

INSTITUT POLYTECHNIQUE DE PARIS

TÉLÉCOM PARIS

PROJET - INTRODUCTION AU TRAITEMENT DES IMAGES

Images 3D et 3D+t : segmentation d'IRM du cœur

Augusto DE MELO COSTA

Nour GHAMGUI

Palaiseau, France

19 novembre 2025

Table des matières

1	Introduction	1
2	Objectifs	1
3	Identification du Ventricule Gauche	1
3.1	Pré-Traitement	1
4	Segmentation du Ventricule Gauche	1
4.1	Croissance de Région	2
4.2	Enveloppe Convexe	3
4.3	Dice Score	3
4.4	Active Contour / Snake	4
4.4.1	Choix de α e β optimales	6
5	Résultats	6
6	Conclusion	8
7	Références	9

1 Introduction

Dans le vaste domaine du traitement des images, plusieurs techniques ont été développées pour résoudre une grande variété de problèmes divers, depuis la restauration des images sous-marines jusqu'à l'imagerie médicale. Plus spécifiquement, il est intéressant de trouver et segmenter des structures dans le corps humain, comme les tissus, organes et même tumeurs de façon automatique, c'est-à-dire sans avoir besoin d'intervention humaine.

Alors, en considérant ce travail, nous allons aborder le problème d'identification et de segmentation du ventricule gauche dans les images de résonance magnétique.

2 Objectifs

Les objectifs de ce travail sont de mettre en œuvre des techniques simples, mais capables de nous aider à créer un algorithme qui prend comme entrée un ensemble d'images de résonance magnétique 3D+t (des images qui ont 3 dimensions et un caractère temporel en plus) et qui fournit en sortie une autre collection d'images 3D+t avec le ventricule gauche mis en évidence.

3 Identification du Ventricule Gauche

La première étape de ce projet est de détecter la position dans l'image du ventricule gauche. Dans ce sens, d'abord on fait un pré-traitement des images.

3.1 Pré-Traitemet

En ce qui concerne cette étape, nous allons simplement faire passer les images par un noyau gaussian faible (pour ne pas déranger les contours) et faire un changement de contraste à travers la correction γ .

4 Segmentation du Ventricule Gauche

Maintenant qu'on a mis en œuvre un algorithme qui retrouve de façon satisfaisant le centre du ventricule gauche, on peut commencer à faire décrire la segmentation. Nous allons suivre une approche

guidé par la croissance de région (en anglais *region growing*).

4.1 Croissance de Région

En général, les algorithmes de croissance de région sont basés sur le groupement des pixels par similitude, c'est à dire, par caractères communs (souvent décidés en s'appuyant sur un seuil). Nous allons considérer que les intensités des pixels qui appartiennent à une même région sont proches. Plus spécifiquement, on va considérer que les pixels dont la différence d'intensité est plus grande que le seuil appartiennent à régions différents et, sinon, ils sont dans la même zone.

Comme nous n'avons pris qu'un point de départ ou [hyperlinksection :identificationseed point](#) (le centre du ventricule gauche), une seule région sera segmentée dans l'image.

En plus, pour que cette approche soit assez généralisable pour tous les patients, on ne peut pas fixer un seuil, mais le faire adaptative, de façon à ce que chaque patient aie un différent seuil. Dans ce sens, nous proposons un algorithme qui fait la segmentation de la trinche du milieu de chaque patient en utilisant différents valeurs de seuil, dès 0 (un seuil extrêmement rigoureux) jusqu'à 0.5 (un seuil permissif).

Alors, on compare les régions obtenues pour chaque valeur de seuil et, lors d'une différence plus grande que 5 écarts types par rapport à la taille moyenne de la région les iterations précédentes, on considère que la région segmentée a transbordeé dehors du ventricule gauche et, par consequent, le bon seuil est pris comme étant celui de la dernière « bonne » iteration. L'image 1 montre comment l'algorithme fonctionne.

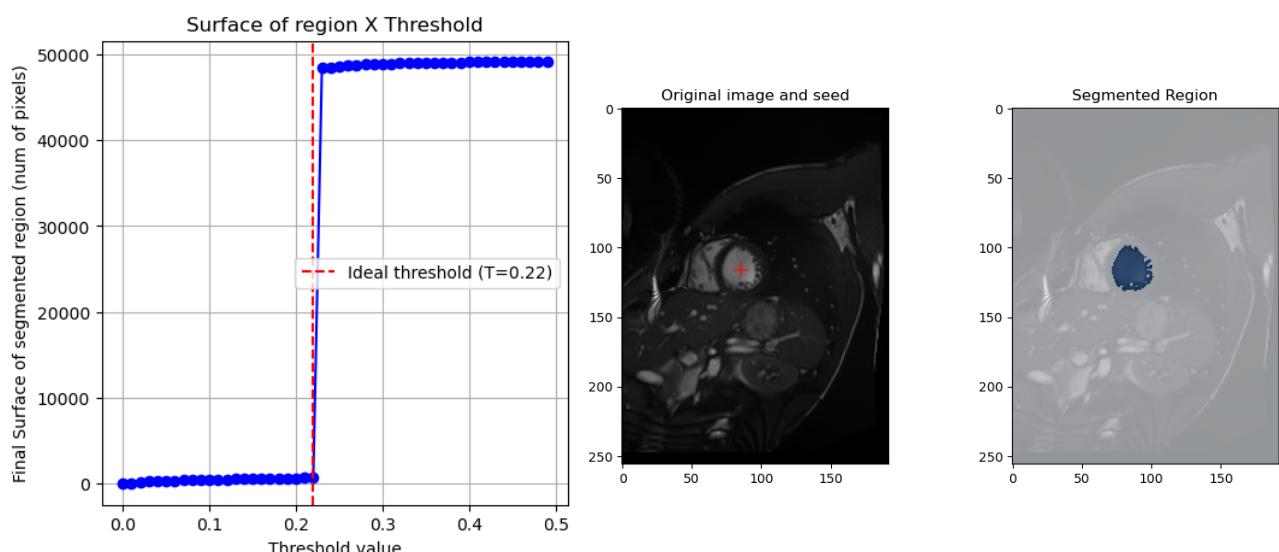


FIGURE 1 – Gauche : Résultat du seuillage. Droite : Segmentation obtenue.

D'après les résultats montrés, on peut observer que la segmentation obtenue, malgré satisfaisant, peut toujours être amélioré à cause de la présence des trous (qui correspondent aux trabécules) dedans le ventricule gauche et qui n'ont pas été intégrés à la région et aux contours pointus. Dans ce contexte, on va mettre en œuvre un outil de la morphologie mathématique pour servir comme une étape de post-traitement de l'image, notamment un filtre type enveloppe convexe (en anglais *convex hull*).

4.2 Enveloppe Convexe

Le choix du enveloppe convexe est du au besoin de régulariser la segmentation pour remplir le trou dedans le ventricule gauche bien que la devenir plus similaire à un cercle, puisqu'on suppose que la structure du ventricule est elle même circulaire. Autrement dit, on ajoute une connaissance a priori sur l'anatomie du problème en analyse.

Mathématiquement parlant, l'enveloppe convexe d'un ensemble est le plus petit ensemble convexe qui contient l'ensemble d'origine. Cela nous permet de combler les « creux » situés sur le bord et également inclur les trabécules et muscles papillaires. Ainsi on obtient une figure similaire à la figure 2.

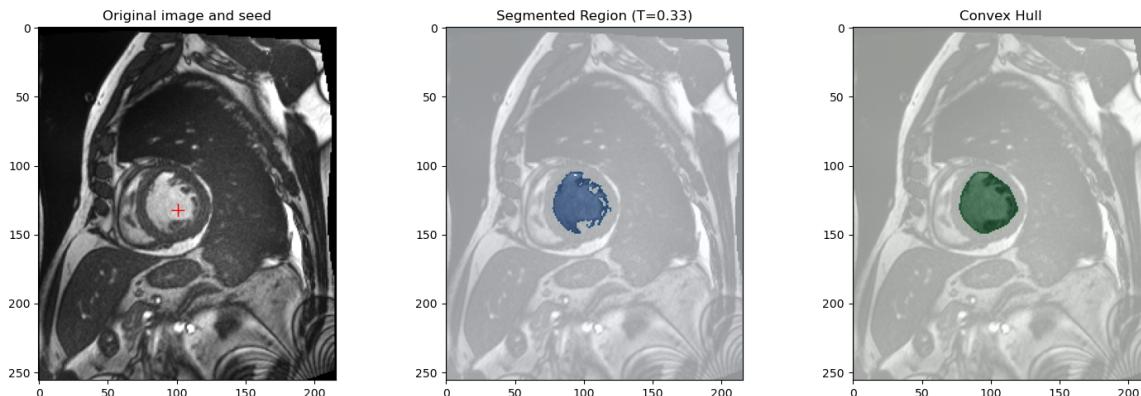


FIGURE 2 – Comparaison entre la segmentation naïve et après le passage d'un filtre type Enveloppe Convexe.

Comme espéré, l'opération d'enveloppe convexe transforme un polygone concave en un polygone convexe en fermant les concavités.

4.3 Dice Score

Maintenant que la segmentation a été établie, on peut discuter sur les paramètres de performance, ou autrement dit, si notre algorithme est assez précis pour segmenter les images. On va donc comparer

avec la vérité terrain dans le jeu de données.

D'abord, une notion intuitive a propos de la qualité de la segmentation peut être si il y a intersection significative entre le masque segmentée par notre approche et la masque correspondant à la vérité terrain. Ainsi, on utilise le Dice Score, la métrique la plus utilisée dans le contexte d'imagérie médicale du à sa ressemblance avec le F1 Score. Le Dice Score est express par :

$$s = 2 \frac{|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (1)$$

Où X est l'image segmentée par notre méthode et Y l'image de la vérité terrain. Observez de l'équation 1 que $0 \leq s \leq 1$. En effet dans le meilleur cas on a $X = Y$ (segmentation parfaite) et donc $s = 1$. Par contre, si l'intersection est vide (pire cas), on a $s = 0$.

Comme un rémarque, il faut dire qu'il y a aussi d'autres paramètres qui mesurent la qualité de la segmentation, par exemple *Intersection over Union*(IoU), donné par équation 2. Dans ce projet, on préfère plutôt le Dice Score car il priviliege les succès, alors que IoU penalise plus severement les erreurs commises. Cela implique que, en prenant une même segmentation, le Dice Score peut être un estimateur plus optimiste que IoU. Ainsi, ils ne sont pas tout à fait équivalents, mais on peut obtenir l'un de l'autre.

$$IoU = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \quad (2)$$

4.4 Active Contour / Snake

Finalement, on a besoin de propager la segmentation trouvé pour une trinche pour toutes les autres trinches afin de compléter la segmentation 3D pour un frame. On considère que la segmentation des trinches voisines sont très similaires, malgré les petits changements anatomiques entre eux. Nous prenons d'abord un point de départ, notamment la trinche du milieu. Effectivement, cette trinche nous permet de voir le ventricule avec plus de détails. Cependant, le problème qui se pose maintenant est comment on doit segmenter les trinches plus éloignées du milieu tels que les trinches de base et les trinches du sommet, puisque les trinches extrêmes sont souvent celles qui sont plus sombres et qui empêchent la visibilité du ventricule gauche.

En plus, l'algorithme fonctionne vers deux directions : du milieu à la base et du milieu au sommet. Alors, pour propager la segmentation de la trinche du milieu, on la projète sur les trinches

voisines (qui ne sont pas segmentés). Malgré la similitude entre leurs segmentations, ce n'est pas un match parfait. Donc on a besoin de ajuster les contours (snake) pour adéquat le format de la masque à la trinche en analyse. Il est convenient d'expliquer le but de la snake.

En gros, le snake essaie de trouver un contour $v(s)$ d'énergie totale minimale dans l'image. On rappele que l'énergie totale de l'image peut être séparée en deux composantes : l'énergie interne E_{int} , associée au format de la courbe et l'énergie externe E_{ext} qui correspond à l'image. Plus concrètement, le but est de minimiser l'équation 3 :

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 (E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds \quad (3)$$

Plus spécifiquement, l'énergie interne (donnée par l'équation 4) est rélationnée avec le comportement géométrique de la courbe et est gouvernée par 2 caractères : α (élasticité) et β (rigidité). Alors, si le paramètre α est très grand, la courbe sera plus rétrécie, alors qu'un paramètre β élevé implique dans une courbe plus lisse.

$$E_{int} = \frac{1}{2}(\alpha \cdot |v'(s)|^2 + \beta \cdot |v''(s)|^2) \quad (4)$$

Dans le contexte de ce projet, on s'est intéressé par une courbe capable de s'étirer (petit α) mais aussi qui est résistante à plier (haut β). **DEPOIS TENTAR COLOCAR UMA SECAO COMPAREANDO DIFERENTES α E β PARA CADA PROPAGACAO E DISCUTIR AS DIFERENCIAS E INCLUIR UMA SECAO PARA DISCUTIR A ESCOLHA OTIMA DE ALPHA E BETA.**

En plus, l'énergie externe est donnée par l'expression 5 et atrahi la courbe aux bords du ventricule gauche (puisque'on utilise le gradient de l'image).

$$E_{ext} = -\gamma |\nabla(G_\sigma * I(x, y))|^2 \quad (5)$$

Où G_σ est un filtre passe-bas pour réduire le bruit avant de détecter les bords. Mathématiquement, le problème à être résolu est simplement l'équilibre des forces (résoudre l'équation de Euler-Lagrange) :

$$\alpha v''(s) - \beta v'''(s) = \nabla E_{ext} \quad (6)$$

Alors, quand le balance est atteinte, le snake arrête de bouger et le contour d'énergie minimale a

été trouvé. De plus, chaque point de contrôle sur la courbe est soumis à cette équation, et donc à la fin de la procédure, on espère que tous les points de contrôle aient leur énergie minimale. Dans ce travail nous avons choisi $n = 400$ points de contrôle, ce qui nous assure une représentation plus fidèle des contours, cependant on augmente le temps de processement.

Comme un dernier rémarque, on peut également utiliser cette approche pour propager les segmentations dans le temps.

4.4.1 Choix de α e β optimales

Comme dit précédemment, pour faire propager les segmentations des toutes les tranches (3D) et pour les propager dans le domaine du temps, on face le problème de comment choisir les paramètres d'élasticité (α) et rigidité (β) tels que la segmentation soit la plus précise possible.

Dans ce sens, on

5 Résultats

RESULTATS CONCERNANT LA DETECTION DU POINT SEED AVANT ÇA

Pour valider nos expérimentations, nous avons comparé les segmentations obtenues par notre approche avec le vérité-terrain disponible sur le jeu de données. D'abord, en prenant uniquement la segmentation de la tranche du milieu pour tous les 100 patients sur l'ensemble d'entraînement, on a obtenu un Dice Score de :

$$s_{moyen}^{millieu} \approx 0.90 \quad (7)$$

En plus, en ce qui concerne l'estratégie pour choisir les hyper paramètres α et β , **COMPLETE LATER**

Ensuite, on peut faire la propagation 3D de la tranche du milieu pour tous les patients dans l'ensemble d'entraînement, ce qui nous retourne l'histogramme suivant (figure ??). D'après son analyse, on peut observer que, globalement, on a obtenu des bons résultats pour la segmentation de la tranche du milieu (illustré dans la figure ??), bien que pour la propagation 3D des tranches centrales (ce qui incontournablement empire le Dice Score). Cependant, il y a eu quelques images pour lesquelles l'algorithme n'a pas été si performant :

$$s_{3D}^{moyenne} \approx 0.78 \quad (8)$$

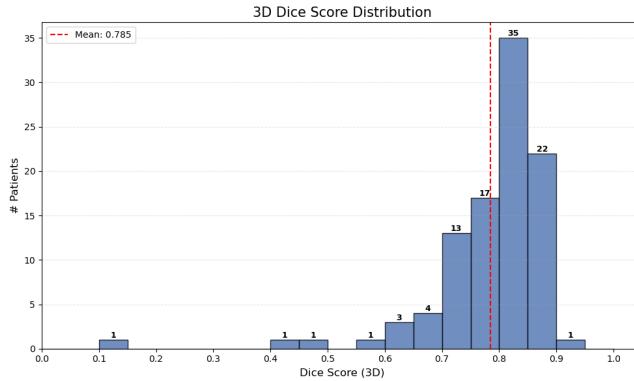


FIGURE 3 – Histogramme du Dice Score 3D pour les 100 patients d’entraînement.

Une possible raison pour laquelle cela arrive ... **EXPLIQUER LA CAUSE**

6 Conclusion

7 Références

- [1] Lee, Hae-Yeoun, et al. « Automatic left ventricle segmentation using iterative thresholding and an active contour model with adaptation on short-axis cardiac MRI. » IEEE Transactions on Bio-medical Engineering 57.4 (2009) : 905-913.
- [2] Khened, Mahendra, Varghese Alex Kollerathu, and Ganapathy Krishnamurthi. « Fully convolutional multi-scale residual DenseNets for cardiac segmentation and automated cardiac diagnosis using ensemble of classifiers. » Medical image analysis 51 (2019) : 21-45.
- [3] <https://www.creatis.insa-lyon.fr/Challenge/acdc/databases.html> - Accés en 01/10/2025.
- [4] Nemirko, P. Anatoli, et al. « Machine Learning Methods Based on Convex Hulls Analysis in Medical Diagnostics Tasks. » International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (2019).
- [5] Kass, M. ; Witkin, A. ; Terzopoulos, D. (1988). « Snakes : Active contour models. » International Journal of Computer Vision. 1 (4) : 321
- [6] GONZALEZ, Rafael C. ; WOODS, Richard E. Digital Image Processing. 3. ed. Upper Saddle River : Prentice Hall, 2008.
- [7] JAIN, Anil K. Fundamentals of Digital Image Processing. Englewood Cliffs : Prentice Hall, 1989.