
Contours actifs paramétriques fondés sur le calcul de distances inter histogrammes pour la segmentation d'images médicales

Laetitia Lamard *, Aymeric Histace **, Bogdan Matuszewski ***

* ETIS UMR CNRS 8051, lamard@ensea.fr

** ETIS UMR CNRS 8051-IUT GEII Cergy-Pontoise, aymeric.histace@u-cergy.fr,
(corresponding author)

*** ADSIP research center, Preston, UK, BMatuszewski1@uclan.ac.uk

Section de rattachement : 61

Secteur : secondaire

RÉSUMÉ. La segmentation en images médicales soulève très souvent des difficultés particulières liées à la spécificité des images traitées : variétés des données (IRM, CT, PET-SCAN, Scintigraphie), variétés des bruits associés (gaussien, poissonien, ricien, de Rayleigh), variabilité de la résolution... Récemment, des méthodes très prometteuses de segmentation utilisant des modèles de contours actifs implicites (level-set) intégrant la mise en compétition des histogrammes représentatifs des densités de probabilités de l'organe à segmenter et du reste de l'image avec les histogrammes, respectivement, intérieur et extérieur au contour actif ont été proposés dans la littérature. Néanmoins, à ce jour aucune étude comparative quantitative des différentes distances entre histogrammes utilisées pour générer la force d'évolution du contour actif n'a été proposée. Dans cette communication, nous nous attachons à tester ces différentes distances (Chi2, Kullback-Leibler, Hellinger, Wasserstein) dans le cadre d'une implantation paramétrique des contours actifs (modélisation par B-spline cubique du contour) et à les comparer quantitativement. Nous nous intéressons également à la modélisation des histogrammes de références (fond et organe) : une approche paramétrique prenant en compte l'a priori sur les bruits relatifs à la modalité d'acquisition, et une méthode par estimation non-paramétrique des histogrammes (noyau de Parzen) sont proposés. Des résultats sont présentés, premièrement sur une image synthétique présentant différents niveaux de bruit, et, deuxièmement, dans le cadre d'une application à la segmentation de la vessie en IRM, étape importante pour la mise en place du planning de radiothérapie du cancer de la prostate.

MOTS-CLÉS : contours actifs, B-spline, distance inter histogrammes, estimation, densité de probabilité, bruit ricien, IRM, segmentation

1. Introduction

La segmentation en images médicales soulève très souvent des difficultés particulières liées à la spécificité des images traitées : variétés des données (IRM, CT, PET-SCAN, Scintigraphie), variétés des bruits associés (gaussien, poissonien, rien, de Rayleigh), variabilité de la résolution... Des approches récentes de segmentation au moyen de contours actifs de type « level-set » (aussi qualifiés de non paramétriques) proposent d'intégrer cette connaissance a priori sur le bruit dans le processus de convergence du contour vers l'organe cible. Plus précisément, la densité de probabilité caractéristique du bruit du fond de l'image est mise en concurrence avec la densité de probabilité de la zone à segmenter dans un processus de minimisation d'énergie aboutissant à la segmentation finale de la zone d'intérêt. Pour ce faire, une distance est mesurée à chaque itération du processus de segmentation entre les deux densités de probabilité courantes définies par l'intérieur et l'extérieur du contour actif et leur référence respective au préalable prédéfinies en fonction des connaissances sur le bruit d'acquisition de l'image traitée.

A ce jour, plusieurs distances ont été proposées dans la littérature, mais à notre connaissance, aucune étude n'a été menée afin de comparer leur performance respective en fonction du niveau de bruit présent dans l'image. Dans cette communication, nous nous attachons à tester ces différentes distances (Chi2, Kullback-Leibler, Hellinger, Wasserstein) dans le cadre d'une implantation paramétrique des contours actifs (modélisation par *B-spline* cubique du contour) et non de type « level-set » et à les comparer de manière quantitative en fonction du niveau de bruit d'acquisition de l'image. Nous nous restreignons à une étude sur un bruit particulier, le bruit de Rice, caractéristique des images acquises en IRM.

2. Méthode

2.1. Contours actifs paramétriques basés régions

Le principe des contours actifs est de faire évoluer une courbe initiale vers un objet d'intérêt. L'évolution de cette courbe se fait sous l'action d'une force, qui est généralement déduite de la minimisation d'une fonctionnelle. Notons Γ ce contour actif, défini comme une courbe paramétrée par $p \in [a, b]$ avec $\tau \in [0, T]$ le paramètre d'évolution de la courbe. Γ est défini par l'équation (1). L'évolution de ce contour actif Γ est alors régie par une équation aux dérivées partielles de la forme de l'équation (2) :

$$\left\{ \begin{array}{l} [a, b] \times [0, T] \rightarrow \mathfrak{R}^2 \\ (p, \tau) \rightarrow \Gamma(p, \tau) = \mathbf{x}(p, \tau) = \begin{pmatrix} x(p, \tau) \\ y(p, \tau) \end{pmatrix} \end{array} \right. \quad [1]$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial \Gamma(p, \tau)}{\partial \tau} = \mathbf{v}(p, \tau) \\ \Gamma(p, 0) = \Gamma_0(p) \end{array} \right. \quad [2]$$

Γ_0 est le contour initial qui peut être défini manuellement par exemple et v est la vitesse d'évolution de la courbe. La figure 1 illustre cette évolution.

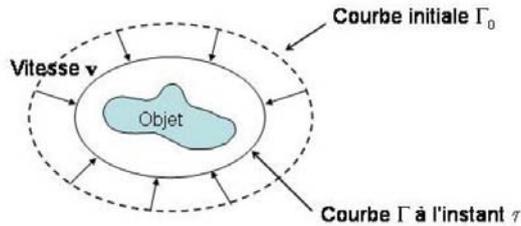


Figure 1 : Evolution du contour actif Γ à la vitesse v vers l'objet d'intérêt

La vitesse v d'évolution du contour actif va dépendre de la définition d'une fonctionnelle énergétique intégrant les critères retenus pour la segmentation de la structure cible. Il existe différents types de fonctionnelles associées aux contours actifs : celles basées régions et celles basées sur des critères contours (comme le gradient par exemple) introduit initialement par Kass et al (Kass et al, 1988). Dans le cadre des contours actifs basées régions qui nous intéressent plus particulièrement, la convergence du contour vers l'objet à segmenter se fait par la mise en compétition de critères tels que moyenne, variance (pour les plus simples) calculés respectivement sur les régions intérieures et extérieures au contour à une itération donnée. La fonctionnelle associée peut alors s'écrire de la manière générale suivante :

$$J(\Omega_{in}, \Omega_{out}, \Gamma) = \int_{\Omega_{in}} k_{in}(x, \Omega_{in}) dx + \int_{\Omega_{out}} k_{out}(x, \Omega_{out}) dx \quad [3]$$

avec Ω_{in} la région intérieure au contour Γ , Ω_{out} la région extérieure à ce même contour et k_{in} et k_{out} les descripteurs de ces régions.

En termes d'implantations du contour lui-même, nous nous intéressons à la version paramétrique : le contour Γ est alors interpolé par une fonction *B-spline* cubique, caractérisée par des points de contrôles régulièrement espacés le long de la courbe (Precioso et al, 2005).

2.2. Critère région fondé sur le calcul de distances inter histogrammes

Le critère région que nous proposons d'utiliser dans cet article se fonde sur le calcul de distances inter histogrammes caractérisant la région intérieure et extérieure au contour i.e. entre les densités de probabilité (pdf) estimées sur ces deux régions. Cette estimation des pdf peut se faire soit de manière paramétrique soit de manière non paramétrique. Dans le cas paramétrique la forme de la pdf notée p est connue (par exemple gaussienne) et un nombre fini de paramètres (généralement 2) permettent de la calculer exactement (dans le cas gaussien, la pdf est complètement définie par sa moyenne et sa variance). Ses paramètres sont alors automatiquement estimés.

Dans le cas non paramétrique, la pdf notée \hat{q} est estimée, la méthode la plus classique étant l'estimation par noyau de Parzen (Herbulot et al, 2006).

Dans les deux cas (paramétrique ou non), la distance entre deux pdf peut alors se définir comme le critère région que nous noterons D défini par

$$D(\Omega) = \int_{\mathbb{R}^m} \varphi(\hat{q}(\alpha, \Omega), \alpha) d\alpha$$

Avec φ la fonction distance calculée entre une pdf estimée non paramétriquement à l'instant τ du processus de convergence (\hat{q}) et la pdf de référence p associée.

Il est alors possible de définir la fonctionnelle J de l'équation (3) et de la minimiser pour aboutir à l'équation d'évolution dans la direction normale N du contour, mettant en jeu une compétition entre la pdf intérieure et extérieure au contour (Herbulot et al, 2006):

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} = [D(\Omega_{in}) - D(\Omega_{out}) + C(\Omega_{out}) - C(\Omega_{in}) + \partial_1 \varphi_{in}(\hat{q}(\cdot, \cdot)) * g_\sigma(I(x)) - \partial_1 \varphi_{out}(\hat{q}(\cdot, \cdot)) * g_\sigma(I(x))] N \quad [4]$$

avec

$$C(\Omega) = \int_{\mathbb{R}^m} \partial_1 \varphi(\hat{q}(\alpha, \Omega), \alpha) \hat{q}(\alpha, \Omega) d\alpha$$

I est la fonction intensité de l'image, $\partial_1 \varphi(\hat{q}(\cdot, \cdot))$ est la dérivée première de $\varphi(\hat{q}(\cdot, \cdot))$ par rapport à sa première variable et g_σ une fonction d'estimation prenant la forme d'une pdf gaussienne de moyenne nulle et d'écart-type σ .

Dans cet article, nous nous proposons de comparer différentes distances classiquement utilisées : distance du Chi2, distance de Kullback-Leibler, et distance de Hellinger (Herbulot et al, 2006). Nous y ajoutons également une distance récemment introduite dans le cadre des contours actifs non paramétriques (Ni et al, 2009), la distance de Wasserstein, définie non pas directement sur les pdf, mais sur les pdf cumulées.

Pour chacune de ces distances, les pdf de référence (fond ou objet à segmenter) sont estimées paramétriquement, et les pdf courantes (intérieure et extérieure du contour actif à l'itération τ) non paramétriquement. L'estimation paramétrique des pdf de référence intérieure et extérieure peut par exemple prendre en compte les connaissances a priori sur le processus des images et le bruit qui le caractérise.

2.3. Estimation paramétrique du bruit en IRM

Du fait de son mode de création, une image acquise en Imagerie par Résonance magnétique (IRM) est obtenue sous forme complexe. Les images les plus utilisées, à des fins diagnostiques correspondent aux images amplitudes et donc au module des valeurs complexes de chaque pixel. Les deux images complexes servant de base à l'image amplitude IRM sont entachées d'un bruit blanc gaussien d'écart type σ_R . La donnée amplitude d'un pixel i de l'image reconstruite M est alors calculée comme la norme (au sens L_2) de la partie réelle et de la partie imaginaire correspondantes. Il en résulte donc que le bruit dégradant l'image M n'est plus gaussien (le calcul de la norme est non linéaire) mais de type ricien caractérisé par la pdf suivante :

$$p(M) = \frac{M}{\sigma_R^2} e^{-\frac{M^2+A^2}{2\sigma_R^2}} I_0\left(\frac{AM}{\sigma_R^2}\right) \varepsilon(M)$$

avec I_0 la fonction de Bessel à l'ordre 0, σ_R l'écart-type du bruit et ε la fonction de Heaviside. Ainsi, les zones de faible rapport signal/bruit sont corrompues par un bruit de type Rayleigh d'écart type σ_R et les zones d'amplitude homogène A par un bruit gaussien de moyenne A et d'écart type σ_R . Il est donc possible de se servir de cet a priori pour générer la pdf de référence extérieur (bruit de Rayleigh) et la pdf de référence de la zone à segmenter (bruit gaussien).

Concrètement parlant, la méthode d'estimation paramétrique utilisée s'inspire directement de celle présentée dans (Roullier, 2008) et consiste (i) à estimer l'écart-type σ_R sur une zone de SNR proche de zéro (les bords de l'image), puis (ii) d'en déduire une estimation de l'amplitude constante ou quasi-constante A de la zone à segmenter.

3. Résultats

3.1. Images synthétiques

Afin de comparer les performances en termes de précision et de rapidité des différentes distances présentées dans la section précédente, nous proposons tout d'abord de travailler à la segmentation d'une image IRM synthétique (figure 2) dégradée par un bruit ricien de variance 100.

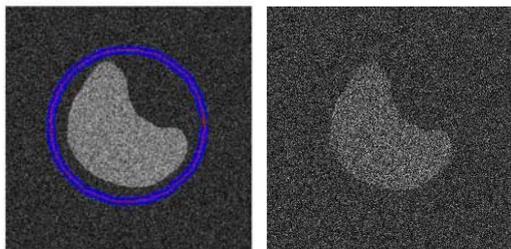


Figure 2 : Images IRM synthétiques dégradées par un bruit ricien de variance 100 (à gauche) et 200 (à droite). En bleu le contour actif dans sa position initiale (instant $\tau=0$ du processus de segmentation).

Sur la figure 2, nous cherchons donc à segmenter la structure centrale d'amplitude homogène. Pour chaque distance, la même initialisation du contour actif est utilisée : il s'agit d'un cercle centré sur l'objet à segmenter (voir figure 2). Les performances en termes de précision sont quantifiées par la valeur absolue de la différence du nombre de pixels contenus à l'intérieur du contour à convergence du processus de segmentation et du nombre réel connu de pixels décrivant la structure à segmenter. Les résultats sont présentés figures 3 et 4.

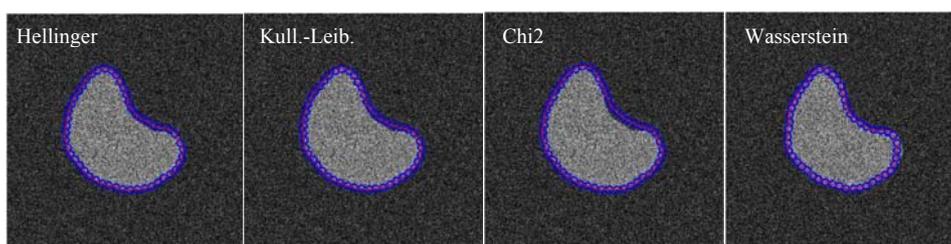


Figure 3 : Résultats de segmentation pour les différentes distances inter histogrammes utilisées.

Les courbes de la figure 4 (gauche) confirment l'impression visuelle des résultats de segmentation présentés figure 3 : globalement, les différentes distances permettent d'obtenir une segmentation satisfaisante d'un point de vue de l'erreur globale commise à convergence (moins de 100 pixels). Notons tout de même que la distance de Wasserstein est la plus rapide mais aussi la plus précise, la rapidité correspondant au nombre d'itérations nécessaire pour la convergence.

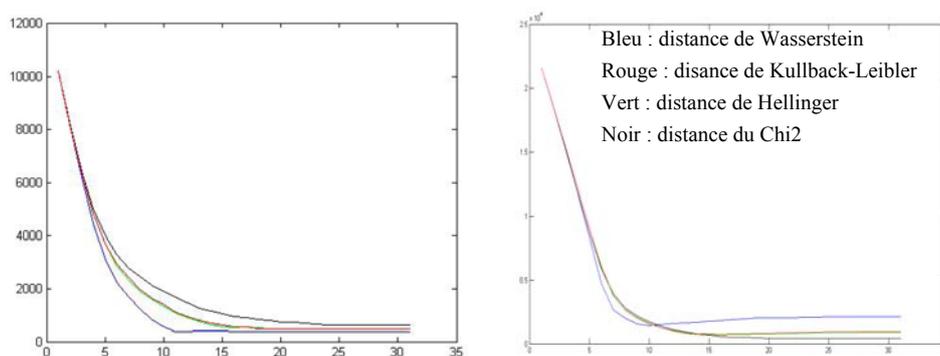


Figure 4 : Variation de l'erreur de détection (en nombre de pixels) en fonction du nombre d'itérations du processus de convergence et de la distance inter histogrammes utilisée pour un bruit ricien de variance 100 (gauche) et 200 (droite).

Si l'on considère maintenant un bruit ricien de variance 200 (figure 2 (droite)), les

résultats quantitatifs de segmentation sont présentés figure 4 (droite). En termes de vitesse de convergence, on constate donc que globalement les performances sur ce critère se regroupent. En termes de précision, la distance du Chi2 s'avère conserver plus de précision que les autres et en particulier en comparaison avec la distance de Wasserstein qui présentait des performances globales plus satisfaisantes dans le cas précédent. Ceci pourrait montrer que les pdf cumulées ne permettent pas de définir des critères aussi précis que les pdf classiques dans le cas d'histogrammes fortement bruités.

3.2. *Image IRM*

Afin de tester les différentes distances inter histogrammes sur un cas concret, nous proposons d'effectuer la segmentation de la vessie sur l'image IRM du type de celle présentée figure 5. Dans ce cas applicatif, si la pdf de référence de la structure à segmenter est bien une gaussienne d'écart-type et de moyenne automatiquement estimée grâce à la méthode de (Roullier, 2008), la pdf externe de référence est en fait l'ensemble de l'information extérieur à la vessie et ne peut être modélisé paramétriquement. Son estimation se fait donc de manière non paramétrique via l'utilisation d'un algorithme type EM de classification des pixels. Cette présegmentation supervisée par le nombre de classes de pixels souhaitées en sortie (ici 3), bien que peu précise permet d'isoler les pixels n'appartenant pas à la vessie de manière suffisante pour en estimer une pdf de manière non paramétrique.

Les résultats de segmentation obtenus au moyen des différentes distances inter histogrammes proposées sont présentés figure 5. Il s'agit pour l'instant de résultats préliminaires qui n'ont pas encore été étudiés de manière quantitative dans le cadre d'un protocole clinique, mais il apparaît d'ores et déjà que les distances de Hellinger et de Kullback-Leibler ne permettent pas d'obtenir des résultats exploitables cliniquement. Cette première étude montre de manière certaine la faisabilité de l'approche proposée dans ce contexte.

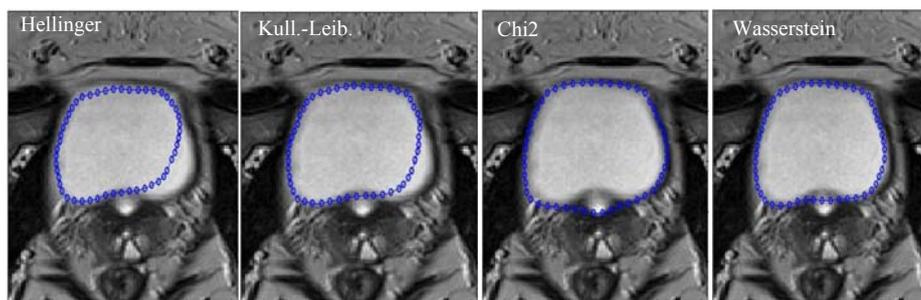


Figure 5 : Résultats de segmentation de la vessie en fonction de la distance inter histogrammes utilisée

4. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une comparaison quantitative des résultats de segmentation obtenus dans le cadre de l'utilisation des contours actifs basés sur la mise en compétition de pdf. Plus particulièrement, nous avons comparé les performances en termes de vitesse de convergence et de précision de différents critères de distances inter histogrammes rencontrés dans la littérature récente. L'étude de cet article s'est focalisée sur une dégradation des images de type ricienne dans le but de tester ensuite la méthode à la segmentation des IRM dont le bruit d'acquisition est caractérisé par ce type de bruit. Si sur les images synthétiques les performances restent globalement comparables quelque soit la distance utilisée (on notera tout de même un bon comportement de la distance du Chi2 dans le cas d'images fortement bruitées), l'application pratique de cette approche de segmentation dans le cas d'une IRM réelle montre que certaines distances ne sont plus adaptés au contexte réel. Ces résultats restent néanmoins à approfondir dans le cadre d'une étude plus complète menée en collaboration avec les cliniciens.

En termes de perspectives, il serait intéressant d'envisager une extension de la méthode à une compétition multi-contours au sein d'une même image afin de pouvoir gérer les différentes topologies fréquemment rencontrées dans le domaine médical et ne pas se restreindre à la segmentation d'une unique structure. Des résultats d'ores et déjà obtenus dans ce contexte sont très prometteurs. Par ailleurs, il serait également intéressant de comparer les performances des distances inter histogrammes en fonction non pas du niveau de bruit détériorant l'image, mais du type même de bruit caractéristique du fond et de la zone à segmenter (gaussien/gaussien par exemple).

5. Bibliographie

Herbulot, A., Jehan-Besson, S., "Segmentation of vectorial image features using shape gradients and information measure," *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 25, 2006, p. 365–386.

Kass, M., Witkin A., Terzopoulos, D., "Snakes: active contour models", *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, 1988, p. 321–31.

Ni, K., Bresson, X., Chan, T. and Esedoglu, S., "Local Histogram Based Segmentation Using the Wasserstein Distance", *International Journal of Computer Vision*, vol. 84, n°1, 2009, p. 97–11.

Precioso, F., Barlaud, M., Blu, T., Unser, M., "Robust real-time segmentation of images and videos using a smooth-spline snake-based algorithm", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, n° 7, 2005, p. 910-924.

Roullier, V., « Classification floue et modélisation IRM : application à la quantification de la graisse pour une évaluation optimal des risques pathologiques associés à l'obésité », Rapport de thèse, 2008, Université d'Angers.