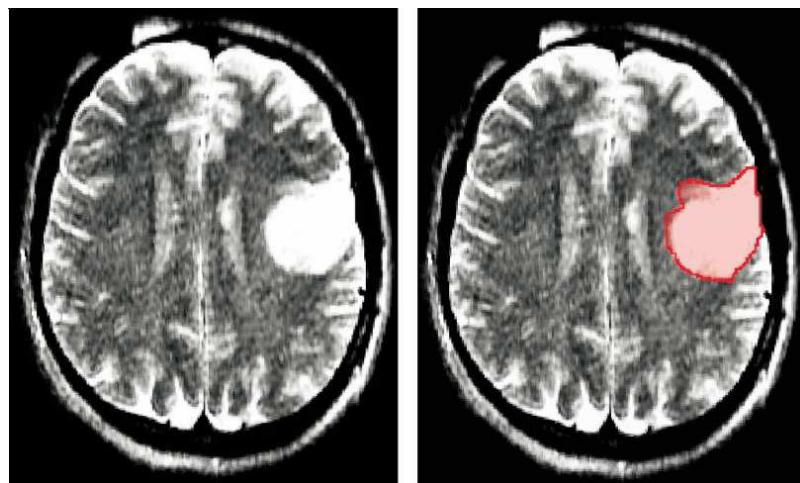


# Rapport de projet Semestriel

## Segmentation d'images

*Mai 2019*



**Etudiants :** David Albert, Henri Durosay, Thibaud Clavel

**A l'attention de :** M.Gout

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Préambule</b>	<b>2</b>
1.1	Introduction générale des méthodes de segmentation d'images . . . . .	2
1.2	Quelques domaines d'utilisation . . . . .	3
1.2.1	Classification . . . . .	3
1.2.2	Imagerie médicale . . . . .	3
1.3	Incrustation vidéo . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Snakes : Active Contours using Parametric Curves</b>	<b>5</b>
2.1	Introduction . . . . .	5
2.2	Explications théoriques détaillées . . . . .	5
2.3	Courbes paramétriques . . . . .	6
2.4	Évolution par courbure moyenne . . . . .	6
2.5	Contour actif géodésique . . . . .	7
2.6	Segmentation d'image médicale . . . . .	9
2.7	Bilan sur la méthode des Snakes . . . . .	11
<b>3</b>	<b>Active Contours using Level Sets</b>	<b>12</b>
3.1	Introduction . . . . .	12
3.2	Fonctions de Level Set . . . . .	13
3.3	Mouvement de courbure moyen . . . . .	14
3.4	Segmentation avec contours géodésiques actifs . . . . .	15
3.5	Segmentation par région de Chan-Vese . . . . .	16
3.6	Bilan du tp . . . . .	17

## Partie 1

# Préambule

### 1.1 Introduction générale des méthodes de segmentation d'images

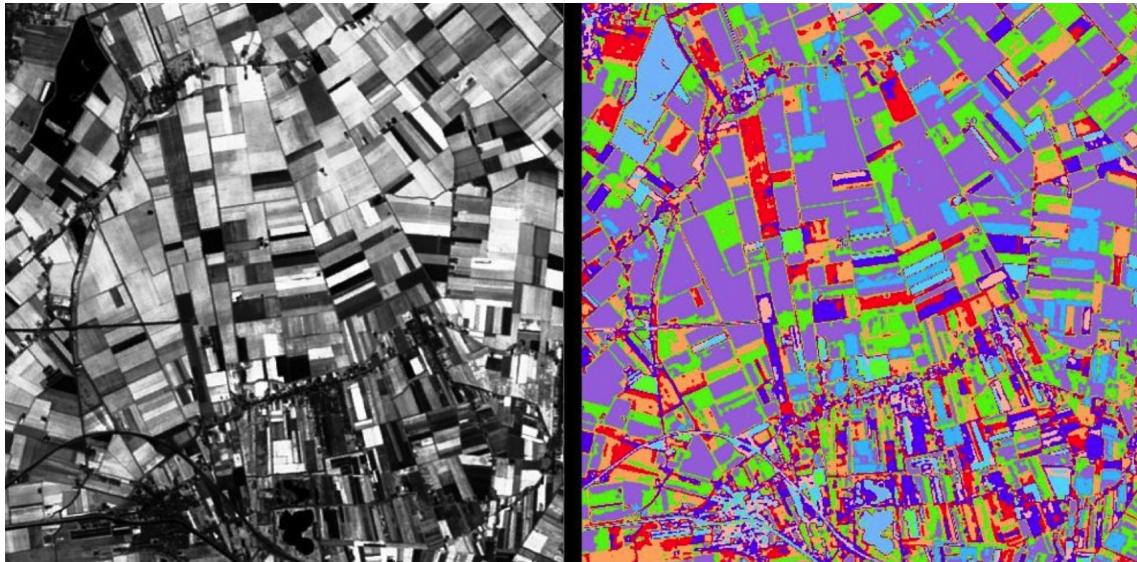
La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères pré-définis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Les méthodes de segmentation peuvent être regroupées en trois catégories :

- *Régions* : Les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Soit elles partent d'une première partition de l'image, qui est ensuite modifiée en divisant ou regroupant des régions. Soit elles partent de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute l'image soit couverte.
- *Frontières* : Ces méthodes utilisent le fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions connexes. L'intérêt principal des méthodes de segmentation selon l'approche frontières est de minimiser le nombre d'opérations nécessaires en cas d'itération du processus sur des séries d'images peu différentes les unes des autres
- *Seuillage* : Pour ce genre de méthode, on part d'un rapport qu'entretient chaque pixel individuellement avec des informations calculées sur toute l'image, comme la moyenne des niveaux de gris de l'ensemble des pixels, ou la médiane, permettant de construire n classes d'intensité. Lorsque les classes sont déterminées par le choix d'un seuil, on parle de seuillage. Les pixels appartenant à une même classe et étant connexes forment des régions de l'image.

## 1.2 Quelques domaines d'utilisation

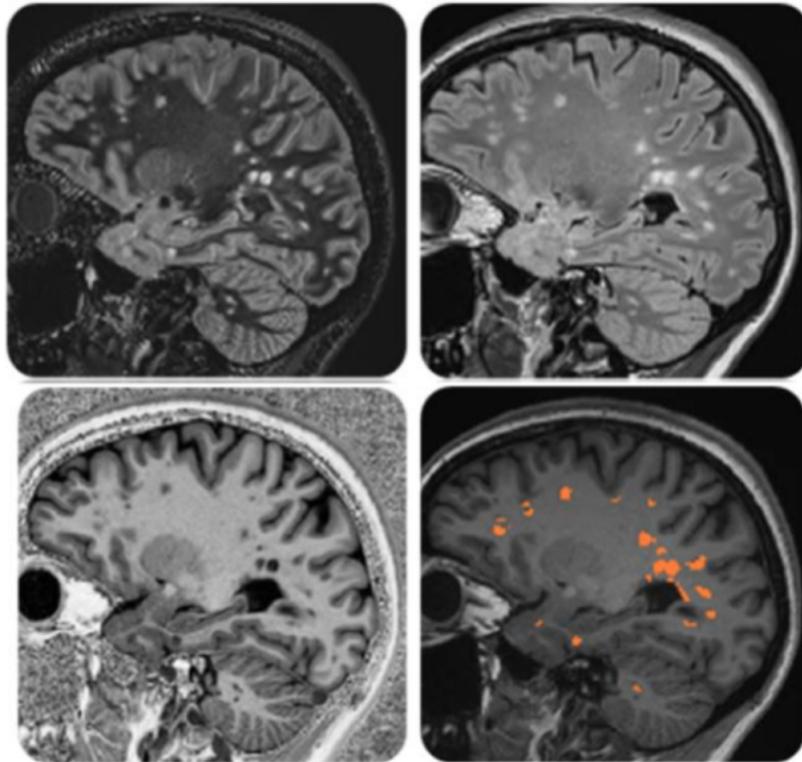
### 1.2.1 Classification

La segmentation sert de base à la classification des régions de l'image. Elle est par exemple utilisé dans le domaine agricole :



### 1.2.2 Imagerie médicale

La segmentation d'image est très utilisée dans le domaine médical. Pour détecter une tumeur au cerveau par exemple. Dans l'exemple ci dessous, cela permet d'estimer la taille des lésions dans un cerveau.



### 1.3 Incrustation vidéo

Une autre application, est basé sur la segmentation de couleur. Un exemple classique est celui de l'utilisation de fonds vert. le principe du fond vert est de filmer une personne ou un objet devant un fond coloré, en vue de le traiter à l'aide d'un logiciel vidéo. Ainsi cette couleur deviendra transparente. On pourra ainsi substituer à ce fond coloré n'importe quelle image fixe ou en mouvement.



Dans ce deuxième exemple, on voit l'impact d'une mauvaise segmentation. On remarque de nets problèmes d'incrustation.

## Partie 2

# Snakes : Active Contours using Parametric Curves

### 2.1 Introduction

Les contours actifs (ou snakes) ont été introduits par Kass et Witkin en 1988. Contrairement à certaines méthodes populaires qui utilisent les pixels de l'image pour réaliser une segmentation d'image, la méthode *Snakes* est une méthode de segmentation utilisant des courbes paramétriques. En effet, pour estimer le contour d'un objet au sein d'une image, la méthode utilise une courbe paramétrée initiale englobant grossièrement l'image et par itération successive rapproche la courbe du contours parfait de l'objet. C'est donc une méthode semi-interactive car elle nécessite l'initialisation préalable d'un contour de départ qui sera ensuite déformer sous l'action de minimisation de plusieurs forces. Les forces à minimiser consistent une fonction d'énergie représentant à quel point la courbe actuelle est une bonne segmentation.

### 2.2 Explications théoriques détaillées

Nous avons une représentation paramétrique d'une courbe  $v$  et on cherche à définir une fonction d'énergie  $E(v)$  qui permettra d'améliorer la segmentation lorsque l'énergie deviendra faible.

Exemple de courbe :

$$v(s) = (x(s), y(s)) = (r \cdot \cos(2\pi s), r \cdot \sin(2\pi s)) \text{ avec } s \in [0, 1] \text{ continuement}$$

La fonction d'énergie globale se décompose en plusieurs fonctions importants :

- $E_{interne}$  : énergie interne à la courbe qui représente la bonne forme de la courbe sans considérer l'image dans sa globalité.
- $E_{image}$  : énergie liée à l'image dans sa globalité
- $E_{externe}$  : énergie liée à d'éventuelles contraintes que l'on peut ajouter en fonction du problème (ne sera pas explicité par la suite)

En conclusion, nous avons l'énergie totale du snakes :

$$E_{snake} = \int_a^b E(v(s)) ds = \int_a^b [E_{interne}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{externe}(v(s))] ds, \quad s \in [a, b]$$

Avec :

$$E_{interne}(v(s)) = \alpha(s) \|v'(s)\|^2 + \beta(s) \|v''(s)\|^2$$

$$\begin{aligned} E_{image}(v(s)) &= -\lambda(s) \|\nabla I(x(s), y(s))\|^2 \\ &= -\lambda(s) \left[ \left( \frac{\partial I}{\partial x}(x(s), y(s)) \right)^2 + \left( \frac{\partial I}{\partial y}(x(s), y(s)) \right)^2 \right] \end{aligned}$$

## 2.3 Courbes paramétriques

Dans cette partie, les contours actifs sont représenté en utilisant par une courbe paramétrique  $\gamma : [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^2$ . Cette courbe est discréte en utilisant des courbes linéaires par morceaux constitués de  $p$  segments, et elle est stocké comme un vecteur de points dans le plan,  $\gamma \in \mathbb{C}^p$ . Avec les données fournis dans le TP, on trace la courbe initial sur matlab :

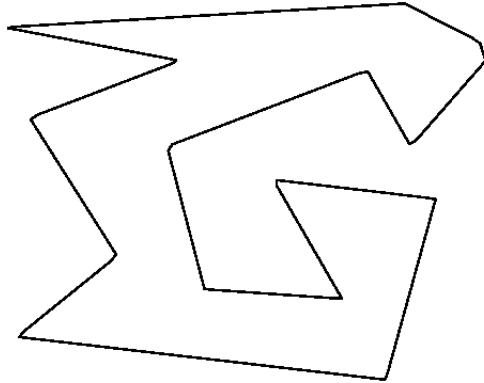


FIGURE 2.1 – Courbe  $\gamma$  initiale

La tangente à la courbe est calculé par :

$$t_\gamma(s) = \frac{\gamma'(t)}{\|\gamma'(t)\|}$$

et la normal est donné par :

$$n_\gamma(t) = t_\gamma(t)^\perp$$

On décale la courbe dans la direction normal en calculant  $\gamma_1(t) \pm \delta n_{\gamma_1}(t)$ . En prenant  $\delta = 0.03$ , on obtient la courbe suivante :

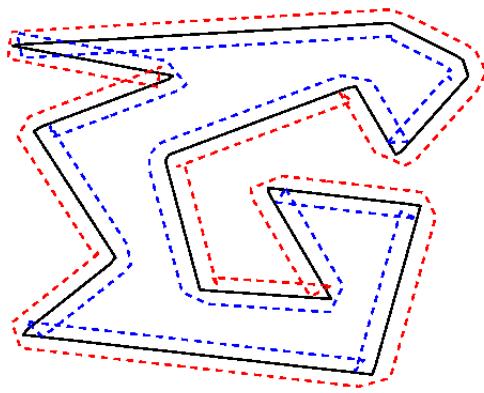


FIGURE 2.2 – Courbe  $\gamma$  initiale

## 2.4 Évolution par courbure moyenne

Une courbe d'évolution est une série de courbes  $s \rightarrow \gamma_s$  indexé par un paramètre d'évolution  $S \geq 0$ . La courbe initial  $\gamma_0$  pour  $S = 0$  évolue. Pour cela on utilise généralement une minimisation d'énergie  $E(\gamma)$  avec une descente

de gradient :

$$\frac{\partial \gamma_S}{S} = \nabla E(\gamma_S)$$

Le gradient d'une énergie est définie en accord avec la dépendance de la courbe au produit Hilbertien :

$$\langle \cdot a, b \cdot \rangle = \int_0^1 \langle a(t), b(t) \rangle \|\gamma'(t)\| dt$$

La courbes fixé peuvent ainsi être assimilés à des surfaces de Riemann. La plus simple des évolutions est l'évolution par courbure moyenne. Elle correspond à la minimisation de la longueur de la courbe :

$$E(\gamma) = \int_0^1 \|\gamma'(t)\| dt$$

Le gradient de la longueur s'écrit :

$$\nabla E(\gamma)(t) = -K_\gamma(t)n_\gamma(t)$$

où  $K_\gamma$  est la courbure, définie par :

$$K_\gamma = \frac{\langle t'_\gamma(t), n_\gamma(t) \rangle}{\|\gamma'(t)\|}$$

On peut ainsi réaliser l'évolution de la courbe sur matlab,

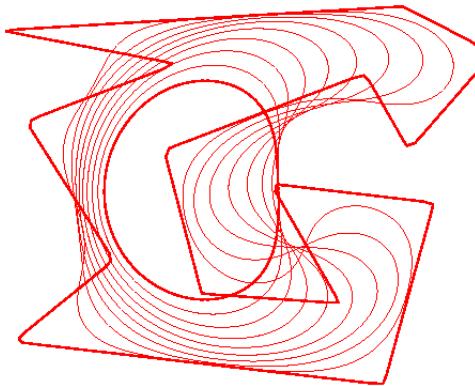


FIGURE 2.3 – Évolution de la courbe  $\gamma$

## 2.5 Contour actif géodésique

Le contour actif géodésique minimise :

$$E(\lambda) = \int_0^1 W(\gamma(t)) \|y'(t)\|$$

Où  $W(x) > 0$  est la métrique de la géodésique, qui doit être faible dans les zones où l'image doit être segmenté. On crée un jeu de donnée fictif afin de pouvoir cette méthode. On affiche ces données :

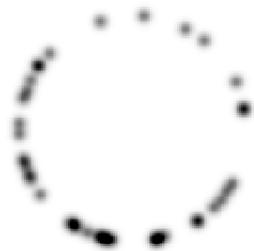


FIGURE 2.4 – Image initiale

Il faut ensuite pré-calculer le gradient  $\delta W(x)$ . On crée ensuite la courbe  $\gamma_0$  que l'on affiche sur l'image initiale :

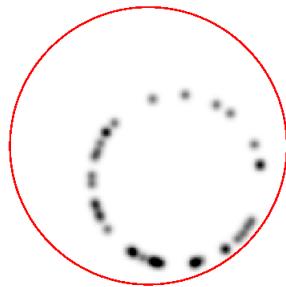


FIGURE 2.5 – Image avec la courbe  $\gamma_0$

Le gradient de l'énergie est :

$$\nabla(\gamma) = -W(\gamma(t))K_\gamma(t)n_\gamma(t) + \langle \nabla W(\gamma(t)), n_\gamma(t) \rangle$$

On peut ainsi réaliser l'évolution de la courbe relativement à ce gradient :

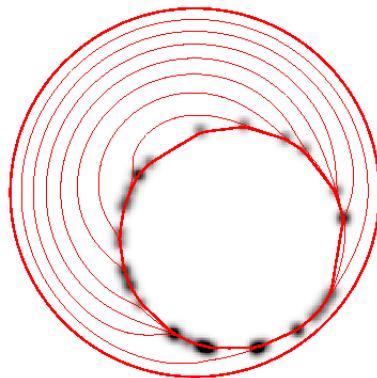


FIGURE 2.6 – Evolution de la courbe  $\gamma$

On remarque que l'image initiale est très bien approximée par cette méthode.

## 2.6 Segmentation d'image médicale

Partons de l'image suivante :

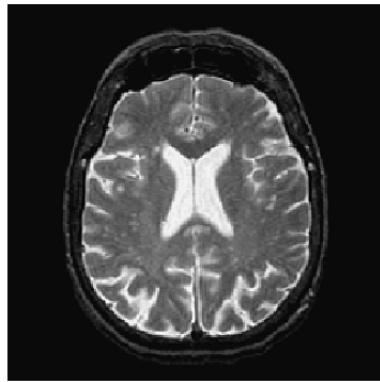


FIGURE 2.7 – Image médicale

Un détecteur de la métrique du bord peut être défini comme une fonction décroissante de la magnitude du gradient :

$$W(x) = \phi(d * h_a(x))$$

Où  $d(x) = \|\nabla f(x)\|$  et  $h_a$  est un "noyau flou" de largeur  $a > 0$ . Sur matlab, on doit donc calculer la magnitude du gradient que l'on brouille avec  $h_a$ . On calcule une fonction décroissante du gradient pour définir  $W$ , on obtient donc l'image :

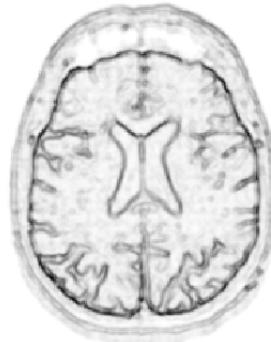


FIGURE 2.8 – Image médicale

On crée une courbe initial  $\gamma_0$  de  $p$  points,



FIGURE 2.9 – Image médicale avec  $\gamma_0$

Puis on fait évoluer la courbe, on obtient finalement :

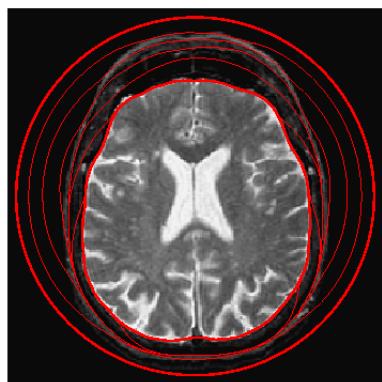


FIGURE 2.10 – Image médicale avec  $\gamma_0$

Cette fois encore on voit la précision de la méthode sur ce schémas. D'autre part nous avons voulu tester notre méthode sur une image autre que celles fournis dans le tp. Mais il fallait choisir une image qui ne s'éloignait pas trop de l'image précédente au niveau de la forme, afin de garder la même courbe initiale  $\gamma_0$ . Nous avons donc choisis l'image suivante :



FIGURE 2.11 – Image lune

Après avoir initialisé  $\gamma_0$ , on regarde l'évolution de la courbe sur cette image(même procédé que pour l'image médical) :

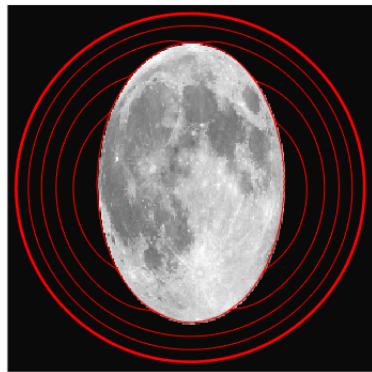


FIGURE 2.12 – Évolution de la courbe  $\gamma$  pour la lune

Cette fois encore, on voit le processus itératif de la méthode *Snakes* et la précision qu'elle fournit dans ce cas est encore très bonne. Nous avons testé d'appliquer la même méthode sur d'autres images pour voir les limites de l'algorithme. Une des limites est présentée ci-après.



FIGURE 2.13 – Évolution de la courbe  $\gamma$  pour l'image d'un bébé

Dans cette dernière image nous pouvons constater que les contours sont nettement moins lisses que les images précédentes. La conséquence est que le résultat obtenu est nettement moins précis qu'auparavant. En effet, la courbe approche toujours bien certains contours lisses tel que la tête de l'enfant mais il y a un net problème au niveau des bras.

## 2.7 Bilan sur la méthode des Snakes

Nous avons vu à travers les différents exemples que cette méthode était très intéressante pour la segmentation d'image et détection de contours. Cependant, elle pose plusieurs problèmes. Tout d'abord au niveau du paramétrage, l'interprétation de l'énergie dépend de la manière dont on paramètre la formule du snake. De plus, si le contour initial diverge trop de l'objet à déterminer, les résultats ne seront pas satisfaisants. D'autre part, cette technique soulève un problème de topologie. En effet, il est impossible de localiser deux objets sur une même image.

## Partie 3

# Active Contours using Level Sets

### 3.1 Introduction

La méthode des surfaces de niveau est une technique numérique d'analyse de surfaces et de formes. Elle permet par exemple d'étudier le mouvement d'un objet en contact avec un objet déformable.

Si l'objet déformable est une courbe, l'idée consiste à considérer que cette courbe est la section d'un objet volumique fixe par un plan mobile, donc une courbe de niveau; la troisième dimension représente le temps. Une surface déformable peut être aussi traitée dans un espace à quatre dimensions.

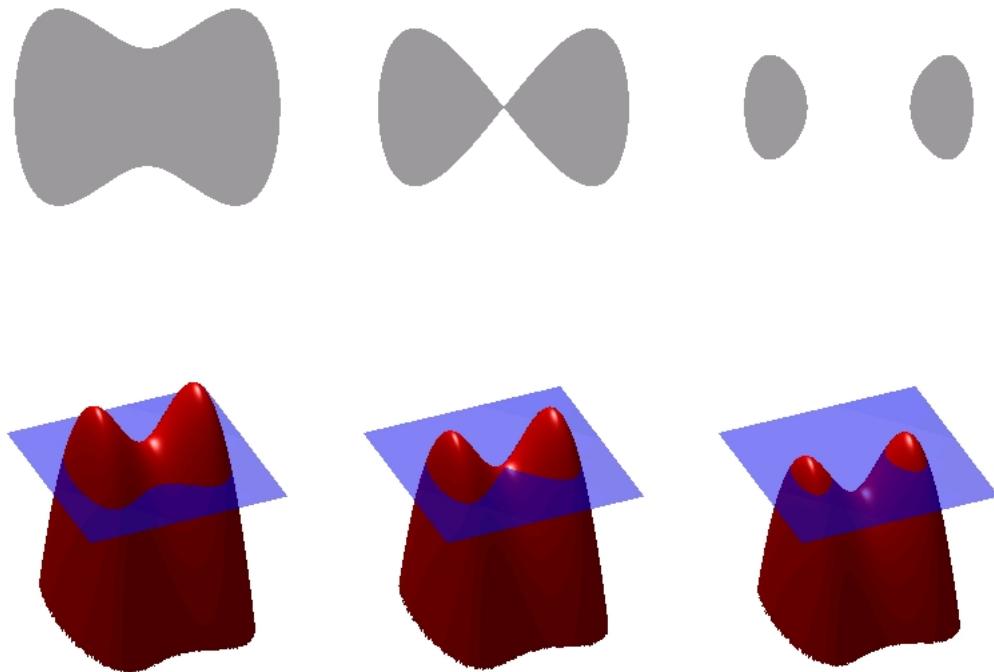


FIGURE 3.1 – Méthode des level sets

## 3.2 Fonctions de Level Set

La méthode de Level Set utilise des courbes  $(\gamma(t))_{t=0}^1$  telles que :

$$\{\gamma(s), s \in [0, 1]\} = \{x \in \mathbb{R}^2, \phi(x) = 0\}$$

**Exemples :** (formes de bases)

Forme circulaire

$$\phi_1(x) = \sqrt{(x_1 - c_1)^2 + (x_2 - c_2)^2} - r \text{ avec } r > 0 \text{ et } c \in \mathbb{R}$$

Forme carrée

$$\phi_2(x) = \max \{ \text{abs}(x_1 - c_1), \text{abs}(x_2 - c_2) \} - r \text{ avec } r > 0 \text{ et } c \in \mathbb{R}$$

**Code matlab :**

```
clf;
subplot(1,2,1);
plot_levelset(phi1);
subplot(1,2,2);
plot_levelset(phi2);
```

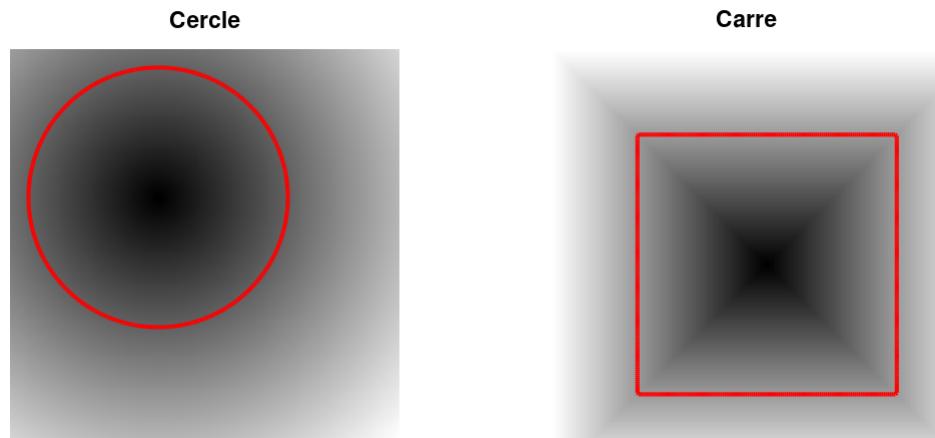


FIGURE 3.2 –  $\phi$  basique

L'intersection ou l'union de deux courbes est possible :

$$\text{Union} : \phi_3(x) = \min \{\phi_1, \phi_2\} \quad \text{Intersection} : \phi_4(x) = \max \{\phi_1, \phi_2\}$$

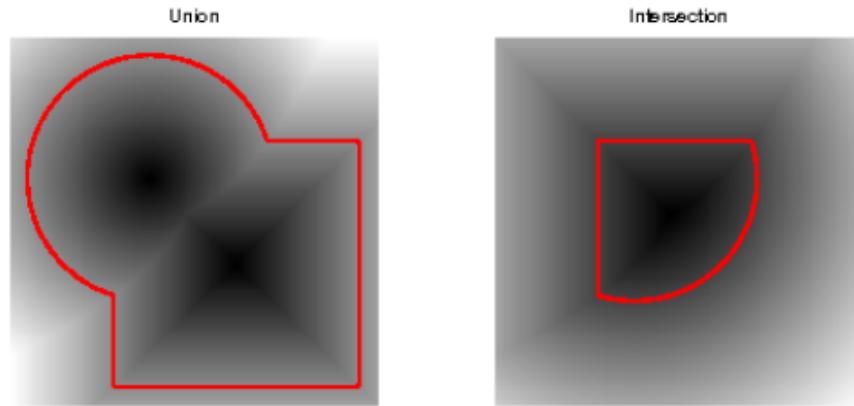


FIGURE 3.3 – Union et Intersection de  $\phi_1$  et  $\phi_2$

### 3.3 Mouvement de courbure moyen

Ce principe correspond à la minimisation du flot de la longueur de la courbe  $\int_0^1 \|\gamma'(s)\| ds$ . L'implementation de la méthode se fait avec une famille  $\phi_t$  de fonctions level set qui satisfait l'équation :

$$\frac{\delta \phi_t}{\delta t} = -G(\phi_t) \text{ avec } G(\phi) = -\|\nabla \phi\| . \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{\|\nabla \phi\|} \right) \text{ où } \nabla \phi_t(x) \text{ est le gradient spacial}$$

L'algorithme est construit selon le schéma de descente de gradient en posant  $\phi^{(0)} = \phi_0$  et

$$\phi^{(l+1)} = \phi^{(l)} - \tau G(\phi^{(l)}), \text{ avec un pas de temps } \tau > 0 \text{ petit}$$

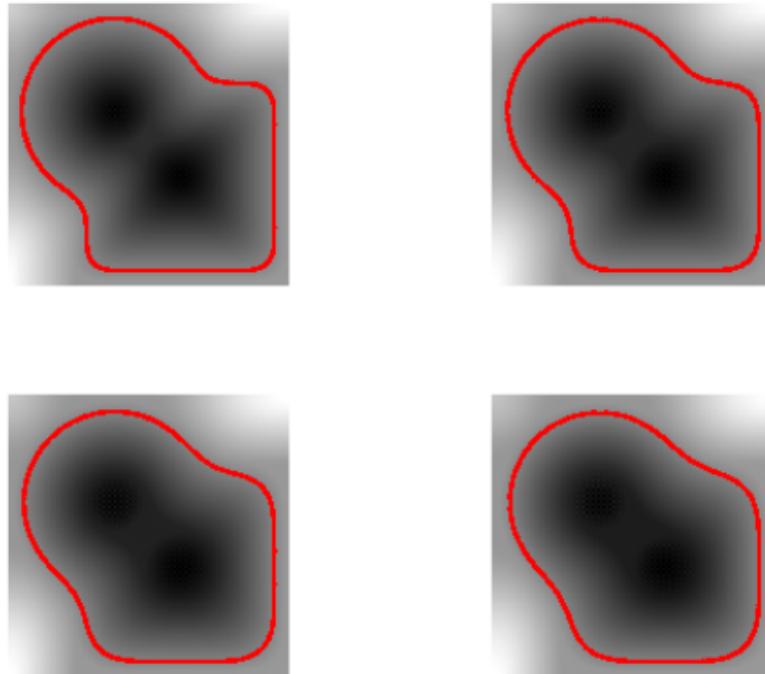


FIGURE 3.4 – Lissage de la courbe  $\gamma$  par descente de gradient

**Remarque :** On observe ainsi que la courbe subit un lissage progressif

### 3.4 Segmentation avec contours géodésiques actifs

Les Contours Actifs Géodésiques sont des modèles déformables géométriques. Ils évoluent donc dans le temps grâce à des mesures géométriques liées à l'image. Ils ont été introduits par Caselles Malladi pour la détection de frontières d'objets.

Tout d'abord, chargeons une image segmentée  $f_0 \in \mathbb{R}^{nxn}$ . Ensuite, posons la fonction arrêt de bord nommée W telle que

$$W(x) = \alpha + \frac{\beta}{\epsilon + d(x)}$$

avec  $d = \|\nabla f_0\| * h_a$ ,  $h_a$  la taille du flou.

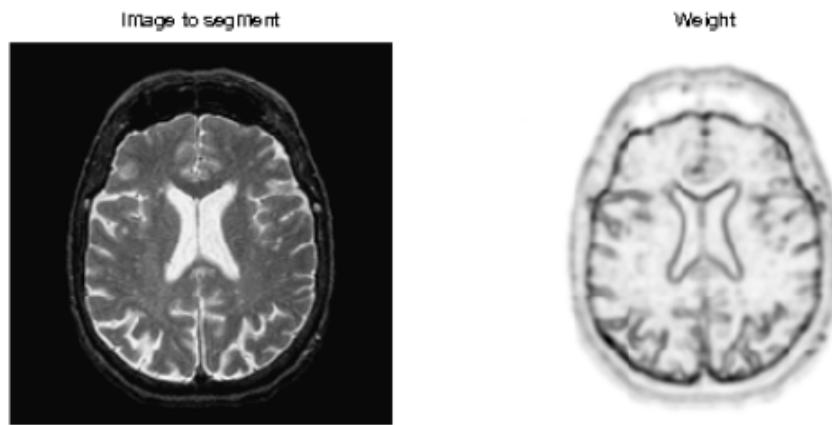


FIGURE 3.5 – Pondération de l'image avec la fonction W

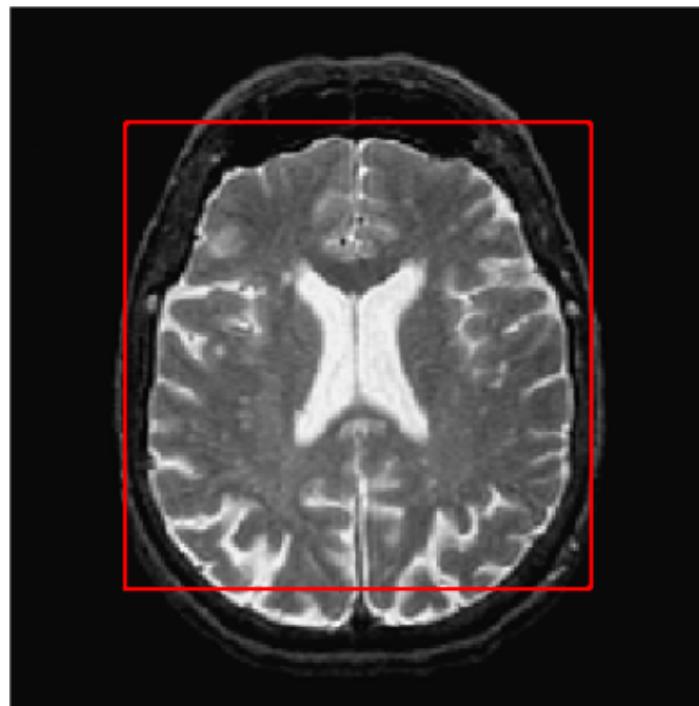


FIGURE 3.6 – Initialisation avec  $\phi$  de forme carrée

La méthode utilisée est la même que la méthode Mean Curvature Motion en ajoutant la fonction de pondération  $W$ . Son principe est de minimiser le flot de la longueur pondérée de la courbe  $\int_0^1 \|\gamma'(s)\| W(\gamma(s)) ds$ . L'algorithme se base toujours sur la descente de gradient avec

$$\frac{\delta\phi_t}{\delta t} = -G(\phi_t) \text{ avec } G(\phi) = -\|\nabla\phi\| \cdot \operatorname{div} \left( W \frac{\nabla\phi}{\|\nabla\phi\|} \right) \text{ où } \nabla\phi_t(x) \text{ est le gradient spacial}$$

et  $\phi^{(0)} = \phi_0$ ,  $\phi^{(l+1)} = \phi^{(l)} - \tau G(\phi^{(l)})$ , avec un pas de temps  $\tau > 0$  petit

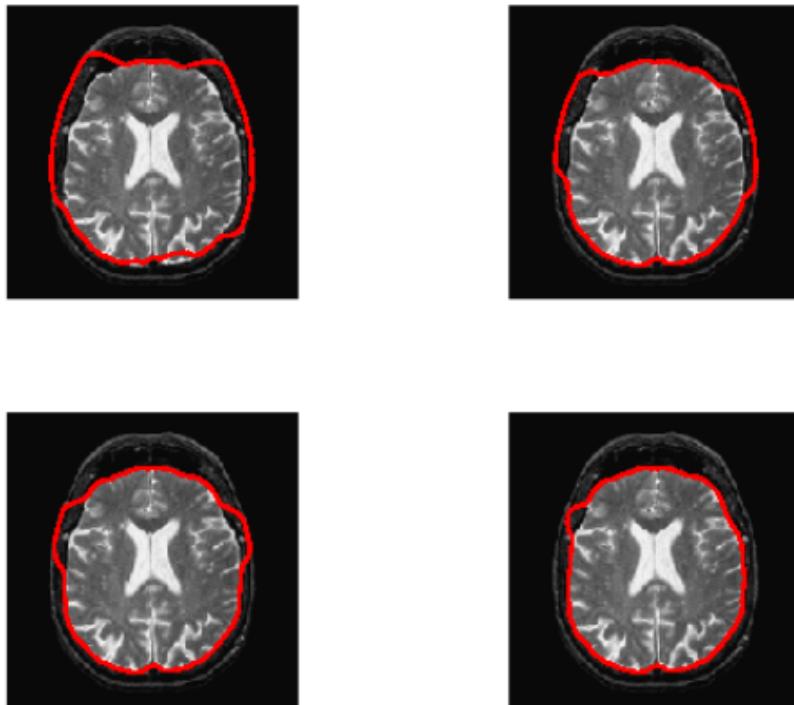


FIGURE 3.7 – Méthode des contours actifs

### 3.5 Segmentation par région de Chan-Vese

Au lieu de partir d'une seule courbe entourant l'image à segmenter, cette méthode met en place plusieurs petites courbes réparties sur toutes l'image afin d'améliorer la segmentation. Ainsi, les contours actifs de Chan-Vese correspondent à une énergie régionale qui recherche une approximation de l'image par morceaux de taille constante.

L'énergie à minimiser est définie par

$$\min_{\phi} L(\phi) + \lambda \int_{\phi(x)>0} |f_0(x) - c_1|^2 dx + \lambda \int_{\phi(x)>0} |f_0(x) - c_2|^2 dx$$

avec  $L$  la longueur de  $\phi$

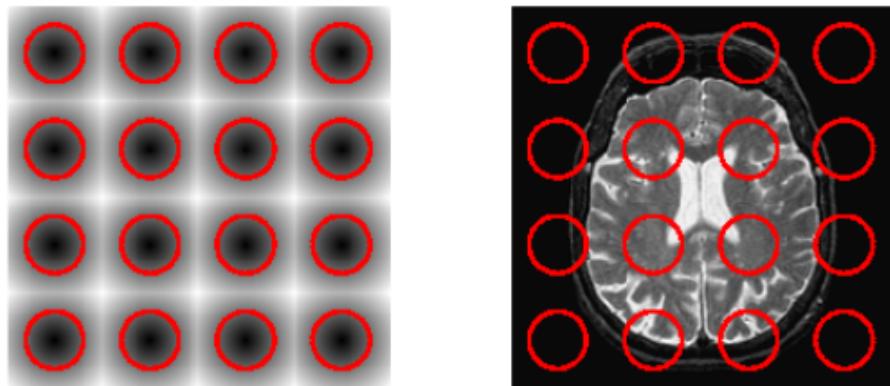


FIGURE 3.8 – Initialisation des courbes  $\phi$

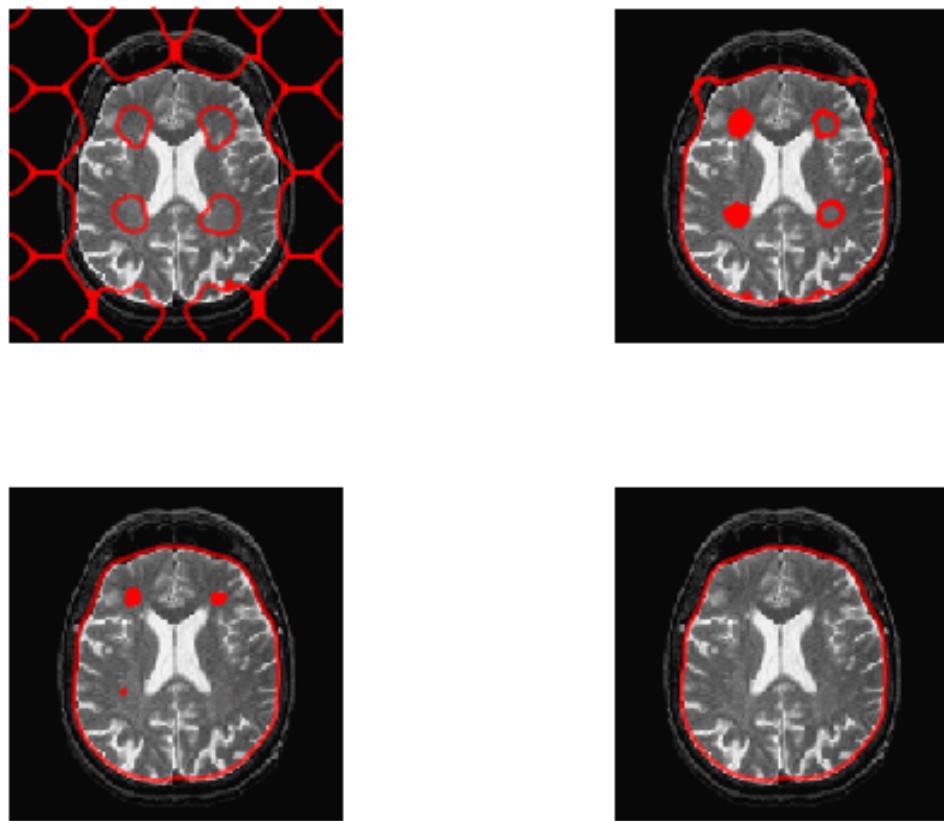


FIGURE 3.9 – Segmentation via la méthode de Chan-Vese

### 3.6 Bilan du tp

Les deux méthodes vues dans ce tp sont toutes les deux efficaces. Cependant, comme pour la méthode des Snakes, la méthode de segmentation avec contours géodésiques actifs est dépendant de la forme et de la position initiale de la courbe  $\phi$  mais reste néanmoins plus efficace. De son côté, la méthode de segmentation par région de Chan-Vese est beaucoup plus performante. En effet, celle-ci ne dépend absolument pas de la courbe initiale ni de sa position.