Approche 4DGVF pour la restauration d'images multi-composantes

V. Jaouen[1] P. Gonzalez[1,2] S. Serrière [1] D. Guilloteau[1] I. Buvat[3] et C. Tauber[1]

[1]UMR INSERM U930 «Imagerie et cerveau», Université François-Rabelais de Tours
2 bd Tonnelé, 37044 Tours Cedex
[2] Universidad Católica del Maule, Talca, Chile
[3] SHFJ/CEA, Orsay, France

vincent.jaouen@univ-tours.fr, clovis.tauber@univ-tours.fr

Résumé

Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode pour la restauration d'images multi-composantes afin de diminuer le bruit tout en rehaussant simultanément les contours. Notre approche repose sur un filtrage couplant diffusion anisotrope et filtre de choc qui exploite un nouveau champ de vecteurs 4DGVF robuste adapté aux images multi-composantes. Le schéma proposé permet de rehausser les contours dans des directions calculées à partir de l'intégralité de l'information spatio-spectrale disponible et d'obtenir un rehaussement plus précis et plus stable au cours du traitement itératif. Nous validons notre méthode sur des images couleurs ainsi que des simulations réalistes d'images TEP dynamiques du cerveau.

Mots Clef

Équations aux dérivées partielles, Restauration d'images, Images multi-composantes, Gradient vector flow, Imagerie TEP dynamique.

Abstract

In this paper, we propose a new method for vector-valued image restoration in order to reduce noise while simultaneously sharpening edges. Our approach is a coupled anisotropic diffusion and shock filtering scheme that exploits a new robust 4DGVF vector field tailored for vector-valued images. The proposed scheme sharpens edges in directions computed from the entire spatio-spectral information available in order to obtain a more precise and stable sharpening effect along the iterative processing. We validate our method on color images as well as on realistic simulations of dynamic PET images.

Keywords

Partial differential equations, Image restoration, Vector-valued image, Gradient vector flow, Dynamic PET imaging

1 Introduction

Les images multi-composantes, comme les images couleurs, les images hyper-spectrales ou les images médicales acquises à différents intervalles de temps successifs (imagerie par tomographie d'émission de positrons (TEP) dynamique, imagerie par résonance magnétique fonctionnelle) peuvent souffrir de niveaux de bruit important, et de flou induit par l'effet de volume partiel. La dimension supplémentaire de ces images justifie le développement de méthodes spécifiques exploitant leurs caractéristiques spectrales afin d'en optimiser le traitement [1]. En particulier, les approches basées contours étendues au cas des images multi-composantes nécessitent une redéfinition adaptée de la notion de gradient. Une généralisation populaire de cette notion au cas des images vectorielles, ou *gradient vectoriel* a été proposée par Di Zenzo en suivant des considérations issues de la géométrie différentielle des surfaces [2]. Cette analyse a été formalisée par la suite en un problème algébrique dans lequel la direction du gradient est associée au vecteur propre principal d'un *tenseur de structure* de l'image multi-composantes [3]. L'amplitude du gradient est estimée à partir d'une combinaison des différentes valeurs propres du tenseur. Le gradient de Di Zenzo et le formalisme du tenseur de structure multi-composantes ont été appliqués à différents domaines tels que la segmentation [4, 5, 6], la détection de contours (alors appelés *contours vectoriels*) [7], la détection de caractéristiques ou de saillances [8, 9] ou encore au filtrage [1, 10, 11, 12, 13].

Pour le cas des images mono-composantes, de nombreuses méthodes de filtrage non-linéaire comme l'approche de diffusion anisotrope de Perona et Malik (PM) [14] et les modèles ultérieurs s'appuyant sur ce principe [15, 16, 11] ont été proposées pour réduire le bruit tout en préservant les contours. Alvarez et Mazorra [17] ont proposé de coupler à la diffusion PM un terme de filtre de choc [18] pour accroître la discontinuité au niveau des contours et améliorer la netteté de l'image. Cependant, la transposition directe de cette méthode aux images multi-composantes en l'appliquant à chaque composante de façon indépendante présente plusieurs limitations. En effet, les contours sont souvent difficilement identifiables dans les composantes individuelles et appliquer une telle opération morphologique sur des composantes indépendantes est susceptible

d'entraîner l'apparition de fausses caractéristiques spectrales, comme des fausses couleurs [19]. Aussi, Tschumperlé et Deriche ont exploité les principes géométriques de Di Zenzo pour étendre cette approche au cas d'images multi-composantes 2D couleur en combinant un nouveau terme de diffusion vectorielle, un terme de filtre de choc et un terme d'attache aux données [12]. Cette méthode permet de limiter le mélange des caractéristiques spectrales en restaurant de manière plus cohérente les différentes composantes. Toutefois, les filtres de choc, même couplés à des schémas de diffusion vectorielle, restent trop sensibles au bruit du fait de leur dépendance vis à vis des dérivées de second ordre, le rehaussement s'effectuant dans les directions des zéros du laplacien.

Dans cet article, nous proposons une nouvelle approche de restauration d'images vectorielles dans laquelle les directions de rehaussement sont définies de façon plus précise et plus robuste, afin d'éviter l'apparition d'artefacts au cours des itérations. Nous adoptons un schéma couplé de diffusion vectorielle et de filtre de choc qui exploite des directions établies en amont du filtrage. Ces directions sont déterminées par un nouveau champ de type flot de vecteur gradient (4DGVF) [6] adapté à l'imagerie multi-composantes qui permet de régulariser l'orientation du gradient vectoriel déduite de l'analyse du tenseur de structure. En transférant partiellement à ce champ la tâche d'identification de l'orientation et de la localisation des contours vectoriels, nous définissons des directions précises et robustes dans lesquelles le flou est compensé de façon stable. La stabilité des directions des chocs permet un meilleur rehaussement des contours au cours des itérations. De plus, toutes les composantes de l'image sont traitées de manière cohérente, limitant l'apparition de fausses caractéristiques spectrales. D'une certaine façon, la méthode proposée peut être considérée comme une extension au cas des images nD multi-composantes de la méthode de diffusion anisotrope proposée par Yu et Chua pour le traitement d'images 2D mono-composante [20].

Nous validons notre méthode sur images synthétiques 2D couleur et TEP dynamiques 4D (3D+t) simulées, et comparons nos résultats à ceux obtenus par des approches du type de Yu et Chua [20] et de Tschumperlé et Deriche [12].

2 Approche proposée

Dans cette partie, nous présentons notre approche de restauration vectorielle basée sur le champ 4DGVF, un champ GVF adapté à l'imagerie multi-composantes. Nous définissons en premier lieu une géométrie vectorielle qui permet la caractérisation des contours de l'image à la fois en amplitude et en direction. Ces considérations géométriques sont à la base de l'expression du champ 4DGVF et de la méthode de filtrage proposée.

2.1 Définition d'une géométrie vectorielle

Dans le domaine continu, nous notons $\mathbf{I}$ une image multi-composantes nD constituée de M composantes.

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}, c) : (\Omega_s \otimes \Omega_c) \in \mathbb{R}^n \otimes \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}, \tag{1}$$

où Ω_s est le domaine spatial de l'image et Ω_c est le domaine des composantes. $\mathbf{x} = (x_1, ..., x_n) \in \Omega_s$ est la position du pixel ou voxel dans chaque composante. Nous notons I_k la $k^{\text{ème}}$ composante de l'image. $\mathbf{I}$ est ainsi considérée comme un champ de vecteurs nD$\rightarrow M$D. Le champ de gradient vectoriel de l'image est localement orienté dans la direction qui maximise une forme quadratique de la différentielle totale $d\mathbf{I}$ de $\mathbf{I}$ [2] :

$$d\mathbf{I} = \sum_{i=1}^{n} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x_i} dx_i. \tag{2}$$

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

$$\|d\mathbf{I}\|_{\omega}^2 := d\mathbf{x}^T \mathbf{G}_{\omega} d\mathbf{x}, \tag{3}$$

avec G_ω un tenseur de structure régularisé et pondéré de l'image multi-composantes [11] :

$$G_\omega := K_\sigma * \sum_{k=1}^{M} \omega_k (\nabla I_k \otimes \nabla {I_k}^T), \tag{4}$$

où K_σ est un noyau gaussien de variance σ^2, $*$ est le produit de convolution et ω_k est un poids pour la composante I_k. Ce poids permet de caractériser la confiance accordée à l'estimation du gradient dans la composante. Sans connaissance *a priori*, l'approche de Di Zenzo consiste à considérer de manière équivalente toutes les composantes de l'image :

$$\omega_k = \omega_{\mathbb{1}} = \frac{1}{M}, \ \ \forall k \in [1...M]. \tag{5}$$

Nous notons $\lambda_1 \geq ... \geq \lambda_n$ les valeurs propres du tenseur de structure G_ω et $\left\{\vec{\theta}_1, ..., \vec{\theta}_n\right\}$ la base orthonormée des vecteurs propres associés. Les valeurs propres λ_i donnent les taux de variation de la première forme fondamentale (3) dans une base locale des variations extrémales. Le vecteur propre dominant $\vec{\theta}_1$ associé à la valeur propre dominante λ_1 est orienté, au signe près, en direction du gradient vectoriel, et le reste des vecteurs propres engendre l'hyperplan localement tangent aux isophotes.
Afin de mesurer l'amplitude des contours vectoriels, différentes combinaisons de valeurs propres sont utilisées dans la littérature. Tschumperlé et Deriche font par exemple le choix de la norme suivante [12] :

$$N_+ := \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \lambda_i}. \tag{6}$$

Nous choisissons dans notre étude une norme de cohérence proposée par Weickert [21] :

$$\|d\mathbf{I}\|_{\omega}^{2} := \sqrt{\sum_{i=1}^{n-1}\sum_{j=i+1}^{n}(\lambda_i - \lambda_j)^2}. \quad (7)$$

Cette norme mesure la quantité locale d'anisotropie, mettant en évidence les structures orientées dans l'image. Elle généralise à n dimensions la norme proposée par Sapiro pour la régularisation d'images couleurs [1]. Nous déterminons ainsi une mesure N_ω de l'amplitude du gradient :

$$N_\omega := \|d\mathbf{I}\|_{\omega}. \quad (8)$$

2.2 Champ 4DGVF

Nous avons récemment proposé un champ 4DGVF robuste pour la segmentation d'images multi-composantes par surface active [6]. Ce champ repose sur la propagation non-linéaire de l'information de gradient vectoriel dans l'image. Il permet d'exploiter à la fois les caractéristiques d'amplitude et de directions contenues dans l'analyse du tenseur de structure, au contraire d'approches précédentes exploitant uniquement la norme de ce tenseur [4, 5, 22].
Nous construisons une carte $\vec{\mathbf{V}}$ orientée en direction des contours vectoriels fondée sur les directions $\vec{\theta}_1$ du gradient vectoriel :

$$\vec{\mathbf{V}} := \vec{\theta}_1 sign < \vec{\theta}_1, \nabla N_\omega > . \quad (9)$$

Le champ 4DGVF $\vec{\mathbf{F}}$ correspond à une diffusion non-linéaire de $\vec{\mathbf{V}}$ dans l'image. Il est la solution stationnaire $\vec{\mathbf{F}}$ de l'équation différentielle vectorielle suivante :

$$\frac{\partial \vec{\mathbf{F}}}{\partial t} = g(N_\omega)\Delta\vec{\mathbf{F}} - h(N_\omega)(\vec{\mathbf{F}} - \vec{\mathbf{V}}), \quad (10)$$

où $g(s) = \mathrm{e}^{-|\nabla s|/\kappa}$ et $h = 1 - g$ sont deux fonctions contrôlant l'équilibre entre le premier et second terme de l'équation au travers du paramètre κ [23], et où Δ est l'opérateur laplacien vectoriel. Au voisinage des contours vectoriels mesurés par N_ω, les directions de $\vec{\mathbf{F}}$ sont contraintes par $\vec{\mathbf{V}}$. Dans les zones homogènes de l'image, le premier terme domine et privilégie une diffusion isotrope des n composantes de $\vec{\mathbf{F}}$. Nous obtenons un champ régularisé de vecteurs orientés localement en direction du contour vectoriel le plus proche, que nous exploitons dans le développement de l'approche de restauration d'images multi-composantes.

2.3 Restauration vectorielle 4DRSF

Nous proposons une nouvelle approche de restauration d'images nD multi-composantes combinant diffusion anisotrope et filtre de choc basée sur le champ 4DGVF. Cette approche de restauration vectorielle par filtre de choc régularisé (*4D regularized shock filter* ou 4DRSF) est régie par l'ensemble couplé des équations différentielles suivantes :

$$\frac{\partial I_k}{\partial t} = c_{D_+}(N_\omega)\frac{\partial^2 I_k}{\partial \vec{\theta}_1^2} + c_{D_-}(N_\omega)\sum_{i=2}^{n}\frac{\partial^2 I_k}{\partial \vec{\theta}_i^2} + \alpha({}^0I_k - I_k) - c_S(N_\omega)sign(< \vec{\mathbf{F}}, \frac{\nabla I_k}{|\nabla I_k|} >)\left|\frac{\partial I_k}{\partial \vec{\theta}_1}\right|, \quad (11)$$

où les opérateurs $\partial/\partial\vec{\theta}_i$ et $\partial^2/\partial\vec{\theta}_i^2$ correspondent aux dérivées directionnelles de premier et deuxième ordre dans la direction $\vec{\theta}_i$, et où $< , >$ désigne le produit scalaire.
Les deux premiers termes de l'équation (11) correspondent respectivement à un lissage dans la direction du gradient vectoriel et un lissage dans l'hyperplan tangent à l'isophote, pondérés par des coefficients de diffusion c_{D_+} et c_{D_-}, fonctions décroissantes de N_ω. En adoptant une relation entre les coefficients du type $c_{D_+} = c_{D_-}^2$, cette formulation des termes de diffusion, dite en *laplaciens orientés*, permet de ralentir la diffusion plus rapidement dans la direction du gradient et ainsi de préserver davantage les contours [13].
Le troisième terme est un terme classique d'attache aux données, contrôlé par le paramètre α, où ${}^0I_k$ est la $k^{\text{ème}}$ composante initiale.
Enfin, le dernier terme est le filtre de choc basé 4DGVF. Il a pour effet de rehausser les contours vectoriels dans des directions déterminées en amont du processus de restauration. c_S est une fonction croissante de N_ω permettant de faire dominer le rehaussement aux abords des contours et de le réduire dans les zones homogènes.
Au contraire d'un schéma de filtre de choc dans lequel le rehaussement s'effectue selon les points d'inflexion de l'image traitée (zéros du laplacien), susceptibles de se déplacer au cours des itérations, une telle formulation garantit un rehaussement stable dans l'espace le long des directions robustes du champ 4DGVF.

2.4 Implémentation

Nous avons implémenté la méthode de régularisation 4DRSF avec MATLAB en utilisant un schéma de différences finies en maillage cartésien. Les coefficients de diffusion et de choc choisis étaient les suivants : $c_{D_-}(s) = 1/\sqrt{1 + \frac{s}{r}}$, $c_{D_+} = c_{D_-}^2$ et $c_S = 1 - c_{D_-}$, où r est un paramètre d'échelle. Afin de travailler sur des ordres de grandeur similaires, les intensités de toutes les images $\mathbf{I}$ ont été réduites à l'intervalle $[0\ 1]$.

3 Résultats

Nous avons testé et comparé notre méthode sur deux types d'images bénéficiant d'une vérité terrain : image synthétiques couleur et simulations réalistes d'acquisition TEP dynamiques.

3.1 Évaluation comparative

Pour les différentes images testées, nous avons comparé la méthode 4DRSF à trois méthodes de filtrage : un lissage Gaussien spatial isotrope appliqué indépendamment

sur chaque composante I_k de l'image ; le modèle de restauration mono-composante basé GVF de Yu et Chua appliqué indépendamment sur chaque composante [20] ; et le modèle de restauration vectorielle de Tschumperlé et Deriche [12].

Méthode basée GVF de Yu et Chua. Le champ de flot de vecteur gradient généralisé (GGVF) [23] est le champ de vecteur $\vec{\mathbf{v}}$ défini comme la solution stationnaire de l'équation différentielle vectorielle suivante :

$$\frac{\partial \vec{\mathbf{v}}}{\partial t} = g(||\nabla f||)\Delta\vec{\mathbf{v}} - h(||\nabla f||)(\vec{\mathbf{v}} - \nabla f), \qquad (12)$$

où g et h sont des fonctions identiques à celles employées dans l'équation (10). f est une carte des contours déduite de l'image, ayant de fortes valeurs au niveau des contours. Pour nos expérimentations, f est une version régularisée de l'amplitude du gradient : $f = ||K_\sigma * \nabla I_k||$.
Nous avons appliqué cette méthode indépendamment sur chaque composante I_k de l'image, dont le filtrage est régi par l'équation de régularisation suivante :

$$\frac{\partial I_k}{\partial t} = c\nabla^2 I_k - sign\left(< \vec{\mathbf{v}}, \frac{\nabla I_k}{|\nabla I_k|} >\right)|\nabla I_k|, \qquad (13)$$

où $<\ ,\ >$ est le produit scalaire, ∇^2 est l'opérateur laplacien et $c(f)$ est une fonction décroissante de f. Dans nos expérimentations, $c = 1/(1 + \frac{f}{r}) = c_{D_+}$, où r est un paramètre d'échelle.

Méthode vectorielle de Tschumperlé et Deriche. Pour nos expérimentations, nous étendons au cas nD l'EDP de restauration vectorielle de Tschumperlé et Deriche [12]. Chaque composante est filtrée selon l'équation :

$$\frac{\partial I_k}{\partial t} = c_{D_+}(N_+)\frac{\partial^2 I_k}{\partial \vec{\theta}_1^2} + c_{D_-}(N_+)\sum_{i=2}^{n}\frac{\partial^2 I_k}{\partial \vec{\theta}_i^2} + \alpha({}^0I_k - I_k) - c_S(N_+)sign\left(\frac{\partial^2 I_k}{\partial \vec{\theta}_1^2}\right)\left|\frac{\partial I_k}{\partial \vec{\theta}_1}\right|, \qquad (14)$$

où $\vec{\theta}_1$ et N_+ sont respectivement la direction et l'amplitude du gradient vectoriel décrits en section 2.1, et où les vecteurs $\vec{\theta}_i$ engendrent l'hyperplan tangent à l'isophote locale. Les coefficients de diffusion et de filtre de choc c_{D_+}, c_{D_-} et c_S employés pour nos expérimentations sont identiques à ceux utilisés pour l'équation de régularisation 4DRSF (10).

Critères quantitatifs. Les paramètres des différentes méthodes testées ont été établis afin de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le résultat et la vérité terrain. Nous avons évalué deux critères quantitatifs globaux se basant sur la connaissance de la vérité terrain : l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le rapport signal sur bruit (SNR) [24].

3.2 Image synthétique couleurs

Nous avons procédé à la restauration dans l'espace RGB d'un jeu d'images synthétiques de 330 × 220 pixels en couleur ayant différents niveaux de flou et de bruit additif gaussien. La vérité terrain est montrée sur la figure 1a, une image bruitée et floutée représentative sur la figure 1b. Les résultats des différentes méthodes sont montrés sur les figures 1c à 1f. Pour cette image, le filtrage Gaussien (Fig. 1c) a globalement réduit le bruit au détriment de la résolution spatiale. La méthode de filtrage mono-composante basée GVF de Yu et Chua (Fig. 1d) a permis de débruiter assez nettement l'image, tout en rendant les contours plus nets. Toutefois, elle montre au niveau des contours un effet crénelé caractéristique du fait que les chocs n'aient pas été effectués aux mêmes endroits et dans les mêmes directions dans les trois composantes, propriété qui a aussi été source de l'apparition de fausses couleurs sur les bords des différents disques. De plus, en raison de l'utilisation de trois coefficients de diffusion indépendants reposant chacun sur l'information d'une seule composante, les contours ont été relativement mal identifiés. Cela a conduit à des rehaussements à l'intérieur de zones normalement homogènes et, en conséquence, un effet «patchwork» indésirable, observable notamment sur les disques. La restauration de Tschumperlé et Deriche (Fig. 1e) a permis un rendu assez fidèle de l'image originale, et en particulier un bon lissage des régions homogènes, car elle exploite l'information multi-composantes pour détecter les zones homogènes de façon plus exacte. Toutefois, la netteté des bords n'a pas été aussi franche que dans le cas de la méthode de Yu et Chua. En effet, les chocs sont développés dans des directions qui varient au cours du processus itératif, ce qui ne facilite pas la reconstruction des bords francs des disques et peut produire également de fausses couleurs. Un examen visuel suggère que la méthode 4DRSF proposée (Fig. 1f) a été mieux à même de restaurer l'image simulée, tant du point de vue de la réduction du bruit que du rehaussement des contours, et qu'elle a mieux contenu l'apparition de fausses couleurs.
Ces observations sont appuyées par les résultats quantitatifs du tableau 1, où la méthode 4DRSF a obtenu les

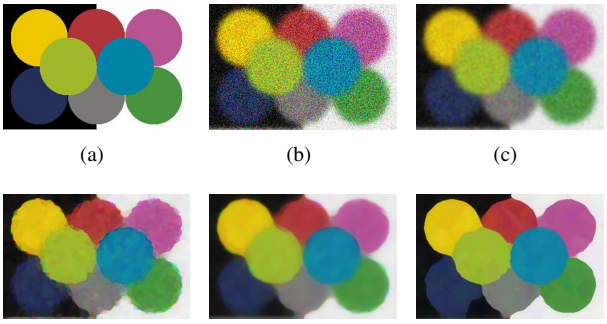


FIGURE 1: Image synthétique en couleurs et résultats pour les méthodes testées (a) vérité terrain, (b) image bruitée, (c) lissage gaussien isotrope, (d) méthode mono-composante basée GVF de Yu et Chua, (e) méthode vectorielle de Tschumperlé et Deriche, (f) restauration 4DRSF proposée.

Tableau 1: Moyenne des critères pour les images synthétiques 2D

Méthode	**RMSE**	**SNR** (dB)
Image bruitée	0.187	9.66
Lissage gaussien isotrope	0.108	13.72
Yu et Chua	0.085	15.72
Tschumperlé et Deriche	0.099	15.58
Restauration 4DRSF	**0.083**	**15.94**

meilleurs scores pour les deux critères testés.

3.3 Simulations TEP 4D

L'imagerie TEP dynamique consiste en l'acquisition de plusieurs images successives d'un même champ de vue. Les images produites reflètent ainsi la cinétique de la concentration d'un radiotraceur dans l'organisme, et permettent d'accéder à des informations fonctionnelles. Cette modalité d'imagerie souffre cependant d'une résolution faible et d'un faible rapport signal sur bruit. Une séquence TEP dynamique peut être considérée comme une image vectorielle, où chaque composante est l'une des images de la séquence.

La validation quantitative d'une méthode de filtrage est 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 du CERN, permet de reproduire fidèlement toute la physique d'acquisition par approche Monte Carlo [25]. Pour évaluer le modèle de restauration 4DRSF, nous avons effectué trois simulations réalistes de niveaux de bruit variables à partir du modèle d'un imageur TEP Philips Gemini GXL. Ces données sont issues d'un fantôme numérique Zubal d'une tête humaine [26], et ont été reconstruites en 20 images tridimensionnelles avec des voxels de $2.2 \times 2.2 \times 2.8$ mm^3, puis filtrées par un noyau gaussien de largeur à mi-hauteur de 5 mm^3. Les sources de bruit de telles images étant complexes et multiples, le bruit est considéré comme additif et suivant approximativement une loi normale de moyenne nulle, une approximation également valable dans le cas d'images TEP réelles [27].

Une coupe sagittale d'une image représentative de ces simulations 4D est montrée sur la figure 2b. Les résultats sont présentés sur la figure 2 dans le même ordre que sur la figure 1.

Comme précedemment, le lissage gaussien a permis une réduction du bruit au détriment de la résolution spatiale. La méthode mono-composante basée GVF de Yu et Chua a permis de débruiter davantage l'image que le filtre gaussien, mais a échoué à obtenir des contours nets. En effet, le rehaussement s'appuie sur des champs peu robustes car n'exploitant qu'une seule composante, ce qui devient d'autant plus nuisible que l'image est bruitée. Par conséquent, les chocs sont mal définis. Le terme de diffusion anisotrope

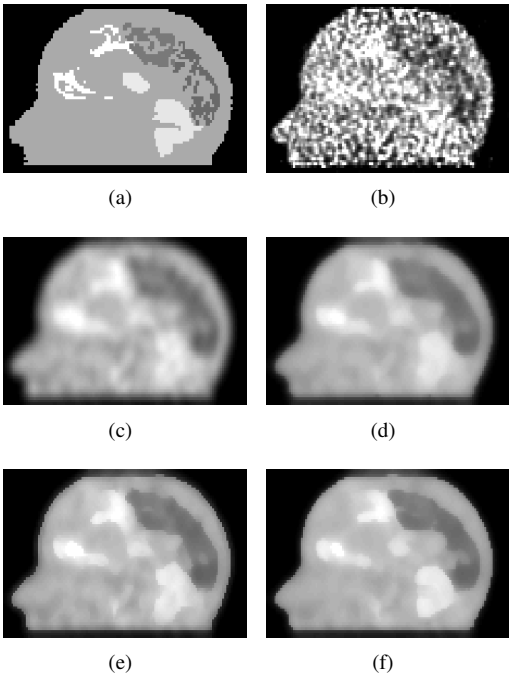


FIGURE 2: Coupe sagittale d'une composante représentative d'une simulation TEP dynamique (a) vérité terrain, (b) image simulée, (c) lissage gaussien isotrope, (d) méthode mono-composante basée GVF de Yu et Chua, (e) méthode vectorielle de Tschumperlé et Deriche, (f) restauration 4DRSF proposée.

de l'équation (13) a permis de réduire le bruit, sans que l'on observe un rehaussement concomitant des contours. La méthode de Tschumperlé et Deriche a permis d'obtenir des contours plus nets, car elle exploite la redondance de l'information vectorielle des 20 composantes pour définir de façon plus robuste les zones dans lesquelles le rehaussement opère. Cependant, certains contours ont été étalés, créant notamment une jonction entre le lobe frontal et le thalamus, et du bruit conservé en divers endroits. Ceci peut notamment s'expliquer par une identification des directions rendue difficile par la présence d'un bruit fort et par la variation des directions de choc au cours du processus de diffusion. Le résultat obtenu par régularisation 4DRSF semble plus fidèle à la vérité terrain que les méthodes précédentes,

Tableau 2: Moyenne des critères pour les simulations TEP dynamiques

Méthode	**RMSE**	**SNR** (dB)
Image bruitée	0.312	6.94
Lissage gaussien isotrope	0.137	12.71
Yu et Chua	0.107	13.22
Tschumperlé et Deriche	0.127	12.91
Restauration 4DRSF	**0.105**	**13.46**

bénéficiant d'une estimation plus robuste des contours vectoriels. En outre, le thalamus, structure au centre du cerveau qui est difficilement identifiable sur les autres résultats, apparaît plus clairement. La géométrie du cervelet situé sous les hémisphères cérébraux apparaît également plus fidèlement restituée qu'avec les autres approches.
Comme dans le cas synthétique 2D, la méthode 4DRSF a obtenu les meilleurs résultats quantitatifs parmi les méthodes testées, confirmant les observations précédentes (Tableau 2).

3.4 Images réelles

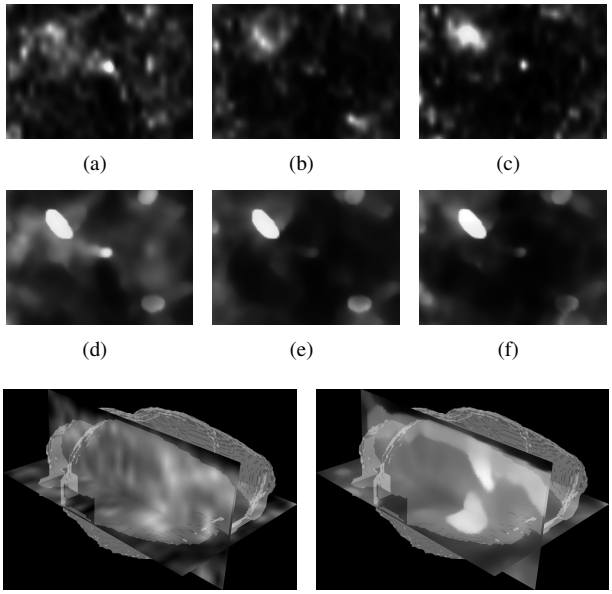


FIGURE 3: Image TEP dynamique réelle d'un rat au [18F]-DPA-714. Première ligne : coupe axiale originale autour du striatum droit lésé (hypersignal) dans 3 composantes. Deuxième ligne : résultats 4DRSF correspondants. Troisième ligne : vue en coupes orthogonales d'une composante de l'image dynamique et résultat 4DRSF correspondant.

Nous illustrons le comportement de la méthode 4DRSF dans un contexte pré-clinique. Nous avons procédé à une acquisition TEP dynamique par imagerie au [18F]-DPA-714, un radiotraceur spécifique à la protéine translocatrice (TSPO). Cette molécule est surexprimée dans des conditions de neuroinflammation et constitue une piste d'études pour l'étude de certaines maladies neurodégénératives. Nous avons effectué une lésion dans le cerveau d'un rat par une injection d'acide quinolinique dans le striatum droit. 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^3 ont été reconstruites sur une période de 50 minutes selon le découpage temporel suivant : 4×10s, 4×20s, 6×60s, 10×80s, 3×600s. La figure 3 montre un résultat représentatif de filtrage 4DRSF sur trois composantes représentatives de cette acquisition. Les figures 3g et 3h montrent une vue 3D sur laquelle la surface corticale d'un atlas est superposée pour un repérage spatial des coupes représentées. Le volume obtenu après filtrage 4DRSF dans la région du striatum (figures 3d-3f et 3h) apparaît compatible tant sur le volume que sur la forme avec la topologie attendue de la zone pathologique.

4 Conclusion

Nous avons proposé une nouvelle méthode de restauration d'image adaptée à l'imagerie multi-composantes permettant à la fois l'amélioration du rapport signal sur bruit et un rehaussement des contours. L'originalité de notre approche réside dans l'exploitation d'un champ 4DGVF régularisé pour une identification des directions des contours vectoriels plus stable et plus robuste au bruit. Les résultats obtenus sur des images synthétiques et réelles confirment le potentiel de la méthode proposée pour la restauration d'images multi-composantes 2D couleur et 3D+t.

5 Remerciements

La recherche menant à ces résultats a reçu le financement du 7ème Programme Cadre de l'Union Européenne (FP7/2007-2013) conformément à l'accord de subvention numéro HEALTH-F2-2011-278850 (INMiND).

Références

[1] G. Sapiro and D.L. Ringach, "Anisotropic diffusion of multivalued images with applications to color filtering," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 5, no. 11, pp. 1582–1586, 1996.

[2] 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.

[3] 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.

[4] 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.

[5] X. Xie and M. Mirmehdi, "RAGS : Region-aided geometric snake," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 13, no. 5, pp. 640–652, 2004.

[6] V. Jaouen, P. Gonzalez, S. Stute, I. Buvat, D. Guilloteau, and C. Tauber, "4-D gradient vector flow : segmentation par surface active pour images multi-composantes," in *ORASIS-Journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur*, 2013.

[7] A. Cumani, "Edge detection in multispectral images," *CVGIP : Graphical models and image processing*, vol. 53, no. 1, pp. 40–51, 1991.

[8] J. Van De Weijer, T. Gevers, and A. Smeulders, "Robust photometric invariant features from the color tensor," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 1, pp. 118–127, 2006.

[9] G. Piella, "Image fusion for enhanced visualization : A variational approach," *International Journal of Computer Vision*, vol. 83, no. 1, pp. 1–11, 2009.

[10] 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.

[11] J. Weickert, *Anisotropic diffusion in image processing*, vol. 1, Teubner Stuttgart, 1998.

[12] D. Tschumperlé and R. Deriche, "Diffusion PDEs on vector-valued images," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 19, no. 5, pp. 16–25, 2002.

[13] D. Tschumperlé and R. Deriche, "Vector-valued image regularization with PDEs : A common framework for different applications," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 27, no. 4, pp. 506–517, 2005.

[14] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 12, no. 7, pp. 629–639, 1990.

[15] F. Catté, P.-L. Lions, J.-M. Morel, and T. Coll, "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion," *SIAM Journal on Numerical analysis*, vol. 29, no. 1, pp. 182–193, 1992.

[16] P. Kornprobst, R. Deriche, and G. Aubert, "Nonlinear operators in image restoration," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on*. IEEE, 1997, pp. 325–330.

[17] L. Alvarez and L. Mazorra, "Signal and image restoration using shock filters and anisotropic diffusion," *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol. 31, no. 2, pp. 590–605, 1994.

[18] S. Osher and L. I. Rudin, "Feature-oriented image enhancement using shock filters," *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol. 27, no. 4, pp. 919–940, 1990.

[19] J. Serra, "The "false colour" problem," in *Mathematical Morphology and Its Application to Signal and Image Processing*, pp. 13–23. Springer, 2009.

[20] H. Yu and C.S. Chua, "Gvf-based anisotropic diffusion models," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 6, pp. 1517–1524, 2006.

[21] J. Weickert, "Coherence-enhancing diffusion of colour images," *Image and Vision Computing*, vol. 17, no. 3, pp. 201–212, 1999.

[22] L. Yang, P. Meer, and D. J. Foran, "Unsupervised segmentation based on robust estimation and color active contour models," *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 3, pp. 475–486, 2005.

[23] 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.

[24] W. K. Pratt, *Digital Image Processing : PIKS Inside*, John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA, 3rd edition, 2001.

[25] S. Jan et al., "GATE v6 : a major enhancement of the gate simulation platform enabling modelling of CT and radiotherapy," *Physics in medicine and biology*, vol. 56, no. 4, pp. 881, 2011.

[26] G. Zubal et al., "Computerized three-dimensional segmented human anatomy," *Medical Physics-New York-Institute of Physics*, vol. 21, no. 2, pp. 299–302, 1994.

[27] P.G. Coxson et al., "Consequences of using a simplified kinetic model for dynamic PET data," *Journal of nuclear medicine : official publication, Society of Nuclear Medicine*, vol.38, no. 4, pp. 660-667, 1997.