

# Segmentation par Modèle Déformable Surfaccique Régularisé par Spline Lissante

Jérôme Velut (doctorant)  
Christophe Odet et Hugues Benoit-Cattin (directeurs)

22 novembre 2007

## 1 Introduction

La segmentation d'image par modèles déformables est une méthode permettant de localiser les frontières d'un objet. Dans le cas d'images difficiles à segmenter en raison de la présence de bruit ou d'un manque d'information, l'introduction de connaissance a priori dans le modèle déformable améliore la segmentation. Ces cas difficiles sont fréquents dans l'imagerie du vivant, où les applications peuvent concerner le traitement d'une grande quantité de donnée. Il est alors nécessaire d'utiliser une méthode de traitement robuste et rapide.

Cette problématique nous a amené à proposer une régularisation locale du modèle déformable. Pour ce faire, nous reprenons le concept du contour actif en proposant un nouveau schéma de régularisation. Celle-ci est désormais effectuée via un filtrage RII des déplacements à chaque itération. Le filtre est basé sur un noyau de spline lissante dont le but, à l'origine, était d'approcher un ensemble de points par une fonction continue plutôt que d'interpoler exactement ces points.

Nous mettons en avant, dans cette méthode de régularisation, la concision du paramètre de régularisation : il s'agit d'une valeur  $\lambda$ , réelle et positive, qui influe sur la fréquence de coupure du filtre passe-bas. Une relation analytique existant entre  $\lambda$ , la fréquence de coupure et la fréquence d'échantillonnage, il est possible de donner un sens métrique à la fréquence de coupure. De plus, nous pouvons affecter une valeur  $\lambda$  différente en chaque point du contour par une variation des coefficients du filtre et ainsi permettre une régularisation locale du contour actif.

La généralisation de cette nouvelle méthode de régularisation pour des modèles déformables surfacciques est proposée. La difficulté principale concerne la connectivité du maillage, contrainte à une valence 4 partout par le filtrage bidimensionnel. Des résultats de segmentation sont donnés pour de tels maillages ainsi que pour des maillages sphériques où un traitement particulier des pôles est mis en oeuvre.

## 2 Contexte bidimensionnel

### 2.1 Algorithme proposé

Les propriétés de continuité des B-Splines ont déjà été exploitées dans [Brigger 98] pour gérer l'élasticité d'un contour actif contour via son échantillonnage. Parallèlement, [Precioso 05] propose un filtrage passe-bas du contour à chaque itération comme moyen de régularisation. Ce filtre est issu de [Unser 93] et se nomme B-Spline lissant  $SB_\lambda$  : il minimise la courbure du contour en fonction d'un paramètre  $\lambda$  lié à sa fréquence de coupure.

Nos travaux [Velut 07] portent sur une intégration différente du filtrage  $SB_\lambda$  pour la régularisation. L'idée de base est de filtrer non plus le contour à chaque itération mais les forces externes (figure 3, à la fin de ce document). Cette démarche, justifiée dans le document de thèse, permet

1. d'éviter l'effet de rétrécissement constaté dans la littérature dans le cas d'une régularisation trop forte,
2. d'exploiter les propriétés d'un filtrage numérique IIR en terme d'implantation,
3. de ne pas restreindre  $\lambda$  dans un court intervalle, et en particulier d'imposer le contour initial comme une connaissance a priori pour un  $\lambda \rightarrow \infty$ ,
4. d'introduire une régularisation locale par une simple variation des coefficients du filtre.

### 2.2 Resultats

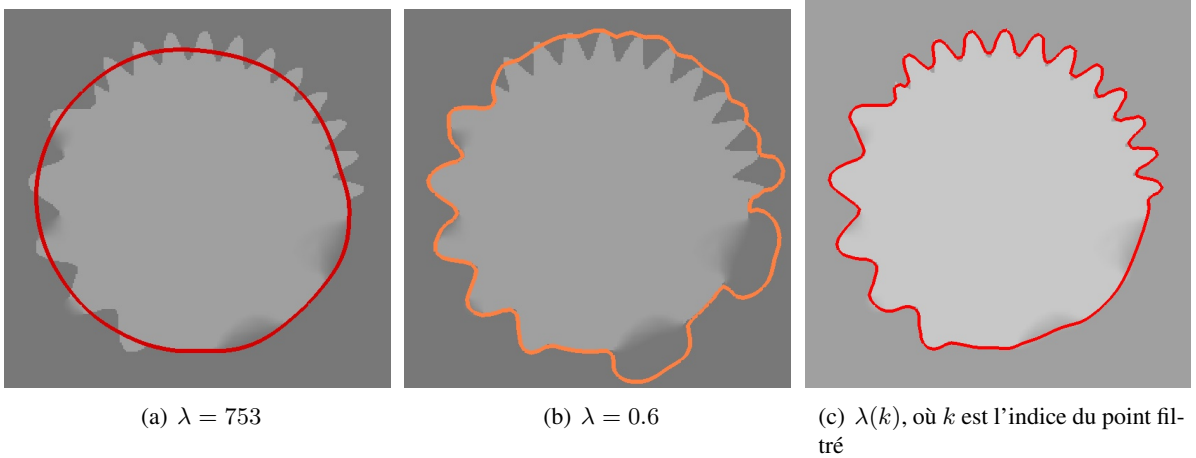


FIG. 1: Segmentations d'un disque modulé avec différentes valeurs de régularisation.

Une forte régularisation (figure 1(a)) produit une segmentation approximative, convenable pour un contour à faible courbure mais ne parvenant pas à détecter les détails de l'objet. Une régularisation plus faible (figure 1(b)) autorise une plus grande déformation, ce qui permet la detection de concavités moyennes. Mais des fuites apparaissent quand le gradient ne peut pas compenser les forces ballons, et les détails fins ne sont pas détectés. Dans la figure 1(c),  $\lambda$  est variant. La régularisation est faible dans les parties modulées du bord du disque et grande dans la partie circulaire. La détection des détails est possible alors que les fuites sont évitées.

### 3 Contexte tridimensionnel

#### 3.1 Extension du contour actif vers une surface active

Si le passage à un modèle déformable surfacique a été le coeur de nombreux travaux, il pose le problème de la représentation de la surface.

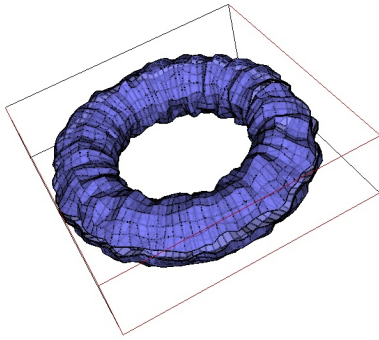
1. Soit la surface est un produit tensoriel de deux courbes. C'est une extension naturelle mais qui impose une topologie simple de la surface (plan, cylindre ou tore) à cause des points singuliers.
2. Soit la surface est un maillage discret, une triangulation ou son dual simplexe [Delingette 99]. Toutes les surfaces sont représentables avec un maillage régulier de valence 3.

Dans notre cas, le filtre monodimensionnel  $SB_\lambda$  se généralise en filtre bidimensionnel pour des images. Une surface étant un objet bidimensionnel, il est possible d'étendre directement le filtrage d'une courbe à une surface, à condition qu'elle ait la même structure qu'une image. Cela se traduit par un maillage dont les sommets sont tous de valence 4.

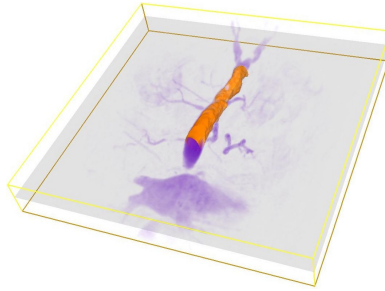
Cette contrainte nous ramène à des objets de topologie simple. Même une sphère ne peut pas être maillée de cette façon, elle contiendra forcément des points singuliers. Nous avons proposé une méthode permettant de traiter ces points singuliers. L'algorithme de modèle déformable régularisé par spline lissante est ainsi généralisable pour toute surfaces de genre 0 ou fermée de genre 1.

De plus, nous tirons parti de la régularisation locale vue en 2D pour adapter  $\lambda$  en chaque point, en fonction du pas d'échantillonnage. Ceci permet de s'affranchir de la non-uniformité d'un maillage, ce qui est fréquent surtout dans le cadre d'une déformation.

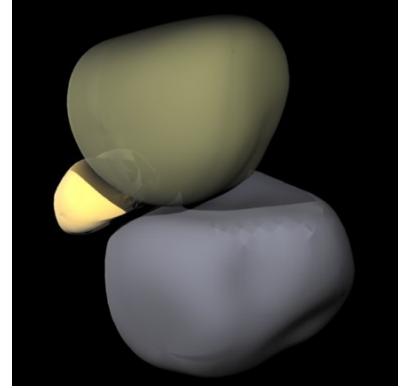
#### 3.2 Resultats



(a) Filtrage B-Spline lissant bidimensionnel d'une surface torique



(b) Segmentation d'une aorte par un modèle cylindrique



(c) Segmentation des menisque, fémur et tibia d'un rongeur par des modèles sphériques

FIG. 2: En 3D, il est aisé d'étendre l'algorithme pour un maillage de topologie simple (a), (b) [Velut 06]. Sur d'autres surfaces, les inévitables points singuliers doivent être traités de façon ad-hoc (c). Il n'en reste pas moins que le maillage doit être de valence 4 presque partout.

## Références

- [Brigger 98] Patrick Brigger & Michael Unser. *Multi-scale B-spline snakes for general contour detection*. In Wavelet Applications in Signal and Image Processing VI, Jul 22-23 1998, volume 3458 of *Proceedings of SPIE*, pages 92–102, San Diego, CA, United States, 1998.
- [Delingette 99] Hervé Delingette. *General Object Reconstruction Based on Simplex Meshes*. International Journal of Computer Vision, vol. 32, no. 2, pages 111–146, September 1999.
- [Precioso 05] Frederic Precioso, Michel Barlaud, Thierry Blu & Michael Unser. *Robust real-time segmentation of images and videos using a smooth-spline snake-based algorithm*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 14, no. 7, pages 910–924, 2005.
- [Unser 93] Michael Unser, Akram Aldroubi & Murray Eden. *B-spline signal processing. Part I. Theory*. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, no. 2, pages 821–833, 1993.
- [Velut 06] Jérôme Velut, Hugues Benoit-Cattin & Christophe Odet. *Segmentation by Smoothing B-Spline Active Surface*. In ICIP, pages 209–212, Atlanta GA, 2006.
- [Velut 07] Jérôme Velut, Hugues Benoit-Cattin & Christophe Odet. *Locally Regularized Smoothing B-Snake*. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2007, pages Article ID 76241, 12 pages, 2007.

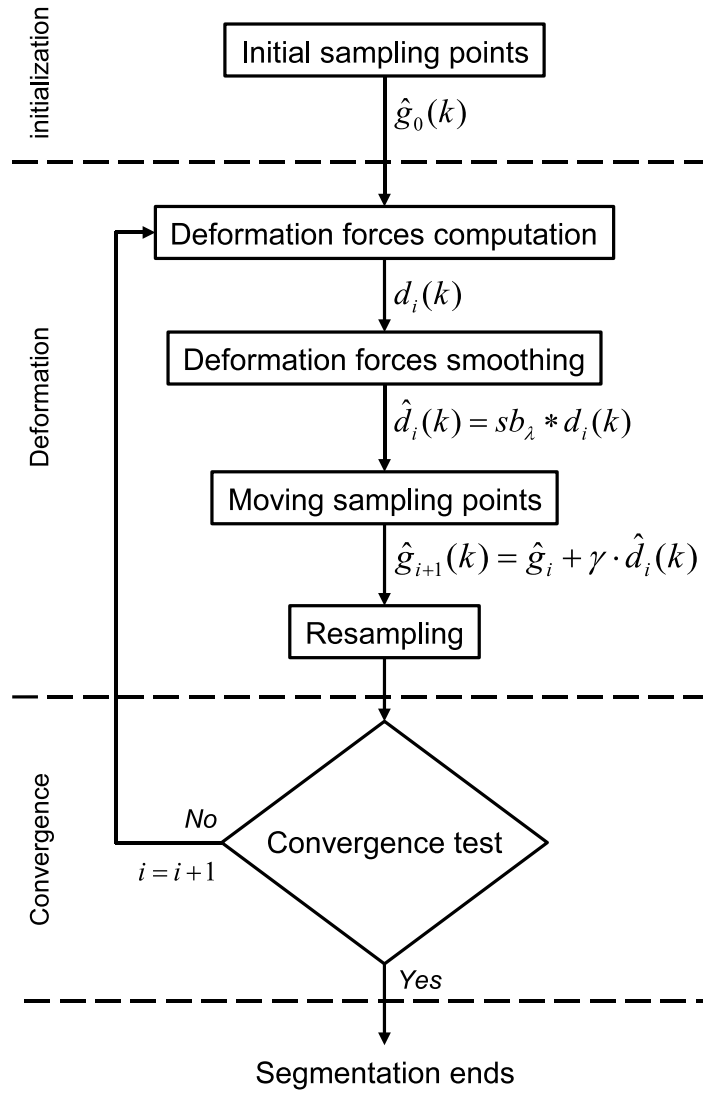


FIG. 3: *Algorithme du contour actif régularisé par spline lissante.*