

Segmentation des muscles oculomoteurs en IRM cérébro-orbitaire pour l'aide au diagnostic de l'exophtalmie.

MARINE BREUILLY¹, AYMERIC HISTACE¹, CHRISTOPHE PORTEFAIX², BOGDAN MATUSZEWSKI³

¹ ETIS UMR CNRS 8051
6 avenue du Ponceau, 95000 Cergy, France

² CHU de REIMS
45 rue Cognacq Jay, 51100 Reims, France

³ Applied Digital Signal and Image Processing Research Centre
University of Central Lancashire, Preston, U.K.

¹aymeric.histace@ensea.fr,
²cportefaix@chu-reims.fr,
³BMatuszewski1@uclan.ac.uk

Résumé - Dans cet article une méthode semi-automatique pour la segmentation des muscles oculomoteurs en IRM cérébro-orbitaire est proposée. Cette méthode se fonde sur l'utilisation de contours actifs de type courbes de niveau intégrant en plus du formalisme classique un terme région permettant une accélération de la convergence de la segmentation. Cette méthode pallie les défauts constatés dans la littérature et se présente comme une alternative compétitive pour l'aide au diagnostic et au suivi de la maladie de Grave-Basedow (exophtalmie thyroïdienne).

Abstract – In this article, a semi-automatic method for the segmentation of ocular muscles within cerebral MRI is proposed. This method is based on the use of active contours in the level set framework. The proposed method appears to be an interesting alternative to those already presented in the literature since all common disadvantages are over passed. First studies on real data have permitted to show a good correlation between semi-automatic results of segmentation and manual ones for the early diagnosis of the Grave-Basedow's pathology (exophtalmia).

1 Introduction : Contexte et état de l'art

L'exophtalmie se caractérise par une protrusion unilatérale ou bilatérale du globe oculaire hors de l'orbite, due à une modification soit du contenant (orbite rétrécie) soit du contenu (augmentation associée ou non à une tumeur du volume des éléments de l'œil: muscles oculomoteurs et/ou graisse orbitaire). Cette proéminence a de nombreuses causes possibles. Dans cette étude, nous nous intéressons plus particulièrement au cas lié à un dérèglement thyroïdien (maladie de Grave-Basedow, ou d'Hashimoto). Pour les patients atteints de cette maladie, les yeux semblent devenir énormes et exorbités. En pratique, ils sont repoussés vers l'avant par les muscles oculomoteurs qui derrière eux prennent de l'épaisseur.

Cliniquement parlant, un diagnostic précoce et un suivi de la maladie de Grave-Basedow peuvent être effectués via un examen IRM [1]. Une image type obtenue lors d'un examen IRM cérébro-orbitaire est présentée Figure 1. Sur l'image de droite de cette Figure, on voit apparaître en hyper signal les tissus graisseux alors que les muscles oculomoteurs (à l'intérieur de la zone préorbitaire) sont caractérisés par une intensité plus faible. Afin d'identifier chacun des muscles et de pouvoir leur associer un critère quantitatif relatif à leur taille respective, les dénominations résumées sur la Figure 2 sont utilisés dans la littérature.

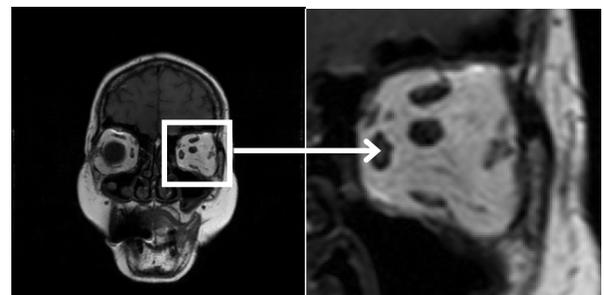


Figure 1 : A gauche, IRM cérébro-orbitaire en coupe coronale, à droite, zoom sur la partie orbitaire.

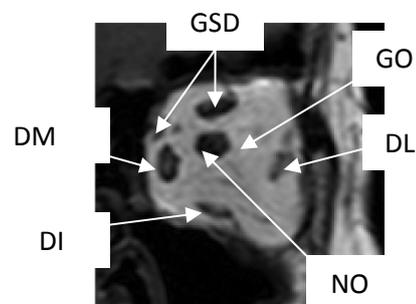


Figure 2 : GSD : Groupe Supérieur Droit; DM : muscle Droit Médial; DI : muscle Droit Inférieur; NO : Nerf Optique, DL : muscle Droit Latéral; GO : Graisse orbitaire.

L'identification et la caractérisation des différentes zones d'intérêt représentées Figure 2 permettent aux

ophthalmologistes : (i) de dresser un diagnostic quant à l'existence ou non d'un syndrome exophtalmique ; (ii) de suivre l'évolution de la pathologie dans le temps et de juger de l'efficacité ou non d'un traitement. A ce jour, dans le cadre hospitalier, les segmentations de chacune des zones d'intérêt de la Figure 2 se font manuellement et s'accompagne des inconvénients classiques de ce mode opératoire : temps d'analyse important ; reproductibilités intra et inter patients peu satisfaisantes. La littérature sur ce sujet fait actuellement état du développement d'une méthode semi-automatique de segmentation [2] des muscles oculomoteurs permettant de faciliter la tâche du praticien.

Cette méthode se fonde sur l'utilisation des contours dynamiques [3] initialisés par le praticien sur l'image IRM et auxquels est associée une énergie E intégrant : un terme de forme permettant de contraindre la forme globale du résultat finale de segmentation (proche d'un cercle) en la caractérisant par sa compacité; un terme contour fonction du gradient de l'image permettant l'attraction du contour dynamique vers les contours de la zone oculaire (en pratique les auteurs utilisent un détecteur de contours de type Sobel); enfin, un terme région dont le calcul est fondée sur un double seuillage de l'image permettant de classifier simplement graisse et muscle.

Cette approche permet alors aux auteurs de calculer, pour chaque patient, le volume de chacun des muscles oculomoteurs de la Figure 2 en effectuant la segmentation de ces derniers sur 11 coupes jointives acquises en coupe coronale. Si les résultat quantitatifs obtenus sont très satisfaisants en termes de précision, de reproductibilité et de robustesse, il n'en demeure pas moins que la méthode présente des inconvénients : (i) l'initialisation des contours dynamiques doit se faire à proximité du résultat final ; (ii) pour chaque région d'intérêt un contour différent doit être initialisé ; et enfin (iii), il apparaît que la mesure de volume n'est pas le critère optimum pour comparer les muscles oculaires de différents patients [1]. En effet, l'acquisition d'images dans le plan coronal induit des erreurs quant aux dimensions mesurées de certains muscles comme le Latéral Droit (LD) pour lequel le plan d'acquisition coronale ne lui est pas exactement orthogonal ; de ce fait, les mesures d'aires sont effectuées sur des section biaisées et donc, induisent des erreurs sur les quantifications finales de volume. Pour remédier à ce problème de quantification, les auteurs de [1] proposent alors de préférer à une mesure de volume, une mesure du plus long diamètre transverse dans le plan coronal situé juste en arrière du globe oculaire des muscles posant problèmes (voir Figure 1). Aux regards de la littérature et des limitations de la méthode de segmentation semi-automatique existante, nous proposons dans cet article une approche fondée sur l'utilisation de contours actifs dans la formulation des courbes de niveau ([4-5]) qui, comme nous le montrerons, permet de s'affranchir des inconvénients

soulignés ci-dessous tout en conservant des résultats quantitatifs satisfaisants.

2 Méthode

Afin de segmenter les muscles oculomoteurs sur des coupes IRM cérébro-orbitaires coronales, nous proposons d'utiliser une segmentation par contours actifs de type courbes de niveau « hybride » présentée dans [6]. Ce choix permet de pallier à 2 inconvénients de la méthode présentée dans [2] : l'initialisation n'a plus besoin d'être proche des contours à détecter, et par ailleurs, les changements de topologie étant possibles avec ce type de contours actifs, une unique initialisation suffit à détecter l'ensemble des zones d'intérêt. A cela s'ajoute le fait que dans le cadre théorique des courbes de niveaux, l'intérieur et l'extérieur du contour sont facilement identifiables. L'énergie associée au contour Φ initialisant la détection est la suivante :

$$E(\phi) = -\alpha \int_{\Omega} (I - \mu)H(\phi)d\Omega + \beta \int_{\Omega} g|H(\phi)|d\Omega \quad , \quad (2)$$

avec I l'image à segmenter, H la fonction de Heaviside, g une fonction telle que $g = \exp(-c|\nabla I|^2)$ par exemple (où c contrôle la pente) et α et β des constantes permettant la balance entre les deux termes constituant cette énergie. Le premier des deux termes de l'Eq. (2) est un terme région. μ est un seuil prédéfini prenant pour valeur le niveau de gris minimum de la région à segmenter. Dans notre cas, nous faisons la supposition que le niveau de gris de la région à segmenter est de valeur importante par rapport au reste de l'image (la graisse apparaît effectivement en hypersignal). Ainsi, ce premier terme tend à pousser le contour à cibler les régions dont le niveau de gris est plus grand que la valeur μ . Le second terme est la contribution énergétique classique dans la formulation des courbes de niveaux. Son rôle est de pousser le contour à détecter les gradients d'intensité forte de l'image. L'aspect « hybride » de la méthode se justifie par la prise en compte du premier terme dans l'énergie E qui va permettre d'accélérer le processus de convergence de la segmentation.

En pratique, la segmentation de l'ensemble des ROI de la Figure 2 s'effectue en trois étapes distinctes : (i) segmentation du contour englobant la zone préorbitaire de la coupe coronale, (ii) segmentation muscles oculomoteurs, (iii) segmentation des tissus graisseux. L'étape (i) s'effectue elle-même en plusieurs temps :

- a) L'initialisation d'un premier contour est effectuée au centre de la zone préorbitaire par le praticien sur l'image IRM coronale originale. Cette étape permet d'extraire une zone d'intérêt intégrant le globe oculaire. Afin de ne détecter que le contour global de cette zone sans prendre en compte ni les muscles extra-oculaires ni le nerf optique, le rapport α/β de l'énergie proposée par Zhang et al. prend une valeur proche de zéro ($\approx 0,1$); de cette manière seul le terme n°2 de l'Eq. (2) (dépendant du paramètre β) guide

l'évolution du contour actif et une priorité est donc mise sur la régularité du contour interdisant ainsi les changements topologiques.

b) A partir de l'image extraite, nous allons procéder à un seuillage optimisé de la ROI obtenue à l'aide l'un algorithme EM, afin de classer les pixels appartenant aux tissus gras et aux muscles extra-oculaires. Le nombre de classes (ici =3), paramètre nécessaire à une analyse de type EM, sera déterminé à l'aide de l'allure de l'histogramme de la ROI pré-segmentée dans l'étape a).

c) Nous réitérons la segmentation du contour du globe oculaire sur l'image seuillée avec cette fois-ci un rapport α/β un peu plus élevé ($\approx 0,25$) afin d'affiner la précision de la segmentation du contour de la zone préorbitaire.

Concernant maintenant l'étape (ii) et (iii), le paramètre α prend ici toute son importance, puisqu'il va permettre d'intégrer les changements topologiques et donc la segmentation des muscles extra-oculaires et du nerf optique simultanément. Son réglage initial reste pour l'instant empirique, mais on peut partir sur un rapport α/β élevé $\approx 5,0$.

Pour l'étape (ii), il suffit alors simplement d'initialiser le contour au centre du nerf optique avec un diamètre suffisamment important pour que le contour circulaire ne prenne pas en compte le nerf optique dans le résultat final.

Enfin, pour l'étape (iii), le seul changement par rapport à l'étape (ii) est que l'initialisation se fait dans les tissus gras afin de segmenter cette fois-ci le nerf optique (en plus des muscles) et de ne pas surestimer la surface de ces tissus en l'incluant dans la quantification.

3 Résultats

3.1 Validation

Dans un premier temps, afin de valider l'approche proposée, les 3 étapes de segmentation décrites dans la section précédente sont réalisées sur une mire *ad hoc* pour laquelle les surfaces de chacune des ROI, telles qu'identifiées Figure 2, sont parfaitement connues (exprimées en nombre de pixel). Les résultats de quantification sont alors comparés à ceux obtenus grâce à une détection manuelle réalisée par un praticien ophtalmologue. Les résultats sont présentés dans le tableau Tab. 1

Il apparaît donc que, aux regards des taux d'erreur assez faibles commis sur la segmentation des différentes ROI qui de plus restent satisfaisant comparés au taux d'erreur commis au cours de la détection manuelle, la méthode proposée est une alternative intéressante pour la détection automatique des muscles oculomoteurs.

Tab 1. Comparaison des résultats de segmentation obtenus sur une mire *ad hoc* entre segmentation manuelle et segmentation semi-automatique (méthode proposée). Les surfaces sont exprimées en nombre de pixels.

ROI	Surface (Manuelle)	% Erreur	Surface (Semi-automatique)	% Erreur	Différence Manuelle/Auto %
GSD	127	-2.3	125	-3.8	+1.5
DM	100	0.0	103	+3.0	+3.0
DI	102	+2.0	101	+1.0	-1.0
DL	100	0.0	100	0.0	0.0
NO	78	-2.5	84	+5.0	+7.5
GO	4268	-0.3	4257	-0.5	+0.2

La section suivante s'attache à présenter des résultats obtenus sur des images réelles.

3.2 Patient « témoin »

Pour l'étude de cas réels, une séquence typique cérébro-orbitaire coronale (512x512) a été réalisée sur 3 patients à l'aide d'un IRM Philips 3T (Achieva). Une acquisition T1 (TR=425ms, TE=10ms) a été utilisée pour imager les deux orbites simultanément (la graisse apparaît en hypersignal). La Figure 3 présente les résultats de segmentation obtenus sur l'image cérébro-orbitaire gauche de la Figure 1.

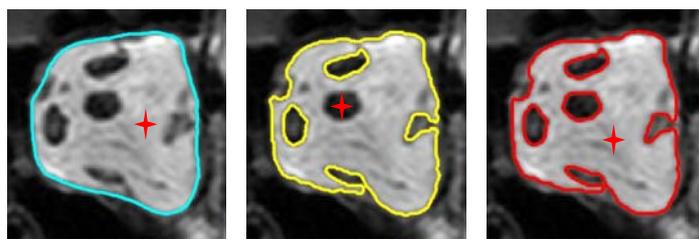


Figure 3 : Exemples de segmentation obtenus au moyen de l'approche proposée sur l'orbite gauche : Gauche : Segmentation du pourtour préorbitaire, Milieu : Segmentation des muscles extra-oculaires, Droite : Segmentation des tissus gras. Dans chaque cas, la croix représente le point d'initialisation de la segmentation

A partir de ces différentes segmentations est alors généré un masque permettant le décompte de pixels appartenant à chacune des ROI étudiée. Le tableau Tab. 2 présente une comparaison des quantifications des différentes ROI obtenues par segmentation manuelle et par segmentation semi-automatique.

Tab 2 : Comparaison des résultats de segmentation obtenus sur image réelle

ROI	Surface (Manuelle)	Surface (Semi-automatique)	Manuelle/Auto différence %
GSD	134	130	-2.9
DM	110	118	+7.2
DI	76	74	-2.6
DL	87	92	+5.7
NO	114	110	+3.5
GO	4302	4277	+0.6

Au regard des résultats quantitatifs présentés, il apparaît donc une réelle cohérence entre les résultats obtenus par

la méthode de segmentation proposée et la classique segmentation manuelle puisque l'erreur maximale commise ne dépasse pas 7,2%.

3.3 Autres cas réels

Comme il l'a été précisé dans la section précédente, nous disposons actuellement des images IRM de trois patients, le premier d'entre eux a servi à tester l'algorithme. Nous présentons maintenant les résultats obtenus sur les deux autres patients, avec exactement les mêmes paramètres que pour le premier patient (rapports α/β), au niveau des poids donnés à chaque énergie associée à la segmentation, afin de tester la reproductibilité de la méthode.

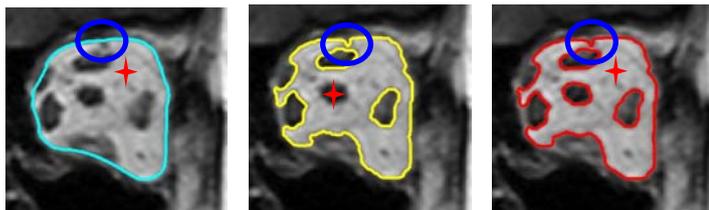


Figure 4: Exemples de segmentation obtenus au moyen de l'approche proposée sur l'orbite gauche d'un autre patient. Gauche : Segmentation du pourtour préorbital ; Milieu : Segmentation des muscles extra-oculaires ; Droite Segmentation des tissus graisseux.

De prime abord, les résultats obtenus sont très satisfaisants. Cependant, on note la présence d'« artéfact de segmentation » (à confirmer ou non par un praticien). En effet, les segmentations apparaissant sur la Figure 4 montrent une certaine irrégularité (signalée par le cercle bleu), qui n'a pas été détectée par la segmentation du pourtour préorbital. Ceci s'explique par le fait, que la segmentation de cette zone se caractérise par un poids plus fort du terme de régularisation de l'Eq. (2) et de ce fait, le processus adoucit les irrégularités du contour final. Pour les deux autres étapes de segmentation, la priorité est mise sur le terme image de l'Eq. (2) entraînant l'apparition de cet artéfact de segmentation. En pratique, cette irrégularité induit une erreur de quelques pixels (moins d'une dizaine) qui pourraient être négligeables vis-à-vis de l'erreur relative par rapport à une segmentation manuelle. Ceci reste à discuter avec le praticien qui aura au final l'avis décisif, et dans le cadre d'une validation sur un plus grand nombre de patients. Figure 5 (gauche), le résultat de segmentation est très satisfaisant, ne faisant apparaître qu'une très légère sous estimation de la surface globale de la zone préorbitaire au niveau du muscle latéral gauche, ceci s'expliquant par une inhomogénéité de la graisse orbitaire dans cette zone caractéristique de ce patient. Figures 5 (milieu et droite), on peut constater que la segmentation basée région prend en compte la graisse sous cutanée associée à la joue de par la connectivité « artificiels », due à la sélection du plan de coupe, de la graisse préorbitaire et cette zone. Néanmoins, grâce à la segmentation de la zone préorbitaire et plus particulièrement du masque qui lui

sera associé pour la quantification, l'évaluation surfacique des muscles extra-oculaires, de la graisse préorbitaire et du nerf optique, sera limitée à la zone délimitée par le contour de cette première segmentation et de ce fait, ne prendra pas en compte la surface de la graisse de la joue.

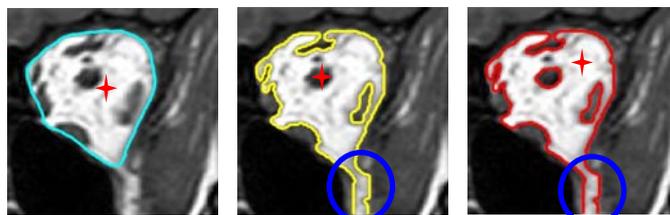


Figure 5: Exemples de segmentation obtenus au moyen de l'approche proposée sur l'orbite gauche d'un autre patient. Gauche : Segmentation du pourtour préorbital ; Milieu : Segmentation des muscles extra-oculaires ; Droite Segmentation des tissus graisseux.

4 Conclusion

Dans cet article une méthode semi-automatique pour la segmentation des muscles oculomoteurs en IRM cérébro-orbitaire est proposée. Cette méthode se fonde sur l'utilisation de contours actifs de type courbes de niveau intégrant en plus du formalisme classique un terme région permettant une accélération de la convergence de la segmentation. Cette méthode pallie les défauts constatés dans la littérature et se présente comme une alternative compétitive pour l'aide au diagnostic et au suivi de la maladie de Grave-Basedow, maladie caractérisée par un épaississement des muscles oculomoteurs entraînant un syndrome exophtalmique. En termes de perspectives une étude statistique sur un nombre de patients plus significatif est prévue afin de valider la méthode à une échelle plus grande. Par ailleurs, à la quantification des surfaces associées à chaque ROI sera préférée une mesure des plus longs diamètres de chaque muscle pour être en accord avec la littérature sur ce sujet.

5 Principales références

- [1] Szucs-Farkas, Z.; Toth, J.; Balazs, E.; et al.; (2002) 'Using morphologic parameters of extraocular muscles for diagnosis and follow-up of Graves' ophthalmopathy: diameters, areas or volumes?' , Am J Radiol; 179:1005–10.
- [2] Firbank, M.J.; Harrison, R.M.; Williams, E.D. & Coulthard, A. (2001), 'Measuring extraocular muscle volume using dynamic contours.', Magn Reson Imaging 19, 257—265.
- [3] Kass M, Witkin A. D. T.; (1988), 'Snakes: active contour models'. International Journal of Computer Vision, 1:321–31.
- [4] Chan, T. F. and Vese, L. A.; (2001), 'Active contours without edges', IEEE Transactions on Image Processing, 10(2):266-277.
- [5] Vese L. A. and Chan T. F.; (2002), 'A Multiphase Level Set Framework for Image Segmentation Using the Mumford and Shah Model', International Journal of Computer Vision, 50(3):271-293.
- [6] Zhang, Y.; Matuszewski, B.J.; Shark, L.-K.; Moore, C.J.; (2007), 'Medical Image Segmentation Using New Hybrid Level-Set Method'.