



HAL
open science

Segmentation d'images par coupe de graphe avec a priori de forme

Damien Grosgeorge, Caroline Petitjean, Su Ruan

► **To cite this version:**

Damien Grosgeorge, Caroline Petitjean, Su Ruan. Segmentation d'images par coupe de graphe avec a priori de forme. RFIA, Jan 2012, Lyon, France. pp.CD-ROM. hal-00673396

HAL Id: hal-00673396

<https://hal.science/hal-00673396>

Submitted on 23 Feb 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Segmentation d'images par coupe de graphe avec a priori de forme

Damien Grosgeorge¹

Caroline Petitjean¹

Su Ruan¹

¹ LITIS EA 4108, Université de Rouen

22 bd Gambetta,
76183 Rouen Cedex, France
damien.grosgeorge@univ-rouen.fr

Résumé

La segmentation d'images par coupe de graphe permet d'obtenir très rapidement, par minimisation globale d'une fonction de coût appropriée, une partition binaire objet/fond d'une image 2D. Quand la forme de l'objet est connue et que les contours de l'objet sont mal définis, le processus de segmentation peut être efficacement guidé par un a priori. Dans cet article, nous proposons une approche de segmentation par coupe de graphe, s'appuyant sur un a priori de forme obtenu par analyse en composantes principales. Nous introduisons dans la fonctionnelle d'énergie un terme supplémentaire prenant en compte cet a priori. Notre approche a été testée et évaluée quantitativement sur une application difficile d'imagerie médicale, la segmentation du ventricule droit en IRM cardiaque, pour laquelle nous disposons d'une base d'images importante et de la vérité terrain (segmentation manuelle). Les résultats obtenus sont encourageants et plus précis que ceux obtenus par l'approche classique de coupe de graphe utilisant uniquement les informations des niveaux de gris.

Mots Clef

Segmentation d'image, coupe de graphe, a priori de forme, analyse en composantes principales (ACP).

Abstract

Image segmentation using graph cut consists in globally minimizing a cost function. Thanks to combinatorial algorithms, a binary object vs. background partition of a 2D image can be obtained very quickly. When the object to be segmented has a known shape and the object contours are ill-defined, the segmentation process can be efficiently guided with a priori information. In this paper, we propose a binary segmentation approach with graph cut, using a shape prior obtained with a principal component analysis. A new energy term based on the shape prior is introduced in the cost function. Our approach is validated on a challenging medical imaging segmentation task, that consists in delineating the right ventricle in MR images, and for which we have a large image database with ground truth

(manual tracing). Results are encouraging and more precise than those obtained using the standard graph cut approach using only grayscale informations.

Keywords

Image segmentation, graph cut, shape prior, principal component analysis (PCA).

1 Introduction

En vision par ordinateur, de nombreux problèmes peuvent se mettre sous la forme de la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie : la segmentation, la restauration, le recalage, etc. En segmentation d'images, les méthodes variationnelles bien connues sont par exemple les contours actifs [16, 6] et les approches par courbes de niveaux [24, 20]. Dans ce domaine, ces fonctionnelles d'énergie intègrent en général un terme d'attache aux données incorporant des informations sur les contours de l'image (par exemple basées sur le gradient de l'image) et un terme de régularisation permettant de maîtriser l'aspect du contour. Cependant, l'optimisation peut poser problème lorsque la fonctionnelle d'énergie est non-convexe et présente des minima locaux. D'autre part, notons que dans ces approches, l'image est considérée comme un domaine continu et la nécessaire discrétisation de l'espace et du temps peut poser des problèmes de stabilité.

Offrant des solutions aux problèmes cités précédemment, les méthodes fondées sur les coupes de graphe ont suscité un fort intérêt depuis l'article fondateur de Boykov et Jolly [3]. En s'appuyant sur des algorithmes issus de la communauté combinatoire, elles permettent d'optimiser des fonctions de coût de manière globale, et ainsi d'éviter les minima locaux. D'autre part, en considérant l'image comme un graphe, la stabilité numérique est assurée. La segmentation d'images par coupe de graphe tel que présentée dans [3] autorise également de manière très souple une interaction avec l'utilisateur et permet d'obtenir une convergence rapide en 2D. Elle a donné lieu à de nombreux développements théoriques [17] et applicatifs [2, 22, 1, 13].

Dans les applications où la forme à segmenter est connue

a priori (par exemple un organe en imagerie médicale), le processus de segmentation peut être guidé par un modèle de forme ou des contraintes sur celle-ci. Pour des images ayant un contraste faible ou un taux de bruit élevé, une telle contrainte permet d'améliorer la précision de la segmentation. Dans le cadre des modèles déformables par exemple, l'intégration de contraintes de forme a été largement étudiée [7, 23, 8], avec des modèles basés sur une analyse en composantes principales [27] ou sur des atlas [32]. L'avantage de la méthode des coupes de graphes est sa capacité à donner efficacement une solution optimale pour l'utilisation conjointe de différentes informations sur l'image. A ce jour, les travaux de segmentation par coupe de graphe en prenant en compte des formes a priori sont encore peu nombreux dans la littérature. Deux problèmes se posent en effet : la modélisation de la forme de l'objet à segmenter et son intégration dans l'algorithme de coupe de graphe.

Dans cet article, nous proposons une méthode de segmentation basée sur les coupes de graphe binaires avec un a priori de forme, se déroulant en deux étapes : d'une part la construction d'une forme-modèle, et la segmentation par coupe de graphe utilisant ce modèle. Plus précisément, nous supposons que nous disposons d'un ensemble de formes représentatives de l'objet à segmenter, d'où peuvent être extraits un modèle moyen ainsi que des variabilités autour de ce modèle moyen par une analyse en composantes principales (ACP). Cette analyse permet de synthétiser un certain nombre de formes-modèles. Pour une image à segmenter, la forme-modèle la plus proche au sens d'un certain critère est sélectionnée. Un terme d'énergie prenant en compte ce modèle de forme est introduit dans la formulation de l'énergie du graphe. Nos contributions portent donc sur l'établissement du modèle ainsi que sur le terme énergétique l'intégrant au graphe.

Dans la suite de cet article, nous présentons, dans la Section 2, le principe de la segmentation binaire par coupe de graphe ainsi qu'un bref état de l'art relatant les possibilités d'incorporation d'un a priori de forme dans ce cadre. Notre méthode de segmentation basée sur un modèle de forme obtenu par une ACP est exposée dans la Section 3. Nous proposons une validation de notre approche en l'appliquant à la segmentation d'images médicales dans la Section 4. Les conclusions et perspectives de ces travaux sont décrits dans la Section 5.

2 Segmentation d'images par coupe de graphe

2.1 Principe

Nous exposons ici la méthode de segmentation binaire d'images par coupure dans un graphe de [3]. On définit un graphe $\mathcal{G} = \langle \mathcal{V}, \mathcal{E} \rangle$, où \mathcal{V} est l'ensemble des nœuds et \mathcal{E} l'ensemble des segments. L'image I à segmenter est considérée comme étant ce graphe, chaque pixel en étant un nœud. L'objectif de la segmentation est d'attribuer, à chaque pixel, une classe ω , pouvant être soit \mathcal{O} si le pixel

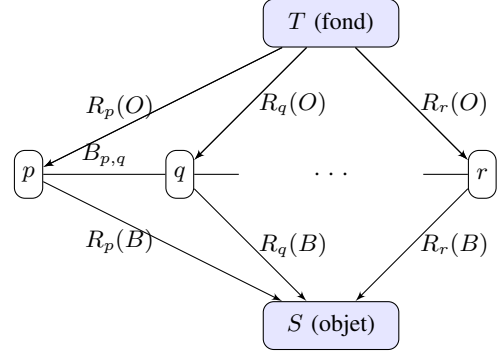


FIGURE 1 – Exemple monodimensionnel du graphe et les liens pondérés, avec p, q, r des nœuds du graphe et S et T les nœuds terminaux.

considéré appartient à l'objet, soit \mathcal{B} s'il appartient au fond. On considère deux nœuds supplémentaires, appelés nœuds terminaux : la source S représentant l'objet \mathcal{O} , et le puits T représentant le fond \mathcal{B} . Chaque couple de nœuds $(p, q) \in \mathcal{V}^2$ dans un voisinage \mathcal{N} est connecté par un segment appelé n -link. Chaque nœud $p \in \mathcal{V}$ est connecté aux nœuds terminaux S and T par deux segments respectifs appelés t -links (Figure 1). Les liens t -links et n -links sont pondérés par des coûts définis ci-après. La coupe d'un lien t -link de p vers T (resp. S) permet d'attribuer l'étiquette \mathcal{O} (resp. \mathcal{B}) à ce pixel, définissant ainsi une segmentation de l'image. Le coût d'une coupe \mathcal{C} est donné par la somme des poids des segments n -links et t -links concernés. La meilleure segmentation est obtenue en calculant la coupe de coût minimum.

Soit I_p le niveau de gris du pixel p . Les t -links entre un pixel p et les deux nœuds terminaux S et T sont pondérés par un terme dit terme région, noté R_p et défini par :

$$R_p(\omega) = -\ln Pr(I_p|\omega) \quad (1)$$

où $Pr(I_p|\omega)$ est la probabilité que le pixel p appartienne à la classe ω , généralement obtenue par un histogramme sur les niveaux de gris de l'objet et du fond. Les n -links sont pondérés par un terme de régularisation, ou énergie contour, conçu pour assurer la cohérence spatiale dans un voisinage de pixels. Ce terme noté $B_{p,q}$ et est classiquement défini par :

$$B_{p,q} \propto \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{dist(p,q)} \quad (2)$$

où I_p et I_q sont les niveaux de gris des pixels p et q , $dist(p,q)$ la distance euclidienne entre p et q et σ une constante, généralement liée au bruit d'acquisition. Dans une région uniforme, I_p et I_q sont similaires et on a alors $|I_p - I_q| < \sigma$. Ceci implique une forte valeur pour $B_{p,q}$, décourageant toute coupe du graphe dans ce voisinage. Réciproquement, dans une zone de contours, I_p et I_q sont différents et $|I_p - I_q| > \sigma$, $B_{p,q}$ a ainsi une valeur faible.

L'énergie totale d'une coupe \mathcal{C} dans le graphe est alors définie par :

$$E(\mathcal{C}) = \sum_{p \in \mathcal{V}} R_p(\omega_p) + \lambda \sum_{p, q \in \mathcal{N}} B_{p, q} \cdot \delta(\omega_p \neq \omega_q) \quad (3)$$

où $\delta(\omega_p \neq \omega_q)$ vaut 0 si p et q ont la même étiquette, 1 sinon.

La segmentation consiste finalement à rechercher la coupe d'énergie $E(\mathcal{C})$ minimum, ce qui est équivalent à rechercher le flot maximum de la source au puits, un problème soluble en un temps polynomial selon le théorème de Ford et Fulkerson [10]. Dans le cas où l'image est un graphe, l'algorithme le plus efficace est basé sur les chemins augmentants (*augmenting paths*). Il est décrit dans [4].

2.2 Ajout d'un a priori de forme : état de l'art

Afin de guider le processus de segmentation, des contraintes ou des modèles concernant l'objet à segmenter peuvent être introduits, au travers d'un terme supplémentaire dans la formulation de l'énergie de l'Eq. 3. La manière d'incorporer ces informations a priori dépend des informations disponibles : soit les contraintes sont faibles et sont de simples hypothèses sur la forme générale de l'objet (convexe par exemple), soit les contraintes sont fortes et concernent une forme précise à retrouver dans l'image.

Contraintes faibles. Dans la littérature, les contraintes sur des formes grossières sont spécifiées au travers des *n-links*, modifiant l'étiquetage dans le voisinage des pixels selon l'hypothèse effectuée. Dans [9], les valeurs de l'énergie frontière $B_{p, q}$ sont modifiées en interdisant certaines positions relatives de p et q , favorisant ainsi les formes compactes. La même méthodologie est utilisée dans [28] pour des formes plus générales que des formes convexes, définies en imposant que, si C est le centre de la forme et p un point dans la forme, tout point q situé sur la droite (C, p) après p soit également dans la forme. Notons que cette méthode présente un effet intéressant contrant le biais de rétrécissement généralement observé dans la segmentation par coupe de graphe, mais pose des problèmes importants de discrétisation. Imposer que le résultat de la segmentation soit convexe peut également être fait au travers d'un terme d'énergie supplémentaire de la forme $1 - \cos(\alpha)$ où α est l'angle entre (p, q) et (p, C) où C est le centre de l'objet, désigné par un clic de l'utilisateur [12]. On voit ainsi comment des angles importants sont pénalisés par de fortes valeurs de l'énergie, encourageant ainsi les coupes grossièrement convexes dans le graphe (Figure 2).

Contraintes fortes. Lorsqu'un modèle de l'objet à segmenter est disponible, il est en général imposé à la segmentation au travers des *t-links*, ce qui inclut, dans la formula-

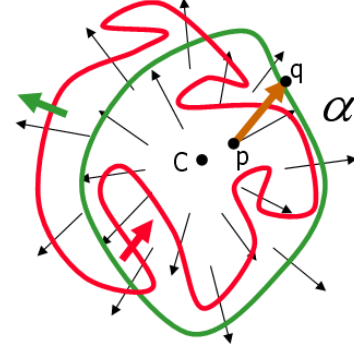


FIGURE 2 – Exemples de contrainte faible imposée à la segmentation par coupe de graphe avec calcul de l'angle α , permettant au contour (rouge) d'évoluer vers une forme convexe (vert) (d'après [12])

tion de l'énergie du graphe, un terme supplémentaire qui peut être similaire au terme régional R_p . Les formulations classiques de R_p sont reprises en remplaçant les modèles d'intensité sur l'objet par les étiquettes du modèle [25] ou par une carte des probabilités [26, 19], et dans ce cas l'énergie liée à l'a priori prend la forme :

$$E_s(\omega_p) = -\ln(\text{Pr}_A(\omega_p))$$

où $\text{Pr}_A(\omega_p)$ représente la probabilité du pixel p d'appartenir à la classe ω_p selon le modèle. Notons que l'utilisation d'un a priori de forme pose un problème difficile de mise en correspondance du modèle avec l'image. Le recalage peut être fait de façon itérative et donc coûteux en temps de calcul : les phases d'estimation des paramètres de pose et de calcul de la segmentation sont alternées [30, 31, 29, 19]. Lorsqu'il est préalable à la segmentation, le processus repose sur une intervention de l'utilisateur [11, 26]. Le modèle est défini dans ce cas par une carte des distances ou un atlas. Notons que ces modèles sont limités pour représenter judicieusement les variabilités de forme.

Dans la méthode que nous proposons, nous utilisons une contrainte forte via les *t-links*. A partir d'un ensemble de formes de l'objet à segmenter, nous effectuons une ACP et construisons différentes formes modèles permettant de représenter les variabilités de l'objet. Pour une image à segmenter, le meilleur modèle de forme est sélectionné, au sens d'un certain critère, parmi les différentes formes modèles synthétisées. Nous détaillons par la suite la méthode proposée au travers de ses deux étapes : la construction du modèle de forme et son intégration dans l'énergie du graphe.

3 Segmentation avec a priori de forme basé sur l'ACP

3.1 Construction du modèle de forme

Synthèse des formes modèles. A partir d'un ensemble de formes représentatives de l'objet, une ACP permet d'ob-

tenir les axes de variation des formes et la forme moyenne [27]. Considérons un ensemble de N images binaires des formes (1 : objet ; 0 : fond), préalablement alignées par un recalage affine sur une image de référence. Pour chaque image binaire est calculée une carte des distances signées au contour de l'objet. Cette carte de distance est formalisée dans un vecteur Γ_i pour tout i dans $[1, N]$. La forme moyenne est définie par $\bar{\Phi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Gamma_i$. Chaque carte des distances est centrée selon $\tilde{\Gamma}_i = \Gamma_i - \bar{\Phi}$ avec $i \in [1, N]$. Pour capturer les variabilités des formes de l'objet, nous définissons la matrice $\mathbf{S} = [\tilde{\Gamma}_1 \dots \tilde{\Gamma}_N]$. La matrice de covariance définie par $\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ peut alors être décomposée en N valeurs propres ρ_i et vecteurs propres Φ_i . Les vecteurs propres définissent les axes de variation (ou composantes principales). Retenir l'ensemble des vecteurs propres équivaut à conserver toute l'information initiale. En pratique, conserver un nombre $N_{es} \leq N$ de vecteurs propres se révèle suffisant pour décrire une forme hors de l'ensemble initial. Celle-ci peut alors s'écrire comme une combinaison linéaire des vecteurs propres, ceux-ci étant pondérés par w_i définissant l'intensité de la déformation selon l'axe Φ_i . Afin de chercher la forme adéquate, la plupart des méthodes utilisent des algorithmes d'optimisation pour trouver les paramètres w_i optimaux [27]. Ici, nous proposons de construire un ensemble de formes créées selon différentes paramétrisations. A partir de chaque forme propre Φ_i , les formes modèles sont définies par :

$$\Phi_i^k = \bar{\Phi} + w_i^k \Phi_i \quad (4)$$

avec $w_i^k = \pm k \sqrt{\rho_i}$. L'ensemble de formes complet ϕ est alors créé à l'aide de :

$$\phi = \{\Phi_i^k, i \in [1; N_{es}]\} \quad (5)$$

Afin de ne conserver que des déformations représentatives [27], la valeur maximale de k est fixée à $m = 3$. k étant choisi entier, la taille de l'ensemble est alors de :

$$|\phi| = 2mN_{es} + 1 \quad (6)$$

L'ensemble de formes est créé. L'étape suivante consiste à choisir le meilleur modèle de forme en considérant l'image à segmenter.

Sélection du meilleur modèle de forme. La première étape consiste à recalculer de manière rigide les formes de ϕ sur l'image à segmenter. Nous définissons ensuite un score permettant de mesurer l'adéquation entre une image à segmenter et une forme de ϕ . Dans ce but, nous utilisons une fonction probabiliste d'appartenance à l'objet $Pr(I_p|\mathcal{O})$, obtenue à l'aide d'un histogramme de l'objet sur les formes d'apprentissage de l'ACP. Considérons deux zones de l'image $B_{\mathcal{O}}$ et $B_{\mathcal{B}}$ obtenues par seuillage sur ces probabilités et définies par :

$$B_{\mathcal{O}} = \{p \in \mathcal{V} | Pr(I_p|\mathcal{O}) \geq t\} \quad (7)$$

$$B_{\mathcal{B}} = \{p \in \mathcal{V} | Pr(I_p|\mathcal{O}) < t\} \quad (8)$$

où t est le seuil. Nous proposons le score suivant, calculé pour chaque forme modèle $\varphi \in \phi$ recalée sur l'image :

$$S(I, \varphi) = \sum_{p \in \varphi_{\mathcal{O}}, p \in B_{\mathcal{O}}} Pr(I_p|\mathcal{O}) \quad (9)$$

$$+ \sum_{p \in \varphi_{\mathcal{O}}, p \in B_{\mathcal{B}}} (1 - Pr(I_p|\mathcal{O})) \quad (10)$$

où $\varphi_{\mathcal{O}} = \{p \in \mathcal{V} | \varphi(p) = 1\}$ représente la zone de l'objet. La forme modèle φ^* correspondant au mieux à l'image est choisie comme étant celle de score maximal, sur l'ensemble des formes modèles possibles ϕ :

$$\varphi^* = \arg \max_{\phi} S(I, \varphi) \quad (11)$$

Cette forme φ^* est utilisée comme a priori dans la construction du graphe, décrite dans la section suivante.

3.2 Construction du graphe

La fonctionnelle d'énergie du graphe est définie en ajoutant à la formulation de l'Eq. 3 un terme E_s dépendant de l'a priori de forme :

$$E(\mathcal{C}) = \lambda \sum_{p,q \in \mathcal{N}} B_{p,q} \cdot \delta(\omega_p \neq \omega_q) \quad (12)$$

$$+ \gamma \sum_{p \in \mathcal{V}} R_p(\omega_p) + (1 - \gamma) \sum_{p \in \mathcal{V}} E_s(\omega_p)$$

avec λ et γ des pondérations. $B_{p,q}$ est le terme contour pondérant les n -links défini par l'Eq. 2 et R_p le terme région défini par l'Eq. 1. Ce dernier terme dépend d'un modèle de niveaux de gris de l'objet. Un histogramme des niveaux de gris de l'objet Pr^* modélisé par une gaussienne est calculé à partir de l'image à segmenter, en utilisant l'a priori de forme φ recalé sur l'image. On a ainsi :

$$R_p(\mathcal{O}) = -\ln Pr^*(I_p|\mathcal{O}) \quad (13)$$

$$R_p(\mathcal{B}) = -\ln(1 - Pr^*(I_p|\mathcal{O})) \quad (14)$$

Le terme E_s incorpore l'a priori de forme construit précédemment. Une carte des distances aux contours de la forme φ est créée. A l'intérieur de φ , il est pratiquement certain que les pixels appartiennent à l'objet contrairement à ceux situés loin de lui. Afin de prendre en compte cette zone d'incertitude autour des contours, considérons φ^α , la forme φ érodée par un disque de diamètre α (cf. Figure 3). α est un paramètre dépendant de l'application, définissant la zone de certitude de l'objet. On définit ainsi une probabilité d'appartenance à l'objet prenant en compte l'a priori Pr_S , maximale à l'intérieur de φ^α et décroissante à l'extérieur selon une gaussienne d'écart type α :

$$Pr_S(p|\mathcal{O}) = \begin{cases} 1 & \text{si } p \in \varphi^\alpha \\ \exp\left(-\frac{dist(p, \varphi^\alpha)^2}{2\alpha^2}\right) & \text{si } p \notin \varphi^\alpha \end{cases} \quad (15)$$

Finalement, E_s est défini par :

$$E_s(\mathcal{O}) = -\ln Pr_S(p|\mathcal{O}) \quad (16)$$

$$E_s(\mathcal{B}) = -\ln(1 - Pr_S(p|\mathcal{O})) \quad (17)$$

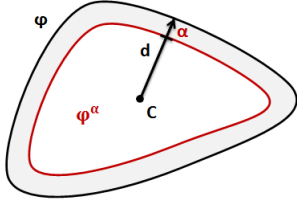


FIGURE 3 – Construction de φ^α

3.3 Segmentation

La méthode de segmentation proposée peut se résumer par les étapes suivantes : construction de formes modèles à partir d’une ACP, sélection du meilleur modèle de formes, définition du graphe prenant en compte l’a priori de forme. L’utilisation de l’algorithme de coupe minimale / flot maximal permet de trouver la partition optimale globale entre l’objet et le fond, en une seule passe [4]. Dans la section suivante, des résultats de segmentation obtenus sur des images réelles sont présentés.

4 Résultats expérimentaux

Notre méthode a été appliquée à la segmentation d’images IRM cardiaques (Imagerie par Résonance Magnétique). L’objectif, dans ces images, est de segmenter le ventricule droit (VD) (cf. Figure 4). La difficulté de cette tâche réside dans la grande variabilité inter et intra-patient de la forme du VD, les similitudes en terme de niveaux de gris entre le VD et les tissus voisins, les irrégularités et le faible contraste du contour [21].

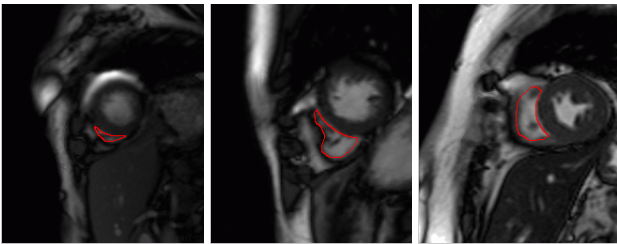


FIGURE 4 – Images du cœur obtenue par IRM. En superposition, le VD délimité en rouge (tracé manuel d’un expert).

Construction du modèle et réglage des paramètres. Pour construire un modèle représentatif des variabilités de forme du VD, nous avons effectué une ACP sur 864 images IRM du cœur, obtenues sur des patients présentant des pathologies du VD, et segmentées manuellement au préalable par un radiologue cardiaque [5, 14]. La forme moyenne et les variations autour du premier axe donné par l’ACP (i.e. associé à la plus grande valeur propre) sur ces images sont illustrées à la Figure 5. Parmi les 864 images, 18 ont été tirées au sort afin de créer l’histogramme de l’objet $Pr(I_p|\mathcal{O})$, utilisé pour calculer le score de chaque forme

modèle de l’ensemble ϕ selon l’image à segmenter.

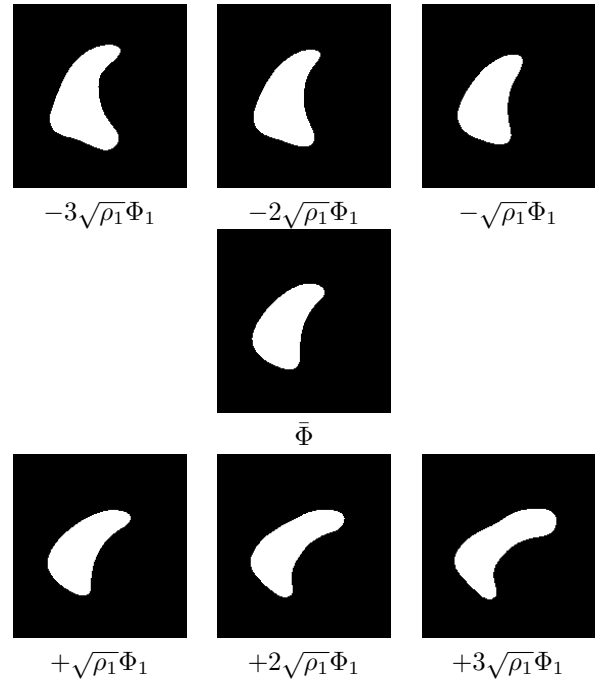


FIGURE 5 – Premier axe de variation donné par l’ACP

Les paramètres ont été obtenus empiriquement, donnant le jeu suivant : $\sigma = 25$, $\lambda = 1000$, $\gamma = 0.5$ et $\alpha = \frac{1}{4}d$ (cf. figure 3). Afin de calculer la coupe minimale du graphe créé, nous utilisons l’implémentation¹ de l’algorithme de coupe minimale/flot maximal de Boykov et Kolmogorov [4].

Evaluation de la segmentation. La méthode de segmentation a été appliquée à 18 images provenant de patients différents et n’ayant pas été utilisées pour la création des modèles. Nous avons également appliqué à ces images l’algorithme de segmentation par coupe de graphe original, sans a priori de forme. Afin d’estimer de manière quantitative les résultats de segmentation obtenus, trois indices sont calculés, permettant de comparer deux contours A et B . Le coefficient de Dice $D(A, B)$ mesure le recouvrement entre A et B et est défini par [18] :

$$D(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (18)$$

$D(A, B)$ vaut 1 en cas de correspondance parfaite entre les deux contours, et 0 si le recouvrement est nul. En complément, deux indices mesurant la distance moyenne et maximum (distance de Hausdorff [15]) entre les contours sont calculés, selon :

$$d_m(A, B) = \frac{1}{|A|} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} d(a, b) \quad (19)$$

$$d_H(A, B) = \max_{a \in A} \{ \min_{b \in B} d(a, b) \} \quad (20)$$

1. Disponible en ligne à <http://pub.ist.ac.at/~vnk/software.html>.

où $|A|$ désigne le nombre de points du contour A . Notons que ces deux derniers indices sont donnés en mm, en tenant compte de la résolution spatiale de l'image.

Les résultats moyens sont résumés dans le Tableau 1 et des résultats typiques de segmentation sont illustrés à la figure 6. Sur cette dernière, on observe les échecs de la méthode sans a priori. L'utilisation de l'a priori de forme compense les variations de niveaux de gris à l'intérieur de l'objet et le faible contraste entre le ventricule droit et les tissus voisins. Notre méthode donne des résultats encourageants et comparables à l'état de l'art pour cette application [21].

TABLE 1 – Résultats moyens et écarts types sans et avec a priori de forme

	Avec a priori	Sans a priori
Dice	0.86 ± 0.06	0.70 ± 0.23
d_m (mm)	1.54 ± 1.14	3.49 ± 4.18
d_H (mm)	5.53 ± 4.49	10.54 ± 10.71

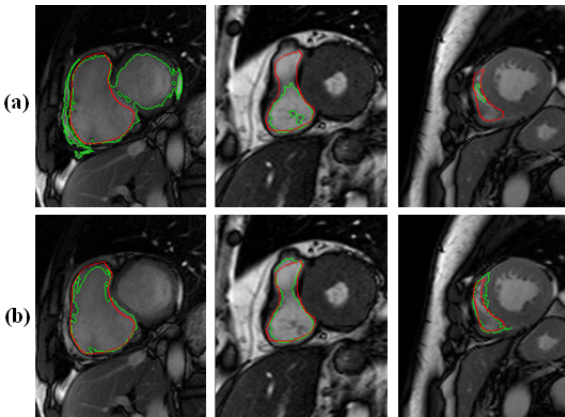


FIGURE 6 – Résultats de segmentation par coupe de graphe (a) sans et (b) avec a priori de forme (contour vert) et segmentation manuelle (contour rouge). Cette figure sera mieux appréciée si elle est visualisée en couleurs.

La figure 7 montre les différentes étapes de la méthode : la sélection du meilleur modèle de forme, la probabilité d'appartenance à l'objet en fonction de Pr^* , les poids des $t-links$ par rapport à l'objet $\gamma R_p(\mathcal{B}) + (1 - \gamma)Es(\mathcal{B})$ ainsi que les résultats de segmentation obtenus automatiquement et avec la vérité terrain. Cette illustration permet d'apprécier la contribution de l'a priori de forme à cette segmentation.

5 Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons présenté une méthode basée sur les coupes de graphe avec incorporation d'un a priori de forme via les $t-links$. Le modèle de formes est construit à partir d'une ACP. La méthode proposée ne requiert aucune itération puisque le modèle de forme est directement intégré au graphe. Elle a été appliquée pour la segmentation du ventricule droit en IRM cardiaque. C'est une tâche

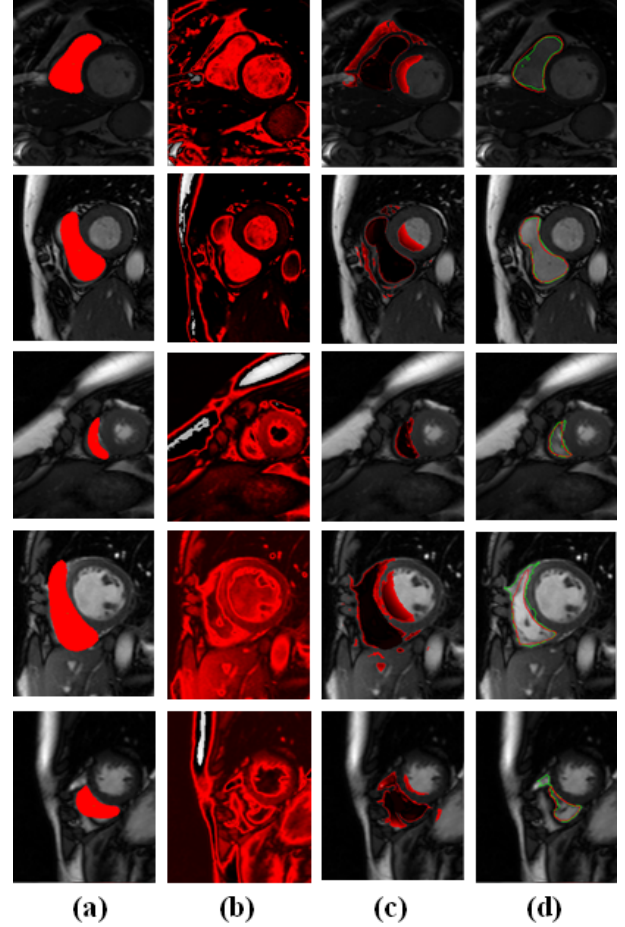


FIGURE 7 – Résultats issus des différentes étapes de la méthode, chaque ligne correspondant à un exemple. (a) Modèle de forme choisi, (b) probabilité d'appartenance à l'objet Pr^* (plus le rouge est intense, plus la probabilité est forte), (c) pondérations des $t-links$ par rapport à l'objet $\gamma R_p(\mathcal{B}) + (1 - \gamma)Es(\mathcal{B})$ (moins le rouge est intense, plus l'appartenance à l'objet est certaine), (d) résultat (contour vert) et segmentation manuelle (contour rouge). Cette figure sera mieux appréciée si elle est visualisée en couleurs.

difficile à cause de la forme particulièrement variable de cet organe, des irrégularités et du faible contraste par endroit sur ses contours. Des résultats obtenus ont permis de montrer l'apport de l'a priori de forme dans la segmentation. La méthode proposée fournit des résultats encourageants pour cette application. Les perspectives de ces travaux incluent (i) une extension de la validation de cette méthode sur d'autres types d'images, (ii) l'amélioration du modèle de formes, (iii) l'automatisation de l'algorithme de segmentation.

Références

- [1] M. Aslan, A. Ali, H. Rara, B. Arnold, A. Farag, R. Fahmi, and P. Xiang, "A novel 3D segmentation of vertebral bones from volumetric CT images using

- graph cuts,” in *Advances in Visual Computing*, vol. 5876, 2009, pp. 519–528.
- [2] Y. Boykov and M. Jolly, “Interactive organ segmentation using graph cuts,” *MICCAI*, pp. 276–286, 2000.
- [3] —, “Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in n-d images,” *International Conference on Computer Vision*, vol. 1, pp. 105–113, July 2001.
- [4] Y. Boykov and V. Kolmogorov, “An experimental comparison of min-cut/maxflow algorithms for energy minimization in vision,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 9, pp. 1124–1137, 2004.
- [5] J. Caudron, J. Fares, F. Bauer, and J.-N. Dacher, “Evaluation of left ventricular diastolic function with cardiac MR imaging,” *Radiographics*, vol. 31, no. 1, pp. 239–59, 2011.
- [6] L. D. Cohen and I. Cohen, “Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, pp. 1131–1147, 1991.
- [7] T. Cootes, D. Cooper, C. Taylor, and J. Graham, “Active shape models - their training and application,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 61, no. 1, pp. 38–59, 1995.
- [8] D. Cremers, M. Rousson, and R. Deriche, “A review of statistical approaches to level set segmentation : Integrating color, texture, motion and shape,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 72, no. 2, pp. 195–215, 2007.
- [9] P. Das, O. Veksler, V. Zavadsky, and Y. Boykov, “Semiautomatic segmentation with compact shape prior,” *Image and Vision Computing*, vol. 27, pp. 206–219, 2009.
- [10] L. Ford and D. Fulkerson, “Flows in networks,” *Princeton University Press*, 1962.
- [11] D. Freedman and T. Zhang, “Interactive graph cut based segmentation with shape priors,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, 2005, pp. 755–762.
- [12] G. Funka-Lea, Y. Boykov, C. Florin, M.-P. Jolly, R. Moreau-Gobard, R. Ramaraj, and D. Rinck, “Automatic heart isolation for CT coronary visualization using graph-cuts,” in *IEEE International Symposium Biomedical Imaging (ISBI)*, 2006, pp. 614–617.
- [13] D. Garcia-Lorenzo, J. Lecoeur, D. L. Arnold, D. L. Collins, and C. Barillot, “Multiple sclerosis lesion segmentation using an automatic multimodal graph cuts,” *Med Image Comput Comput Assist Interv*, vol. 12, pp. 584–591, 2009.
- [14] D. Grosgeorge, C. Petitjean, J. Caudron, J. Fares, and J.-N. Dacher, “Automatic cardiac ventricle segmentation in MR images : a validation study,” *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol. 6, no. 5, pp. 573–581, 2011.
- [15] K. G. R. W. Huttenlocher, D., “Comparing images using the hausdorff distance,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 9, pp. 850–863, 1993.
- [16] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes : Active contour models,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp. 321–332, January 1988.
- [17] V. Kolmogorov and Y. Boykov, “What metrics can be approximated by geo-cuts, or global optimization of length area and flux,” *International Conference on Computer Vision (ICCV), Beijing, China*, vol. 1, pp. 564–571, 2005.
- [18] M. Lynch, O. Ghita, and P. Whelan, “Segmentation of the left ventricle of the heart in 3D+t MRI data using an optimised non-rigid temporal model,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 27, no. 2, pp. 195–203, 2008.
- [19] J. Malcolm, Y. Rathi, and A. Tannenbaum, “Graph cut segmentation with nonlinear shape priors,” in *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, vol. 4, 2007, pp. 365–368.
- [20] S. Osher and N. Paragios, *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision and Graphics*. Springer, 2003.
- [21] C. Petitjean and J.-N. Dacher, “A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images,” *Medical Image Analysis*, vol. 15, no. 2, pp. 169–184, 2011.
- [22] S. J. Pundlik, D. L. Woodard, and S. Birchfield, “Iris segmentation in non-ideal images using graph cuts,” *Image Vision Comput.*, pp. 1671–1681, 2010.
- [23] M. Rousson and N. Paragios, “Shape priors for level set representations,” *European Conf. on Computer Vision*, vol. 2, pp. 78–92, 2002.
- [24] J. A. Sethian, *Level Set Methods and Fast Marching Methods*. Cambridge University Press, 1999.
- [25] G. Slabaugh and G. Unal, “Graph cuts segmentation using an elliptical shape prior,” in *International Conference on Image Processing (ICIP)*, vol. 2, 2005, p. 1222.
- [26] Z. Song, N. Tustison, B. Avants, and J. Gee, “Adaptive graph cuts with tissue priors for brain MRI segmentation,” in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 2006.
- [27] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempany, D. Tucker, A. Fan, W. Grimson, and A. Willsky, “A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 2, pp. 137–154, 2003.
- [28] O. Veksler, “Star shape prior for graph-cut image segmentation,” in *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2008.

- [29] N. Vu and B. Manjunath, "Shape prior segmentation of multiple objects with graph cuts," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008.
- [30] J. Zhu and R. Zabih, "Graph cuts segmentation with statistical shape priors for medical images," in *IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, 2008.
- [31] J. Zhu-Jacquot and R. Zabih, "Segmentation of the left ventricle in cardiac MR images using graph cuts with parametric shape priors," in *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, 2008, pp. 521–524.
- [32] X. Zhuang, D. Hawkes, W. Crum, R. Boubertakh, S. Uribe, D. Atkinson, P. Batchelor, T. Schaeffter, R. Razavi, and D. Hill, "Robust registration between cardiac MRI images and atlas for segmentation propagation," in *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference*, vol. 6914, 2008.