

# Segmentation d'images par contour actif

Sofiane Bouzidi<sup>1</sup>, Ambroise Mopendza<sup>2</sup>, et Nasr Eddine Rachedi<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Parcours Ingénierie des Systèmes Intelligents (ISI), Sciences Sorbonne Universités, Paris 75005 FRANCE

<sup>2</sup>Parcours Ingénierie des Systèmes Intelligents (ISI), Sciences Sorbonne Universités, Paris 75005 FRANCE

<sup>3</sup>Parcours Ingénierie des Systèmes Intelligents (ISI), Sciences Sorbonne Universités, Paris 75005 FRANCE

**INDEX TERMS** Contour Actif – Level Set – Sparse Field Algorithm – Fast Two Cycle – Segmentation d'images

## I. INTRODUCTION

L'une des premières étapes dans l'analyse des images est la segmentation. C'est une étape primordiale lorsque l'on souhaite traiter et analyser une image. La segmentation est utilisée dans de nombreux domaines tels que l'imagerie médicale, le tracking, ou la vision artificielle. C'est un traitement bas niveau dans l'analyse des images qui a pour but d'extraire les objets qui composent une image. Le résultat d'un tel traitement donne une description structurée de l'image sans qu'il y ait de lien avec le contexte de la scène réelle. La segmentation est un problème ouvert et sa complexité justifie l'existence de nombreuses techniques comme le seuillage, la croissance des régions, la détection de contours ou encore les contours actifs dont nous nous intéresserons plus particulièrement ici. Les contours actifs ont été introduits en 1987 par M.Kass, A.Witkin et D.Terzopoulos avec le premier modèle appelé *snakes* qui est basé sur le principe des modèles déformables. L'idée est de faire propager une courbe jusqu'à la limite de l'objet à extraire. Depuis la publication de cette équipe, les contours actifs sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement des images. De très nombreuses équipes s'y sont intéressées de manière plus ou moins approfondie dans le but d'améliorer le modèle de base des contours actifs notamment sur la manière de représenter et de faire évoluer le contour. Ainsi depuis les années 1990, de nouvelles méthodes de contours actifs basées sur les level sets (introduits par Osher et Sethian en 1988) ont vu le jour. Ces méthodes sont souvent utilisées dans la segmentation d'image pour leur efficacité mais présentent un problème majeur d'un point de vue numérique : elles nécessitent plus de temps de calcul.

Nous ferons d'abord dans une première partie un état de l'art des contours actifs où nous présenterons les méthodes classiques de contours actifs avec leurs avantages et inconvénients respectifs puis dans une seconde partie nous

verrons comment optimiser le temps de calcul pour les méthodes level sets.

## I. ETAT DE L'ART DES CONTOURS ACTIFS

Dans cette partie nous nous intéresserons aux différentes manières de représenter et de faire évoluer un contour puis nous présenterons les méthodes classiques des contours actifs avec leurs avantages et inconvénients.

Un contour actif est une courbe placée initialement dans une image qui doit se déformer sous l'action de forces jusqu'à atteindre les limites d'un ou plusieurs objets d'intérêts à extraire de cette image. Il existe deux approches pour représenter et faire évoluer un contour : l'approche paramétrique et l'approche implicite. Dans la représentation paramétrique le contour actif est un ensemble de points discrets. Soit le contour actif  $C$  défini sous sa représentation paramétrique de paramètre  $s \in [a, b]$  et  $t \in [0, T]$  le paramètre d'évolution de  $C$ , on a [1] :

$$C: [a, b] \times [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^2$$

$$C(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) \quad (1)$$

Soit  $F$  la force qui agit sur le contour actif  $C$ . L'évolution du contour est donnée par [1]:

$$\frac{\partial C(s, t)}{\partial t} = F(s, t) \quad (2)$$

Une autre manière de représenter et de faire évoluer le contour est l'approche implicite. Dans cette représentation, le contour actif est représenté implicitement par une fonction Lipschitz  $\phi$  où  $C(t)$  correspond au contour actif à l'instant  $t$  [2]:

$$C(t) = \{(x, y) | \phi(x, y, t) = 0\} \quad (3)$$

Autrement dit, le contour  $C$  correspond à l'ensemble de niveau zéro de la fonction  $\phi$  où celle-ci est généralement choisie comme la fonction distance signée, c'est-à-dire positive à l'extérieur du contour, et négative à l'intérieur (méthode des levels sets). Dans cette représentation, l'évolution du contour actif est décrite par l'équation [2] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F \cdot |\nabla \phi| \quad (4)$$

Maintenant que nous avons présenté les deux grandes manières de représenter et faire évoluer un contour actif, nous pouvons introduire les méthodes classiques de contours actifs où chacune d'elle utilise une force spécifique pour déformer le contour.

Commençons d'abord par présenter la première méthode de contour actif appelé *snakes* introduit par M.Kass, A.Witkin et D.Terzopoulos en 1987. Celle-ci utilise l'approche paramétrique pour représenter le contour. C'est une méthode variationnelle où l'évolution du contour actif se déduit de la minimisation d'une énergie fonctionnelle  $E$  définie par :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(s)|^2 ds + \beta \int_0^1 |C''(s)| ds - \lambda \int_0^1 |\nabla I(C(s))|^2 ds \quad (5)$$

où  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\lambda$  sont des constantes positives,  $C$  le contour et  $\nabla I$  le gradient de l'image [3]. Les deux premiers termes correspondent à l'énergie interne du contour qui sert à régulariser le contour par une contrainte de lissage et le dernier terme correspond à l'énergie externe qui permet au contour de se déplacer vers les zones de forts gradients de l'image [3]. C'est une méthode simple et rapide à réaliser mais on ne peut détecter qu'un seul objet dans l'image et le résultat de la segmentation dépend fortement du choix du contour initial.

En 1993, V. Caselles et son équipe ont défini une nouvelle méthode avec une approche différente de celle de M.Kass (*snakes*). Dans cette nouvelle approche l'évolution du contour ne provient plus de la minimisation d'une énergie mais utilise le principe des level sets (introduit par Osher et Sethian en 1988) pour segmenter des images. Dans cette méthode l'évolution du contour est décrite par l'équation :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla I|) \cdot (k + \alpha) \cdot |\nabla \phi| \quad (6)$$

$$\text{avec } k = \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right), \quad g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |G * \nabla I|},$$

où  $\alpha$  est une constante et  $G$  est un filtre gaussien [4]. La force  $F$  contient plusieurs termes :  $k$  impose une contrainte de lissage au contour, la constante  $\alpha$  rend la convergence plus rapide, et  $g(|\nabla I|)$  est le terme qui permet d'attirer le contour actif vers les limites de l'objet à extraire et arrête ainsi son évolution [4]. A partir d'un contour initial on peut segmenter plusieurs objets différents contrairement

au modèle *snakes* mais le fait d'utiliser le gradient de l'image pour détecter les bords de l'objet peut poser des problèmes de topologie.

En 2001 Chan et Vese ont introduit un nouveau modèle permettant de résoudre ce problème qui utilise une approche basée sur les régions et les propriétés intrinsèques des objets notamment leur moyenne. Cette méthode propose deux approches différentes : un problème de minimisation d'une énergie fonctionnelle et une formulation basée sur les levels sets. Contrairement à la méthode *snakes*, l'énergie fonctionnelle introduit par Chan et Vese ne dépend plus du gradient de l'image pour détecter les bords de l'objet mais s'inspire plutôt des travaux de Mumford-Shah pour procéder à une approche région. Ainsi l'objectif de cette méthode est de minimiser l'énergie fonctionnelle  $E$  :

$$E(c1, c2, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + v \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u0(x, y) - c1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u0(x, y) - c2|^2 dx dy \quad (7)$$

où  $\mu \geq 0$ ,  $v \geq 0$ ,  $\lambda_1, \lambda_2 > 0$  sont des paramètres fixés [3].  $\text{Length}(C)$  et  $\text{Area}(\text{inside}(C))$  sont des termes de régularisations et les autres termes sont des descripteurs de régions qui servent à segmenter les régions homogènes, c'est-à-dire les pixels qui ont une intensité proche de la moyenne de la région en question (intérieur ou extérieur du contour  $C$ ). L'énergie  $E$  est exprimée en fonction de plusieurs termes :  $u0$  représente l'image,  $C$  est le contour actif,  $c1$  et  $c2$  sont respectivement les moyennes des intensités des pixels de l'intérieur et de l'extérieur du contour [3]. On peut ensuite exprimer ces termes en fonction  $\phi$  afin d'obtenir une formulation basée sur les level sets. Pour cela il faut d'abord introduire les fonctions Heaviside  $H$  et Dirac  $\delta$  définies ainsi :

$$H(z) = \begin{cases} 1 & \text{si } z \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{et} \quad \delta(z) = \frac{dH(z)}{dz} \quad (8)$$

A partir des équations de Euler-Lagrange et de la méthode du gradient descendant, on peut modéliser l'évolution du contour par l'équation :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) [\mu \cdot \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_1 (u0 - c1)^2 + \lambda_2 (u0 - c2)^2] \quad (9)$$

$$\text{avec } c1 = \frac{\int_{\Omega} u0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy}$$

$$\text{et } c2 = \frac{\int_{\Omega} u0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}$$

où  $c1$  désigne la moyenne des pixels à l'intérieur du contour ( $\phi < 0$ ),  $c2$  la moyenne des pixels à l'extérieur du contour ( $\phi > 0$ ) et  $\Omega$  est le domaine de l'image [3].

Ainsi F.Chan et A.Vese ont mis en œuvre une méthode de contour actif différente des méthodes classiques (*snakes* et méthode de Caselles) où le critère d'arrêt de l'évolution du contour ne dépend plus du gradient de l'image. Ainsi cette méthode plus robuste est capable de gérer automatiquement les changements de topologie et le contour initial peut être placé n'importe où dans l'image. Cette méthode très connue fonctionne très bien pour segmenter des images homogènes mais n'est pas efficace pour des images inhomogènes, ce qui est un inconvénient majeur pour segmenter des images plus complexes.

En 2008, Shawn Lankton et C.Li proposent deux nouvelles méthodes capables de résoudre le problème des images inhomogènes. Ces travaux utilisent une approche locale plutôt que globale où ils font évoluer le contour à partir des informations locales de l'image. Ainsi une grande variété d'image peut être segmenter efficacement.

Finalement depuis les travaux de M.Kass et de son équipe en 1987, de nombreuses méthodes de contours actifs ont été introduites pour segmenter des images. En effet, plusieurs méthodes basées sur les level sets ont vu le jour comme celles de Caselles, Chan-Vese, Lankton où chacune d'elle utilise une énergie spécifique avec leurs avantages et inconvénients respectifs. Les méthodes level sets sont souvent utilisées dans ce domaine car elles permettent de détecter plusieurs objets dans une image à partir d'un seul contour initial et surtout de gérer les changements de topologies. Cependant, le principal problème des levels sets est qu'elles nécessitent beaucoup de temps de calcul.

## II. METHODES

### A. SPARSE FIELD METHODS

L'idée de l'algorithme Sparse Field Methods (SFM) de Whitaker [5], est d'utiliser des listes de points qui représentent le niveau zéro ainsi que les points adjacents à celui-ci. Ces listes contiennent les coordonnées  $x, y$  des pixels de l'image si on travaille sur une image 2D, et la coordonnée  $z$  en plus si l'image est 3D.

Ainsi donc, on dispose de 5 listes principales qui sont :

- **Lp1** : représente le niveau 1
- **Ln1** : représente le niveau -1
- **Lp2** : représente le niveau 2
- **Ln2** : représente le niveau -2
- **Lz** : représente le niveau 0

La première étape de l'algorithme SFM est une étape d'initialisation, durant laquelle une image binaire **init** est chargée et les différentes listes citées ci-dessus sont initialisées. Les pixels de l'image binaire, à savoir 0 et 1, représentent respectivement les pixels de fond et les pixels de premier plan. En plus des listes représentant les différents niveaux, on initialise également 2 matrices, de la même taille

que l'image, qui sont les matrices  $\phi$  et *label*, cette dernière comme son nom l'indique est une matrice qui labelisera les différents pixels de l'image et permettra de savoir à quelle liste, à quel niveau  $\{3, 2, 1, 0, -1, -2, -3\}$  un pixel de l'image appartient. La description de cette étape d'initialisation est décrite en détail dans « **Procédure 1 Initialization** » en [6]. On peut observer en FIGURE 1, l'image  $\phi$  obtenue après la première étape et les différentes listes initialisées qui la composent (les 5 lignes verticales séparant la zone bleu foncé de la zone jaune).

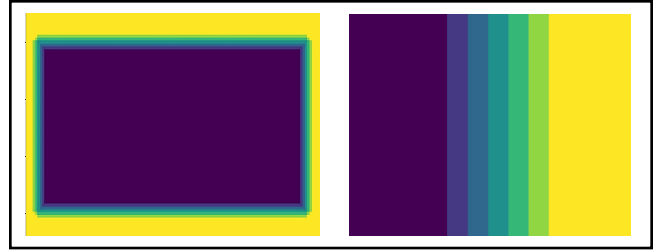


FIGURE 1. Exemple d'initialisation de  $\phi$  (gauche) à partir du masque binaire et observation des 5 listes principales (droite).

Après l'initialisation, s'ensuivent les étapes 2 et 3 qu'on pourrait nommer de « changement » et de « mise à jour ».

En effet, à l'étape 2, le contour commence à évoluer de façon à segmenter la région désirée. Si la région à segmenter est définie comme  $c_f$ , le contour  $C$  peut être déformé de façon à atteindre les frontières de  $c_f$  en minimisant son énergie de segmentation. On introduit ainsi l'énergie de Chan-Vese (CV) [2] :

$$F = F_1(C) + F_2(C) \quad (10)$$

où  $F_1$  et  $F_2$  sont définies comme suit :

$$\begin{aligned} F_1(C) &= \int_{\text{intérieur}(C)} |I - u_1|^2 dx dy \\ &\text{et} \\ F_2(C) &= \int_{\text{extérieur}(C)} |I - u_2|^2 dx dy \end{aligned} \quad (11)$$

où  $I$  représente les intensités des pixels de l'image, et  $\mu_1$  et  $\mu_2$  les moyennes des points à l'intérieur et à l'extérieur de  $C$ . Un point  $p$  est considéré comme intérieur à  $C$  si  $\phi(p) < 0$  et extérieur si  $\phi(p) > 0$ .

Le calcul de  $F$  n'est effectué que sur les points du niveau zéro, c'est-à-dire uniquement dans la liste  $L_z$ . Les valeurs  $F$  de chacun des points composants  $L_z$  sont ajoutées à leurs valeurs  $\phi$  respectives. L'objectif de cette étape deux est de gérer le mouvements des points qu'entraîne l'ajout de ces valeurs  $F$  calculées. En effet certains points pourraient ne plus avoir des valeurs dans les limites définies par leurs listes. Pour gérer cela, on introduit alors 5 listes temporaires à savoir :

- **Sp<sub>1</sub>** : pour les points qui iront dans Lp<sub>1</sub>
- **Sp<sub>2</sub>** : pour les points qui iront dans Lp<sub>2</sub>
- **Sn<sub>1</sub>** : pour les points qui iront dans Ln<sub>1</sub>
- **Sn<sub>2</sub>** : pour les points qui iront dans Ln<sub>2</sub>
- **Sz** : pour les points qui iront dans Lz

Ensuite, vient l'étape trois, de « mise à jour », où sont transférer les points en attente dans les listes temporaires créées à l'étape deux vers les listes principales.

Les étapes deux et trois ensemble forment une itération dans l'algorithme et sont répétées en fonction du nombre d'itération maximal prédéfini.

Comme pour la première étape, ces deux étapes sont décrites dans les moindres détails toujours en [6] respectivement dans les sections « **Procedure 2 Update Level Set List** » et « **Procedure 2 Deal with points that are changing status** ».

### B. FAST TWO CYCLE

L'algorithme Fast Two Cycle (FTC) repose globalement sur le même principe que l'algorithme SFM décrit précédemment. L'algorithme FTC utilise également deux listes et une matrice, qui sont :

- **L<sub>in</sub>** : une liste pour le niveau -1
- **L<sub>out</sub>** : une liste pour le niveau 1
- **φ** : la matrice pour la fonction de même nom.

Comme l'explique Shi et Karl dans [7], les points à l'intérieur du contour *C* mais non présents dans la liste *L<sub>in</sub>* sont appelés *points intérieurs* et les points à l'extérieur du contour *C* mais non présents dans *L<sub>out</sub>* sont appelés *points extérieurs*. La fonction *φ* est donc définie comme suit :

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \in L_{out} \\ -1, & \text{si } x \in L_{in} \\ 3, & \text{si } x \text{ est extérieur à } C \\ -3, & \text{si } x \text{ est intérieur à } C \end{cases} \quad (12)$$

Une représentation plus explicite est donnée en Fig. 1 [7] afin de mieux visualiser le schéma d'ensemble. Une visualisation de la matrice *φ* comparée à celle en FIGURE 1 est donnée en [8] FIGURE 4 (a) et (b).

En plus des listes *L<sub>in</sub>* et *L<sub>out</sub>* et de la matrice *φ*, on distingue également deux autres matrices, *F<sub>int</sub>* et *F<sub>d</sub>*, respectivement pour « *smoothing speed* » et « *data dependant speed* ». Afin de pouvoir comparer les deux méthodes, le calcul de *F<sub>d</sub>* est le même qu'en (11) avec l'énergie de CV. Ensuite, il n'y a que le signe de *F<sub>d</sub>* calculée est utilisé, comme suit :

$$F_d(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } F_d > 0 \\ 0, & \text{si } F_d = 0 \\ -1, & \text{si } F_d < 0 \end{cases} \quad (13)$$

Le calcul de *F<sub>int</sub>*, repose sur la convolution d'un filtre Gaussien *G* sur les point des listes *L<sub>in</sub>*, *L<sub>out</sub>*, ou sur l'image entière et

l'intérieur de l'objet *H(-φ)(x)*, et est ensuite définie dans l'algorithme de Merriman, Bence et Osher comme (MBO) [9] comme suit :

$$\hat{F}_{int} = \begin{cases} 1 & \text{pour } x \in L_{out}, \text{ si } G \otimes H(-\phi)(x) > \frac{1}{2} \\ -1 & \text{pour } x \in L_{in}, \text{ si } G \otimes H(-\phi)(x) < \frac{1}{2} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (14)$$

L'algorithme FTC se résume en suite en deux grands cycles basés sur l'évolution de *F<sub>d</sub>* qui constitue le premier cycle, et le second basé sur l'évolution de *F<sub>int</sub>*. Ces 2 étapes sont détaillés en Table II [7], mais également en Table 3 et 4 en [10] pour plus de détails explicites.

### III. RESULTATS

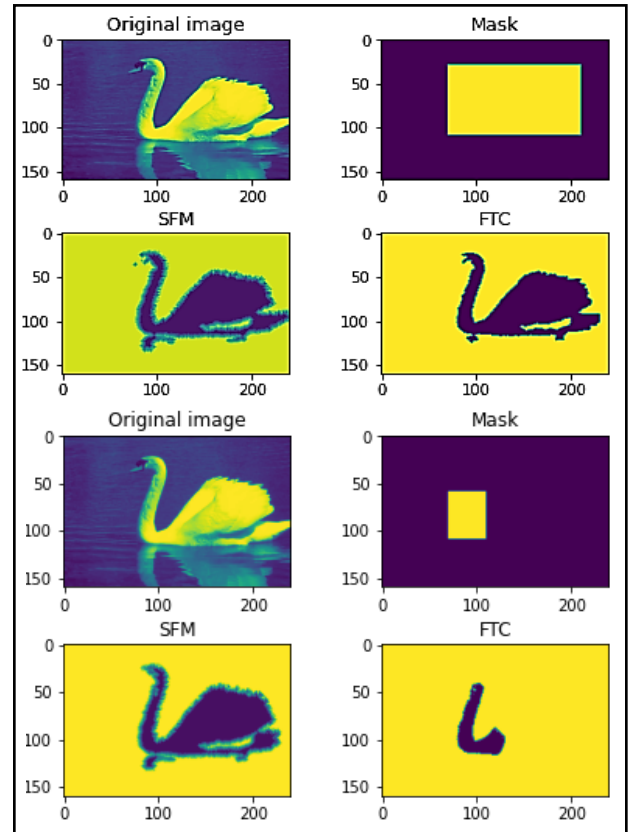


FIGURE 2. Résultats de la segmentation pour différentes initialisations de masque

On peut observer en FIGURE 2, les résultats de la segmentation pour différentes initialisations de masques. On remarque que dans le cas de l'algorithme SFM que quel que soit l'endroit le masque a été initialisé, celui-ci se déforme et se propage très vite de façon à prendre la forme de l'objet à segmenter tandis que la méthode FTC à besoin d'un masque initialisé au plus près de la région d'intérêt à segmenter pour prendre la forme de l'objet.

masque et à un temps de calcul moins long que l'algorithme FTC.

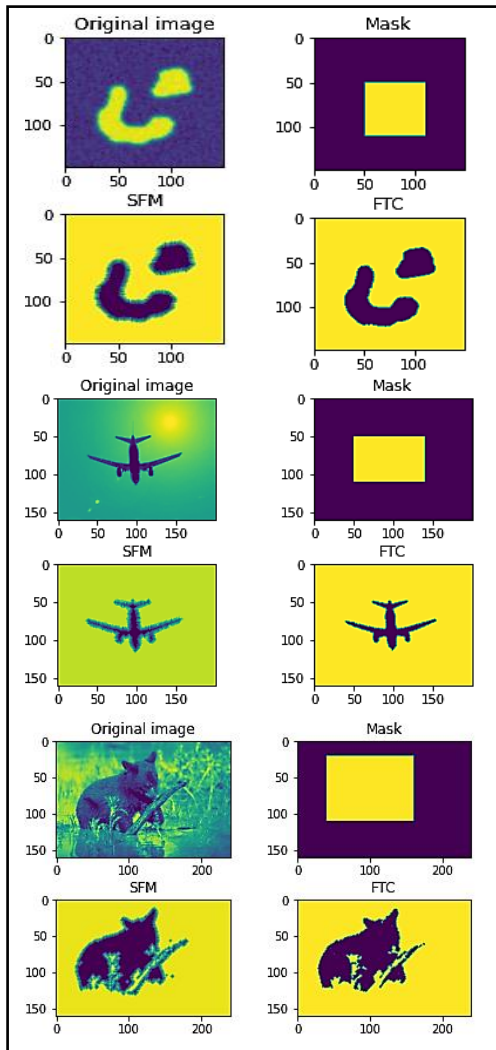


FIGURE 3. Résultats de la segmentation pour différentes images

TABLE I

TEMPS DE SEGMENTATION DES DEUX METHODES

	Cellule	Avion	Ours
SFM	1.40s	2.5s	10.17s
FTC	3.08s	3.10s	13.67s

On remarque qu'en TABLE I, qui regroupe les temps de segmentation des différentes images en FIGURE 3 que globalement l'algorithme SFM est plus rapide que l'algorithme FTC, ce qui rejoint les observations faites en FIGURE 2 où le masque issu du SFM se déformait et se propageait beaucoup plus vite que celui issu du FTC.

On peut ainsi conclure au vu des différentes observations faites, que l'algorithme SFM est plus performant que le FTC car il est plus robuste aux différentes initialisations de

## REFERENCES

- [1] M. Gastaud, "Modèles de contours actifs pour la segmentation d'images et de vidéos", thèse de doctorat, Dép. de traitement des images et automatique, Université Nice Sophia Antipolis, Nice, 2005.
- [2] T. Chan and L. Vese. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2):266–277, February 2001.
- [3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 1, pp. 321–331.
- [4] V. Caselles, F. Catte, T. Coll, and F. Dibos, "A geometric model for active contours," *Numer. Math.*, vol. 66, no. 1, pp. 1–31, 1993.
- [5] R. Whitaker. A level-set approach to 3D reconstruction from range data. *International Journal of Computer Vision*, 29(3):203–231, 1998.
- [6] Shawn Lankton. Sparse Field Methods - Technical Report, July 6, 2009, lankton-sfm-TR-2009
- [7] Shi, Yonggang and W. Clem Karl. "A Real-Time Algorithm for the Approximation of Level-Set-Based Curve Evolution." *IEEE Transactions on Image Processing* 17 (2008): 645-656.
- [8] Y. Li, H. Pan, X. Wu, Y. Liu, S. Pang and L. Zhu, "Fast Two-Cycle Level Set Tracking With Interactive Superpixel Segmentation and Its Application in Image Retrieval," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 159930-159942, 2019.
- [9] B. Merriman, J. Bence, and S. Osher, J. Taylor, Ed., "Diffusion generated motion by mean curvature," in *Proc. Computational Crystal Growers Workshop*, Providence, RI, 1992, pp. 73–83.
- [10] Rastgarpour, Maryam et al. "Improved Fast Two Cycle by using KFCM Clustering for Image Segmentation." (2012).