

# Une méthode d’initialisation automatique pour contour actif paramétrique, application aux images échographiques

Clovis TAUBER, Hadj BATATIA, Alain AYACHE

IRIT-ENSEEIH

2 rue Camichel, BP71, 31071 Toulouse Cedex 7, France

tauber@enseeiht.fr, batatia@enseeiht.fr

ayache@enseeiht.fr

**Résumé** – Le problème traité est celui de l’initialisation des contours actifs, avec pour application la segmentation des cavités cardiaques dans les images échographiques. Nous proposons d’abord une nouvelle énergie externe, robuste au speckle. Puis nous nous intéressons au délicat problème de l’automatisation de l’initialisation. Nous proposons une méthode générale d’initialisation automatique du snake fondée sur les champs de vecteurs gradients. Des résultats sur des images échographiques réelles sont présentés.

**Abstract** – We present a new method for automatic image segmentation with B-spline snakes, robust to speckle. Two contributions are presented. The first concerns the construction of a new energy for active contour model. The second one deals with the difficult problem of automatic initialization. We propose a new general initialization method for active contours, based on gradient vector flow type of energy. The method has been tested on different echocardiographic images with encouraging results.

## 1 Introduction

Le positionnement est une étape cruciale pour la segmentation par contours actifs. Bien que certaines techniques comme le gradient vector flow [6] ou les balloon snakes [1] rendent l’initialisation moins contrainte, ils ne l’automatisent pas entièrement. Nous illustrons cette limitation par un exemple. Nous construisons une méthode générale d’initialisation automatique du snake fondée sur la technique du GVF, dont nous proposons une version plus robuste au speckle.

L’article se structure de la manière suivante : nous commençons par présenter la nouvelle énergie externe dans la section 2. La section 3 traite du développement de notre méthode d’initialisation automatique. Les résultats sont présentés dans la section 4 et enfin quelques conclusions et perspectives sont formulées dans la section 5.

## 2 Energie externe d’expansion

L’énergie que nous proposons d’utiliser (que nous appelons s-GVF) permet de détecter des contours discontinus et une initialisation moins contrainte. Nous utilisons le modèle du flux des vecteurs gradients (*gradient vector flow*, GVF) [6]. Nous l’adaptions pour créer un champs de vecteurs qui attire le snake vers les points de fort coefficient de variation (CV) de l’image. Cette statistique est issue du domaine du radar à synthèse d’ouverture. Elle permet la détection des contours plus précise que le simple gradient, dans les images contenant du speckle [3].

Nous utilisons  $I_\gamma(x, y)$ , l’image seuillée des CV locaux. Dans cette carte des contours, les gradients  $\nabla I_\gamma$  sont des vecteurs qui pointent vers les contours de l’image. Ils sont perpendiculaires à ces contours sur les pixels appartenant aux contours. L’amplitude de ces vecteurs est grande sur les contours mais décroît très vite dès que l’on s’éloigne des contours et elle est nulle dans les régions homogènes où  $I_\gamma(x, y) = 0$ . Les vecteurs  $\nabla I_\gamma$  permettent au snake de converger vers une segmentation précise des contours, cependant cela requiert une initialisation très précise, proche de ces contours. Si un snake est initialisé au milieu d’une cavité, les forces extérieures sont nulles. Le s-GVF, calculé à partir du CV local résultat d’une étape de diffusion [3], permet de contourner ce problème et d’empêcher le snake de déborder des cavités. Il est plus robuste au speckle que le GVF classique.

Le s-GVF  $\mathbf{v}(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$  se calcule à partir de l’image  $I_\gamma$  comme la minimisation de la fonctionnelle suivante :

$$\mathcal{E} = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla I_\gamma|^2 |\mathbf{v} - \nabla I_\gamma|^2 dx dy. \quad (1)$$

où  $\mu$  est un paramètre de régularisation entre les deux termes de l’intégrale. Dans les régions homogènes l’amplitude  $|\nabla I_\gamma|$  est faible, le second terme est donc négligeable. La fonctionnelle est alors dominée par la somme des carrés des dérivées partielles du s-GVF. Le s-GVF solution de l’équation (eq.1) varie donc lentement dans les régions homogènes. Dans le cas où  $|\nabla I_\gamma|$  domine (sur les contours), la solution qui minimise la fonctionnelle  $\mathcal{E}$  est directement le champs des gradients du CV local :  $\mathbf{v} = \nabla I_\gamma$ . Au fi-

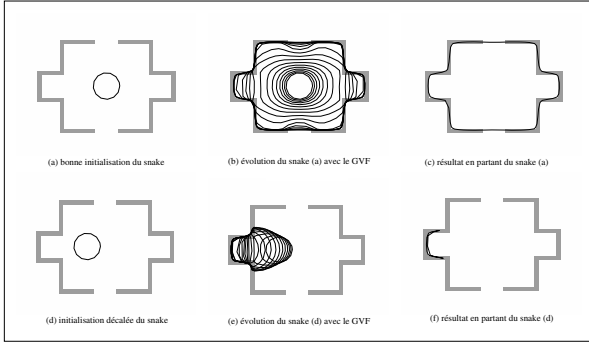


FIG. 1 – Importance de l'initialisation pour l'utilisation du GVF.

nal le s-GVF est un compromis entre champs homogène de vecteur directionnels et champs des gradients du CV local.

### 3 Automatisation de l'initialisation

#### 3.1 Problème du positionnement initial et centres de divergence

##### 3.1.1 Instabilité relative au positionnement initial

Le positionnement de la courbe initiale est une étape cruciale pour la segmentation par contours actifs. L'utilisation du s-GVF permet d'attirer la courbe vers les contours de l'image même si ces contours sont éloignés. Elle ne résout cependant pas complètement le problème de l'initialisation. Un mauvais positionnement de la courbe initiale peut aboutir à des résultats aberrants.

La figure 1 illustre ce phénomène. Nous utilisons le GVF snake de Xu et Prince [6] pour segmenter l'image. Sur la première rangée, nous initialisons le contour actif au centre de la forme géométrique. Nous remarquons que la courbe converge vers le contour. Sur la deuxième rangée, le contour initial est légèrement excentré sur la gauche. Le snake se plaque complètement sur un des bords de l'objet.

##### 3.1.2 Définition des centres de divergence

Pour expliquer cette instabilité, nous utilisons les *centres de divergence* (CD) [5]. Nous en proposons deux définitions généralisées : les *centres de forte divergence* (CSD, pour *Center of Strong Divergence*) et les *centres de faible divergence* (CWD, pour *Center of Weak Divergence*) du champ s-GVF.

Soit  $pole(x)$  une fonction indiquant le signe de la variable  $x$  :

$$pole(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Soit  $\mathbf{v} = (u(i, j), v(i, j))$  le s-GVF de l'image, supposé non nul. Nous définissons  $\mathcal{C}_v$  (respectivement  $\mathcal{C}_h$ ) comme l'ensemble des centres de divergence pour la direction verticale (respectivement horizontale) :

$$\mathcal{C}_v = \{(i, j) \mid u(i, j) \leq u(i + 1, j) \wedge abs(pole(u(i, j)) + pole(u(i + 1, j))) \leq 1\}$$

$$\mathcal{C}_h = \{(i, j) \mid v(i, j) \leq v(i, j + 1) \wedge abs(pole(v(i, j)) + pole(v(i, j + 1))) \leq 1\}.$$

Nous définissons ensuite les centres de forte et de faible divergence de la manière suivante. Posons  $\mathcal{C}_{fort}$  l'ensemble des centres de forte divergence du s-GVF, et  $\mathcal{C}_{faible}$  l'ensemble des centres de faible divergence du s-GVF :

$$\mathcal{C}_{fort} = \{(i, j) \mid (i, j) \in \mathcal{C}_v \wedge (i, j) \in \mathcal{C}_h\} \quad (3)$$

$$\mathcal{C}_{faible} = \{(i, j) \mid (i, j) \in \mathcal{C}_v \vee (i, j) \in \mathcal{C}_h\}. \quad (4)$$

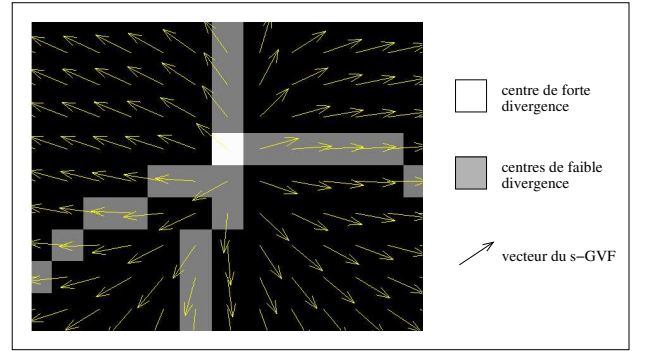


FIG. 2 – Centre de forte divergence (en blanc) et centres de faible divergence (en gris).

La figure 2 présente un exemple de s-GVF et de ses CSD et CWD.

#### 3.2 Analyse des centres de divergence

Ces centres sont les points sur lesquels les vecteurs du s-GVF changent d'une (pour la faible divergence) ou plusieurs (pour la forte divergence) directions. La figure 3 montre le centre de forte divergence de l'image *room* (Fig. 1). Dans cet exemple simple, pour que le snake converge vers le contour, la courbe initiale doit contenir le CSD. Nous généralisons cette propriété à des formes plus complexes dans la section 3.2.2.

Les centres de faible divergence forment des chaînes dont les intersections sont des centres de forte divergence.

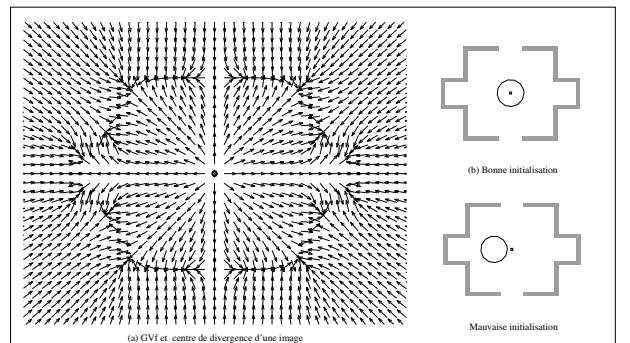


FIG. 3 – (a)GVF et le centre de divergence de l'image " room ". Relation avec les initialisations de la figure 1.

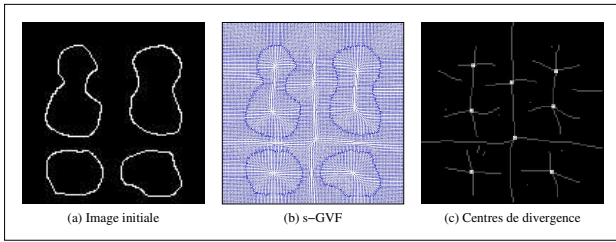


FIG. 4 – Génération du s-GVF et des centres de divergence sur une image synthétique. (a) Image initiale. (b) s-GVF. (c) Centres de faible divergence (gris) et forte divergence (blanc).

Ces deux définitions sont utilisées pour expliquer le processus d’initialisation du B-spline snake.

### 3.2.1 Relation entre centres de divergence et squelette des régions

Le **squelette** d’une région est le lieu des centres des disques de rayon maximum inscrits dans l’objet. Le rayon en chaque point permet de reconstruire l’objet. Le squelette peut aussi être défini comme l’ensemble des points équidistants aux deux bords de l’objet. Cette définition correspond à l’état stable obtenu par amincissements itératifs.

#### Squelette énergétique :

On généralise la notion de squelette en substituant la distance euclidienne par la quantité d’énergie transmise lors de la diffusion. Nous nommons ce squelette généralisé : squelette énergétique.

#### Propriété :

Les lignes formées par les centres de faible divergence forment un squelette énergétique des régions délimitées par les contours de l’image. Ceci parce qu’un changement directionnel de vecteurs voisins du s-GVF indique une équidistance énergétique.

Cette propriété est exploitée dans l’algorithme d’initialisation pour justifier la dilatation du chemin reliant les centres (Sec. 3.2.3). La figure 4 montre un exemple de  $\mathcal{C}_{\text{fort}}$  et de  $\mathcal{C}_{\text{faible}}$  calculés sur une image de synthèse.

#### Propriété :

Dans un GVF, les vecteurs associés aux voisins d’un centre de forte divergence  $c$  ont tous des directions fuyant ce centre (Fig. 5) :

$$\forall p \in \mathcal{V}_{\text{orth}}(c) : \vec{v}(p) \cdot \vec{\omega} \geq 0 \quad (5)$$

$$\forall p \in \mathcal{V}_{\text{diag}}(c) : u(p)\omega_i \geq 0 \vee v(p)\omega_j \geq 0 \quad (6)$$

où  $\mathcal{V}_{\text{orth}}(c) = \{v_2, v_4, v_6, v_8\}$  et  $\mathcal{V}_{\text{diag}}(c) = \{v_1, v_3, v_5, v_7\}$  forment le voisinage en 8-connexité du CSD  $c$ , et  $\vec{c}p = \vec{\omega} = (\omega_i, \omega_j)$ .

### 3.2.2 Propriété fondamentale d’initialisation

A la base de ces particularités, nous formulons la proposition importante suivante.

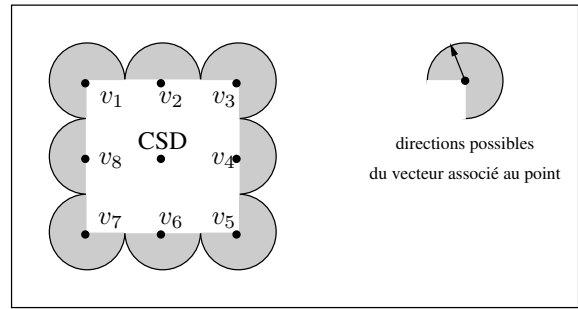


FIG. 5 – Directions possibles des vecteurs voisins d’un centre de divergence. Le vecteur partant de  $v_i$  décrit la partie grise du disque centré sur le pixel  $v_i$ .

#### Proposition :

L’initialisation d’un contour actif dont l’énergie externe repose sur un champ de vecteurs gradients doit :

- être incluse dans la région à segmenter ;
- contenir tous les centres de forte divergence de la région ;
- contenir tous les centres de faible divergence qui relient ces centres de forte divergence.

#### Illustration

La figure 6 illustre cette proposition. L’image initiale correspond à la figure 6(A), et son GVF à la figure 6(B). Chaque colonne correspond à un cas d’initialisation différent :

- dans la colonne (a) : le contour initial ne contient qu’un seul centre de divergence sur trois possibles ;
- dans la colonne (b) : le contour initial contient les trois CSD mais pas tous les CWD les reliant ;
- dans la colonne (c) : le contour initial ne contient aucun CSD, mais occupe une grande partie de la région ;
- dans la colonne (d) : le contour initial respecte la proposition précédente.

Nous utilisons un algorithme de B-spline snake où les nœuds sont forcés à se répartir régulièrement [4, 2]. Le GVF agit sur les points de jonction, représentés par les petits cercles. Chaque ligne de la figure 6 correspond à une étape de la segmentation. Les résultats sur la dernière ligne sont cohérents avec la proposition fondamentale d’initialisation : seule la courbe initiale, qui la vérifie, permet une bonne segmentation.

### 3.2.3 Algorithme d’initialisation automatique

A partir des propriétés des centres de divergence présentées ci-dessus, nous proposons une méthode automatique pour déterminer et positionner le snake initial. L’algorithme considère un point quelconque dans la cavité à segmenter. La propriété des directions fuyantes peut être prise dans le sens inverse : si on inverse le s-GVF, tous les vecteurs convergent vers un ou plusieurs CSD. Pour tout point initial, on suit les direction du s-GVF inversé pour atteindre le pixel de  $\mathcal{C}_{\text{fort}}$  :

Tantque( $p \notin \mathcal{C}_{\text{fort}}$ ) :  $p \leftarrow (p - \vec{v}(p))$ . Fintantque

Une fois un CSD trouvé, nous sélectionnons tous les CSD connexes via des CWD, et le chemin qui les relie. Nous appliquons une dilatation morphologique sur ce che-

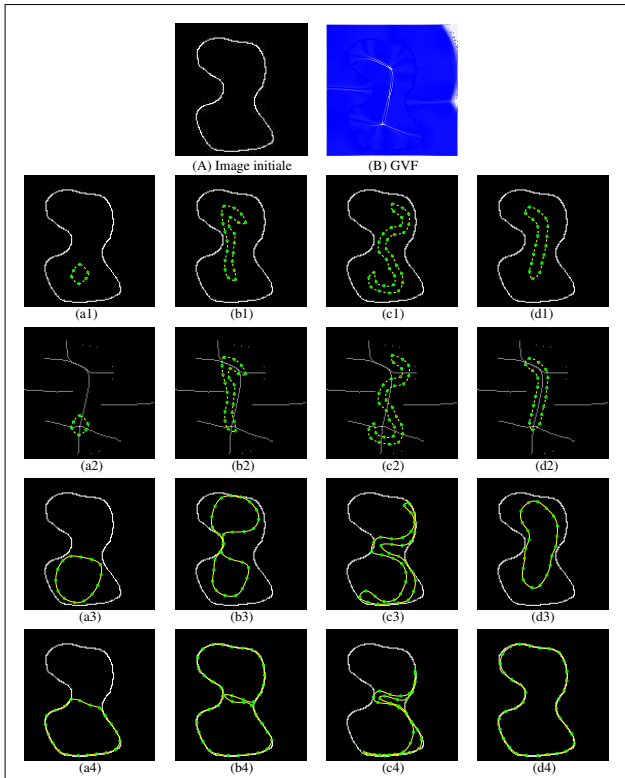


FIG. 6 – Evolution d'un B-spline snake suite à différentes initialisations.

min. Le contour ainsi obtenu sert d'initialisation pour le snake (Fig. 7).

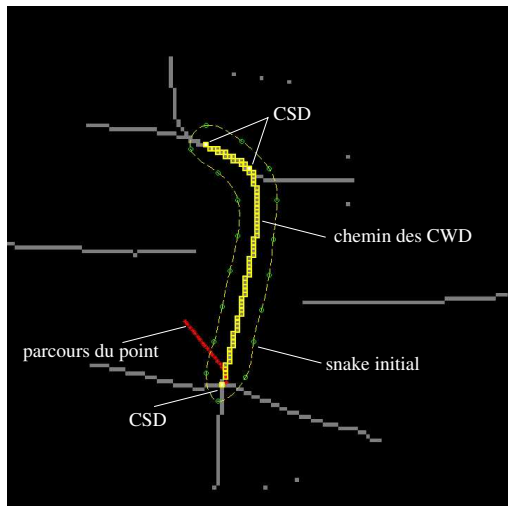


FIG. 7 – Illustration du procédé d'initialisation automatique du snake.

## 4 Expérimentations

Nous présentons des résultats sur des images échographiques réelles. Pour chaque image, la carte des centres de divergence et le contour initial automatiquement trouvés sont présentés (Fig.8). Ces contours permettent de segmenter les cavités cardiaques correspondantes, avec une courbe finale se répartissant sur la globalité des parois.

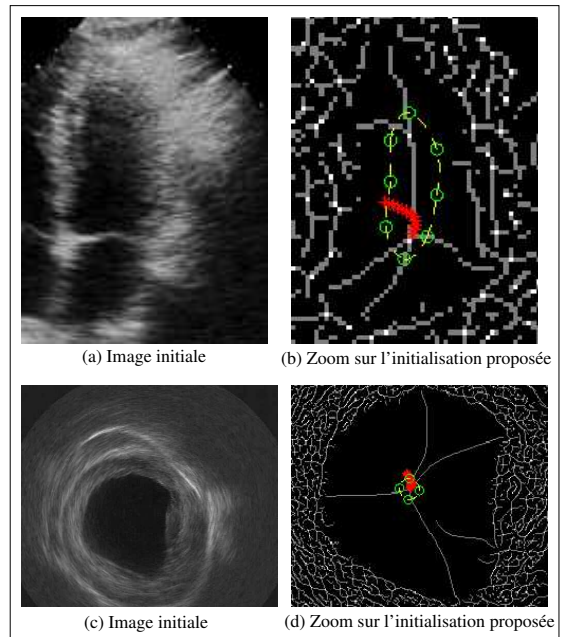


FIG. 8 – (a) et (c) Images échographiques initiales (b) et (d) Centres de divergences et zoom sur les initialisations proposées correspondantes.

## 5 Conclusion et Perspectives

Nous avons présenté un nouveau modèle de segmentation automatique robuste par B-spline snake. La technique d'initialisation peut être utilisée avec tout modèle de contour actif paramétrique en rajoutant une énergie externe de type GVF et en utilisant une fonction d'inhibition pour éviter la concurrence entre les énergies externes. Plusieurs perspectives s'ouvrent, notamment l'extension de ces méthodes au traitement des images 3D et une meilleure prise en compte de l'aspect dynamique, puisque le speckle est généralement moins corrélé temporellement que spatialement.

## Références

- [1] L. Cohen. On active contour models and balloons. *Computer vision, graphics, and image processing : Image Understanding*, 53 :211–218, 1991.
- [2] F. Precioso, M. Barlaud, T. Blu, and M. Unser. Smoothing b-spline active contour for fast and robust image and video segmentation. *Image Processing, 2003. Proceedings. 2003 International Conference on*, 1 :37–40, 2003.
- [3] C. Tauber, H. Batatia, and A. Ayache. A robust speckle reducing anisotropic diffusion. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing ICIP*, 2004.
- [4] M. Unser. Splines : A perfect fit for signal and image processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 16 :22–38, 1999.
- [5] G. Xingfei and J. Tian. An automatic active contour model for multiple objects. *Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on*, 2 :881–884, 2002.
- [6] C. Xu and J.L. Prince. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Trans. on Image Proc.*, 7 :359–369, 1998.