

# Segmentation d'images par contours actifs : Application à la détection du ventricule gauche dans les images de scintigraphie cardiaque

Khalifa Nawres, Malek Amel, Hamrouni Kamel

*Laboratoire des Systèmes et Traitement du Signal (LSTS)*

*Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT)*

Khalifa\_nawres@yahoo.com, Malek.amel@voila.fr, Kamel.Hamrouni@enit.rnu.tn

**Résumé :** La segmentation d'images est un problème fondamental en vision par ordinateur. Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la segmentation d'images par contour actif pour la détection du ventricule gauche dans une séquence d'images scintigraphiques du coeur. Cette approche consiste à initialiser un contour par une suite de nœuds soumis à des forces externes qui représentent les caractéristiques de l'image et à des forces internes d'élasticité et de rigidité qui assurent une cohérence pendant l'évolution du contour initial. Cette évolution permettra au contour de trouver un état d'équilibre tout en minimisant ces énergies.

Dans ce papier un état de l'art sur les différents modèles des contours actifs sera exposé. Un de ces modèles sera ensuite implémenté puis validé sur une base d'images de différentes qualités. Une tentative de délimiter le ventricule gauche dans une séquence d'images de scintigraphie cardiaque sera présentée et discutée.

**Mots clés :** Contour actif, énergie, minimisation, ventricule gauche.

## 1 Introduction

La segmentation d'images est un problème souvent posé avant toute phase de mesure ou d'interprétation. Deux approches sont envisageables : l'approche contour ou l'approche région.

Dans l'approche contour, on trouve les méthodes dérivatives qui sont les plus immédiates pour détecter et localiser les variations du signal [3],[4],[5]. L'avantage des opérateurs de détection des contours est la simplicité d'utilisation. Par contre, ils sont très sensibles aux bruits et donnent des contours ouverts. Contrairement aux approches classiques de détection de contours, les modèles déformables incorporent de la connaissance a priori sur la forme de l'objet recherché. Cette connaissance peut être issue d'une base d'apprentissage où une forme référence (forme prototype) ainsi que des modes de déformation

peuvent être extraits. Elle peut cependant être plus générale et se limiter à des propriétés comme la continuité ou la régularité qui caractérise le contour d'un objet. Dans ce cas, on parlera plutôt de contour actif.[2]

Les contours actifs sont largement utilisés en segmentation d'images pour leur capacité à intégrer les processus de détection et de chaînage des contours en un seul processus de minimisation d'énergie. Toutefois l'estimation des paramètres et les problèmes d'initialisation font des contours actifs une méthode difficile à calibrer.

Le modèle de contours actifs se présente sous la forme d'une courbe fermée ou ouverte dont l'initialisation est située à proximité du contour qu'on veut obtenir et dont l'évolution s'effectue selon un

processus itératif de déformation contrôlé par un test de convergence.

Il est important de noter que ce type d'approche est particulièrement bien adapté à la segmentation d'un objet dans une image. C'est pourquoi, ces dernières années, les contours actifs sont devenus très populaires.

Dans la littérature, deux approches de contour actif sont proposées : l'approche par contour et l'approche par région.

Dans ce papier, le principe de chacune de ces approches sera présenté avec un intérêt particulier à la première. En effet, pour cette approche, différents modèles seront présentés tout en justifiant cette diversité de modèles.

Un de ces modèles sera ensuite implémenté et testé sur une base d'images pour montrer ses performances et discuter de ses limites.

Dans la dernière partie, nous allons présenter les résultats de la détection du ventricule gauche d'un patient sur une séquence d'images de scintigraphie cardiaque.

## 2. Contour actif par approche contour

### 2.1. Les contours actifs classiques:

Les contours actifs constituent le premier exemple notable des modèles déformables.

Historiquement, ils ont été introduits par Kass, Witkin et Terzopoulos en 1988 [6] et font figure de référence en la matière. Le mot snake (serpent en français) se justifie par la déformation du contour lors de sa convergence. Le critère selon lequel le contour se déforme en faisant évoluer le contour initial associé à la recherche d'une minimisation d'une fonctionnelle interprétable en terme de contraintes physiques: élasticité, raideur. La convergence du contour vers la frontière recherchée est considérée comme une condition de stabilité.

La méthode de détection des contours actifs nécessite l'initialisation d'une ligne de contour en entourant la zone des objets à détecter et en faisant évoluer cette courbe de façon à minimiser son énergie E.

La segmentation est réalisée à travers un processus de minimisation d'une énergie notée E exprimée par:

$$E(C) = E_{\text{int}}(C) + E_{\text{ext}}(C) + E_{\text{img}}(C) \quad (1)$$

$E_{\text{int}}$  : Une énergie propre due uniquement à la forme du contour, dite énergie interne.

$E_{\text{ext}}$ : C'est une énergie qui exprime des contraintes supplémentaires qui peuvent être imposées par l'utilisateur pour obtenir le contour qu'il veut.

$E_{\text{img}}$ : Une énergie potentielle imposée par l'image. C'est elle qui va attirer la ligne du contour vers les contours réels présents dans l'image.

Le contour actif est assimilé à une courbe C représentée selon les notations suivantes:

$$C: [a, b] \times \mathbb{R}^2 \quad (2)$$

$$s \in \alpha \quad v(s) = [x(s), y(s)]^T$$

Où a et b désignent les extrémités (fixes, mobiles, confondues ou non) du contour, S désigne l'abscisse curviligne le long du contour,  $T$  indique le transposé

du vecteur et  $v(s)$  désigne le point courant [1].

On attribue au contour une élasticité (que l'on contrôle à l'aide du paramètre  $\alpha$ ), et une résistance (que l'on contrôle à l'aide du paramètre  $\beta$ ).

#### 2.1.1. L'énergie interne:

L'énergie interne sert à maintenir une certaine topologie cohérente du contour, en empêchant des nœuds individuels sur le contour de se balader trop loin de leurs nœuds voisins. Le but est de limiter l'influence des effets externes sur la déformation du contour [12].

Cette énergie est dite interne puisqu'elle est caractéristique des propriétés physiques du contour.

$$E_{\text{int}}(v(s)) = \alpha(s) |v_s(s)|^2 + \beta(s) |v_{ss}(s)|^2 \quad (3)$$

$$|v_s(s)|^2 = \left( \frac{dx(s)}{ds} \right)^2 + \left( \frac{dy(s)}{ds} \right)^2 \quad (4)$$

$v_s(s)$  : La dérivée première de v(s) par rapport à s.

$v_{ss}(s)$  : La dérivée seconde de v(s) par rapport à s.

$\alpha(s)$  : L'élasticité du contour

$\beta(s)$  : La rigidité du contour

Le terme de premier ordre contrôlé par  $\alpha(s)$  qui représente l'élasticité de contour. Le terme du second ordre contrôlé par  $\beta(s)$  qui représente la rigidité du contour. Le choix des paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  impose les caractéristiques de déformation du contour.

Par exemple dans le cas d'un contour où il n'y a pas de forces externes avec  $\alpha(s) > 0$ , le contour tente de former un cercle et il tend vers un point (cercle de rayon nul) avec le temps; en plus, une valeur positive de  $\beta(s) > 0$  empêche le contour d'avoir des discontinuités locales, il ne peut pas former des coins aigus.

#### 2.1.2. L'énergie externe:

Cette énergie sert à introduire des informations de haut niveau. Ceci se traduit par la présence de forces de répulsions en certains points de la courbe ou par la présence de forces d'élasticité simulant l'allongement d'un ressort entre deux points de la courbe. Les informations de haut niveau peuvent être associées à la présence de frontières préalablement détectées (contraintes) ou de points de contrôle (points de passage obligés). [1]

#### 2.1.3. L'énergie image:

L'énergie de l'image  $E_{\text{img}}(c)$  fait intervenir les caractéristiques image que l'on cherche à mettre en

valeur. L'énergie de l'image caractérise donc les éléments vers lesquels on veut attirer le snake sur l'image, il s'agit de détecter des contours, on s'intéresse donc aux lignes de fort gradient:

$$E_{img} = -\text{gradient}(i) = -\int_a^b \left| \nabla^* I(v(s)) \right|^2 ds \quad (5)$$

Où  $\nabla^* I(v(s))$  représente le gradient de l'image au voisinage de la courbe  $v(s)$ . Un minimum d'énergie sera atteint si la courbe passe par les points de gradient maximal de l'image lisse par un filtre gaussien.

Le signe négatif indique que les gradients les plus grands minimiseront cette énergie et attireront le snake.

2.1.4. Déformation du contour actif :

Pour déformer le contour actif, on pose  $v(x, y)$  comme étant la coordonnée généralisée pour la réduction des équations du mouvement donné par l'équation de Lagrange. D'où la minimisation de la fonction J suivante :

$$J = \int_{\Gamma} L(v(s, t)) ds \quad (6)$$

Où  $L(v(s, t))$  est le Lagrangien du contour.

Le Lagrangien L est défini par :

$$L(v) = K(v) - U(v) \quad (7)$$

$K(v)$ : Energie cinétique du contour due à son mouvement

$U(v)$ : Energie potentielle du contour due à sa position

L'équation de l'énergie cinétique :

$$K(v) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \mu(s) |v_t|^2 ds \quad (8)$$

$\mu(s)$ : Densité linéique

$v_t = \frac{\partial v}{\partial t}$  : Dérivée partielle de  $v(s, t)$  par rapport à t.

L'énergie potentielle dépend de l'énergie interne du modèle physique (élasticité et rigidité) et de l'énergie potentielle externe associé à l'image:

$$U(v) = E_{snake} = \int_{\Omega} E(v(s)) ds = \int_{\Omega} [E_{interne}(v(s)) + E_{externe}(v(s))] ds \quad (9)$$

La solution du problème de minimisation de l'énergie donnée par l'expression de l'équation (6) se résume à trouver un chemin qui possède un état stationnaire donc le minimum doit toujours satisfaire les équations d'Euler Lagrange :

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\partial L}{\partial v_t} \right) - \frac{\partial L}{\partial v} = 0 \quad (10)$$

$$\alpha(s) = \frac{1}{\gamma} \omega_1(s)$$

En remplaçant les expressions de K et U le Lagrangien s'exprimera comme suit:

$$L = \frac{1}{2} \int_{\Omega} [\mu(s) |v_t|^2 - \omega_1(s) |v_s(s)|^2 - \omega_2(s) |v_{ss}(s)|^2 - E_{externe}(v(s))] ds \quad (11)$$

Les équations d'Euler-Lagrange relatives au mouvement de contour deviennent:

$$\frac{\partial}{\partial x} (L) - \frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial L}{\partial x_t} \right) - \frac{\partial}{\partial s} \left( \frac{\partial L}{\partial x_s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left( \frac{\partial L}{\partial x_{ss}} \right) = - \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{1}{2} \int_{\Omega} \lambda(s) |v_t|^2 ds \right) \quad (12)$$

$\lambda(s)$  : Facteur de viscosité.

On remplace la valeur de Lagrangien de l'équation (11) dans l'équation (12) on obtient :

$$\mu(s) x_{tt} + \lambda(s) x_t - \frac{\partial}{\partial s} (\omega_1(s) x_s) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} (\omega_2(s) x_{ss}) = - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial x} (E_{externe}(v)) \quad (13)$$

On a la même équation pour y tout en remplaçant x par y.

Cohen a mis la densité linéique  $\mu(s)$  est égale à zéro,  $\lambda(s)$  est une constante et:

$$\beta(s) = \frac{1}{\gamma} \omega_2(s)$$

$$E_{externe} = \frac{1}{2\gamma} E_{externe}$$

On obtient donc l'équation suivante:

$$\frac{\partial v(s, t)}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left( \alpha(s) \frac{\partial v(s, t)}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left( \beta(s) \frac{\partial^2 v(s, t)}{\partial s^2} \right) + \nabla E_{externe}(v(s, t)) = 0 \quad (14)$$

On ajoute les conditions aux limites et les conditions initiales.

L'évolution du contour est basée sur le déplacement du contour de façon itérative de telle sorte que les forces internes et les forces externes soit équilibré.

L'état final est obtenu lorsque  $\frac{\partial v(s, t)}{\partial t}$  approche de zéro. Plusieurs méthodes ont été utilisées pour la résolution de cette équation [2].

2.2. Limites et améliorations proposées dans la littérature:[2]

M. Berger a mis en évidence la difficulté du choix des divers paramètres, ainsi que l'influence prépondérante de l'initialisation sur la convergence du contour actif.

F. Leymarie et M.D. Levine ont réalisé une étude sur le choix des paramètres, la résolution numérique et la stabilité des solutions dans une application précise qui est la poursuite d'objet évoluant dans le plan

(cellule vivante évoluant sur une place).

Plus généralement, ce modèle peut être classé parmi les approches contour en ce sens que l'information utilisée est exclusivement une information contour. Il est donc bien adapté à une certaine classe de problèmes mais peut être mis en échec en présence de fort bruit. De plus, il est très sensible à l'initialisation. Récemment, de nombreuses améliorations ont été proposées afin de dépasser ces limites. Par exemple l'ajout d'une force de pression pour permettre au contour de se comporter comme un ballon [10]. Dans une autre littérature, une nouvelle force externe, appelée gradient vecteur flow (GVF), est proposée. Cette méthode sera présentée d'avantages dans cette section.

Une approche est particulièrement originale et efficace, appelé contour actif géodésique a récemment été proposée dans [8] et [9]. Avec cette approche, des formes complexes, présentes dans des images, peuvent être retrouvées et aucune hypothèse sur la topologie de l'objet n'est nécessaire.

Une des difficultés rencontrées lors de l'utilisation des contours actifs est le choix de l'énergie externe et la détermination précise du type d'images pour lesquelles l'approche proposée est performante. En effet, les images réelles sont très différentes les unes des autres, irréaliste d'espérer obtenir un algorithme de segmentation unique capable de les segmenter toutes.

Plus récemment, un cadre statistique permettant de justifier l'utilisation des contours actifs. Ces approches présentent des propriétés d'optimalité clairement définies dans le cadre de la théorie statistique de l'estimation pour un modèle d'image donnée.

Les travaux existants en segmentation par contour actif peuvent être répartis en deux catégories. La première correspond aux approches contours et la seconde aux approches régions.

### 2.3 Le modèle de ballon:

Dans cette approche le contour est identifié par une suite de points discrets représentant les sommets du contour associé à une ligne polygonale.

Le principe d'évolution consiste à construire une suite de contours déformés selon un critère de mesure d'énergie locale. Un tel modèle s'associe à l'évolution d'une bulle, cette évolution qui se matérialise par une croissance de la bulle à laquelle on associe une fonction d'énergie [1]. La condition d'arrêt correspond à une rupture du modèle et se voit par un éclatement de la bulle où le contour peut se propager librement au-delà de la frontière désirée.

Le contour est associé à un polygone qui est donnée sous forme d'une liste chaînée de sommets  $S_i$ . Chaque sommet est identifié par ses coordonnées  $(x_i, y_i)$ .

Pendant les itérations, chaque sommet  $S_i$  peu évoluer vers un nouvel emplacement situé à une distance fixe de dernier emplacement et selon une direction orthogonale à la direction donnée par le segment  $S_{i-1} S_{i+1}$ .

En effet, à chaque sommet on associe la mesure de distance au sommet précédent, la mesure de distance au sommet suivant et une mesure de courbure locale donnée par l'équation suivante [1]:

$$\text{Courb}(S_i) = \frac{\text{Mesure-angle}(S_{i+1}S_i, S_iS_{i-1})}{(|S_{i+1} - S_i| - |S_i - S_{i-1}|)} \quad (15)$$

La fonction d'énergie se décompose en une somme d'une fonction d'énergie interne et d'une fonction d'énergie externe. La valeur globale d'énergie en chaque point intègre les deux mesures précédentes pondérées par le paramètre  $\lambda$  qui précise l'importance donnée à la courbure vis-à-vis de l'information de gradient image, ceci selon l'équation suivante :

$$E(c) = E_{\text{int}}(c) + \lambda E_{\text{ext}}(c) \quad (16)$$

L'initialisation de snake se fait par le positionnement manuel d'un polygone à l'intérieur de la région à segmenter. Le passage d'une itération à une autre consiste à rechercher le sommet d'énergie minimale et à l'évoluer vers sa nouvelle position.

La nouvelle position de sommet est à rapprocher de la notion de raideur dans les modèles de snakes impliquant le paramètre  $\alpha$  [1].

En effet, la distance entre l'ancienne position du sommet et la nouvelle position est majorée par un seuil qui traduit l'élasticité associée au paramètre  $\beta$  dans le cas des snakes. Ce paramètre s'associe à une notion de vitesse de propagation.

L'utilisateur intervient sur le paramètre de vitesse de propagation, le paramètre de raideur et le paramètre d'élasticité selon le type d'images qu'on veut segmenter.

La méthode de ballon a été utilisée pour détecter les frontières d'un objet dans une image. Des tests ont été effectués dans [16] pour détecter les frontières de la main dans plusieurs positions.

### 2.4. Contour actif par la méthode de gradient vector flow (GVF):

Cette méthode a été proposée récemment par C.Xu et L.Prince [13]. Elle a été développée à cause des limitations connues des snakes traditionnels telles que leur initialisation et convergence pauvre surtout vers les régions à concavités. Le snake traditionnel ne converge pas correctement vers les concavités car la force verticale qui permet de passer le snake vers la concavité est nulle à cause du champ de forces externes qui a été défini a priori. La figure 1 montre les limites du contour classique.

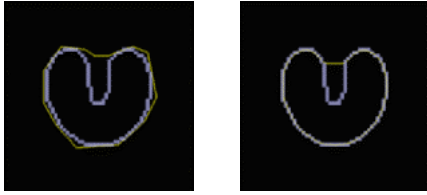


Figure 1. Limites de convergence de contour avec la méthode classique [13]

En effet, une nouvelle force externe, obtenue par diffusion du flux externe, a donc été proposée permettant d'augmenter la distance d'attraction des zones de forts gradients et d'attirer les points du snake dans des parties non convexes.

a. Le champ gradient vector flow field :  
L'approche contour par la méthode de GVF se divise en deux étapes :

- Calcul de la carte de contours (Edge Map) :

La carte de contours permet de caractériser les zones d'intérêt dans l'image.

- Calcul de flux du vecteur du gradient :

Le flux de vecteur du gradient (GVF) est défini comme le champ de vecteurs  $v(x, y)$  qui minimise l'équation d'énergie suivante :

$$E = \iint \mu(ux^2 + uy^2 + vx^2 + vy^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 dx dy \quad (17)$$

Il faut que  $v$  satisfasse aux équations d'Euler suivante :

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (18)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (19)$$

$f_x$  et  $f_y$  sont les dérivées de  $f$  par rapport à  $x$  et à  $y$ .

$\mu$  : Paramètre de régularisation.

$\nabla^2$  : Opérateur de Laplacien.

Les équations (18) et (19) sont égales à zéro parce que le gradient de  $f(x, y)$  est égal à zéro.

- b. Le snake GVF :

Si nous avons calculé le champ GVF  $v$  alors nous l'introduisons dans l'équation d'Euler comme suit :

$$\frac{\partial x(s, t)}{\partial t} = \alpha x''(s, t) - \beta x'''(s, t) + v(s, t) \quad (20)$$

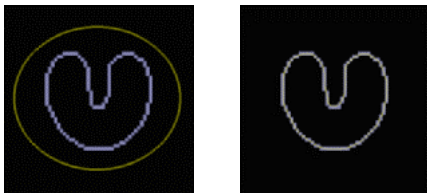


Figure 2. Le contour actif avec la méthode de GVF [13]

Cette méthode a été testée par C.Xu et L.Prince dans [13] sur les images du cœur.

### 2.5. Modèles géométriques et géodésiques:

La nature des modèles déformables géométriques et géodésiques diffère radicalement de l'approche variationnelle des contours actifs. Ainsi, l'approche par équations aux dérivées partielles consiste à faire évoluer un contour fermé orthogonalement à lui-même et avec une vitesse dépendant de sa courbure locale et d'informations externes.

#### 2.5.1. Le modèle géométrique des contours actifs:

Cette méthode met en œuvre une courbe se déformant dans le temps et l'espace pour atteindre les frontières d'un objet à détecter dans un image  $I(x, y)$ . La courbe se déforme comme indiqué dans la figure 3, selon sa normale, à une vitesse proportionnelle à sa courbure.

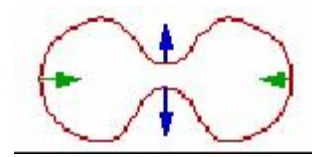


Figure 3. Courbe se déformant selon sa courbure

En notant  $C$  la courbe,  $N$  la normale intérieure à la courbe,  $F$  un terme de vitesse dépendant de la courbure  $\kappa$ , l'équation d'évolution est de la forme :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = FN^p \quad (21)$$

Pour faire converger la courbe vers les frontières d'objets, la vitesse dépend également d'une fonction  $g$  qui permettra l'arrêt sur ces frontières.  $g$  est une fonction décroissante du gradient de l'image tendant vers 0 en l'infini et est souvent définie ainsi :

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla \hat{I}|^p} \quad (22)$$

$\hat{I}$  étant l'image régularisée par un opérateur gaussien et  $p = 1$  ou  $2$ . Les valeurs de  $g(I)$  sont proches de 0 dans les régions où le gradient est élevé et proche de 1 dans les régions d'intensité relativement constante.

D'autre part, on introduit une constante positive  $v$ , chargé de forcer l'évolution du contour vers les frontières de l'objet. On peut alors écrire :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)(v + \kappa)N^p \quad (23)$$

Le modèle de contour actif géométrique a été la base de plusieurs recherches pour la détection les différents contours d'objets dans une image. Cette méthode a été testée dans [20] sur des images médicales et a donné des bons résultats.

#### 2.5.2. Les contours actifs géodésiques:

Un contour se déformera d'autant plus vite que sa

courbure sera élevée. Ce terme introduit une évolution analogue aux phénomènes engendrés par une équation de la chaleur et permet de lisser la courbe, conférant ainsi au modèle la dimension régularisante caractéristique des modèles déformables.

En partant de la définition des contours actifs et en minimisant la longueur du contour dans un espace de Riemann dont la métrique dépend de l'image I permet de donner l'équation d'évolution d'un modèle déformable géodésique. L'intérêt de cette formulation réside dans la recherche d'un équilibre entre un terme visant à fixer la ligne de niveau 0 sur les contours des objets et un terme normal à ce contour sensible aux variations spatiales du potentiel.

Les contours actifs géodésiques sont utilisés pour la détection de contours ou de surfaces, mais servent également à la détection de mouvement ([17], [19]), à la segmentation en texture [18] dans plusieurs domaines tels que l'imagerie médicale ou satellitaire.

Les contours actifs géodésiques ont des avantages et des inconvénients on peut citer parmi eux:

- La détection simultanée des frontières extérieures et intérieures de plusieurs objets.
- Le contour final ne dépend pas de l'initialisation.
- Il existe toujours une solution unique et stable.
- Le processus est sensible au bruit et l'image devra donc être filtrée au préalable.
- La vitesse de convergence dépend des paramètres.
- La qualité de la convergence dépend de la fonction d'arrêt.

## 2.6 Les G-snakes:

Les G-snakes se base sur le modèle du snake tout en apportant des petites modifications.

La plus importante est le changement de l'équation de base de l'énergie totale du snake en:

$$V_A = \arg \min \sum_{i=1}^n \lambda_i E_{int}(v_i) + (1 - \lambda_i) E_{ext}(v_i) \quad (24)$$

Où les  $\lambda_i \in [0, 1]$  sont les paramètres de régularisation.

Mettre un  $\lambda \gg (1 - \lambda)$  augmente la régularisation et rend le modèle plus robuste au bruit de l'image. Les

petites valeurs de  $\lambda$  permettent au snake de mieux capturer les discontinuités.

Une autre modification concerne le changement de support sur lequel évolue le snake. En général, l'énergie est calculée sur la gaussienne et non par sur l'image originale. Le G-snake, évolue sur deux images en même temps: La gaussienne ainsi que la carte de direction des contours.

Cette méthode a été essentiellement consacrée pour la détection de la silhouette dans une séquence vidéo comme présenté dans [21]

## 3. Contours actifs par approche région

Les contours actifs définis par les approches régions s'intéressent à l'intérieur et à l'extérieur de la région. Les approches régions peuvent être divisées en deux classes. Dans la première, les paramètres statistiques de l'objet et du fond sont estimés localement autour du contour alors que dans la deuxième toute l'image est prise en compte. On peut citer les travaux réalisés par Ronfard [11].

### Exemple:

Le contour d'un objet est défini comme l'ensemble de points de l'objet ayant des voisins n'appartenant pas à l'objet. Il délimite donc, deux régions différentes. L'idée consiste à appliquer à chaque point du contour dont le voisinage appartient au fond une force dirigée vers l'intérieur du contour. Inversement, chaque point du contour possédant un voisinage appartenant à l'objet sera soumis à une force en direction de l'extérieur. Toutes ces forces sont définies avec une direction normale au contour comme indiqué dans la figure 7 [2].

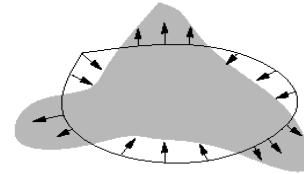


Figure 4. Forces régissant l'évolution du contour actif[2].

Ronfard a associé à un contour une énergie:  $W_{contour}$ . L'évolution du contour actif dépend de cette énergie.

La région peut être définie comme l'ensemble des pixels voisins décrit par une même texture. Dans une image on peut avoir plusieurs régions.

L'intensité de pixels d'une région k est approchée par une combinaison linéaire des fonctions  $K_i(x,y)$ . L'énergie de la région k est définie comme suit:

$$W_k^{region} = \iint \|I(x,y) - m_k\|^2 dx dy \quad (25)$$

$I(x,y)$  = l'intensité des pixels

$m_k$  = Une intensité moyenne.

Cette définition de l'énergie permet de définir celle associée au contour ( $W_k^{contour}$ ). Elle est choisie comme étant la Ward-distance[11] entre les deux régions  $R_{in}$  et  $R_{out}$ , elle permet de mesurer le degré de similitude entre deux régions.

$$W_k^{contour}(C) = D[R_{in}, R_{out}] = W_k^{region}(R_{in} \cup R_{out}) - W_k^{region}(R_{in}) - W_k^{region}(R_{out}) \quad (26)$$

Si les deux régions sont identiques alors cette mesure est minimale.

Le déplacement d'un point définit un nouveau contour  $C+\delta C$ . Ce contour a une énergie:  $w^{contour}(C+\delta C)$ .

La variation d'énergie entre les deux contours permet de définir la force qui sera appliquée aux nœuds [11].

#### 4. Aspect dynamique:

Le modèle du snake tel qu'il est décrit jusqu'ici peut être utilisé aussi bien pour localiser précisément un contour dans une image fixe que pour suivre un mouvement non rigide du contour. Pour trouver la position de la cible du suivi dans une nouvelle image, le snake est initialisé sur sa position dans l'image précédente et le processus de minimisation est relancé.

L'idée d'utiliser le snake comme technique de suivi était déjà présenté dans [6] : le suivi du mouvement des lèvres d'une personne en train de parler y est présenté.

Cependant, si entre les deux images le déplacement de la cible est trop grand, le snake la perd et se stabilise sur un minimum local de l'image la plus proche. C'est pourquoi le modèle de base des snakes a été adapté à l'objectif particulier du suivi d'objet.

L'idée, présentée notamment dans [7], est d'associer une masse au snake afin que son énergie interne intègre une énergie dynamique minimale lorsque le snake se déplace en ligne droite à vitesse constante. Mathématiquement, le temps est introduit comme paramètre de la configuration géométrique du snake qui est alors représenté par  $v(s,t)$ . La masse le long du snake est modélisée par la fonction  $\mu(s)$  [15]. L'énergie dynamique peut être définie par :

$$E_{Dynamique}(v(s,t)) = \frac{1}{2} \mu(s) \left| \frac{\partial^2 v(s,t)}{\partial t^2} \right|^2 \quad (27)$$

L'énergie dynamique est égale à zéro lorsque la variation de vitesse (l'accélération) est nulle. Ce terme permet de suivre des contours plus rapidement à condition que ceux-ci ne soient pas sujets à des accélérations trop brusques ou que la fréquence d'échantillonnage de l'image soit assez élevée. L'énergie dynamique est minimale lorsque le snake est exactement sur la position prédite. L'introduction de ce terme a cependant l'inconvénient de faire osciller le snake autour de sa position de stabilisation [15].

Un frottement visqueux est ajouté au modèle afin de dissiper l'énergie cinétique lorsque le snake est proche de sa position d'équilibre.

Voici l'expression de l'énergie due au frottement:

$$E_{frottement}(v(s,t)) = \frac{1}{2} \gamma(s) \left| \frac{\partial v(s,t)}{\partial t} \right|^2 \quad (28)$$

$\gamma(s)$  : Facteur de viscosité le long du snake.

Le comportement du snake est toujours simulé par minimisation de son énergie globale qui prend la forme suivante :

$$E_{globale}(v,t) = \int_0^1 (E_{Dynamique}(v(s,t)) + E_{Frottement}(v(s,t)) + E_{Interne}(v(s,t)) + E_{Externe}(v(s,t))) ds \quad (29)$$

Dans cette section, nous avons détaillé les modèles du contour actif

Le contour actif est représenté comme un modèle élastique déformable contrôlé par une contrainte de continuité dont les mouvements de glissement se produisant lors de la déformation lui ont valu le nom du snake. La méthode des contours actifs s'adapte mieux à la segmentation des structures dans une image. La solution de cette méthode se caractérise comme un changement d'état lié à un minimum d'énergie.

#### 5. Application :

Nous allons présenter dans cette section une réalisation des snakes dont la minimisation d'énergie est basée sur la 'programmation dynamique'. L'algorithme sera testé sur des images de synthèse avant de l'appliquer sur les images scintigraphiques.

##### 5.1 Implémentation des contours actifs

###### 5.1.1 Description :

La minimisation d'énergie par 'programmation dynamique' se fait sur chaque nœud du snake, indépendamment de celle des autres. Soit  $u_i$  le nœud considéré, l'énergie de ce nœud est évaluée de la même manière que par l'algorithme des contours actifs paramétriques, soit comme la somme des formules de l'énergie interne et de l'énergie externe.

Cette opération est effectuée pour toutes les positions du voisinage du nœud  $u_i$ . Dans cette programmation on utilise un voisinage de neuf points c'est à dire les huit voisins et la position initiale. La position correspondant à l'énergie minimale est retenue comme nouvelle position de  $u_i$ , et on passe au traitement du nœud suivant. La minimisation globale se termine lorsque après un traitement sur tous les nœuds, le nombre de nœuds ayant changé de place est inférieur à un certain seuil.

La minimisation de l'énergie du contour est obtenue à partir des minimisations en chacun des nœuds du snake.

Ce fonctionnement est décrit par l'algorithme suivant :

*% n = nombre de nœuds déplacés = nombre de points déplacés au cours d'un cycle*

*% m = nombre de voisins*

*% V[0..m-1] = voisins*

```

% Boucle de minimisation globale
Répéter
déplacés = 0;
% Cycle de minimisation (traitement de tous les
nœuds un par un)
Pour (i = 0 à n) % Le nœud 0 est traité en premier
et dernier
    Emin = MAXIMUM
    V = les voisins de ui
% Boucle sur le voisinage
    Pour (j = 0 à n-1)
        Ej = EInterne(V[j]) + EExterne(V[j])
        Si (Ej < Emin)
            Emin = Ej
            jmin = j
    Si (V[jmin] différent de la position courante)
        Déplacer nœud courant vers V[jmin]
    déplacés = déplacés + 1
Jusqu'à (déplacés < seuil)

```

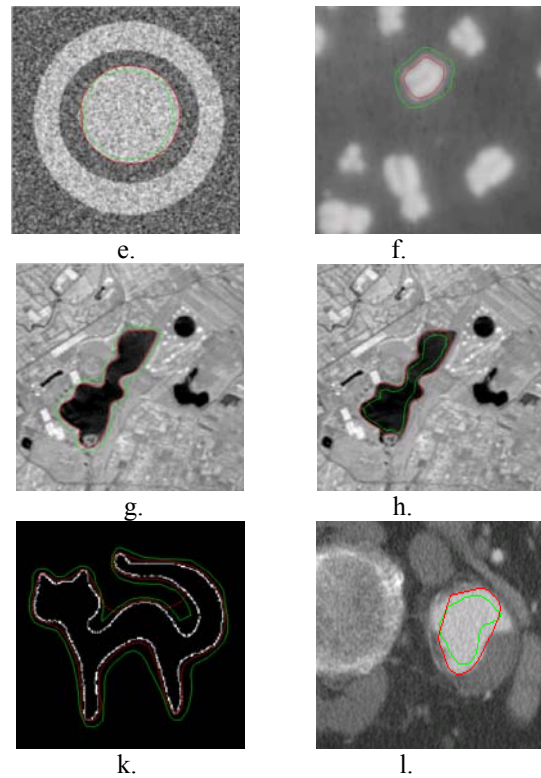
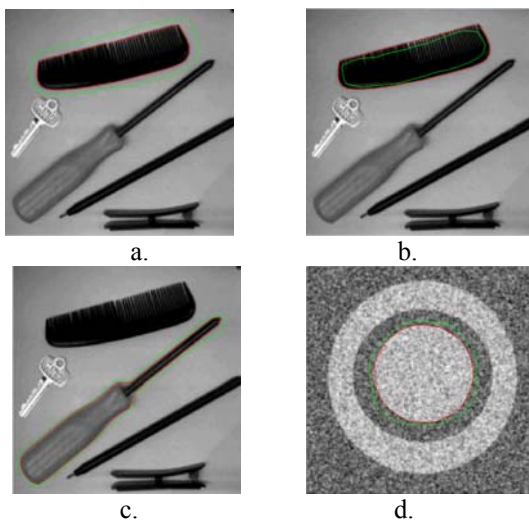
**Algorithme : Implémentation par programmation dynamique**

### 5.1.2 Tests et Discussion:

Des tests ont été effectués sur une base d'images en modifiant les constantes d'élasticité et de rigidité. Signalons qu'un changement des paramètres peut influencer le temps de calcul, la qualité du contour et la convergence des algorithmes.

L'utilisation de l'image synthétique permet de contrôler l'influence des paramètres de la méthode. C'est pourquoi, le choix des images était basé sur les propriétés des objets qui les constituent: coins, coins concaves et convexes ainsi que la présence des zones de gradients forts et faibles. Ceci permet de proposer certaines améliorations.

Les résultats sont résumés dans la figure suivante, on indique à chaque fois sur l'image d'origine le contour initial (en vert) et le contour final (en rouge).



**Figure 5 . Tests sur des images de différentes qualités**

Comme le montre la figure, nous avons commencé par tester le programme sur une image à fort contraste, la forme à détecter est assez simple. L'initialisation a été faite à l'extérieur (figure 5.a) et à l'intérieur (figure 5.b), les résultats étaient très satisfaisants.

Nous avons ensuite essayé de détecter, sur la même image, une forme plus complexe (figure 5.c), le contour initial coïncide avec le contour désiré. Ceci s'explique nécessairement par le fort contraste de l'image qui va donner une image de gradient fort qui attirera les points de contrôle vers les points de contour réel.

Sur une image bruitée, telle que donnée par les figures 5.d et 5.e, le modèle a prouvé sa robustesse, sans parcourir à une étape de prétraitement.

Sur une image de faible contraste et floue, telle que l'image 5.f, la forme a été bien détectée mais signalons, que nous avons fait beaucoup de tests en modifiant les paramètres du modèle.

Ensuite, des tests ont été effectués pour détecter des objets qui présentent des concavités, nous remarquons que le contour a bien capturé la forme de contour désiré, aussi bien en l'initiant de l'extérieur que de l'intérieur. Mais signalons que dans le cas, où les objets présentent de fortes concavités (figure 5.j) ou ces concavités sont en plus de faible gradient (figure 5.k), le programme a échoué à détecter les zones de forte courbure. Ceci s'explique par

l'insuffisance des expressions des énergies internes et externes.

Cette insuffisance a été comblée par l'introduction d'une force de pression. Pour plus de détails, voir la section 2.

Cette méthode a été testée sur l'image précédente et a donné des résultats très satisfaisants comme indiqué dans la figure suivante.

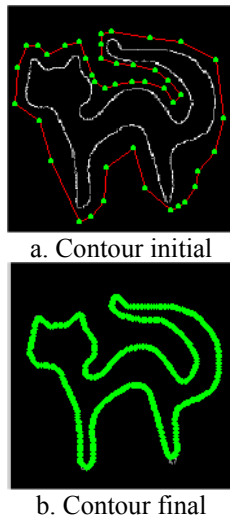


Figure 6. Résultat du modèle de GVF

## 5.2 Délimitation du ventricule gauche dans les images de scintigraphie cardiaque :

Le traitement informatique de l'image scintigraphique permet d'obtenir une image plus nette et plus fiable pour une meilleure orientation diagnostique et une bonne compréhension du phénomène pathologique.

En effet, cette image bien que de mauvaise qualité renferme beaucoup d'informations qui peuvent être très utiles au médecin. L'extraction de ces informations passe nécessairement par une phase de segmentation.

### 5.2.1 Problématique :

Dans ce travail, nous nous intéressons en particulier à la scintigraphie des cavités cardiaques dite aussi gamma-angio-cardiographie qui est effectuée après marquage du pool vasculaire (marquage des globules rouges par le technétium Tc99m). Elle fournit des renseignements sur la cinétique des parois et les valeurs des paramètres de remplissage et d'éjection ventriculaires.[14]

Pour évaluer ces paramètres, il faut tout d'abord délimiter les ventricules de patient sur une séquence de 16 images.

Le problème de ces images et qu'elles sont de faible résolution spatiale et sont entachées d'un bruit qui rend difficile la perception de leurs régions d'intérêt.

Ce qui explique l'échec des méthodes classiques à séparer les ventricules.

D'autres méthodes, telle que l'algorithme de classification EM, ont marqué leurs limitations à segmenter l'image scintigraphique. En effet, les méthodes statistiques sont beaucoup plus performantes lorsque la population est plus grande (ce qui se traduit dans le cas de l'image par la grande résolution spatiale, ce qui n'est pas le cas pour l'image scintigraphique).

Dans ce présent chapitre, nous allons tenter de segmenter ces images avec les contours actifs. Une phase de prétraitement paraît nécessaire pour débruiter l'image et renforcer son contraste.

### 5.2.2 Prétraitement de l'image scintigraphique :

Comme on vient de le mentionner, l'image scintigraphique est souvent entachée d'un bruit qui rend difficile la perception de ses régions d'intérêt, et elle souffre en plus d'un faible contraste.

Comme les contours actifs sont très sensibles aux petites variations d'intensité, nous avons alors envisagé de débruiter les images puis de rehausser leur contraste.

Signalons que les méthodes proposées, pour le filtrage (filtre médian), et pour le rehaussement du contraste (recadrage de la dynamique), sont très simples. En effet, nous ne nous sommes pas concentrés sur l'élaboration d'une méthode de prétraitement, puisque notre objectif est de tester la segmentation active sur ces images.

Une fois que l'image scintigraphique est prétraitée, nous allons maintenant essayer de délimiter le ventricule gauche en utilisant une 'implémentation dynamique' du contour actif. La méthode sera appliquée sur une séquence de 16 images.

Les paramètres sont fixés pour toute la séquence. Le résultat est donné par la figure suivante, le contour initial est donné en vert et le contour final est donné en bleu.

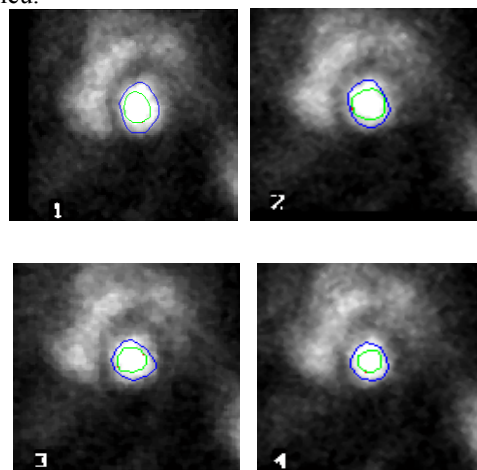


Figure 7. Résultats de segmentation sur les 4 premières

*images d'une séquence d'images scintigraphiques*

Nous estimons que le résultat est satisfaisant, bien que le contour ne coïncide pas parfois exactement avec le contour tel que perçu par l'œil humain. Ceci est dû essentiellement au faible contraste de ce type d'images.

Signalons que l'initialisation a été faite sur chaque image. Une idée beaucoup plus simple peut optimiser énormément le temps du calcul. Il s'agit d'initialiser le contour sur la première image, récupérer le contour final qui sera utilisé comme contour initial sur la deuxième image et ainsi pour toute la séquence.

## 7. Conclusion

Dans ce présent travail, nous nous sommes intéressés aux contours actifs qui consistent à initialiser une courbe et la faire évoluer de façon à minimiser l'énergie. Ce processus est relatif aux paramètres d'élasticité et de rigidité du contour, autrement dit le contour actif est une courbe du plan qui, à partir d'un état initial donné, a la propriété de se déformer.

Vu la diversité des modèles des contours actifs, une importante partie de notre travail a été consacrée pour l'étude des différents modèles. Ces modèles peuvent être classés en deux grandes familles : les contours actifs par approche contour et les contours actifs par approche région. Un intérêt particulier a été donné à l'approche contour qui, malgré sa forte dépendance aux paramètres d'initialisation (et d'où son nom : modèles paramétriques), donne des résultats encourageants.

Nous avons ensuite implémenté le modèle classique par 'programmation dynamique' qui a apporté une nette amélioration des résultats obtenus par programmation classique et a accéléré la vitesse de propagation de contour.

Des tests effectués sur différentes images de synthèse ont montré l'avantage de l'algorithme de 'programmation dynamique' en terme de convergence de contour initié vers le contour désiré et en terme de vitesse de propagation.

Une autre formulation du problème de convergence des contours actifs a été récemment proposée par C.Xu, L.Prince. Cette approche a été comparée à l'approche classique et a marqué une nette amélioration pour la segmentation des objets à fortes concavités.

Signalons la très forte dépendance de la qualité des résultats à l'initialisation et aux paramètres de rigidité et d'élasticité. Toutefois l'estimation de ces paramètres fait des contours actifs une méthode difficile à calibrer.

Finalement, nous avons tenté de localiser le ventricule gauche sur une séquence d'images de scintigraphie cardiaque. Les résultats sont jugés satisfaisants.

## 8. Bibliographie

- [1] COCQUEREZ et S.PHILIPP. "*Analyse d'image: Filtrage et segmentation*"; ouvrage collectif coordonné par : J.-P. Préface de H.MAÎTRE, édition Masson, 1995.
- [2] Christophe CHESNAUD. "*Techniques statistiques de segmentation par contour actif et mise en œuvre rapide*". Thèse de doctorat. Ecole nationale supérieure de physique de Marseille février 2000.
- [3] L.G.Robert. "*Machine perception of tree-dimensional solids*". In L.Clapp C.Koester J. Tippet, D.Berkowitz and A.Vanderburgh. Optical and electro-optical information processing, pages 159-179. MIT press, Cambridge,1965.
- [4] J.M.S.Prewitt. "*Object enhancement and extraction*". In B.S.Lipkin and A. Rosenfeld editors. Picture processing and psychopictorics, pages 75-149. Academic press, New York.1970
- [5] I.Sobel. "*Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing*". Computer graphics and image processing 8, 127-135 (1978).
- [6] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos. "Snakes : Active Contour Models". Proc. 1st International Conf. on Computer Vision, pp. 259-268, 1987.
- [7] D.Terzopoulos, R. Szeliski. "Tracking with Kalman Snakes". in "ActiveVision", The MIT Press, 1992.
- [8] R.Casselles , R.kimmel and G.Sapiro."Geodesic active contours". International conference on computer vision 1, 649-699(1995).
- [9] R.Malladi, J.Sethian, and B.Venuri. "shape modelling with front propagation". IEEE trans.Pattern Anal. And Machine Intell. 17, 158-175 (1995).
- [10] Chen, Y., and Medioni, G., "*Description of Complex Objects from Multiple Range Images Using an Inflating Balloon Model*". Computer Vision and Image Understanding, 61(3), 1995, 325-334.
- [11] R.Ronfard. "*Region- based strategies for active contour models* ". International journal of computer vision 2, 229-251(1994).
- [12] Hugues Bélanger. "*Réseau de Kohonen pour la détection des contours d'objets dans une image à niveau de gris*". Mémoire de maîtrise. Université de Québec 1998.
- [13] Chenyang Xu and Jerry L. Prince. "*Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow*". IEEE Trans. on Image Processing, vol. 7. no. 3, pp. 359-369, March 1998.
- [14] J.Hellas, R.Itti, PHPezard. "Coeur et isotopes". Médicorama, Laboratoires Synthélabo France 1988.
- [15] François Bérard. "*Vision par ordinateur pour la réalité augmentée: Application au bureau numérique*". Rapport de DEA, E.N.S.I.M.A.G., Grenoble, 1994 Grenoble, juin 1994.

- [16] Bowden, R., Mitchell, T. A., Sahardi, M. "*Real-time dynamic deformable meshes for volumetric segmentation and visualisation*". In Proc. BMVC, Adrian F. Clark Ed, Vol 1, pp 310-319, Essex, UK, Sept 1997.
- [17] N. Paragios and R. Deriche. "*A PDE-based level-set approach for detection and tracking of moving objects*". INRIA Research Report, RR-3173, Mai 1997.
- [18] N. Paragios and R. Deriche. "*Geodesic active regions for texture segmentation*". INRIA Research Report, RR-3440, Juin 1998.
- [19] N. Paragios and R. Deriche. "*Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 100-115, 1999.
- [20] Gerald Kuhne, Joachim Weickert, Markus Beier, Wolfgang Effelsberg. "*Fast implicit active contour models*". . Osher, N. Paragios (Eds.), Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision and Graphics, Springer, New York, 43-58, 2003.
- [21] Mattia Bosco, Ralf Plänkers. "*Extraction d'une silhouette d'une séquence vidéo II*". Rapport interne. Ecole de polytechnique fédérale de Lausanne, Février 2000.