

Segmentation automatique d'oedèmes cérébraux chez les traumatisés crâniens graves

Tanguy Le Fol, Christine Cavaro-Ménard, Charles Dima

► **To cite this version:**

Tanguy Le Fol, Christine Cavaro-Ménard, Charles Dima. Segmentation automatique d'oedèmes cérébraux chez les traumatisés crâniens graves. Manifestation des Jeunes Chercheurs francophones dans les domaines des STIC, IRISA – IETR – LTSI, Nov 2005, Rennes, pp.417-420. inria-00000828

HAL Id: inria-00000828

<https://hal.inria.fr/inria-00000828>

Submitted on 22 Nov 2005

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 automatique d'œdèmes cérébraux chez les traumatisés crâniens graves

T. LE FOL¹, C. CAVARO-MÉNARD¹, C. DIMA²

¹ LISA CNRS FRE 2656, 62 avenue Notre Dame du Lac, 49000 Angers - France

² Service de réanimation du CHU d'Angers, 4 rue Larrey 49933 Angers Cedex 9
tanguylefol@yahoo.fr, christine.menard@univ-angers.fr

Résumé : Cet article présente une méthode automatique et rapide de quantification surfacique des œdèmes cérébraux sur des IRM utilisées en routine clinique. L'évolution de la taille des œdèmes est considérée comme un facteur pertinent afin d'évaluer l'efficacité de nouveau traitement sur les traumatisés crâniens graves. Lors des séances d'acquisitions (3 par patient étalées sur 15 jours), de multiples séquences IRM sont effectuées : pondération en T1, en FLAIR (FLuid Attenuated Inversion Recovery), et en EPI (Echo Planar Imaging)... Pour cette étude, nous avons adapté un algorithme EM (Expectation-Maximisation) pour la segmentation des œdèmes sur les histogrammes d'IRM FLAIR ainsi qu'un traitement de suppression du crâne malgré des morphologies variées de part la spécificité des patients traités. Les résultats de la validation montrent que la différence entre les mesures par traitements automatique et manuel sont similaires à l'inter- et l'intra-variabilité des experts. Ces résultats sont donc encourageants pour l'utilisation potentielle de cette technique en routine clinique.

Mots-clés : Détection, Estimation, Filtrage, EM.

1 PROBLÉMATIQUE

Le cas des traumatisés crâniens graves en réanimation impose, dans la détection d'œdèmes cérébraux, de nombreuses contraintes. En effet, les chocs occasionnés pendant l'accident peuvent modifier fortement la morphologie du cerveau (Fig. 1 - d). De plus, les œdèmes grands ou petits, intenses ou diffus demandent des traitements spécifiques (Fig. 1 - a, b et c). Enfin, le suivi de la taille des œdèmes nécessite la gestion d'une grande quantité de données (20 images par acquisition et 3 acquisitions étalées dans le temps par patient) et donc un traitement relativement rapide pour une utilisation en routine clinique.

2 MÉTHODOLOGIE

2.1 État de l'art

En recherche clinique, le contourage des zones pathologiques sur des IRM du cerveau reste souvent manuel (opération fastidieuse et très expert dépendant).

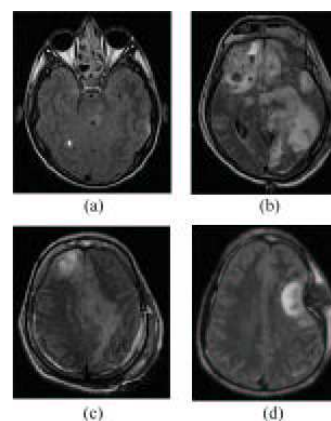


FIG. 1 – Différents cas de traumatisés crâniens (a) : petit œdème, (b) : grand œdème, (c) : œdème diffus, (d) : cerveau déformé

Dans la littérature, il n'existe pour l'instant que peu de méthodes automatiques de quantification des œdèmes cérébraux. Les récentes études font état de deux grandes familles de traitements utilisées pour la segmentation de tissus sains, de tumeurs et de lésions scléreuses en IRM cérébrale : l'algorithme EM [Schroeter, 1998] [Pham et al., 1999] et l'utilisation de la logique floue [Gorges, 2003] [Liu, 2005]. D'autres traitements apparaissent moins souvent dans la littérature, c'est le cas des contours actifs [Zhu et al., 1997] et de l'utilisation d'atlas [Van Leemput et al., 2001] [Prastawa, 2004] (servant surtout à initialiser les traitements ultérieurs), mais ces méthodes demandent des temps de calcul relativement longs.

2.2 Méthode développée

2.2.1 Algorithme EM

L'algorithme EM est un algorithme itératif très utilisé pour la recherche du paramètre réalisant le maximum de vraisemblance [Dempster et al., 1977]. Grâce à cet algorithme, un signal d'entrée $E(x)$ sera approximé par une somme de gaussiennes $G(x, \mu, \sigma)$ pondérées par des poids α (Eq 1).

$$\hat{E}(x) = \sum_{n=1}^N \alpha_n G(x, \mu_n, \sigma_n) \quad (1)$$

avec : $\hat{E}(x)$ le signal approximé de $E(x)$,
 N le nombre de gaussiennes,
 μ_n la moyenne de la gaussienne n ,
 σ_n la variance de la gaussienne n .

Le maximum de vraisemblance est atteint par calcul d'un facteur de vraisemblance $V(x, i)$ (Eq 2) propre à chacune des gaussiennes i et des pixels x qui va permettre, à chaque itération, de recalculer les paramètres des gaussiennes.

$$V(x, i) = \frac{\alpha_i G(x, \mu_i, \sigma_i)}{\sum_{n=1}^N \alpha_n G(x, \mu_n, \sigma_n)} \quad (2)$$

Le critère d'arrêt de l'algorithme est soit un nombre maximum d'itérations pour limiter le temps de calcul soit une erreur inférieure à ε entre 2 approximations ($\hat{E}(x)$) successives.

2.2.2 Bouclage de l'algorithme EM

Cependant, l'algorithme EM classique nécessite de préciser le nombre de gaussiennes intervenant dans le calcul. Nous avons donc développé un processus de rebouclage de l'algorithme afin de définir automatiquement le nombre optimum de gaussiennes. Partant d'un grand nombre de gaussiennes, dont les moyennes sont initialisées à chaque pic de l'histogramme (afin de gagner du temps pour la convergence de l'algorithme), le programme les compare et les fusionne si leurs moyennes et leurs aires partagées sont proches (Fig 2).

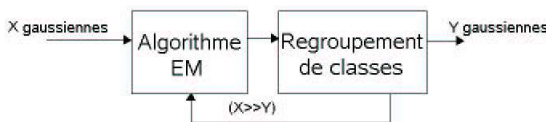


FIG. 2 – Synopsis de l'algorithme EM bouclé

2.2.3 Application

Cet algorithme a été utilisé sur l'histogramme d'IRM mode "FLAIR" (Fig. 1) afin de différencier les "classes" composant l'image (Fig. 3) :

- les niveaux de gris faibles représentent le fond,
- les niveaux de gris médians incluent les tissus sains (matière grise et blanche),
- les niveaux de gris élevés contiennent le ou les œdème(s) et les os.

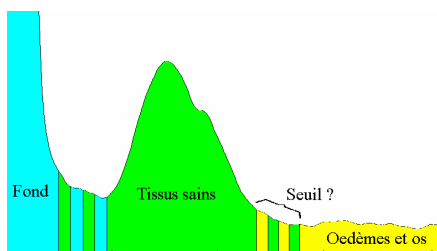


FIG. 3 – Histogramme d'une IRM cérébrale type flair

La classe du fond étant plus importante que les autres, l'algorithme EM apporte une meilleure précision sur cette dernière. Or l'objectif est de différencier au mieux les deux dernières classes afin de ne retenir que la troisième. Nous avons donc supprimé la classe du fond en l'estimant par un pic de Rayleigh [Schroeter, 1998].

Les images EPI (acquises à la suite des IRM FLAIR, Fig. 4-a) ne détectant que les tissus mous, permettent de supprimer l'os du crâne grâce à des traitements de type morphologie mathématique et filtrage (Fig. 4).

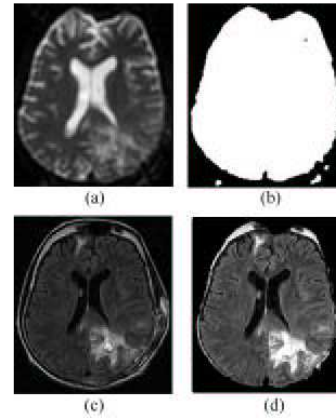


FIG. 4 – Création du masque du crâne (a) : IRM mode EPI, (b) : Masque EPI, (c) : IRM mode flair, (d) : Résultat du masque EPI sur l'image flair

Le processus de bouclage de l'algorithme EM nous donne de façon rapide un seuil permettant de différencier les œdèmes des tissus sains (Fig. 5). Ce seuil vient de la rencontre entre les 2 dernières classes (la plus intense considérée comme de l'œdème et la seconde comme celle des tissus sains). Les critères d'arrêt sont soit 500 itérations soit $\varepsilon = 10^{-2}$.

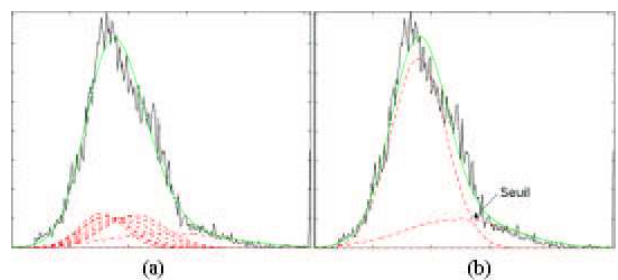


FIG. 5 – (a) : Initialisation de l'algorithme EM (8 classes), (b) : Résultats de l'algorithme EM bouclé

3 VALIDATION

Les images des traumatisés crâniens sont traitées par segmentation automatique et par segmentation interactive. Deux médecins ont effectué indépendamment le tracé manuel des œdèmes sur 300 images (5 patients \times 3 dates \times 20 coupes). Pour déterminer la variabilité intra-opérateur, un médecin a réalisé les tracés une seconde fois 1 mois plus tard. La surface des œdèmes est calculée pour chaque coupe de chaque patient. L'évaluation

de la segmentation automatique est réalisée par analyse par régression linéaire et par test de Bland et Altman. L'ensemble des résultats de l'analyse d'évaluation du processus de segmentation est présenté dans le tableau récapitulatif 1. Les tests de Student montre une significativité statistique des résultats ($p \leq 0.01$). L'analyse par régression linéaire donne :

- des coefficients de corrélation de l'ordre de 0.85 pour chaque étude,
- des coefficients directeurs (a) entre les résultats obtenus par les experts et l'algorithme EM très proches voir plus près de 1 que les coefficients directeurs inter- et intra-observateurs,
- des ordonnées à l'origine (b) qui sont très faibles devant la moyenne des surfaces des œdèmes soit $813mm^2 \pm 773mm^2$.

Tous ces coefficients montrent une bonne corrélation des surfaces détectées. Les tests de Bland et Altman donnent, dans le cadre de la comparaison entre l'algorithme EM et les experts, des intervalles de confiance à 2 déviations standards supérieurs (de 25%) à ceux obtenus pour les comparaisons intra- et inter-observateurs. Ceci peut s'expliquer par le fait que les comparaisons se font entre 2 tracés totalement indépendants (tracé manuel en "aveugle"). Or en routine clinique les résultats obtenus par la segmentation automatique serviront de base pour les experts qui pourront modifier les contours. Les erreurs inter- et intra-observateurs devront alors normalement diminuer ainsi que les erreurs entre algorithme EM et les experts. Une étude complémentaire sur la modification des tracés automatiques doit être envisagée.

Comparaison	a	$b (mm^2)$	$SEE (mm^2)$
EM / méd 1	0.83	33.5	221.33
EM / méd 2	0.88	16.2	266.18
méd 2 / méd 1	0.84	70.5	262.46
méd 1 j1 / méd 1 j2	0.73	63.4	208.12

TAB. 1 – Etudes statistiques

4 RÉSULTATS

La méthode automatique de segmentation que nous avons développée peut traiter une grande variété d'œdèmes puisqu'elle ne se fonde pas sur la localisation et les forts contrastes. Ainsi, un travail sur l'histogramme de l'image doublé d'un masque du crâne permet de s'affranchir des problèmes liés aux morphologies changeantes du cerveau ainsi que du crâne. De plus, la précision de l'algorithme EM permet de détecter toutes sortes d'œdèmes (Fig. 6). Afin d'évaluer quantitativement cette chaîne de traitements, nous l'avons comparée avec des segmentations manuelles faites par des experts radiologues sur 5 patients. Les résultats montrent que la différence entre les mesures par traitements automatique et manuelle sont similaires à l'inter- et l'intra-variabilité des experts. Ces résultats sont donc encourageants pour l'utilisation potentielle de cette technique en routine clinique.

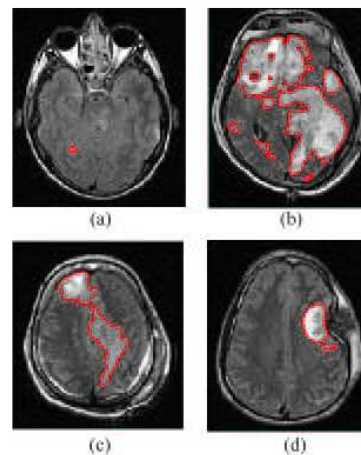


FIG. 6 – Résultats finaux des différents traitements pour les 4 cas vus précédemment Figure 1

BIBLIOGRAPHIE

[Dempster et al., 1977] Dempster, A.P., Laird, N.M., Rubin., D.B., N. : "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm". Journal of the Royal Statistical Society Series B, Vol. 39, p.1-38 (1977).

[Gorges, 2003] Gorges, S., N. : "Segmentation des structures sous corticales par fusion floue d'informations sur des images RMN". Mémoire de fin d'étude Polytech'Grenoble, (2003).

[Kass, 1988] Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D., N. : Prastawa, M., Bullitt, E., Ho, S., Gerig, G., N. : "Snakes : Active contour models". International Journal of Computer Vision, Vol. 1, p. 321-331 (1988).

[Liu, 2005] Liu, J., Udupa, JK., Odhner, D., Hackney, D., Moonis, G., "A system for brain tumor volume estimation via MR imaging and fuzzy connectedness". Comput Med Imaging Graph, Vol. 29, N° 1, p. 21-34 (2005).

[Pham et al., 1999] Pham, D.L., Prince, J.L., N. : "A generalised EM algorithm for robust segmentation of magnetic resonance images". Proceedings of the 33rd Annual Conference on Information Sciences and Systems, in Baltimore, p. 558-563 (1999).

[Prastawa, 2004] Prastawa, M., Bullitt, E., Ho, S., Gerig, G., N. : "A brain tumor segmentation framework based on outlier detection". Med Image Anal, Vol. 8, N°3, p. 275-283 (2004).

[Schroeter, 1998] Schroeter, P., Vesin, JM., Langenberger, T., Meuli, R., N. : "Robust Parameter Estimation of Intensity Distributions for Brain Magnetic Resonance Images". IEEE Transactions on medical imaging, Vol. 17, N° 2, p. 172-184 (1998).

[Van Leemput et al., 2001] Van Leemput, K., Maes, F., Vandermeulen, D., Colchester, A., Suetens, P., N. : "Automated segmentation of multiple sclerosis lesions by model outlier detection". IEEE Transactions on medical imaging, Vol. 20, N° 8, p. 677-688 (2001).

[Zhu et al., 1997] Zhu, Y., Yan, H., N. : "Computerized tumor boundary detection using a hopfield neural network". IEEE Transactions on medical imaging, Vol. 16, N° 1, p. 55-67 (1997).