

Effets de bruit utile en segmentation d'images IRM par Graph Cuts

A. Delahaies, V. Chen, N. Abdmouleh, F. Morain-Nicolier

Laboratoire CReSTIC

IUT Troyes

9 rue du Québec, 10000 Troyes

agnes.delahaies@univ-reims.fr

Résumé

L'objectif de cette étude est la mise en évidence du phénomène d'effet de bruit utile en segmentation d'images. Ces travaux reposent sur l'exploitation des Graph Cuts dans le cadre de la segmentation d'images IRM. La construction d'un graphe d'adjacence par régions (RAG) est réalisée à partir d'une image obtenue par une transformation de type Ligne de Partage des Eaux (LPE) de l'image originale. Cependant, la résolution spatiale du graphe représentant l'image à segmenter diminue et impacte la performance de la segmentation. Pour améliorer la qualité du partitionnement issu de la LPE, nous proposons d'injecter du bruit utile dans le processus de segmentation afin de sur-segmenter l'image et ainsi d'améliorer la résolution du graphe. Nous mettons en oeuvre expérimentalement cet effet de bruit utile pour la segmentation d'images IRM avec pour objets d'intérêt des tumeurs du cerveau. Les résultats obtenus montrent qu'une certaine quantité de bruit ajouté à l'image originale avant la LPE permet d'augmenter les contours de la zone d'intérêt et d'améliorer les performances de la segmentation.

Mots clefs

Segmentation, Graph Cuts, Images IRM, Effet de bruit utile.

1 Introduction

La segmentation d'objets contenus dans une image peut être formulée comme un problème de labellisation. Étant donné un ensemble d'étiquettes et de cibles (pixels ou régions d'une image), l'objectif de la segmentation est d'attribuer à chacune des cibles une étiquette. La segmentation d'image binaire est réalisée pour deux étiquettes : l'Objet et le Fond. Depuis leur introduction pour des problématiques de restauration d'images binaires, les *Graph Cuts* sont largement utilisés pour la segmentation d'image [1]. Le graphe est constitué de l'image à segmenter, où les nœuds sont représentés soit par les pixels de l'image, il s'agit alors d'un graphe d'adjacence par pixels (PAG), soit par des régions homogènes de l'image ; on parle alors d'un graphe d'adjacence par régions (RAG). Cette construction par régions présente l'avantage de réduire le temps de cal-

cul de la coupe minimale du graphe, celui-ci contenant beaucoup moins de nœuds et d'arcs. De plus, la construction de graphe d'adjacence par régions permet d'avoir un niveau de description des nœuds plus pertinent que pour l'approche PAG. En effet, contrairement à l'approche PAG, l'approche RAG offre un large choix de mesures de dissimilarité pour la comparaison des nœuds issus de régions mais reste très fortement dépendante de la qualité du partitionnement du graphe. Une transformation de type Ligne de Partage des Eaux (L.P.E.) permet de réalisation de la fusion de régions homogènes pour fournir l'image à segmenter, i.e. le graphe. Cependant, la résolution spatiale du graphe représentant l'image à segmenter diminue et impacte la performance de la segmentation.

Afin d'améliorer celle-ci, nous exploitons le phénomène d'effet de bruit utile dans le processus de segmentation des images IRM. Nous proposons ainsi d'injecter du bruit utile dans le processus de segmentation pour ainsi obtenir une meilleure correspondance entre les contours des régions et la forme à segmenter.

2 Segmentation Graph Cuts par graphe d'adjacence par régions

La segmentation PAG repose sur la construction d'un graphe non orienté à partir de l'image originale. Les nœuds du graphe sont construits à partir des pixels de l'image à segmenter. Comme présenté dans la Fig.1, les arcs du graphe (n-link) sont formés par N nœuds adjacents et la capacité de chaque arc est fonction de la similitude entre les pixels voisins. Plus proches sont les pixels, plus grande sera la capacité. À ces nœuds du graphe sont ajoutés deux autres nœuds représentant respectivement la classe objet appelée Source et le fond, appelé Puits. Les algorithmes proposés dans [2] effectuent la recherche d'une coupe minimale qui fournit une partition de l'ensemble des nœuds du graphe et donne ainsi la segmentation de l'image en deux classes : objet et fond.

En s'inspirant des travaux de [3], nous proposons la construction du graphe par adjacence de régions (RAG). Le graphe est construit à partir d'une représentation de régions

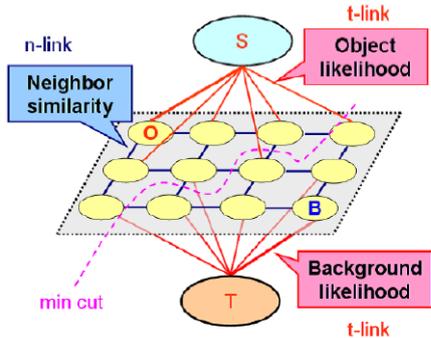


Figure 1 – Construction d’un graphe d’adjacence par pixels (PAG). Les arcs du graphe (n-link) sont formés par N nœuds adjacents et la capacité de chaque arc est fonction de la similitude entre les pixels voisins. À ces nœuds du graphe sont ajoutés deux autres nœuds la Source et le Puits.

homogènes de l’image originale issue d’un pré-traitement de type LPE, qui fournit en sortie une image avec des régions homogènes qui constitueront ensuite les nœuds du graphe, comme présenté sur la Fig. 2.

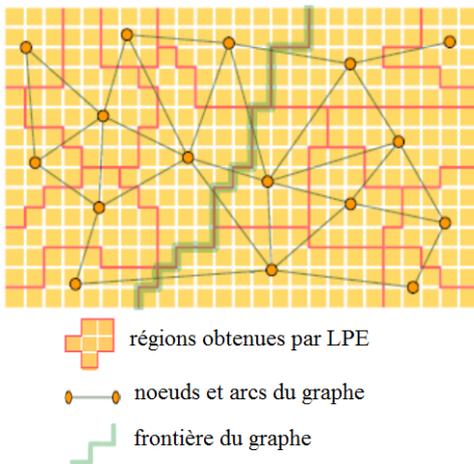


Figure 2 – Construction d’un graphe d’adjacence par régions (RAG). Les arcs du graphe sont formés par nœuds adjacents (formés par une région de pixels) et la capacité de chaque arc est calculée entre les régions voisines.

Dans ce cas, nous avons à disposition un large choix de mesures de dissimilarité pour la comparaison des nœuds du graphe. Ici, nous calculons la capacité des arcs entre régions par comparaison d’histogrammes cumulés de la manière suivante [3] :

$$c(i, j) = \exp \left(- \frac{(\sum_k |L_i^k - L_j^k|)^2}{2\sigma^2} \right) \quad (1)$$

où $L_i^k = \sum_{j \geq k} h_i^j$ est l’histogramme cumulé de la région i . Cependant, compte tenu de la diminution du nombre

de nœuds servant à décrire l’image originale par rapport à l’approche PAG, la résolution spatiale du graphe diminue. Il en résulte une plus faible description des contours, ce qui tend à diminuer la performance de la segmentation. Pour remédier à cette limitation, nous proposons ici d’ajouter du bruit à l’image originale avant LPE afin de sur-segmenter l’image constituant le graphe.

3 Effets de bruit utile dans les systèmes non linéaires

Il est maintenant établi que le bruit peut avoir un effet bénéfique dans certains processus non-linéaires. Initialement mis en évidence dans le domaine de la géophysique [4], la résonance stochastique ou effet de bruit utile désigne la possibilité d’améliorer la transmission d’information dans certains processus non-linéaires en présence de bruit. Dans [5, 6], la résonance stochastique est utilisée comme un outil permettant respectivement d’améliorer la détection de caractéristiques pour la recherche d’empreintes et pour la segmentation d’images couleur. Nous exploitons ici ce phénomène dans le contexte non linéaire de la segmentation d’images IRM. L’ajout de bruit à l’image originale a pour effet de redistribuer les pixels de l’image, en particulier autour des contours des objets. Cet apport d’information au niveau des frontières permet d’affiner les contours et entraîne ainsi une sur-segmentation de l’image qui constituera le graphe. Nous considérons dans la suite un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance σ venant s’ajouter à l’image originale avant la LPE.

4 Résultats expérimentaux

Nous avons testé notre approche de segmentation *Graph Cuts* par RAG sur des images obtenues par un système à IRM General Electric à 1.5 T avec une séquence axiale TI et un voxel de taille $1 \times 1 \times 2 \text{ mm}^2$. On cherche à extraire de ces images des zones de tumeurs, objets mal délimités par définition. En effet, des discontinuités lumineuses locales ou encore la présence de bruit sont des facteurs qui rendent plus complexes les opérations de segmentation. On ajoute à ces images un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance σ , puis on applique à ces images bruitées notre processus de segmentation *Graph Cuts* par RAG présenté sur la Fig.3.

La performance de notre approche est évaluée sur le calcul de l’Indice Kappa (KI). Cet indice de fidélité de segmentation mesure le ratio de chevauchement entre l’image segmentée et la vérité terrain de la manière suivante :

$$KI = \frac{2VP}{2VP + FN + FP} \quad (2)$$

avec VP, FN et FP représentant respectivement le nombre de Vrai Positifs, de Faux Négatifs et de Faux Positifs. Les

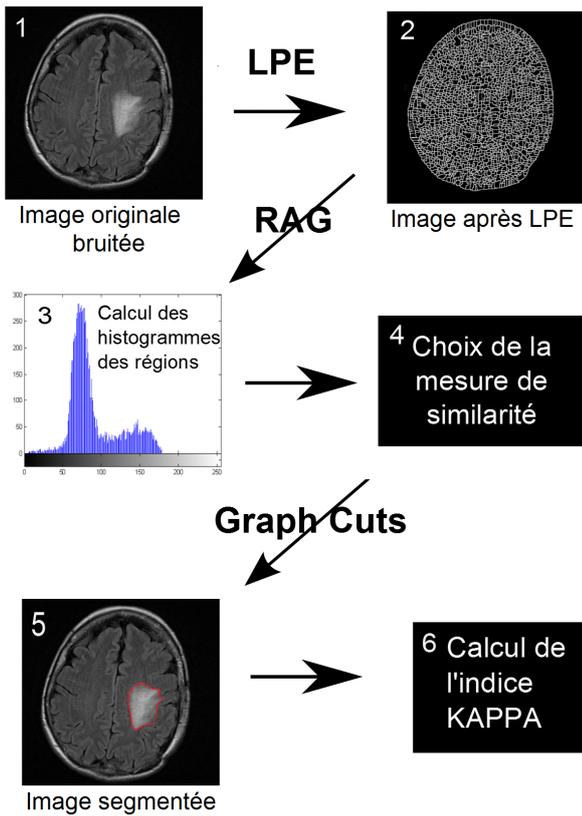


Figure 3 – Schéma général de la segmentation Graph Cuts par Graphe d'Adjacence par Régions. (1) Ajout d'un bruit gaussien de moyenne nulle et de variance σ à l'image originale. (2) Pré-traitement par LPE. (3) Calcul des histogrammes des régions de l'image originale. (4) Choix de la mesure de dissimilarité permettant la construction du graphe. (5) Recherche d'une coupe minimale par algorithme de minimisation d'énergie. (6) Calcul de l'indice Kappa de l'image segmentée.

images segmentées présentées sur la Fig.4 sont obtenues par RAG issu de la transformation par LPE pour différents niveaux de bruit. On observe sur la Fig.5(a) une évolution non monotone de l'indice Kappa lorsque le niveau de bruit injecté dans le système augmente, pour chacune des images testées. Pour chacune des courbes, il existe un niveau de bruit $PSNR_{opt}$ pour lequel la segmentation atteint une qualité maximale. Les valeurs de l'optimal comparée aux qualités obtenues sans injection de bruit sont données dans le tableau suivant :

Image	KI à bruit nul	KI pour $PSNR_{opt}$	$PSNR_{opt}$
K3	0.73603	0.83338	32.67
MR11	0.8845	0.89675	35.05
F2	0,58947	0,81553	32.29
F4	0,64681	0,72458	25.43

Nous avons également testé notre approche de segmentation pour différentes mesures de dissimilarité utilisées pour

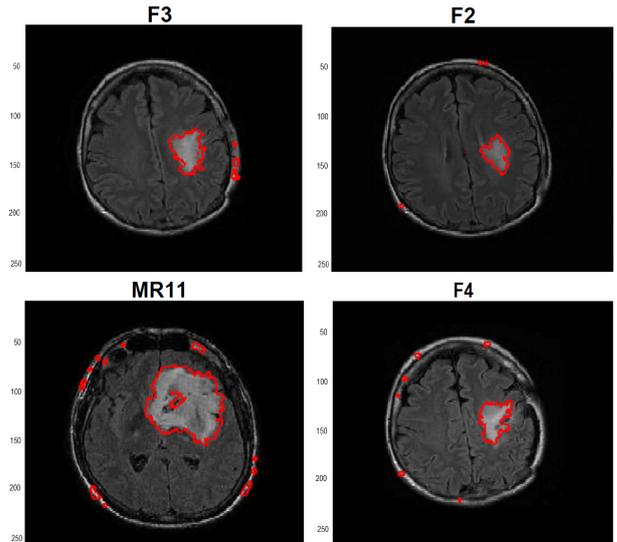
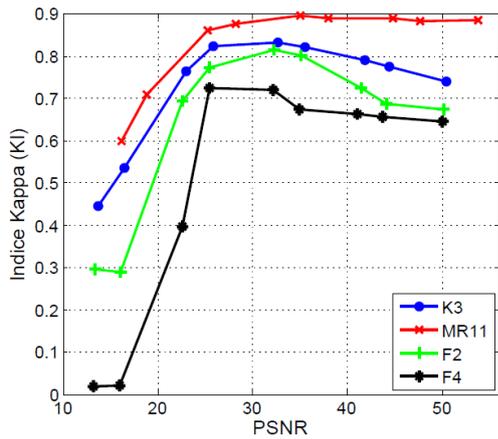


Figure 4 – Résultats de la segmentation pour les quatre images testées : F3, F2, MR11 et F4, pour des niveaux de bruit : $PSNR_{F3}=32,67$, $PSNR_{F2}=32,29$, $PSNR_{MR11}=35,05$ et $PSNR_{F4}=25,43$.

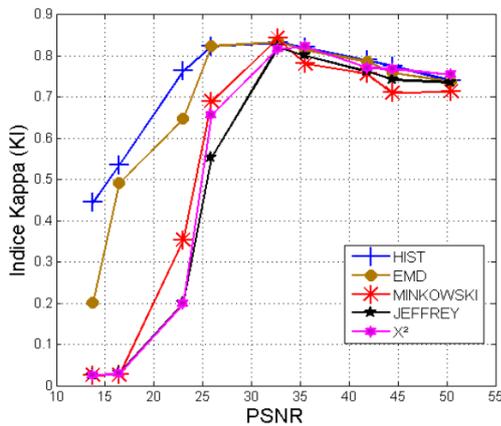
la comparaison des nœuds du graphe. Cet effet de bruit utile est également visible sur la Fig.5(b), où l'on observe une évolution non monotone de l'indice Kappa KI lorsque le niveau de bruit ajouté avant LPE augmente, pour différentes mesures de dissimilarité testées. La Fig.6 propose la visualisation de la segmentation obtenue pour l'image F3, pour différents niveaux de bruits testés. À faible niveau de bruit ajouté, le contour de la tumeur est mal défini, comme visible sur les images (a) et (b). Pour un ajout de bruit optimal $PSNR_{opt}$, le résultat de la segmentation est affiné et donne une frontière proche de la tumeur sur la Fig.6 (c). Lorsque le niveau de bruit augmente au delà de $PSNR_{opt}$, le bruit retrouve son impact destructeur et l'on observe une dégradation de la segmentation comme visible sur les Fig.6 (d), (e), et (f). Ces résultats montrent que l'ajout de bruit permet d'augmenter la part d'information utile pour la pré-segmentation. La distribution des pixels, mieux répartie autour des contours, permet de définir plus de zones homogènes. Ainsi les contours des objets s'affinent et la résolution spatiale de l'image qui forme le graphe tend à augmenter.

5 Conclusion

Cette étude a mis en évidence le phénomène d'effet de bruit utile en segmentation d'images sur un exemple réduit d'images IRM. Nous avons proposé une approche de segmentation par Graph Cuts basée sur la construction de graphe d'adjacence par régions. Nous avons montré que l'ajout d'une certaine quantité de bruit avant la LPE permet d'augmenter les contours de la zone d'intérêt et ainsi d'améliorer les résultats de la segmentation. Cet effet de bruit utile est observable pour les différentes images testées et pour les différentes mesures de dissimilarité utili-



(a)



(b)

Figure 5 – (a) Indice KAPPA de la segmentation des quatre images testées en fonction du PSNR du bruit ajouté avant la LPE. (b) Indice Kappa de la segmentation de l'image F3 obtenue avec différentes mesures de dissimilarité en fonction du niveau de bruit ajouté avant LPE. De haut en bas : histogrammes cumulés, distance EMD (Earth Mover's Distance), distance de Minkowski, divergence de Jeffrey et distance χ^2 .

sées pour la comparaison des nœuds du graphe. Cette approche ouvre des voies d'investigation que nous développons actuellement. Dans un premier temps, il est important d'appuyer ces expériences par une étude analytique de l'impact du bruit sur la transformation LPE et sur la segmentation. Nous nous attachons pour le futur à la formalisation et à la validation de ce phénomène sur un plus large panel d'images et d'autres algorithmes de fusion de régions. Puis, d'un point de vue pratique, la réalisation d'un algorithme adaptatif donnant le niveau de bruit maximal à ajouter dans le système nous permettrait d'obtenir une segmentation optimale.

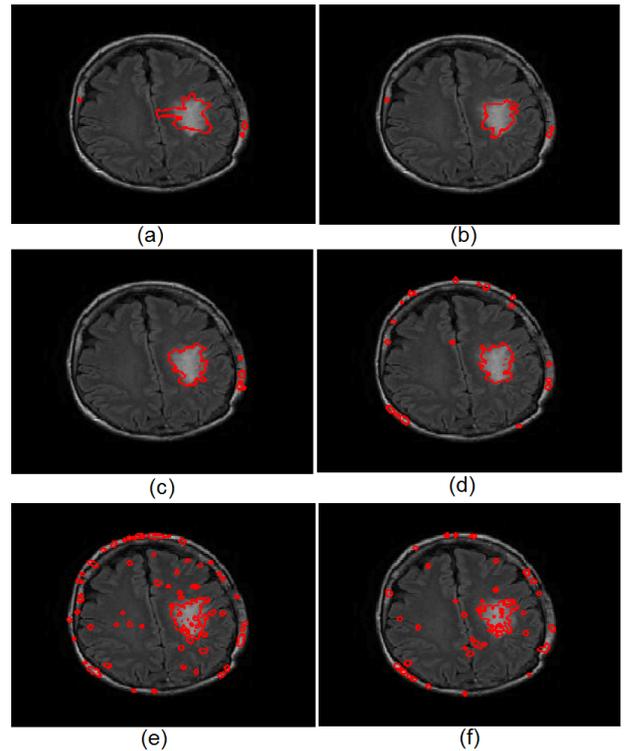


Figure 6 – Résultats de la segmentation pour l'image F3, pour des niveaux de bruit : (a) PSNR=50,46, (b) PSNR=41,82, (c) PSNR_{opt}=32,67, (d) PSNR=22,98, (e) PSNR=16,44, (f) PSNR=13,72.

Références

- [1] Y. Boykov, M.P. Jolly, *Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary and Region Segmentation of Objects in N-D Images*, International Conference on Computer Vision, 1 :105-112, july 2001.
- [2] Y. Boykov, V. Kolmogorov, *An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26 :1124-37, 2004.
- [3] J. Staviaski, E. Decencière, *Region Merging via graph-cuts*, Image Analysis and Stereology, 27, p.39-45, may 2011.
- [4] L. Gammaioni, P. Hänggi, P. Jung, F. Marchesoni, *Stochastic resonance*, Rev. Mod. Phys., 70, p.223-287, jan 1998.
- [5] C. Ryu, S.G. Kong, H. Kim, *Enhancement of feature extraction for low-quality fingerprint images using stochastic resonance*, Pattern Recognition Letters, 32, p107-113, 2011.
- [6] S. Janpaiboon, S. Mitaim, *Adaptive Stochastic Resonance in Color Object Segmentation*, Actes de la conférence International Joint Conference on Neural Networks, Vancouver, Canada, 16-21 july 2006