

TP n°2 : les modèles déformables

Victor Piriou

1 Explication détaillée des deux méthodes

1.1 Le modèle de contour actif

1.1.1 Explication

Un modèle de contour actif permet d'une façon semi-automatique de détecter le contour d'un objet dans une image. Ce contour est modélisé par un ensemble de points $\{v_i\}_{i=0,\dots,n-1}$ que l'on doit absolument placer à proximité de l'objet que l'on veut segmenter. Il s'agit d'un problème d'optimisation qui consiste à chercher, à chaque itération, la façon dont il faut déplacer les points afin qu'ils finissent par épouser le contour de l'objet à segmenter. Ce processus itératif est basé sur la minimisation d'une énergie E_{totale} :

$$E_{\text{totale}} = \int_0^1 (E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{image}}(v(s)) + E_{\text{ext}}(v(s))) ds,$$

où E_{int} , E_{image} et E_{ext} sont respectivement appelées énergies interne, énergie relative à l'information contenue dans l'image, et énergie externe.

Energie interne Elle est définie par : $E_{\text{int}} = \alpha(s) \left(\frac{dv}{ds}\right)^2 + \beta(s) \left(\frac{d^2v}{ds^2}\right)^2$.

Le paramètre $\alpha(s)$ est une pénalisation sur la longueur de la courbe C qui vaut $\int_C \frac{d(v(s))}{ds} ds$. Plus α est grand, plus la longueur du contour aura tendance à être faible. Plus il est petit, plus le contour aura tendance à être long. Le paramètre $\beta(s)$ est une pénalisation sur la courbure $\left\|\frac{d^2v(s)}{ds}\right\|$ qui mesure la manière dont la courbe s'éloigne localement d'une ligne droite. Plus β est grand, plus le contour actif aura tendance à être lisse. Plus il est petit, plus il aura tendance à être courbé.

Energie de l'image Elle est définie par : $E_{\text{image}} = g(\|\nabla f\|)$ où f contient les gradients du contour. Sa minimisation est engendrée par un rapprochement du contour actif vers celui de l'objet. La fonction g est définie selon les caractéristiques du problème étudié. On peut par exemple la définir par $g(x) = -x^2$.

Energie externe Elle permet d'ajouter des contraintes particulières, comme par exemple, des points de passage obligés ou une force ballon pour augmenter l'attraction qui peut être trop faible en raison d'un mauvais placement du contour initial. Il est important de mentionner que l'utilisation d'une force ballon est possible seulement si on sait que le contour est à l'intérieur ou à l'extérieur de l'objet. Cette énergie est donc définie selon les spécificités du problème.

1.1.2 Paramètres de la fonction *active_contour*

Les paramètres les plus importants de la fonction *active_contour* sont :

- **image**. Elle peut être filtrée par un filtre Gaussien par exemple qui aura pour effets d'atténuer le bruit et dans une moindre mesure, de "propager les gradients".
- **snake** sont les coordonnées du contour initial.
- **alpha** est le paramètre α .
- **beta** est le paramètre β .

- **w_line** contrôle l'attraction du contour actif vers les zones de fortes intensités.
- **w_edge** contrôle la répulsion du contour actif par rapport aux bords.
- **gamma** est le pas de temps. Dans le cours il est défini par τ et il intervient dans la mise à jour du champs de vecteurs vitesse :

$$v(t+1) = (A + \tau I)^{-1}(F(v(t)) + \tau v(t)),$$

où :

- A est la matrice obtenue en résolvant le système $A \cdot V = F$;
- $V^t = [v_0^t, v_1^t, v_2^t, \dots, v_{n-1}^t]^t$;
- τI évite le problème d'instabilité numérique causé par la potentielle absence d'inversibilité de la matrice;
- $F(v) = -\nabla P(v)$ avec $P(v) = E_{\text{image}}(v) + E_{\text{ext}}(v)$.

Plus γ est grand, plus le nombre d'itérations nécessaires sera faible. Cependant, s'il est trop grand, le résultat sera mauvais.

- **max_px_move** permet de limiter le déplacement des points $\{v_i\}_{i=0, \dots, n-1}$.
- **max_num_iter** permet de définir un critère d'arrêt basé sur un nombre d'itérations à effectuer.
- **convergence** est un seuil sur l'énergie permettant de définir un critère d'arrêt.
- **boundary_condition** permet entre autres de définir la courbe du contour actif comme ouverte ou fermée.

1.1.3 Expérimentations

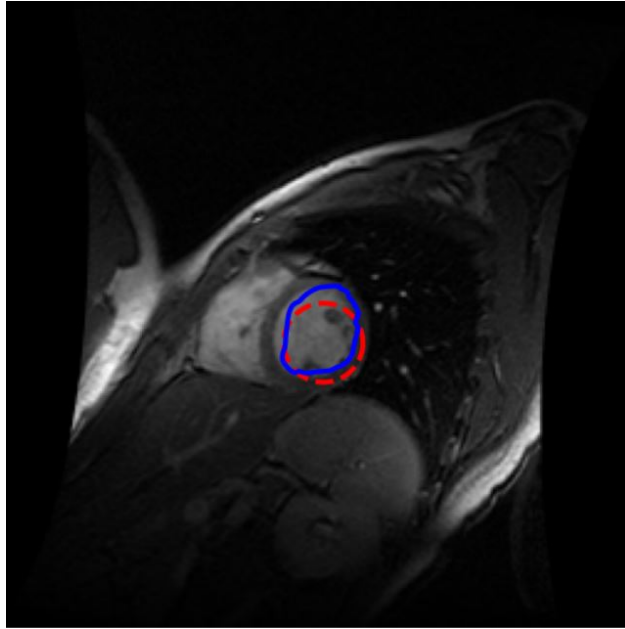
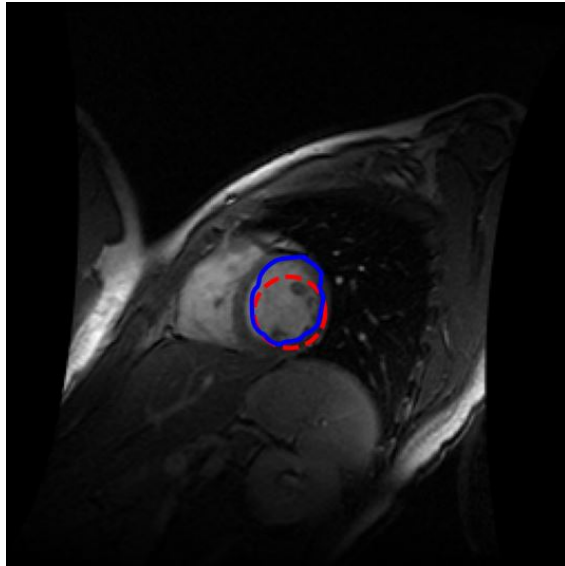
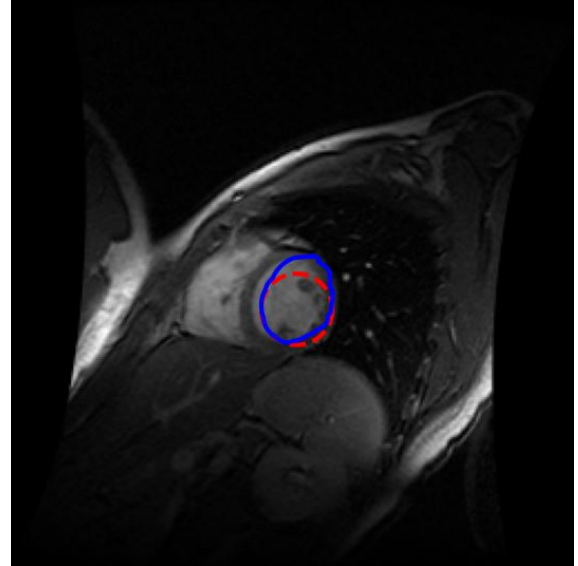


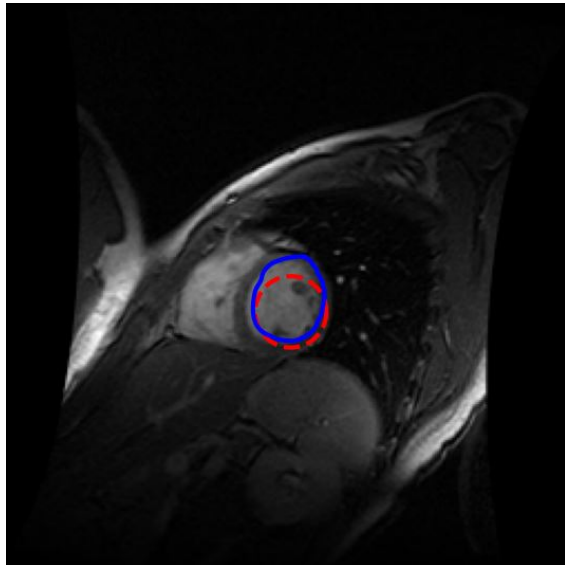
Figure 1: **Segmentation de l'image du coeur obtenue par IRM.** Le contour obtenu est en rouge tandis que le contour initial est en bleu. L'image a été filtrée par un filtre Gaussien dont l'écart-type σ vaut 4.5. Les autres paramètres ont été initialisés à $\alpha = 0.1$, $\beta = 55$, $w_{line} = -5$, $w_{edge} = 80$ et $\gamma = 0.001$.



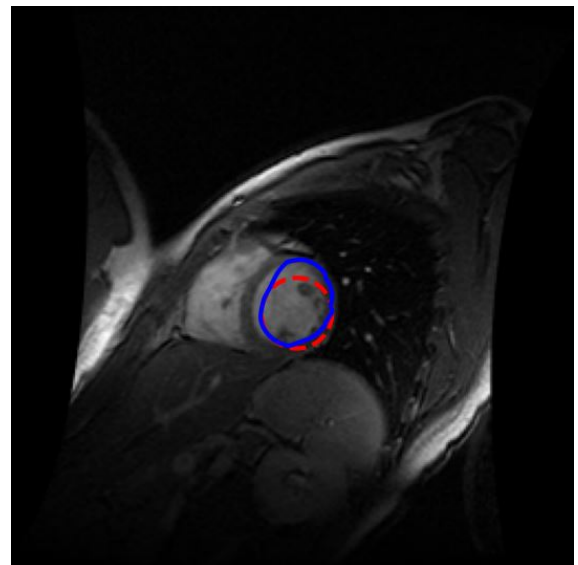
$\alpha = 0.01$



$\alpha = 0.05$

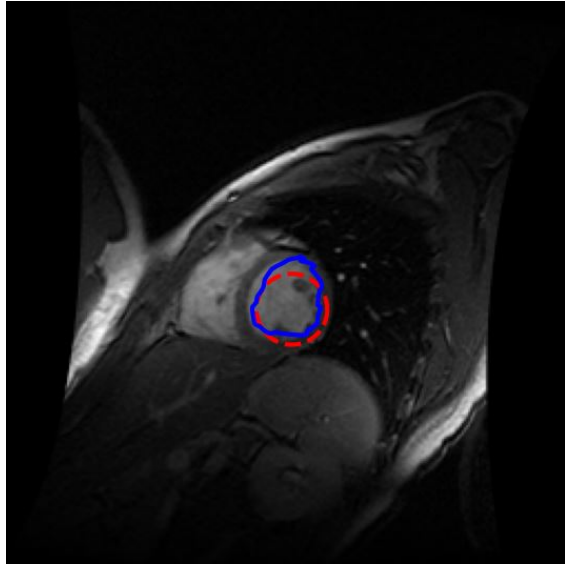


$\alpha = 0.1$

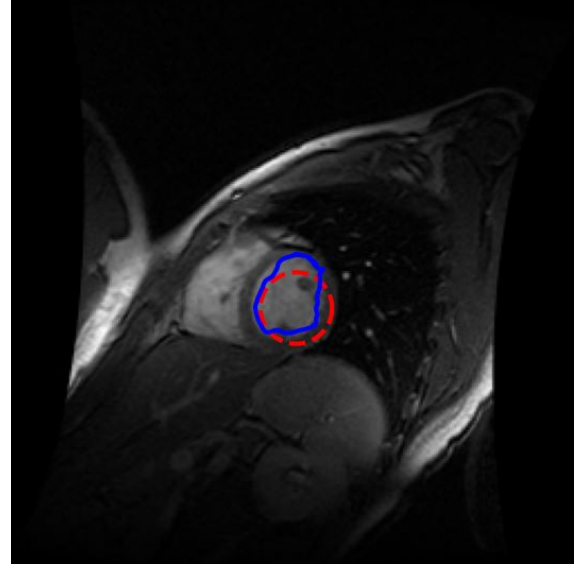


$\alpha = 0.5$

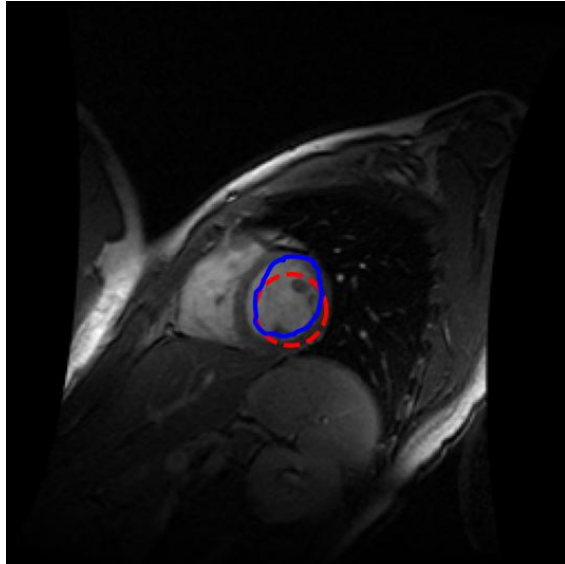
Figure 2: Par rapport à la figure 1, seul le paramètre α varie. On peut constater que l'augmentation de α a tendance à rendre le contour moins long.



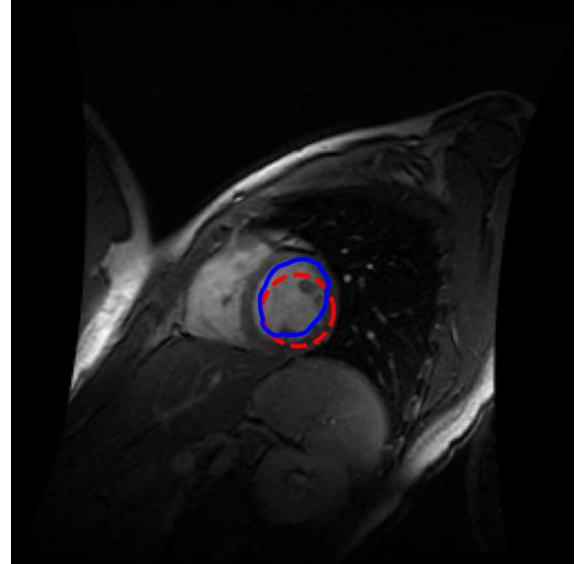
$\beta = 15$



$\beta = 30$



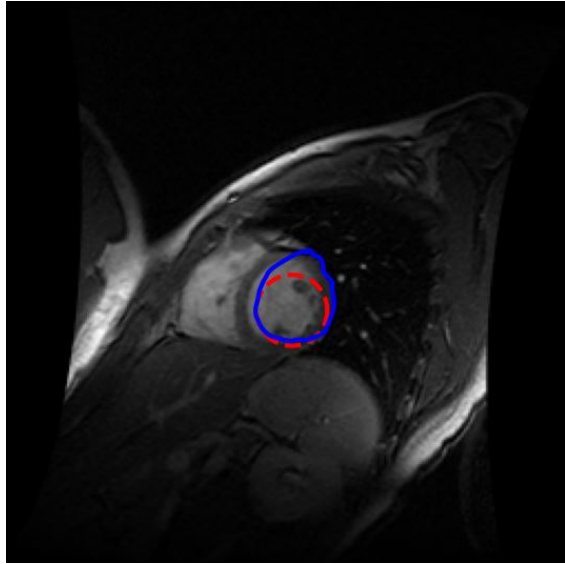
$\beta = 45$



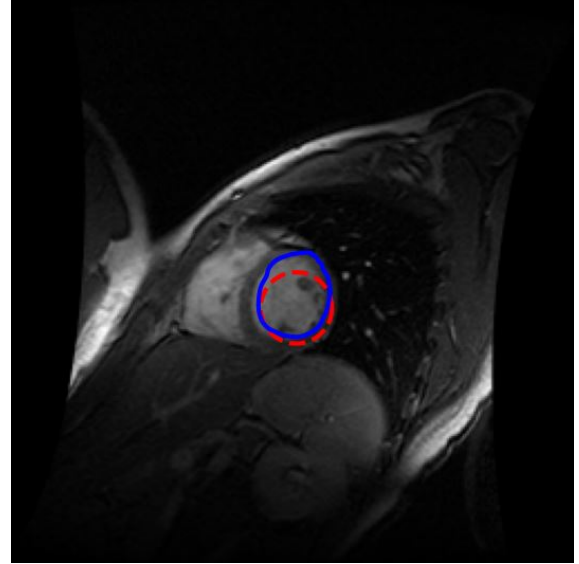
$\beta = 60$

Figure 3: Par rapport à la figure 1, seul le paramètre β varie. On peut constater que l'augmentation de β a tendance à rendre le contour plus lisse.

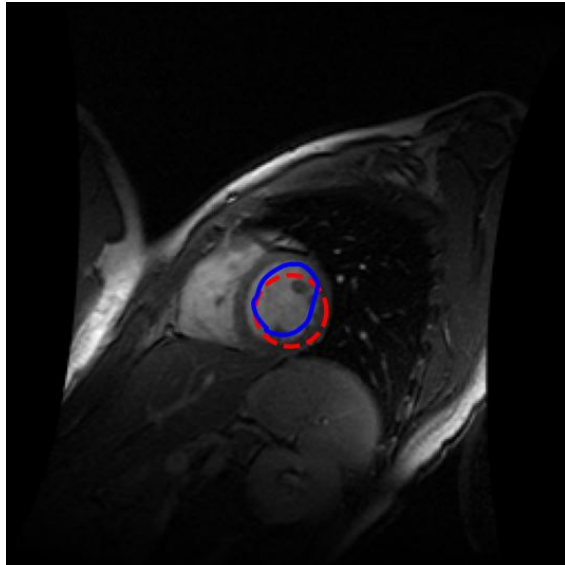
Il y a une redondance entre l'information fournie par la longueur et la courbure du contour actif. Cela rend l'optimisation des paramètres α et β ardue.



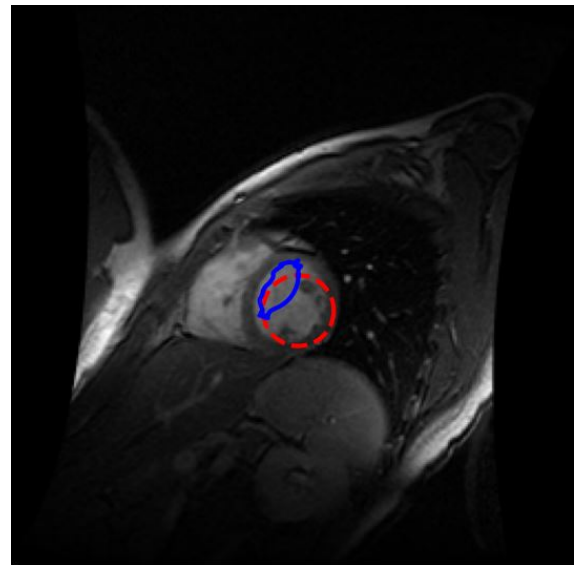
$w_line = -10$



$w_line = -5$

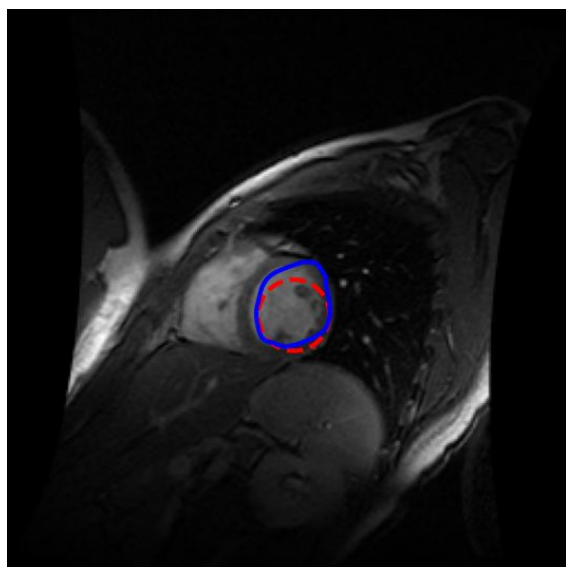


$w_line = 5$

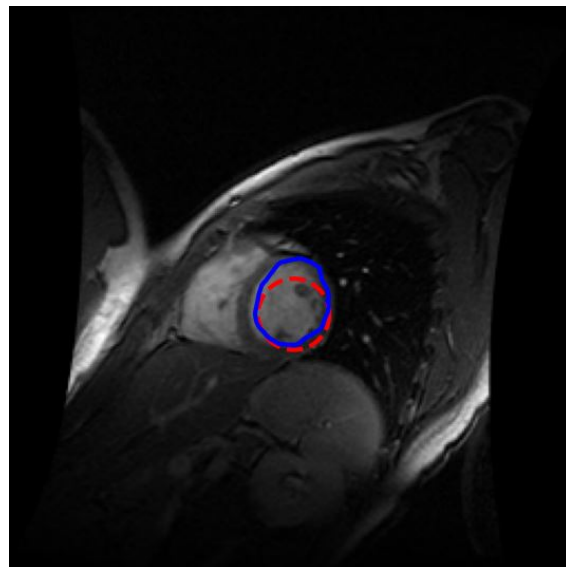


$w_line = 10$

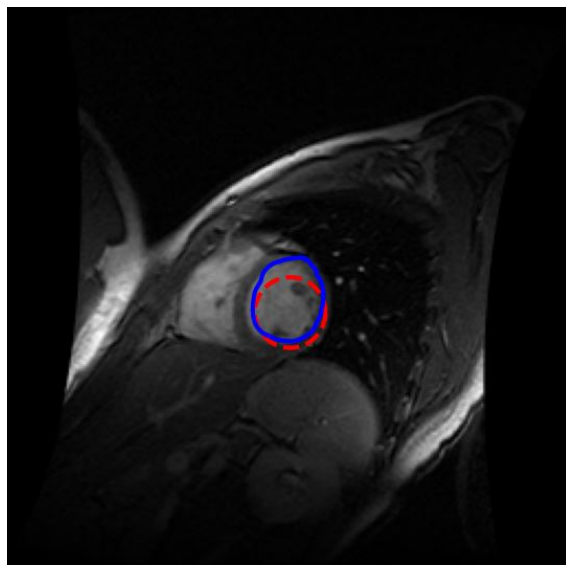
Figure 4: Par rapport à la figure 1, seul le paramètre w_line varie. On peut constater que l'augmentation de w_line a tendance à diminuer l'attraction vers les zones sombres.



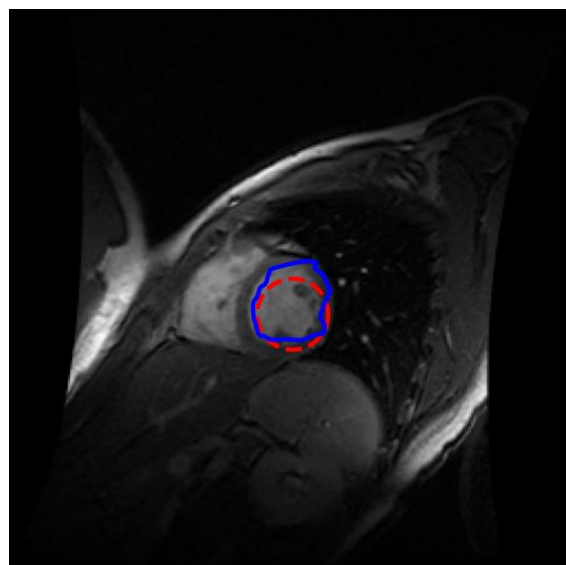
$w_edge = 50$



$w_edge = 65$

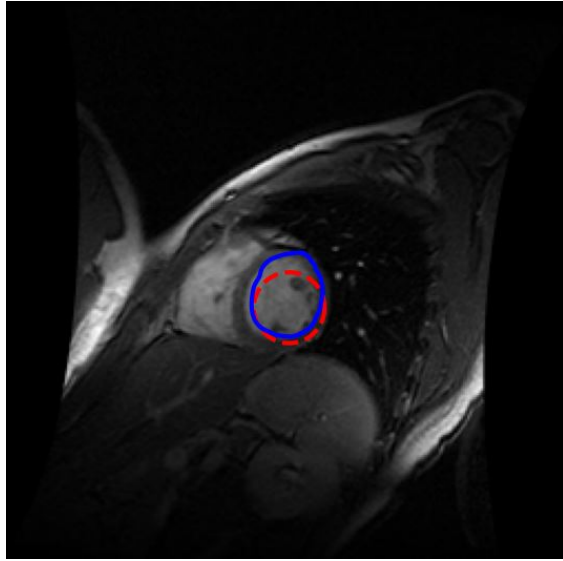


$w_edge = 80$

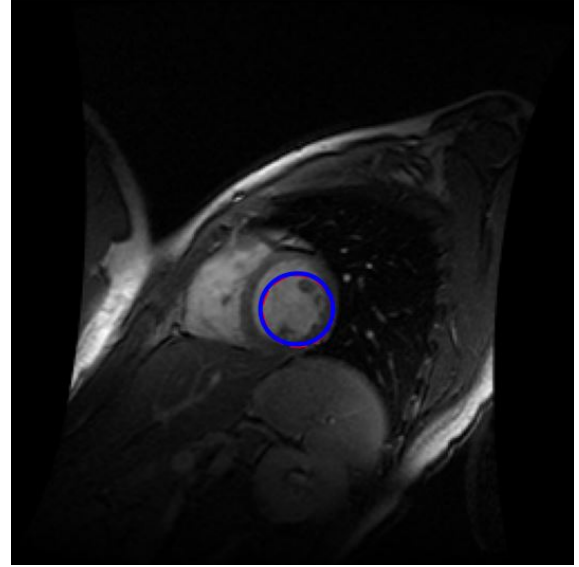


$w_edge = 95$

Figure 5: Par rapport à la figure 1, seul le paramètre w_edge varie. On peut constater que l'augmentation de w_edge a tendance à augmenter l'attraction vers les contours.



$\gamma = 0.001$



$\gamma = 3$

Figure 6: Par rapport à la figure 1, seul le paramètre γ varie. On peut constater que lorsque γ est trop élevé le résultat obtenu est de moins bonne qualité.

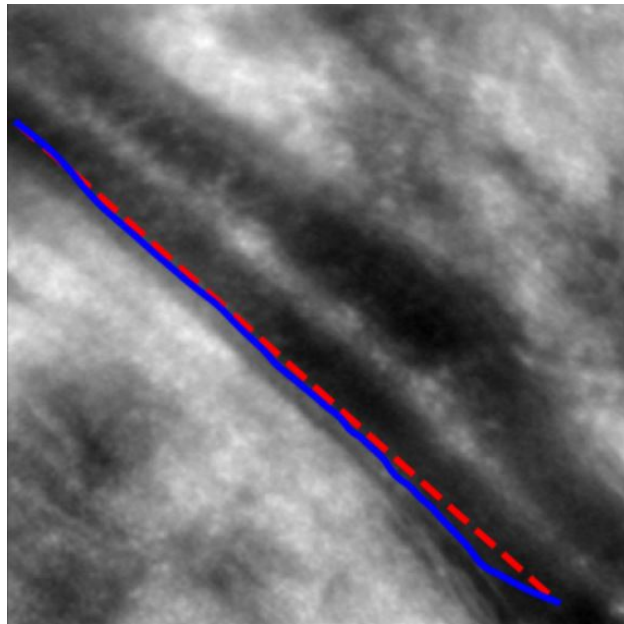


Figure 7: **Segmentation de l'image de la retine obtenue par IRM.** Pour cette image, un contour ouvert est plus approprié. L'image a d'abord été filtrée par un filtre gaussien dont l'écart-type vaut 1. Les autres paramètres sont $\alpha = 0.01$, $\beta = 0.5$, $w_{line} = -1$, $w_{edge} = 9$ et $\gamma = 0.01$. Afin d'améliorer les résultats, on pourrait détecter un deuxième contour et imposer des contraintes de parallélismes des deux contours (*cf.* page 50)

1.2 La méthode des surfaces de niveau (algorithme de Chan-Vese)

1.2.1 Explication

Contrairement au modèle de contour actif qui représente le contour C des objets d'une façon paramétrique, la méthode des surfaces de niveau le représente de façon implicite par l'intersection entre une surface de niveau et la représentation 3D des niveaux de gris de l'image 2D f . Mathématiquement, C est donc défini comme le niveau zéro d'une fonction lisse ψ :

$$C(t) = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid \psi(x, y, t) = 0\}$$

où $\psi(x, y, t)$ vaut $f(x, y) - h(t)$ et $h(t)$ correspond à la hauteur de la surface au temps t . Cette technique peut être appliquées à des images dont la dimension est supérieure à 2.

Ces surface de niveau mobiles évoluent de manière itérative pour minimiser une énergie E :

$$\arg \min_{c_1, c_2, C} E(c_1, c_2, C),$$

où $E(c_1, c_2, C)$ vaut :

$$\mu \text{Longueur}(C) + \nu \text{Aire}(\text{intérieur}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{intérieur}(C)} |f(x) - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\text{extérieur}(C)} |f(x) - c_2|^2 dx.$$

La modification apportée à $\psi(x, y, t)$ à chaque itération est donnée par $-F \|\nabla \psi\| \cdot dt$ où F est la vitesse de propagation (*cf.* diapositive 28 du cours). Il s'agit d'un problème de minimisation non-convexe.

1.2.2 Paramètres de la fonction *chan_vese*

Les paramètres les plus importants de la fonction *chan_vese* sont :

- **image**
- **mu** contrôle la pénalisation sur la longueur de C .
- **lambda1** contrôle la pénalisation sur l'écart entre le modèle constant c_1 et la partie de l'image d'entrée située à l'intérieur du contour.
- **lambda2** contrôle la pénalisation sur l'écart entre le modèle constant c_2 et la partie de l'image d'entrée située à l'extérieur du contour.
- **tol** permet de définir un critère d'arrêt basé sur la norme L_2 entre le dernier et l'avant-dernier contour obtenu. Cette norme est normalisée par l'aire de l'image.
- **max_num_iter** permet de définir un critère d'arrêt basé sur un nombre d'itération à effectuer.
- **dt** est le pas de temps.
- **init_level_set** permet de définir la fonction ψ initiale.

1.2.3 Expérimentations

Plus λ_1 est faible plus on tolère une mauvaise approximation de l'intensité des pixels de la zone situés à l'intérieur du contour. Par conséquent si λ_1 est supérieur à λ_2 , la région situé à l'intérieur du contour sera plus homogène que celle située à l'extérieur.

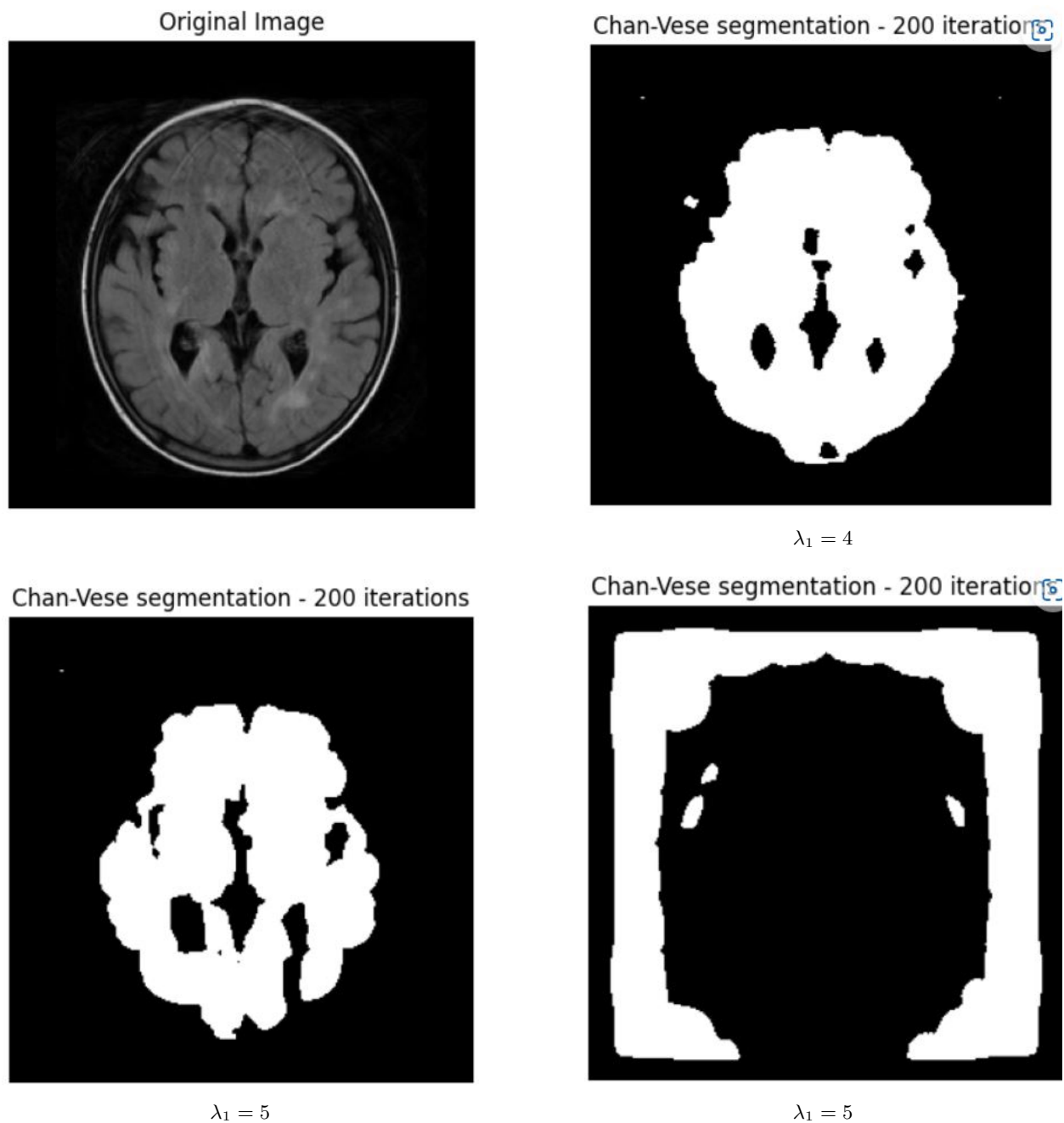


Figure 8: **Segmentation d'une image du cerveau obtenue par IRM.** La zone que l'on veut segmenter est la partie lumineuse. De ce fait, diminuer λ_1 aura pour effet d'augmenter la surface de niveau et donc de réduire la surface correctement segmentée. Le fonction ψ initiale est le damier. Les autres paramètres utilisés sont : $\mu = 0.25$, $\lambda_2 = 1$, $\text{tol} = 10^{-3}$, $\text{max_num_iter} = 200$ et $\text{dt} = 0.5$.

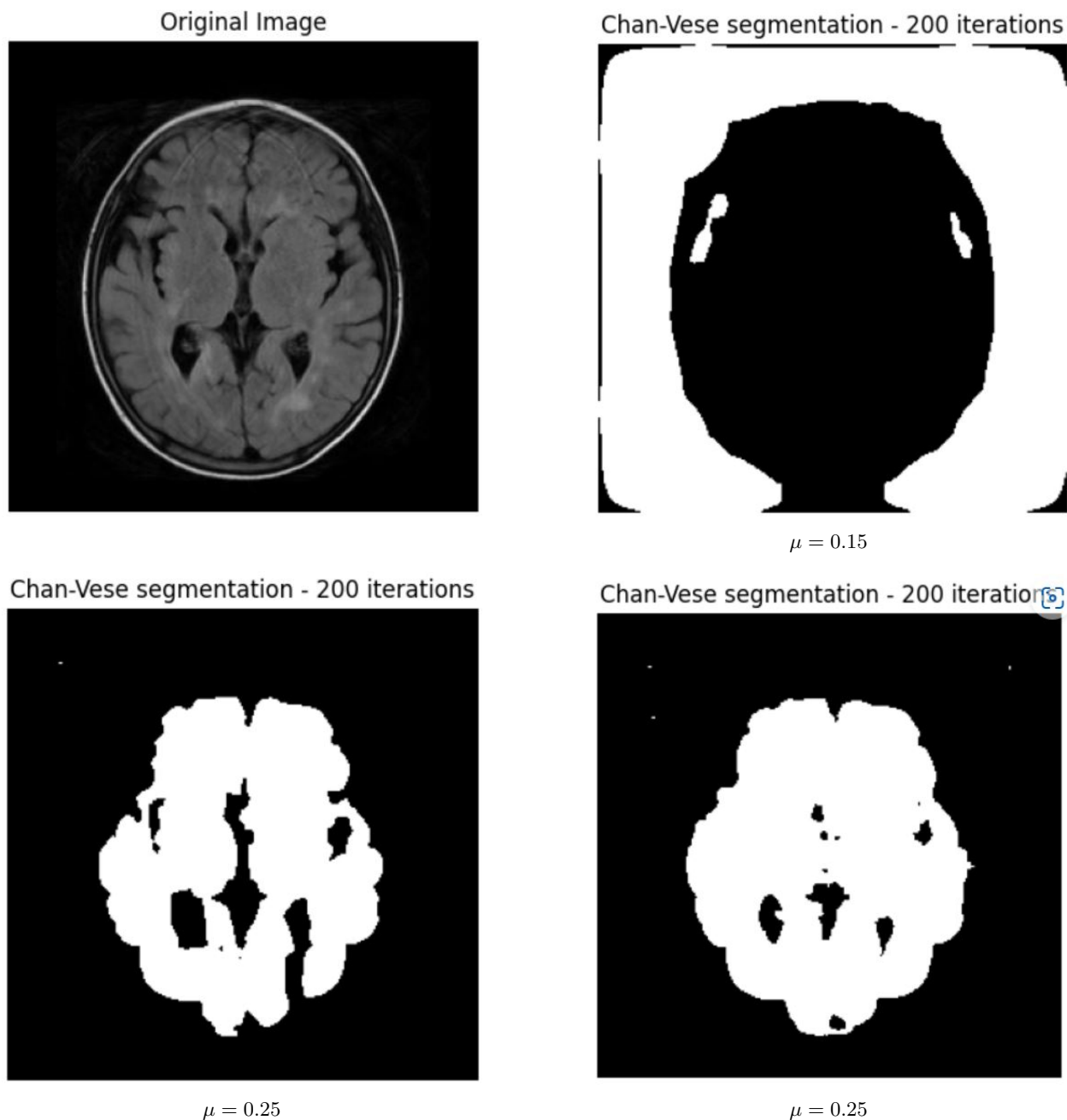


Figure 9: **Segmentation d'une image du cerveau obtenue par IRM.** Comme attendu : plus μ augmente, plus la longueur du contour augmente. Le fonction ψ initiale est le damier. Les autres paramètres utilisés sont : $\lambda_1 = 5$, $\lambda_2 = 1$, $\text{tol} = 10^{-3}$, $\text{max_num_iter} = 200$ et $\text{dt} = 0.5$.

Pour chacune de ces segmentations, j'ai aussi pu constater qu'une fois que l'énergie est minimisée, les zéros de la fonction ψ obtenue correspondent au contour. J'ai aussi remarqué que l'initialisation de la fonction ψ est cruciale. Plus motif représenté par cette fonction est éloigné de la zone à segmenter, plus la segmentation obtenue risquera d'être erronée comme on peut le voir sur la figure suivante :

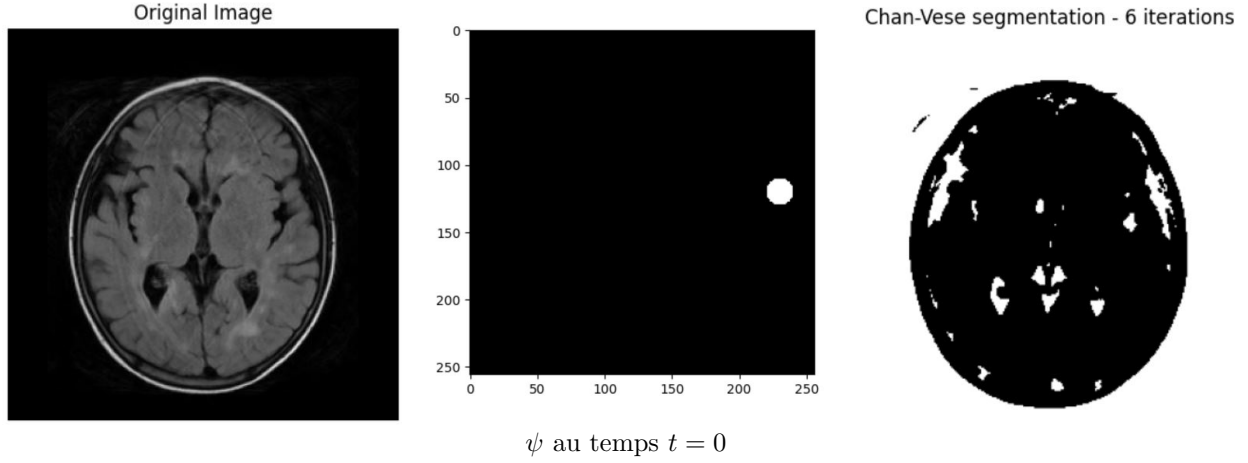


Figure 10: (c) La région qui a été segmentée correspond globalement à la partie sombre de l'image alors qu'on souhaitait segmenter la partie lumineuse.

1.3 Conclusion

La méthode des surfaces de niveau laisse la possibilité d'une modification de la topologie tandis que cette possibilité serait plus difficile à mettre en place avec le modèle de contour actif. En revanche, ce dernier offre un contrôle plus facile de la forme du contour par rapport à la méthode des surfaces de niveau.

Afin d'avoir des résultats plus satisfaisants que le modèle de contour actif seul, on peut conjointement l'utiliser avec la méthode du flux de vecteur de gradient.

2 Segmentation

2.1 1ère segmentation

2.1.1 Résultats et approche proposée

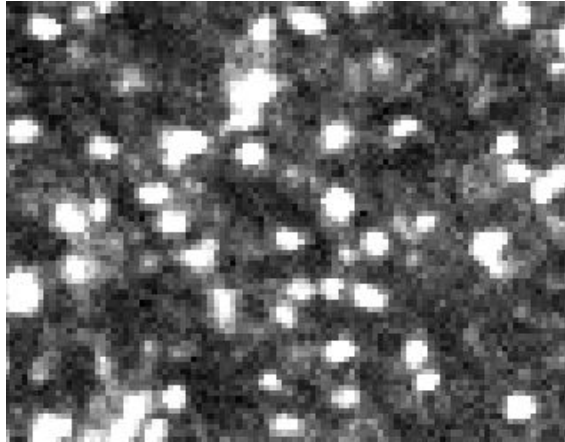


Image originale

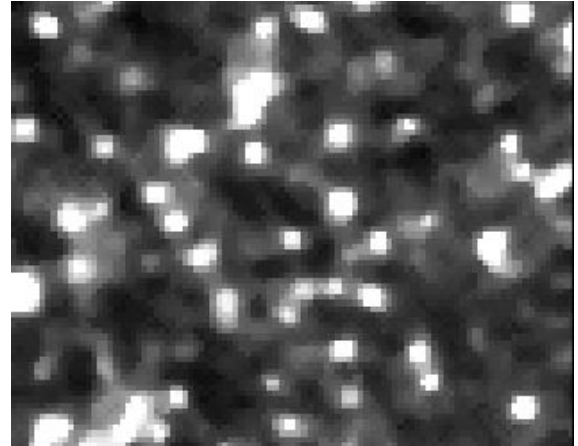


Image débruitée

Figure 11: **Débruitage d'une image contenant des particules fluorescentes.** J'ai d'abord utilisé un filtre médian (ayant la forme d'un disque de rayon 1) afin de débruiter l'image car le filtre médian a l'avantage de préserver les contours.

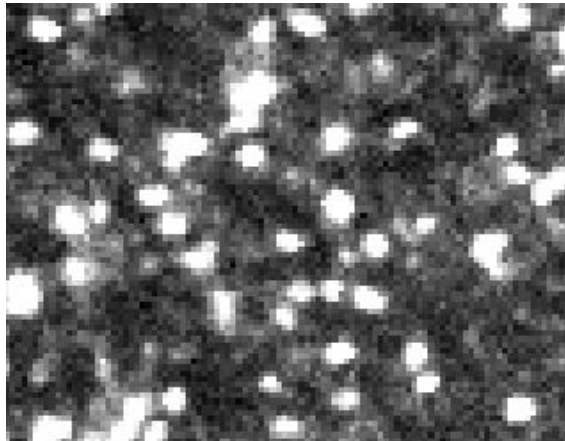


Image originale

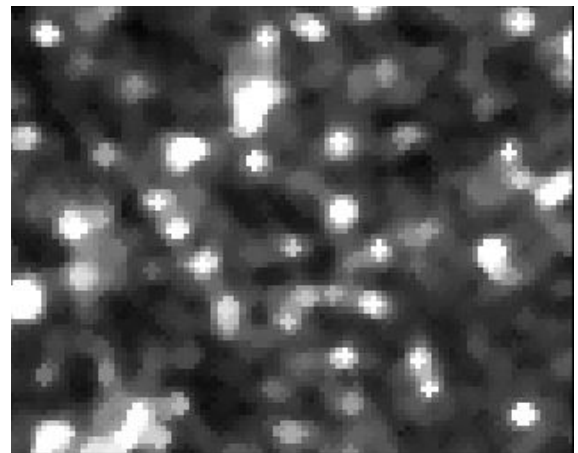


Image débruitée après l'ouverture

Figure 12: **Débruitage d'une image contenant des particules fluorescentes.** Ensuite, une ouverture a été effectuée sur l'image débruitée à l'aide d'un disque de rayon 1. Cela permet d'éliminer les petits points très lumineux qui ne correspondent pas à des particules et qui pourraient poser problème pour l'étape suivante.

2.1.2 Analyse et idée d'amélioration des résultats

2.1.3 Résultats et approche proposée

Bien que les filtres morphologiques et les modèles déformables soient remarquablement efficaces pour de nombreuses applications, ici la mauvaise qualité de la segmentation suggère qu'il faudrait utiliser une autre

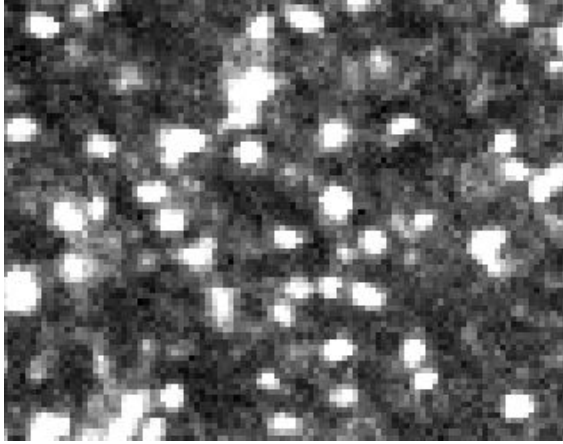


Image originale

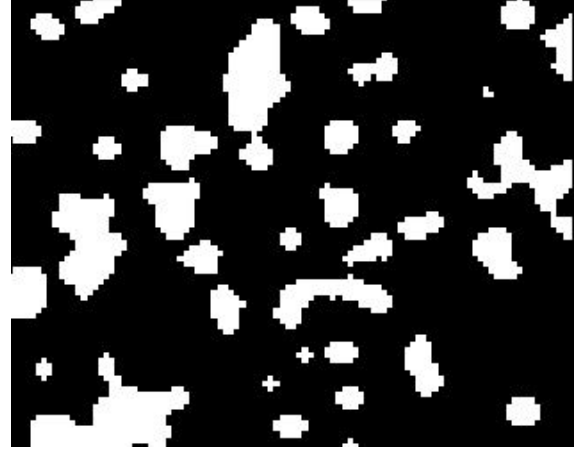


Image segmentée

Figure 13: **Segmentation d'une image contenant des particules fluorescentes.** Sur l'image qui a subi l'ouverture, une segmentation par la méthode des surfaces de niveau a été effectuée. Cette méthode est plus appropriée que le modèle de contour actif car elle permet de segmenter un ensemble d'objets dont la taille n'est pas connue. Cette méthode est aussi particulièrement appropriée car les zones situées à l'intérieur et l'extérieur des contours sont plutôt homogènes. On peut remarquer que certaines particules sont fusionnées, certaines n'ont pas été segmentées et certaines ne correspondent à aucune particule. J'ai testée cette approche sur d'autres images du même type et les résultats obtenus étaient similaires. L'image affichée est le complémentaire de la segmentation. Les paramètres choisis sont : $\mu = 0$, $\lambda_1 = 2$, $\lambda_2 = 1$.

approche (*e.g.* une segmentation par ligne de partage des eaux, ou bien une méthode basée sur un seuillage statistique des coefficients d'ondelettes (J. Olivo-Marin, 2002)).

2.2 2ème segmentation

2.2.1 Résultats et approche proposée

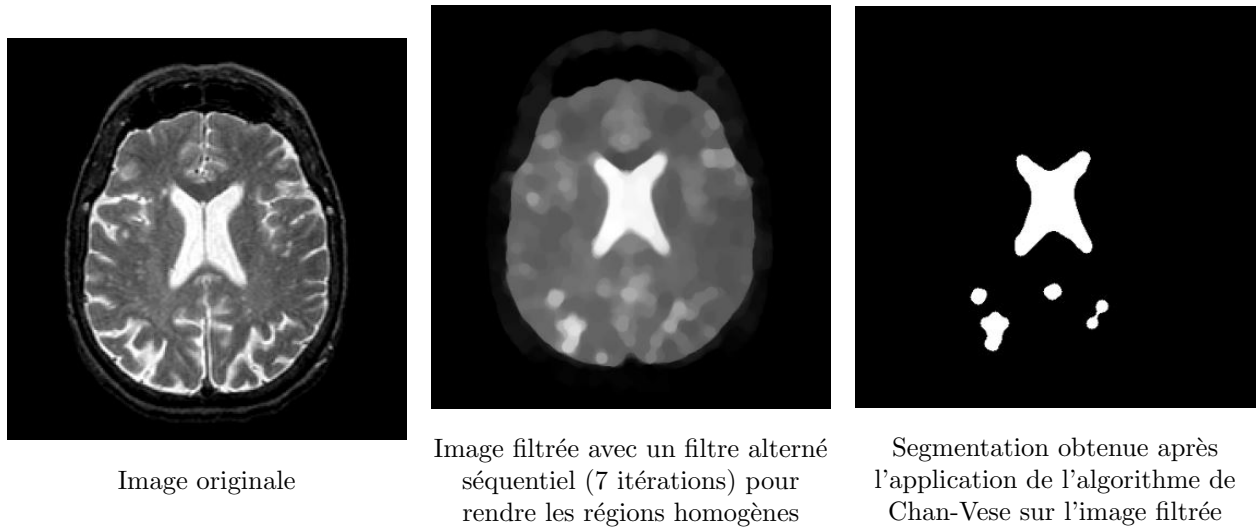


Figure 14: **Segmentation de la cavité située au centre de l'image.**

Le résultat semble satisfaisant. Les quatre petites segmentations qui sont en trop peuvent être facilement éliminées si on conservait seulement la plus grande segmentation. Le fait que les régions de l'image sont plutôt homogènes laisse à penser que le modèle de contour actif fonctionnerait probablement mais l'optimisation manuelle des paramètres est compliquée. Je n'ai pas réussi à trouver une bonne combinaison de paramètres. Il serait préférable de les chercher automatiquement.