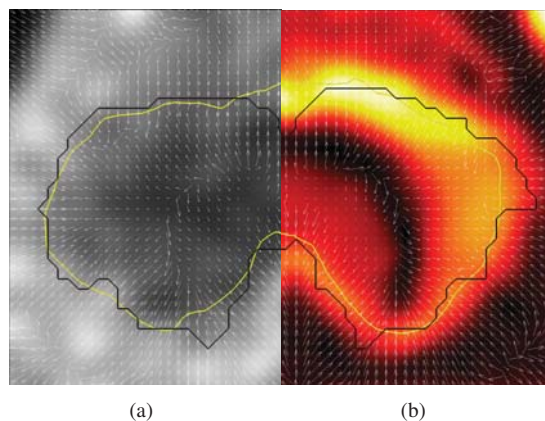


Figure 11. (a) coupe axiale d'une simulation d'une image TEP dynamique autour du cervelet, (b) amplitude du gradient  $N_\omega$  calculée à partir du tenseur de structure pondéré. On y a superposé l'intersection avec cette coupe du résultat de segmentation (en jaune) et de la vérité terrain (en noir) ainsi que le champ 4DGVF obtenu (en blanc)

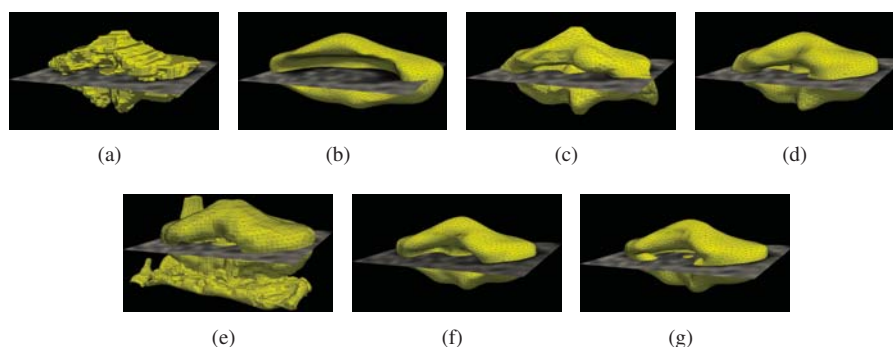


Figure 12. Résultats de segmentation représentatifs pour les différentes méthodes autour du cervelet pour la simulation de faible RSB. (a) Vérité terrain, (b) initialisation VPIG, (c) meilleur résultat GGVF, (d) meilleur résultat VFC, (e) CAGV, (f) CGVF, (g) 4DGVF

segmentation de l'objet d'intérêt et permet de s'affranchir de cette sélection manuelle de composante.

L'aspect le plus coûteux de la méthode 4DGVF réside dans le recalcul du champ du fait de la ré-évaluation des poids à chaque itération. En pratique, recalculer ces poids à chaque pas de temps n'est pas nécessaire, car les poids convergent rapidement vers une solution stationnaire. En fonction de la précision du modèle initial, les poids peuvent par exemple être recalculés durant un nombre défini d'itérations, ou même une seule

Tableau 3. Résultats quantitatifs pour les différentes simulations

Initialisation	Critère de Jaccard			
	Ellipsoïdale	VPIG	Ellipsoïdale	VPIG
<b>Sphères</b>				
	Sphère (50 mm)		Sphère (15 mm)	
Valeur initiale	0,37	0,45	0,14	0,37
GGVF (meilleure composante)	0,60	0,77	0,56	0,62
VFC (meilleure composante)	0,76	0,77	0,25	0,61
CGVF	0,79	0,79	0,66	0,66
<b>4DGVF</b>	<b>0,80</b>	<b>0,84</b>	<b>0,69</b>	<b>0,69</b>
<b>Zubal RSB moyen</b>				
	Thalamus		Cervelet	
Valeur initiale	0,23	0,41	0,48	0,65
GGVF (meilleure composante)	0,36	0,47	0,82	0,83
VFC (meilleure composante)	0,42	0,57	0,82	0,82
CGVF	0,56	0,56	0,82	0,81
<b>4DGVF</b>	<b>0,61</b>	<b>0,64</b>	<b>0,83</b>	<b>0,85</b>
<b>Zubal RSB faible</b>				
	Thalamus		Cervelet	
Valeur initiale	0,23	0,36	0,48	0,61
GGVF (meilleure composante)	0,36	0,48	0,72	0,77
VFC (meilleure composante)	0,45	0,46	0,75	0,79
CGVF	0,49	0,50	0,64	0,81
<b>4DGVF</b>	<b>0,55</b>	<b>0,55</b>	<b>0,79</b>	<b>0,84</b>

fois avec des résultats satisfaisants, notamment dans le cas d'une initialisation de type VPIG.

### 5.3. Segmentation d'image TEP dynamique réelle

Pour illustrer le comportement de la méthode 4DGVF dans un contexte pré-clinique, nous avons procédé à une acquisition TEP dynamique du cerveau d'un rat par imagerie au [18F]-DPA-714, un radiotracer spécifique à la protéine translocatrice (TSPO). Cette protéine est surexprimée dans des conditions de neuroinflammation et constitue une piste d'études pour le diagnostic de certaines maladies neurodégénératives. L'inflammation a été réalisée en procédant à une lésion unilatérale à l'acide quinolinique dans le striatum droit du rat. Les images ont été acquises sur une caméra microTEP-CT GE Vista en mode liste et ont été reconstruites avec une méthode itérative OSEM avec correction de l'atténuation et des coïncidences fortuites et diffusées. 27 composantes de  $175 \times 175 \times 61$  voxels de  $0,39 \times 0,39 \times 0,78$  mm<sup>3</sup> ont été reconstruites sur une période de 50 minutes selon le découpage temporel suivant :  $4 \times 10s$ ,  $4 \times 20s$ ,  $6 \times 60s$ ,  $10 \times 80s$ ,  $3 \times 600s$ . La figure 9 montre un résultat

représentatif de la segmentation par approche 4DGVF d'un striatum lésé 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.

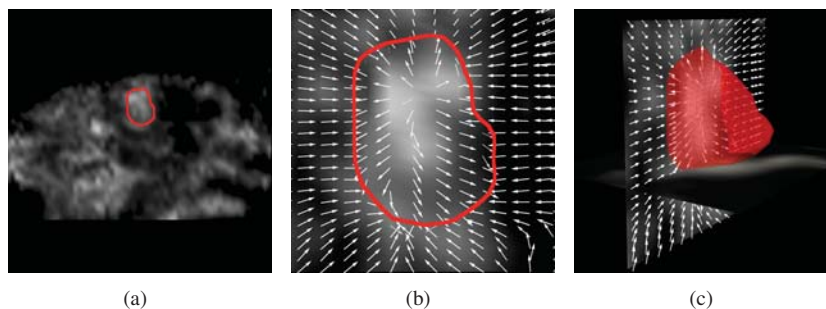


Figure 13. Résultat de la segmentation d'une lésion à l'acide quinolinique dans le striatum d'un rat adulte. (a) Vue sagittale globale, (b) zoom sur la partie lésée, le champ 4DGVF et une coupe 2D de la surface finale, (c) vue 3D de la surface finale

## 6. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé un nouveau champ de forces extérieures pour la segmentation variationnelle d'images multicomposantes. Nous avons basé notre approche sur l'analyse de la structure locale de l'image, et un schéma de pondération adapté aux modèles déformables. En exploitant à la fois la norme et la direction du gradient de l'image vectorielle, l'approche 4DGVF exploite toute l'information 4D et réduit la sensibilité au bruit des modèles déformables vis-à-vis de méthodes n'exploitant l'information que d'une composante, ou de méthodes multicomposantes ne reposant que sur un terme de contour scalaire. Cette méthode est en particulier adaptée à l'imagerie TEP dynamique. Les résultats sur des images synthétiques et des simulations réalistes ont montré l'impact potentiel du 4DGVF pour la segmentation de ce type d'images.

### Remerciements

*Cette recherche a reçu des financements du septième programme cadre de la Communauté Européenne FP7/2007-2013 sous la convention de subvention n°HEALTH-F2-2011-278850 (INMiND).*

## Bibliographie

- Andel H. G. van, Venema H., Majoie C., Den Heeten G., Grimbergen C., Streekstra G. (2009). Intracranial ct angiography obtained from a cerebral ct perfusion examination. *Medical physics*, vol. 36, n° 4, p. 1074–1085.

- Barbosa D., Dietenbeck T., Schaerer J., D'hooge J., Friboulet D., Bernard O. (2012). B-spline explicit active surfaces: An efficient framework for real-time 3-d region-based segmentation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 21, n° 1, p. 241–251.
- Blomgren P., Chan T. (1998). Color tv: total variation methods for restoration of vector-valued images. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 7, n° 3, p. 304–309.
- Brox T. (2005). *From pixels to regions: partial differential equations in image analysis*. Thèse de doctorat non publiée, Faculty of Mathematics and Computer Science, Saarland University, Germany.
- Canny J. (1986). A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, n° 6, p. 679–698.
- Caselles V., Kimmel R., Sapiro G. (1997). Geodesic active contours. *International journal of computer vision*, vol. 22, n° 1, p. 61–79.
- Chan T., Sandberg B., Vese L. (2000). Active contours without edges for vector-valued images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 11, n° 2, p. 130–141.
- Chan T., Vese L. (2001). Active contours without edges. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 10, n° 2, p. 266–277.
- Cheng-Liao J., Qi J. (2010). Segmentation of mouse dynamic pet images using a multiphase level set method. *Physics in medicine and biology*, vol. 55, n° 21, p. 6549.
- Cohen L., Cohen I. (1993). 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, n° 11, p. 1131–1147.
- Coxson P., Huesman R., Borland L. (1997). Consequences of using a simplified kinetic model for dynamic pet data. *Journal of nuclear medicine: official publication, Society of Nuclear Medicine*, vol. 38, n° 4, p. 660–667.
- Cumani A. (1991). Edge detection in multispectral images. *CVGIP: Graphical models and image processing*, vol. 53, n° 1, p. 40–51.
- Deriche R. (1987). Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International journal of computer vision*, vol. 1, n° 2, p. 167–187.
- Di Zenzo S. (1986). A note on the gradient of a multi-image. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 33, n° 1, p. 116–125.
- Ghosh P., Bertelli L., Sumengen B., Manjunath B. (2010). A nonconservative flow field for robust variational image segmentation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 19, n° 2, p. 478–490.
- Goldenberg R., Kimmel R., Rivlin E., Rudzsky M. (2001). Fast geodesic active contours. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 10, n° 10, p. 1467–1475.
- Han X., Xu C., Prince J. (2003). A topology preserving level set method for geometric deformable models. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 25, n° 6, p. 755–768.
- Jaccard P. (1901). Distribution de la flore alpine dans le bassin des Dranses et dans quelques régions voisines. *Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles*, vol. 37, p. 241–272.

- Jan S., Benoit D., Becheva E., Carlier T., Cassol F., Descourt P. *et al.* (2011). Gate v6: a major enhancement of the gate simulation platform enabling modelling of ct and radiotherapy. *Physics in medicine and biology*, vol. 56, n° 4, p. 881.
- Jan S., Santin G., Strul D., Staelens S., Assie K., Autret D. *et al.* (2004). Gate: a simulation toolkit for pet and spect. *Physics in medicine and biology*, vol. 49, n° 19, p. 4543.
- Kamasak M., Bouman C., Morris E., Sauer K. (2005). Direct reconstruction of kinetic parameter images from dynamic pet data. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 24, n° 5, p. 636–650.
- Kass M., Witkin A., Terzopoulos D. (1988). Snakes: Active contour models. *International journal of computer vision*, vol. 1, n° 4, p. 321–331.
- Kichenassamy S., Kumar A., Olver P., Tannenbaum A., Yezzi A. (1995). Gradient flows and geometric active contour models. In *Computer vision, 1995. proceedings., fifth international conference on*, p. 810–815.
- Lankton S., Tannenbaum A. (2008). Localizing region-based active contours. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 17, n° 11, p. 2029–2039.
- Lee H., Cok D. (1991). Detecting boundaries in a vector field. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 39, n° 5, p. 1181–1194.
- Lee T., Mumford D., Yuille A. (1992). Texture segmentation by minimizing vector-valued energy functionals: The coupled-membrane model. In *Computer vision eccv'92*, p. 165–173.
- Li B., Acton S. (2007). Active contour external force using vector field convolution for image segmentation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 16, n° 8, p. 2096–2106.
- Li B., Acton S. (2008). Automatic active model initialization via poisson inverse gradient. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 17, n° 8, p. 1406–1420.
- Lorensen W., Cline H. (1987). Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm. In *Acm siggraph computer graphics*, vol. 21, p. 163–169.
- McInerney T., Terzopoulos D. (1996). Deformable models in medical image analysis. In *Mathematical methods in biomedical image analysis, 1996., proceedings of the workshop on*, p. 171–180.
- Montagnat J., Delingette H. (2005). 4d deformable models with temporal constraints: application to 4d cardiac image segmentation. *Medical Image Analysis*, vol. 9, n° 1, p. 87–100.
- Paragios N., Deriche R. (2002). Geodesic active regions: A new framework to deal with frame partition problems in computer vision. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 13, n° 1, p. 249–268.
- Piella G. (2009). Image fusion for enhanced visualization: A variational approach. *International Journal of Computer Vision*, vol. 83, n° 1, p. 1–11.
- Politte D. G., Snyder D. (1991). Corrections for accidental coincidences and attenuation in maximum-likelihood image reconstruction for positron-emission tomography. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 10, n° 1, p. 82–89.
- Rousson M., Deriche R. (2002). A variational framework for active and adaptive segmentation of vector valued images. In *Motion and video computing, 2002. proceedings. workshop on*, p. 56–61.

- Rousson M., Paragios N. (2002). Shape priors for level set representations. In *Computer vision eccv 2002*, p. 78–92. Springer.
- Sapiro G. (1996). Vector (self) snakes: A geometric framework for color, texture, and multiscale image segmentation. In *Image processing, 1996. proceedings., international conference on*, vol. 1, p. 817–820.
- Sapiro G., Ringach D. (1996). Anisotropic diffusion of multivalued images with applications to color filtering. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 5, n° 11, p. 1582–1586.
- Sum K., Cheung P. (2007). Boundary vector field for parametric active contours. *Pattern Recognition*, vol. 40, n° 6, p. 1635–1645.
- Tauber C., Batatia H., Ayache A. (2010). Quasi-automatic initialization for parametric active contours. *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, n° 1, p. 83–90.
- Taubin G. (1995). A signal processing approach to fair surface design. In *Proceedings of the 22nd annual conference on computer graphics and interactive techniques*, p. 351–358.
- Thürmer G., Wüthrich C. A. (1998). Computing vertex normals from polygonal facets. *Journal of Graphics Tools*, vol. 3, n° 1, p. 43–46.
- Tschumperlé D., Deriche R. (2005). Vector-valued image regularization with pdes: A common framework for different applications. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 27, n° 4, p. 506–517.
- Weickert J. (1999a). Coherence-enhancing diffusion filtering. *International Journal of Computer Vision*, vol. 31, n° 2-3, p. 111–127.
- Weickert J. (1999b). Coherence-enhancing diffusion of colour images. *Image and Vision Computing*, vol. 17, n° 3, p. 201–212.
- Xie X., Mirmehdi M. (2004). Rags: Region-aided geometric snake. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 13, n° 5, p. 640–652.
- Xie X., Mirmehdi M. (2008). Mac: Magnetostatic active contour model. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 30, n° 4, p. 632–646.
- Xu C., Prince J. (1998a). Generalized gradient vector flow external forces for active contours. *Signal Processing*, vol. 71, n° 2, p. 131–139.
- Xu C., Prince J. (1998b). Snakes, shapes, and gradient vector flow. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 7, n° 3, p. 359–369.
- Yang L., Meer P., Foran D. (2005). Unsupervised segmentation based on robust estimation and color active contour models. *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, vol. 9, n° 3, p. 475–486.
- Zeng D., Zhou Z., Xie S. (2012). Image segmentation based on the poincaré map method. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 21, n° 3, p. 946–957.
- Zubal G., Harrell C., Smith E., Rattner Z., Gindi G., Hoffer P. *et al.* (1994). Computerized three-dimensional segmented human anatomy. *Medical Physics-New York-Institute of Physics*, vol. 21, n° 2, p. 299–302.

Reçu le 27/09/2013  
Accepté le 14/04/2014