



TADI

RAPPORT

---

# Modèles Déformables pour la Segmentation d'Images Médicales

---

*Étudiant :*  
Robin SOARES

*Supervisé par :*  
Isabelle BLOCH

Repository GitHub : <https://github.com/srsrb/TADI>

23 octobre 2024

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Analyse des Paramètres des Modèles Déformables</b>	<b>2</b>
2.1	Paramètres des Contours Actifs Paramétriques . . . . .	2
2.2	Paramètres des Ensembles de Niveaux (Chan & Vese) . . . . .	5
<b>3</b>	<b>Résultats de Segmentation</b>	<b>9</b>
3.1	Segmentation avec "Active Contour" d'une IRM Cérébrale . . . . .	9
3.1.1	Méthode utilisée : Contours actifs paramétriques . . . . .	10
3.2	Segmentation avec la méthode de Chan & Vese . . . . .	10
3.2.1	Paramètres . . . . .	10
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>11</b>

# 1 Introduction

La segmentation d'images médicales est une tâche cruciale dans le traitement des images biomédicales. Elle permet de délimiter des structures anatomiques importantes afin d'améliorer le diagnostic médical et les interventions chirurgicales. Deux approches majeures sont explorées dans ce travail pratique :

- Les **snakes**, où le contour est explicitement représenté et évolue sous l'effet de forces définies.
- La **méthode de Chan & Vese**, où le contour est implicitement représenté et évolue pour séparer des régions homogènes en intensité.

Les expériences réalisées se concentrent sur des images médicales :

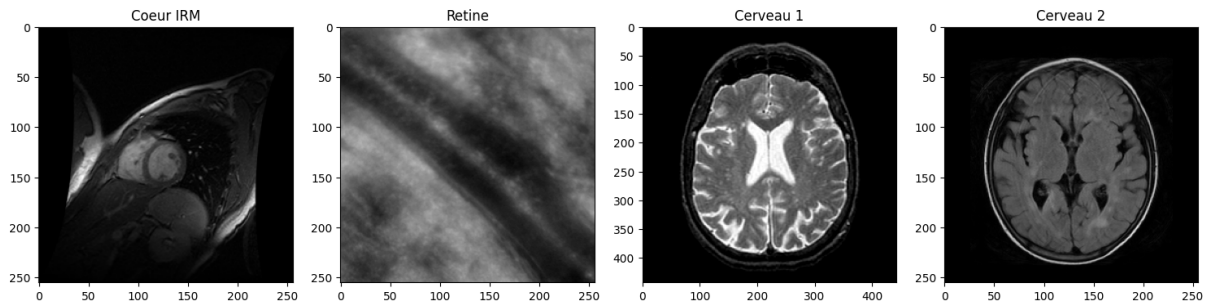


FIGURE 1 – Différentes images médicales sur lesquelles les méthodes de segmentation seront appliquées

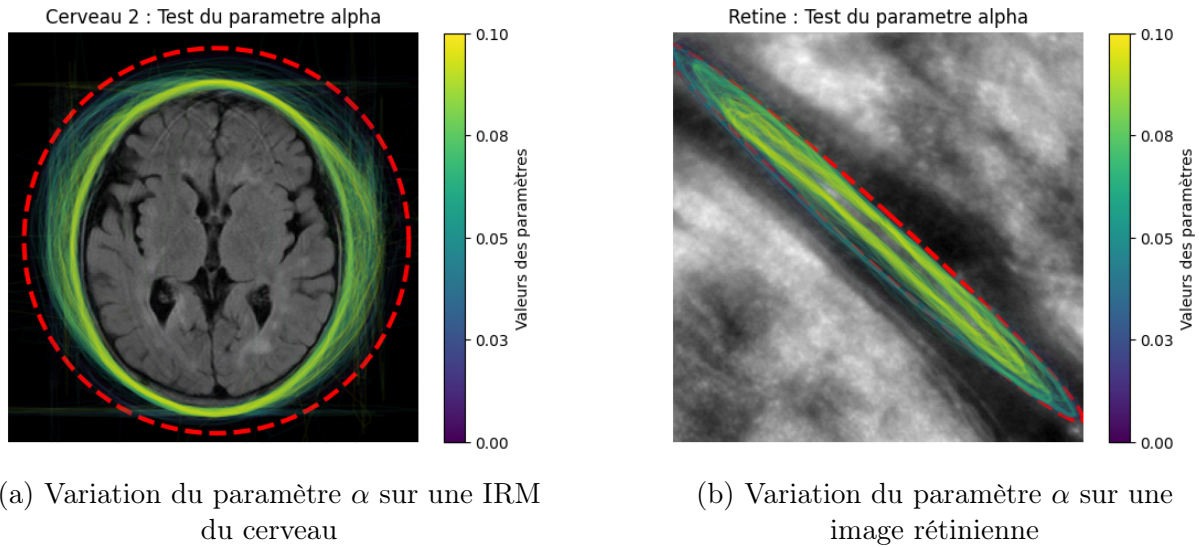
## 2 Analyse des Paramètres des Modèles Déformables

Dans cette section, nous examinons les différents paramètres des deux méthodes de segmentation et expliquons leur rôle ainsi que leur influence sur les résultats.

### 2.1 Paramètres des Contours Actifs Paramétriques

Les contours actifs, également appelés *snakes*, sont une méthode très utilisée pour détecter les bords d'objets dans une images. Les contours actifs peuvent être déformés pour épouser la forme de l'objet à détecter.

- **Alpha ( $\alpha$ )** : Le paramètre  $\alpha$  contrôle la tension du contour, ce qui influence sa raideur. Une valeur élevée d' $\alpha$  force le contour à rester plus droit. Pour rendre la courbe plus sensible aux petites variations locales dans l'image, il faut réduire  $\alpha$ .



On observe clairement sur les figures 2a et 2b que plus les traits tendent vers le vert, plus le traits devient rigide et inversement pour le bleu.

- **Beta ( $\beta$ )** : Ce paramètre contrôle la rigidité du contour, c'est-à-dire la résistance à la courbure. Lorsque  $\beta$  est faible, le contour peut facilement s'adapter à des formes anguleuses ou des structures complexes. En revanche, un  $\beta$  élevé rend le contour plus rigide, ce qui le rend plus apte à capturer des formes régulières mais moins capable de suivre des courbes prononcées. C'est observable sur la courbure à gauche sur la figure 3

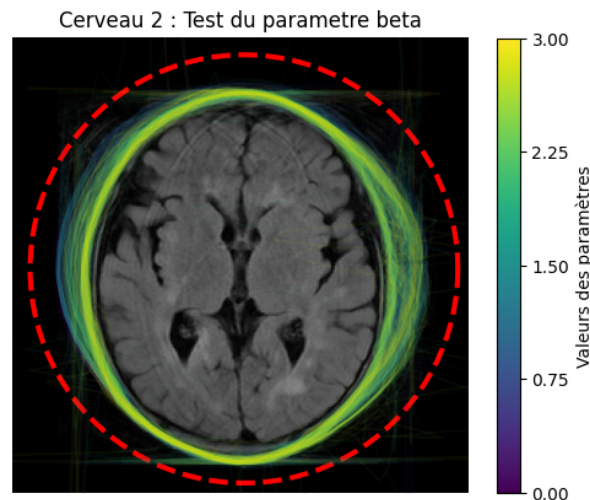
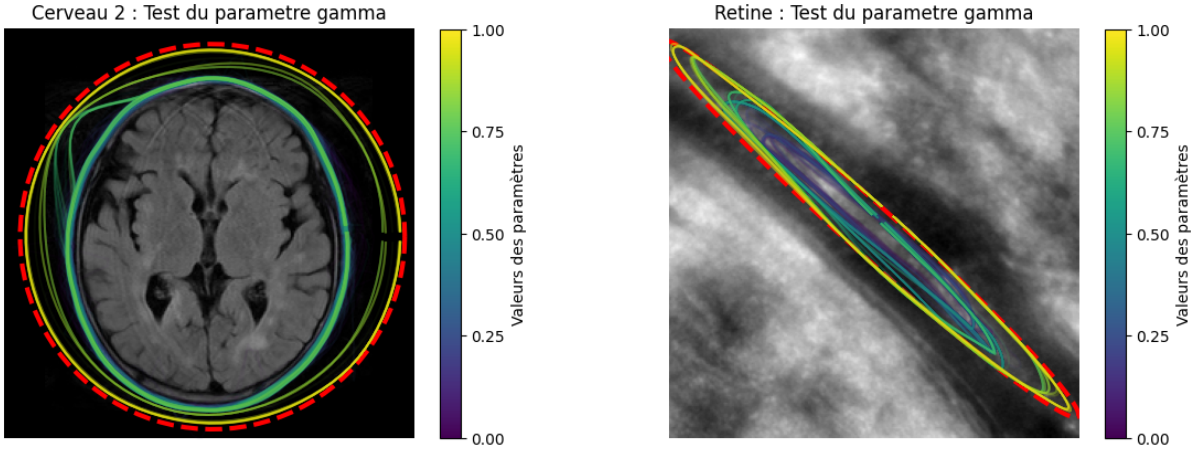


FIGURE 3 – Variation du paramètre  $\beta$  sur une IRM du cerveau

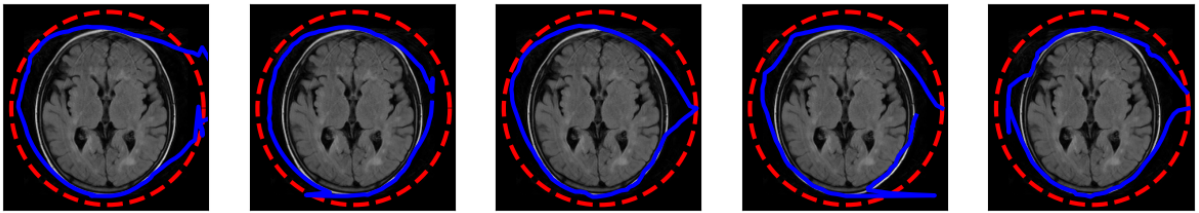
- **Gamma ( $\gamma$ )** : Ce paramètre agit comme un facteur de temps dans l'évolution du contour. Un  $\gamma$  élevé accélère l'évolution, ce qui peut conduire à une convergence plus rapide mais peu aussi amené à une perte de précision. Ce phénomène est observable dans les figures 4a et 4b.



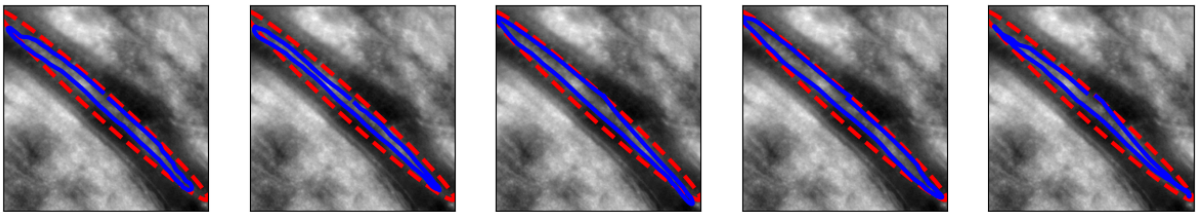
(a) Variation du paramètre  $\gamma$  sur une IRM du cerveau

(b) Variation du paramètre  $\gamma$  sur une image rétinienne

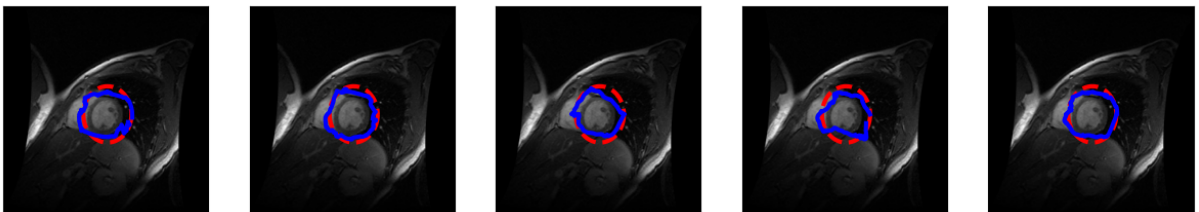
— **Condition de frontière** : Il est essentiel de définir comment le contour se comporte à proximité des bords de l'image. Par exemple, une condition de frontière *fixed* peut empêcher le contour de sortir des limites de l'image, ce qui est particulièrement utile lorsque l'on sait que les objets d'intérêt ne touchent pas les bords de l'image. On observe clairement ce phénomène dans la figure 5a



(a) Observation des différentes conditions de frontières ['free', 'periodic', 'fixed', 'free-fixed', 'fixed-free'] sur une IRM du cerveau

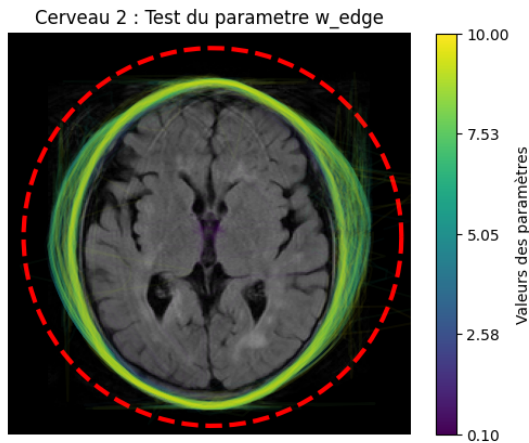


(b) Observation des différentes conditions de frontières ['free', 'periodic', 'fixed', 'free-fixed', 'fixed-free'] sur une image rétinienne

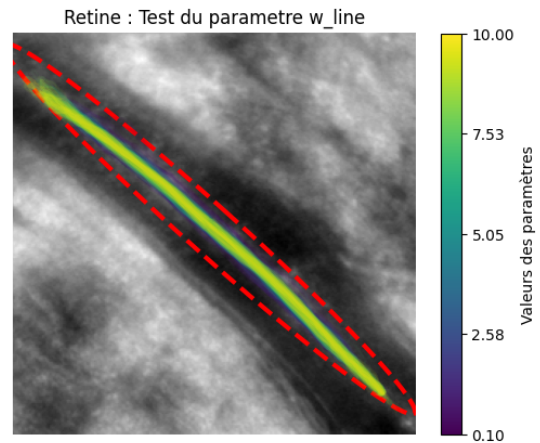


(c) Observation des différentes conditions de frontières ['free', 'periodic', 'fixed', 'free-fixed', 'fixed-free'] sur une image rétinienne

- **Poids de ligne et de bord ( $w_{\text{line}}$ ,  $w_{\text{edge}}$ )** : Ces paramètres contrôlent respectivement l'importance donnée à l'intensité des pixels et à la détection des bords. Dans des images avec des gradients peu marqués, un poids de bord plus important permet de mieux capturer les transitions d'intensité entre les structures internes et externes de l'organe. Il est rapide d'observer dans la figure 6a que la valeur (en bleu) du paramètre  $w_{\text{edge}}$  implique que la méthode trouve des contours au centre du cerveau.



(a) Variation du paramètre  $w_{\text{edge}}$  sur une IRM du cerveau



(b) Variation du paramètre  $w_{\text{line}}$  sur une image rétinienne

## 2.2 Paramètres des Ensembles de Niveaux (Chan & Vese)

La méthode de Chan & Vese repose sur la segmentation basée sur les régions, ce qui la rend particulièrement efficace pour des images où les bords ne sont pas clairement définis. Cette approche est fondée sur l'évolution d'une courbe définie implicitement, en se basant sur des différences d'intensité entre deux régions.

- **Mu ( $\mu$ )** : Le paramètre  $\mu$  est le plus important. Il influence la longueur du contour. En augmentant  $\mu$ , le modèle favorise des contours plus courts et plus lisses. Cependant, un  $\mu$  trop élevé peut simplifier excessivement la forme et ne pas capturer les détails fins. C'est un paramètre clé pour la régularisation de la courbe.



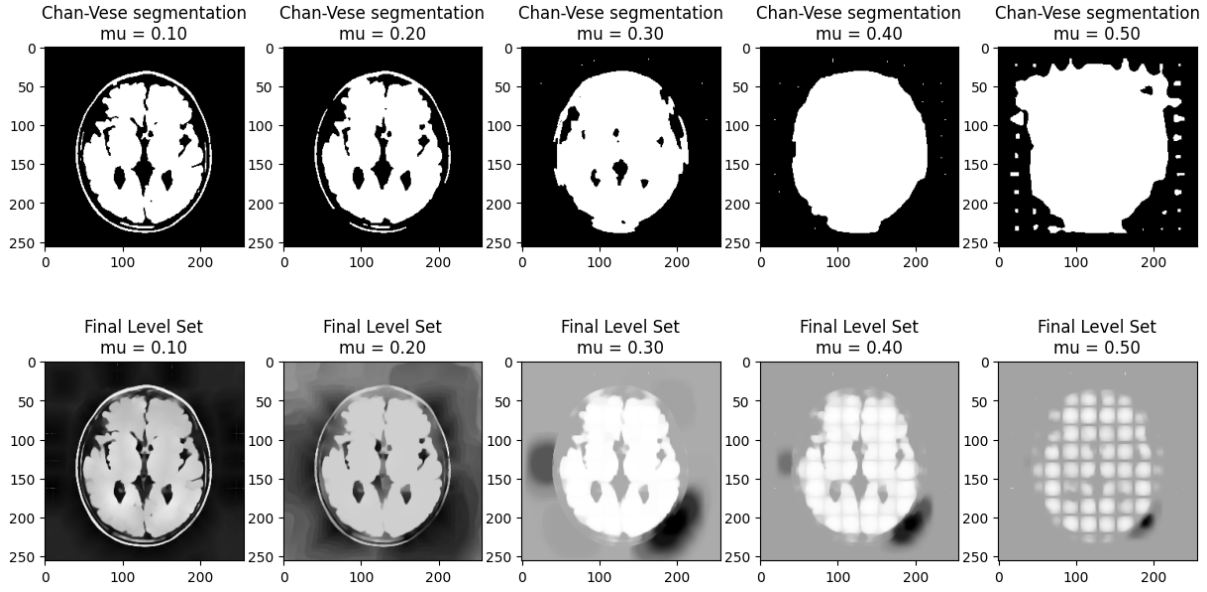


FIGURE 7 – Variation du paramètre  $\mu$  sur une IRM du cerveau

- **Lambda1 ( $\lambda_1$ ) et Lambda2 ( $\lambda_2$ )** : Ces paramètres pondèrent l'homogénéité des intensités à l'intérieur et à l'extérieur du contour. Lorsque l'objet à segmenter est bien distinct du fond, une valeur de  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  proche de 1 suffit. Dans des images avec des intensités variables à l'intérieur des objets, des ajustements fins sont nécessaires. La figure 15 mets en exergue ces principes.

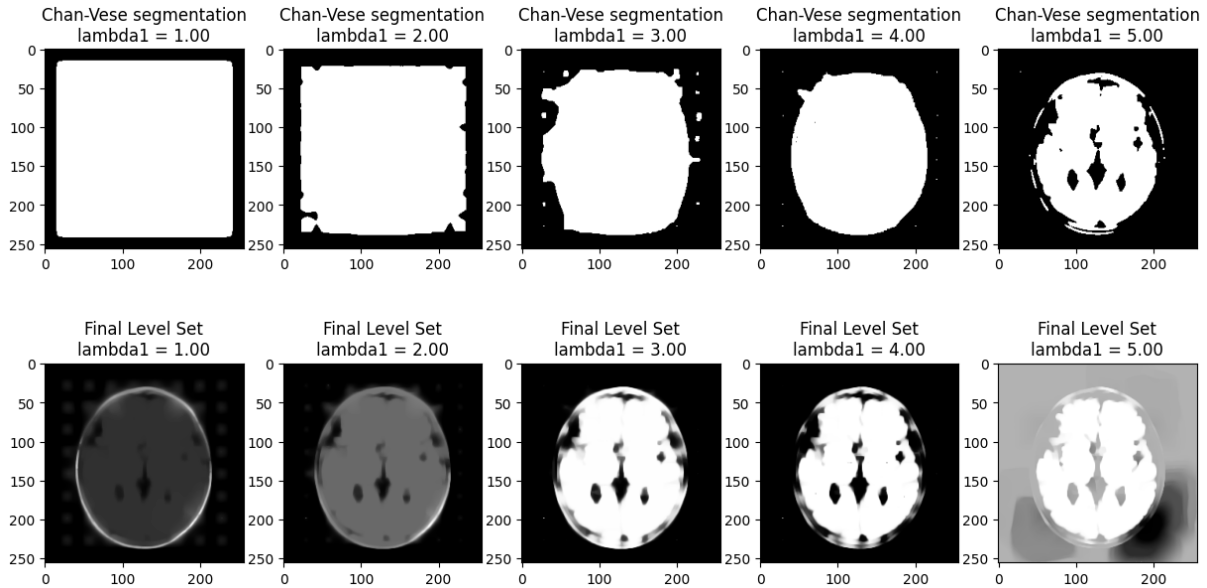


FIGURE 8 – Variation du paramètre  $\lambda_1$  sur une IRM du cerveau

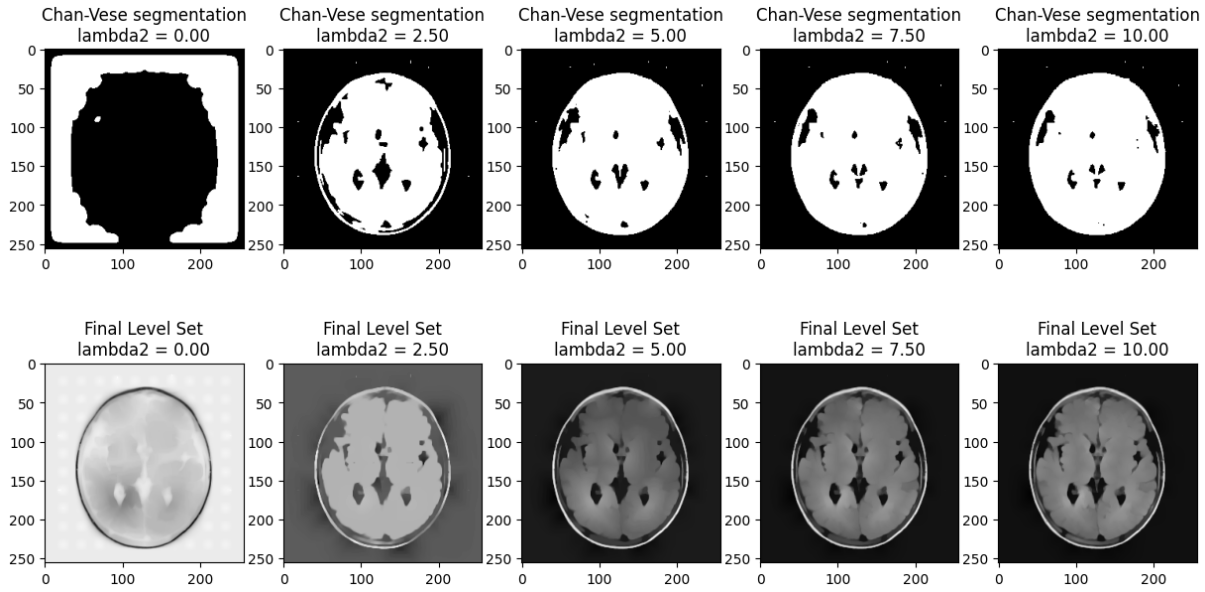


FIGURE 9 – Variation du paramètre  $\lambda_2$  sur une IRM du cerveau

- **Tolérance (tol)** : Ce paramètre détermine à quel moment l'algorithme arrête son évolution. Une tolérance trop faible peut entraîner une convergence prématurée, tandis qu'une tolérance trop élevée peut allonger inutilement le temps de calcul.

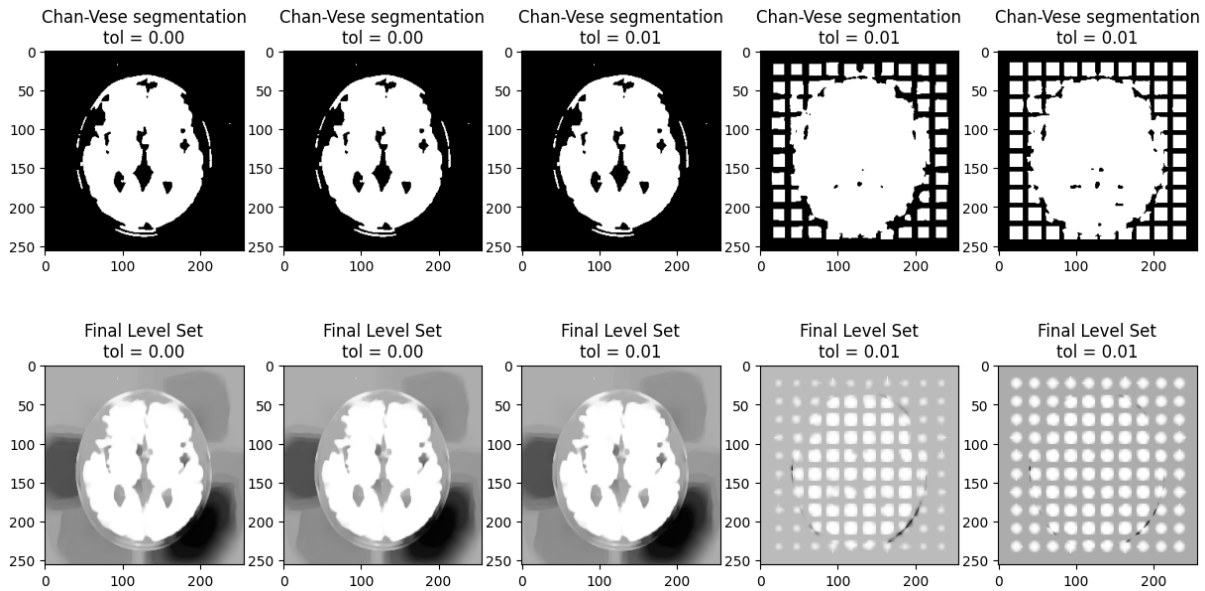


FIGURE 10 – Variation du paramètre  $tol$  sur une IRM du cerveau

- **Nombre maximal d'itérations** : Définit la limite du nombre d'itérations avant l'arrêt du processus d'évolution. Si ce nombre est trop faible, l'algorithme risque de ne pas converger vers la solution optimale. En revanche, un nombre d'itérations trop élevé peut prolonger les calculs sans bénéfice supplémentaire.



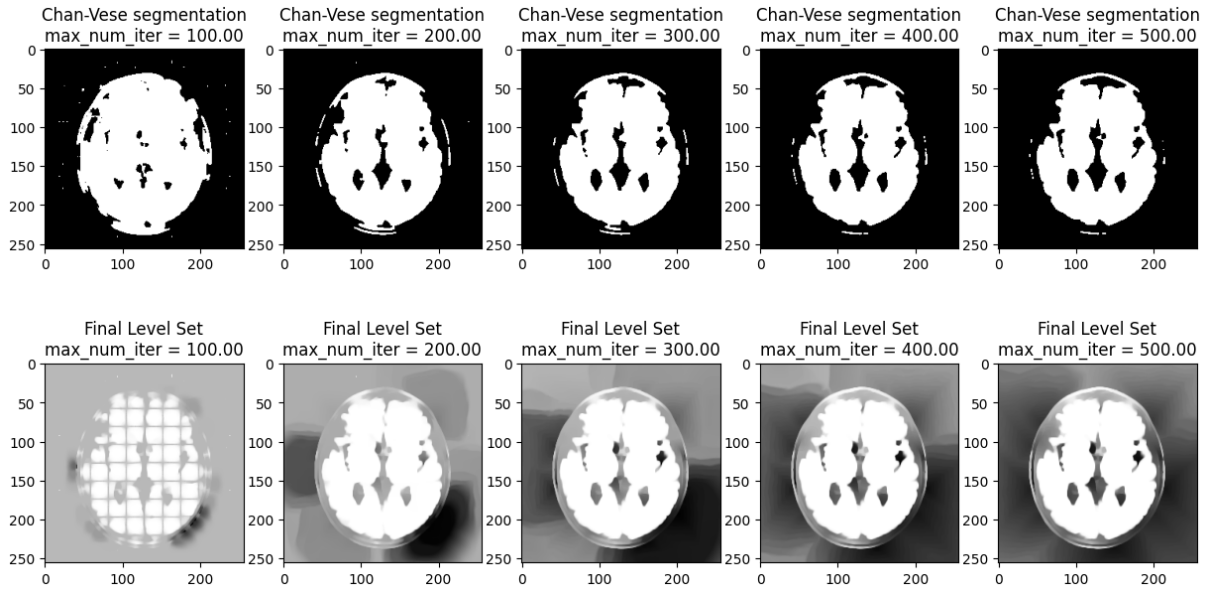


FIGURE 11 – Variation du paramètre `max_iter` sur une IRM du cerveau

- **Pas de temps ( $dt$ )** : Ce paramètre régle la vitesse de l'évolution de la courbe. Un pas de temps plus grand accélère l'évolution, mais peut entraîner une moins bonne précision dans la capture des contours fins.

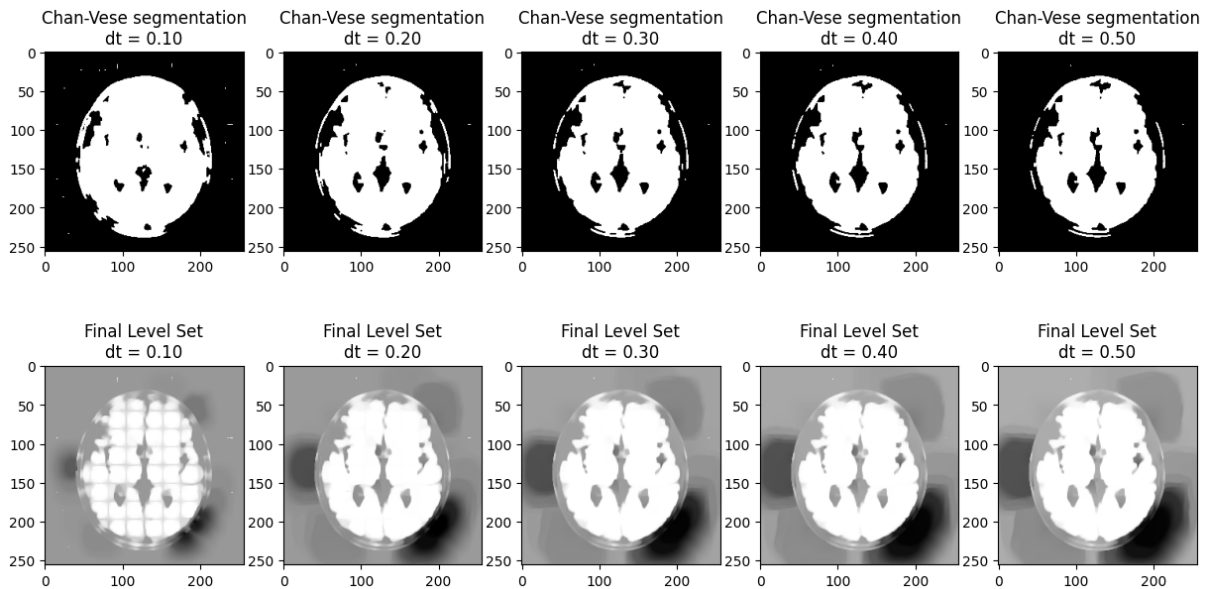


FIGURE 12 – Variation du paramètre `dt` sur une IRM du cerveau

### 3 Résultats de Segmentation

Cette section décrit l'application des deux méthodes sur des images médicales et d'autres images d'intérêt. Nous explorons plusieurs configurations de paramètres et analysons les résultats obtenus.

#### 3.1 Segmentation avec "Active Contour" d'une IRM Cérébrale

Dans cette expérience, nous avons utilisé une image IRM du cerveau à l'aide de la méthode "Active Contour".

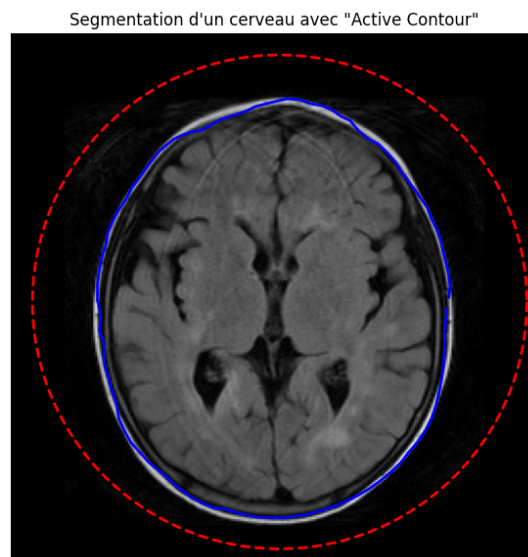


FIGURE 13 – Segmentation avec "Active Contour" sur une IRM du cerveau

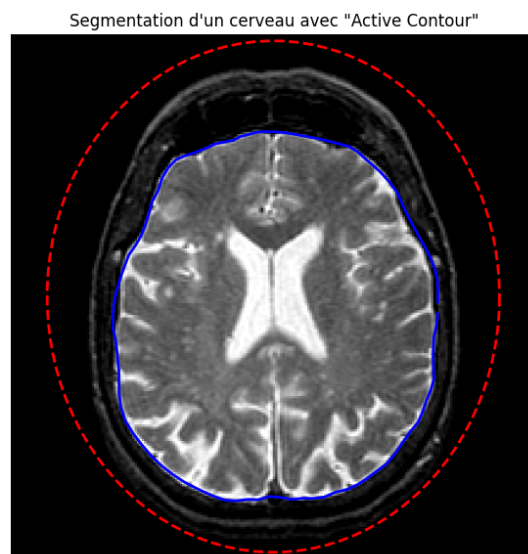


FIGURE 14 – Segmentation avec "Active Contour" sur une IRM du cerveau

### 3.1.1 Méthode utilisée : Contours actifs paramétriques

#### Paramètres :

- $\alpha = 0.01$
- $\beta = 0.01$
- $\gamma = 0.001$
- *Condition de frontière : periodic*

Les valeurs de  $\alpha$  et  $\beta$  ont été ajustées de manière à capturer correctement les contours tout en évitant une rigidité excessive du contour.

### 3.2 Segmentation avec la méthode de Chan & Vese

Nous avons appliqué la méthode de Chan & Vese pour segmenter une image d'horloge et l'image d'un caméra-man.

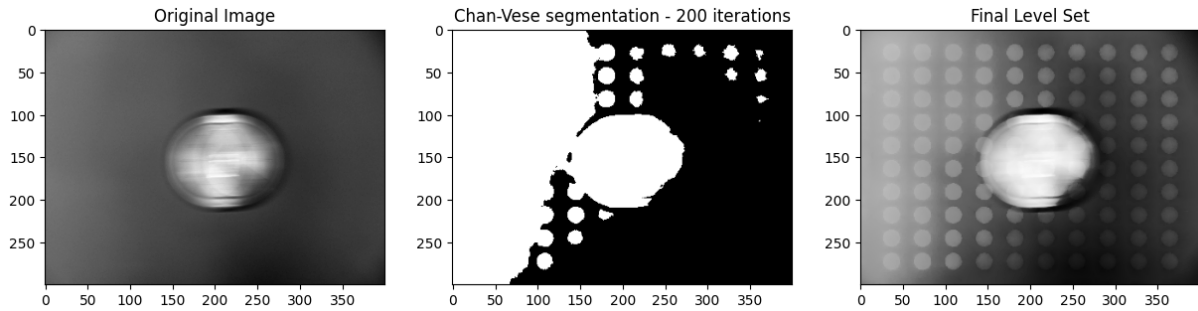


FIGURE 15 – Segmentation avec Chan & Vese sur une image d'horloge

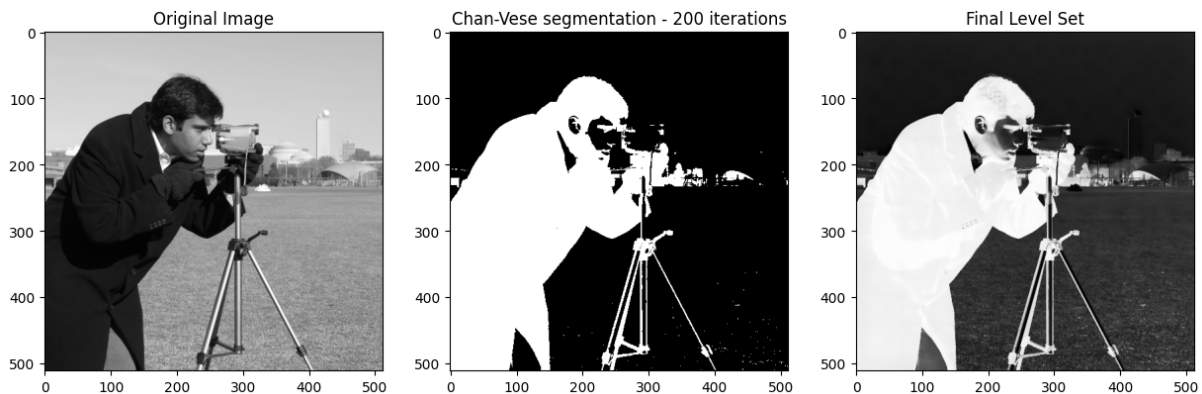


FIGURE 16 – Segmentation avec Chan & Vese sur une image d'un caméra-man

#### 3.2.1 Paramètres

##### Clock :

- $\mu = 0.0025$
- $\lambda_1 = 1$
- $\lambda_2 = 1$

- $tol = 1e - 4$
- $max\_num\_iter = 200$
- $dt = 0.5$

**Caméra-man :**

- $\mu = 0.025$
- $\lambda_1 = 1$
- $\lambda_2 = 1$
- $tol = 1e - 4$
- $max\_num\_iter = 200$
- $dt = 0.5$

## 4 Conclusion

Dans ce travail, nous avons exploré deux méthodes de segmentation basées sur des modèles déformables : les **contours actifs paramétriques** et la méthode des **ensembles de niveaux de Chan & Vese**. Ces deux méthodes se sont révélées efficaces dans des contextes différents :

- Les **contours actifs paramétriques** ont bien fonctionné pour des images avec des bords nets, comme les IRM cérébrales. Cependant, l'ajustement des paramètres est crucial pour capturer les détails sans rendre la courbe trop rigide.
- La méthode **Chan & Vese**, quant à elle, s'est montrée performante pour segmenter des objets avec des frontières floues, comme l'horloge par exemple. Cette méthode est moins sensible aux bords forts.

L'analyse approfondie des résultats montre que chaque méthode a ses forces et ses faiblesses en fonction des caractéristiques des images segmentées.