

Les Modèles Déformables et leurs Applications dans le Traitement des Images Médicales

Merati Medjeded¹, Saïd Mahmoudi²

1. Faculté des Sciences et Sciences de l'Ingénieur, Université d'Ibn Khaldoun à Tiaret 14000 Algérie
2. Service d'Informatique, Faculté Polytechnique de Mons, Rue de Houdain 9, B-7000 Mons, Belgique

Abstract. L'extraction d'informations pertinentes à partir d'images médicales est une tâche délicate. Cet article, décrit comment analyser la colonne cervicale afin de détecter les contours des vertèbres. Notre but est d'étudier la méthode Actif Shape model (ASM) et d'essayer de relever ses désavantages notamment ceux relatifs à la phase de marquage de l'ensemble d'apprentissage. A cet effet, nous avons proposé un marquage semi-automatique dans lequel nous intégrons la méthode des contours actifs "snakes" au niveau de la phase de marquage.

Keywords: Détection des contours, Vertèbres, Actif Shape model (ASM), Marquage, Contours Actifs "snakes".

1 Introduction

Notre travail se situe dans le cadre des recherches menées par S. Mahmoudi, M. Benjelloun à la Faculté Polytechnique de Mons en Belgique, où ils proposent une nouvelle approche de segmentation appliquée à l'analyse de la mobilité des vertèbres [1][2].

Leur proposition est basée en premier lieu sur une étape semi-automatique de sélection de la région des vertèbres, suivie d'une détection des contours des vertèbres en utilisant un système de signature polaire suivi d'un processus de lissage polynomial. L'extraction de quelques mesures quantitatives de changements particuliers entre les images acquises à des moments différents permet la détermination de la mobilité vertébrale. Par exemple, pour mesurer et comparer les vertèbres correspondantes de plusieurs images, ils analysent les formes des vertèbres extraites de quelques images correspondant aux vertèbres cérébrales de la même personne dans les trois positions : flexion, neutre et en extension [1].

Ainsi, l'angle d'orientation de chaque vertèbre par rapport à l'horizontal est calculé afin de déterminer la mobilité des vertèbres.

Notre travail consiste à étudier la méthode basée sur le Modèle Actif de Forme (ASM) comme une alternative au système de signature polaire qu'ils utilisent pour détecter le contour des vertèbres.

Notre intérêt pour la méthode ASM est guidé par l'essentiel des caractéristiques des objets à détecter dans les images à savoir les vertèbres de la colonne vertébrale. La forme des vertèbres varie selon le patient et selon leurs positions dans la colonne vertébrale.

La méthode Actif Shape Model se basant sur la construction de modèle d'objets déformables d'un même type dont la forme varie d'une population à une autre est bien adaptée pour répondre à nos besoins dans ce travail.

En plus, la méthode ASM fournit généralement de bons résultats en des temps raisonnables et dépend de peu de paramètres [7].

Toutefois, l'inconvénient d'un ensemble d'apprentissage de grande taille et par conséquent un temps considérable pour son marquage. Cet argument a été avancé dans [1] pour recommander d'éviter l'utilisation de l'ASM. A cet effet, nous avons proposé dans notre travail un marquage semi-automatique basé sur l'utilisation des contours actifs « snakes » afin de minimiser au maximum l'intervention de l'utilisateur pendant le marquage de l'ensemble d'apprentissage. Cette proposition constitue principalement notre contribution dans ce domaine.

2. Le Modèle de contours actifs « ou snake »

Les premiers modèles de contours actifs ont été développés par Michael Kass, Andrew Witkin et Demetri Terzopoulos en 1988 [3]. Un contour actif est défini comme une courbe minimisant une énergie et évoluant de manière itérative à partir d'une position initiale proche du contour recherché jusqu'à convergence.

2.1 Présentation du modèle de base

Le contour est représenté par une courbe $C = v(s, t)$, ouverte ou fermée, paramétrée par l'abscisse curviligne normalisée s tel que $s \in [0, 1]$ et le temps t . Le processus de déformation est lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, notée E et composée de deux termes :

$$E(C) = E_{int}(C) + E_{ext}(C) \quad (7)$$

- Un terme, équation (8), pour contrôler et régulariser l'aspect de la courbe, il est souvent appelé énergie interne $E_{int}(C)$ ou énergie géométrique. Cette énergie assure au contour une certaine continuité atténuant les effets du bruit. Sa formule générale est donnée comme ci-dessous :

$$E_{int\,erne}(C) = \sum_{r=0}^p \int_a^b \alpha_r(s) \left| \frac{\partial^r v(s)}{\partial s^r} \right|^2 ds \quad (8)$$

Où $v(s)=(x(s), y(s))$ est le point courant du contour C .

Kass et al [3] se sont limités dans leur modèle au cas où $p=2$ et où les coefficients $\alpha_r(s)$ sont constants vis-à-vis de la variable s . l'énergie interne devient alors :

$$E_{interne}(C) = \int_a^b \alpha(s) \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 ds + \int_a^b \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (9)$$

Où le terme du premier ordre mesure l'élongation totale de la courbe et est lié à sa rigidité alors que le terme du second ordre mesure la courbure le long de la courbe et est lié à l'élasticité.

- Un deuxième terme, équation (10), permet d'attirer la courbe vers l'objet dont on cherche les frontières. Ce terme est souvent appelé énergie externe $E(C)$ ou énergie image. Cette énergie fait intervenir les caractéristiques image que l'on cherche à mettre en valeur. En effet, pour mettre en valeur les zones de fort contraste, nous pouvons choisir une énergie image donnée par la relation :

$$E_{externe}(C) = - \int_a^b |\nabla^* I(v(s))|^2 ds \quad (10)$$

Où $\nabla^* I(v(s))$ est le gradient de l'intensité de l'image I au voisinage de la courbe $v(s)$.

Le but donc est de trouver la courbe C tel que l'énergie $E(C) = E_{int}(C) + E_{ext}(C)$ soit minimale. En considérant la détection de contour comme problème d'optimisation, on peut trouver la solution avec l'équation d'Euler-Lagrange. La minimisation de l'énergie $E(C)$ se traduit par la résolution de l'équation suivante :

$$-(\alpha v')' + (\beta v'')'' = -\frac{1}{2} |\nabla I(v)|^2 \quad (11)$$

2.2 Condition de convergence

L'algorithme du *snake* s'arrête lorsqu'il atteint un état stationnaire dans lequel aucun point du *snake* ne change de position.

Afin d'éviter que la recherche ne se poursuive indéfiniment dans le cas où les points continuent à changer leurs positions, un nombre d'itérations maximum est déterminé. Si ce nombre est atteint, la recherche prend fin et le résultat de l'itération actuelle est proposé comme solution finale.

3 Actif Shape modèl (ASM)

Le Modèle Actif de Forme (Actif Shape Model « ASM ») a été proposé initialement par Cootes et al [6].

Le Modèle Actif de forme « ASM » peut être considéré comme une spécialisation du modèle *snake*, dans le sens où si on considère que l'ASM est un *snake* dans lequel on n'utilise pas la même forme pour identifier n'importe quel objet mais on incorpore a priori une information ou une connaissance sur l'objet recherché dans l'image. De ce fait l'ASM est aussi appelé « *smart snake* ».

3.1 Données

La méthode Actif Shape Model de par son fondement statistique nécessite l'utilisation d'un échantillon qui doit être représentatif le plus possible de la population concerné par l'étude. D'autant plus que la méthode ASM se base sur un modèle qui guide la recherche des objets dans les nouvelles images et n'accepte aucune forme qui ne soit pas représentée dans l'ensemble des formes défini par ce dit modèle.

Cette contrainte constitue donc une première difficulté de la méthode. En effet, d'un côté, pour que la méthode accepte un nombre important de formes dans son modèle il faut que l'échantillon utilisé dans la phase d'apprentissage soit assez grand ce qui implique un investissement en temps important notamment dans l'étape de marquage. De l'autre côté, si on opte pour la minimisation du temps d'exécution, il va falloir minimiser la taille de l'échantillon ce qui donne un modèle qui accepte un nombre restreint de formes et cela influe énormément dans la capacité de trouver les objets dans de nouvelles images.

Par conséquent, vu ce compromis qui constitue un défi difficile pour le concepteur, l'automatisation ou du moins la semi-automatisation de l'étape de marquage peut constituer la meilleure solution pour ce problème. Toutefois, cette solution est en réalité très délicate à l'instar de l'automatisation ou la semi-automatisation de toute tâche qui repose sur les connaissances de l'expert.

Cependant, un marquage complètement automatique exige des images non bruitées voire un contour déjà identifié. De plus, les connaissances de l'expert ne sont plus exploitées dans cette étape. Par conséquent, la semi-automatisation qui regroupe les bien faits de l'automatisation notamment la minimisation du temps d'exécution ainsi que les bien faits de l'intervention de l'expert notamment l'exploitation de ses connaissances peut constituer, de notre point de vue, une solution idéale à ce dilemme.

En effet, certaines équipes dont celle de T. Cootes planchent actuellement sur le problème de l'automatisation de l'étape de marquage [7]. De notre part, nous avons essayé de travailler sur un marquage semi-automatique dans lequel nous avons utilisé les contours actifs « snakes ».

3.2 Modélisation

Chaque forme dans l'ensemble d'apprentissage est représentée par un ensemble de points appelés points de référence ou "landmark points" dont le nombre est fixé par l'expert en fonction de la complexité de l'objet en question (vertèbre, dans notre cas), et du niveau de description choisi.

Ainsi, chaque forme peut être représentée par un vecteur de $2n$ composantes contenant les coordonnées des points caractéristiques :

$$X_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{ik}, y_{ik}, \dots, x_{in}, y_{in})^T. \quad (1)$$

L'application de l'Analyse des Composantes Principales (ACP) par le calcul de la forme moyenne de toutes les formes de l'ensemble d'apprentissage après alignement est définie par :

$$\bar{x} = \frac{1}{f} \sum_{i=1}^f x_i. \quad (2)$$

Et la matrice de variance-covariance de l'échantillon définie par :

$$S = \frac{1}{f} \sum_{i=1}^f dx_i dx_i^T. \quad (3)$$

Les variations des vecteurs de formes peuvent être représentées d'une manière concise comme définie par (4) en fonction de la forme moyenne et les principales directions de variations représentés par les vecteurs propres

$$x = \bar{x} + Pb. \quad (4)$$

Où $P = (p_1, p_2, \dots, p_t)$ et $b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$

Où P est la matrice des vecteurs propres significatifs p_i .

Les valeurs b_i varient classiquement entre $-3\sqrt{\lambda_i}$ et $3\sqrt{\lambda_i}$ et sont définies par :

$$b = p^T (x - \bar{x}). \quad (5)$$

3.3 Recherche de l'objet dans une nouvelle image

L'algorithme de la méthode peut être résumé comme suit [7]:

1. Calculer un profil pour chaque point de référence de la forme moyenne pendant la phase d'apprentissage.
2. Poser la forme moyenne au plus près des vertèbres recherchées.
3. Répéter
 - Rechercher, le long de chaque normale de la forme précédemment élaborée, le profil correspondant au mieux à celui calculé pour la forme moyenne. Les nouveaux points de marquage sont les points centraux des profils ainsi trouvés.
 - Rechercher le modèle de forme s'adaptant le mieux aux points trouvés à l'étape précédente. Celui-ci constituera la forme de départ pour l'itération suivante.
 Jusqu'à satisfaction de la condition de convergence ou épuisement d'un nombre maximum d'itérations.

Les profils sont des vecteurs calculés à partir de la texture environnante le long de la normale au contour en chaque point de référence de la forme moyenne.

La comparaison entre les profils est réalisée à l'aide de la distance de Mahalanobis qui est basée sur la corrélation entre des variables par lesquelles différents modèles peuvent être identifiés et analysés [7]. Elle permet de déterminer la similarité entre deux jeux de données et est définie par :

$$\text{Distance} = (g - \bar{g})^T S_g^{-1} (g - \bar{g}). \quad (6)$$

Où g est le profil construit lors de la recherche, \bar{g} est le profil associé à la forme moyenne et S est la matrice de covariance des profils relatifs au point de référence.

Le profil le plus similaire au profil de la forme moyenne est celui qui minimisera cette distance.

Ainsi, chacun des points de référence est déplacé à chaque itération vers le point marqué sur la normale dont son profil est le plus similaire au profil de la forme moyenne au sens de la distance de Mahalanobis.

3.4 Condition de convergence

La condition d'arrêt choisie consiste à laisser l'algorithme itérer jusqu'à ce que seulement un faible pourcentage de points de référence continue à se déplacer. Dans le cas où la recherche continue indéfiniment, un nombre maximum d'itérations est fixé pour stopper la recherche et le dernier résultat est donné comme solution finale.

4 Discussions des résultats

4.1 Application de la méthode des contours actifs

Nous discuterons de l'influence de certains paramètres sur le résultat final de la recherche avec la méthode des contours actifs tel que l'influence des énergies ainsi que le nombre initial de points de marquage.

4.1.1. Impact des énergies

L'algorithme des contours actifs peut être réglé selon l'objet recherché dans l'image par trois paramètres qui représentent les poids des énergies. A cet effet, on augmente ou on diminue la valeur du poids correspondant à une énergie donnée si nous voulons donner plus ou moins d'influence à cette énergie dans l'algorithme du snake.

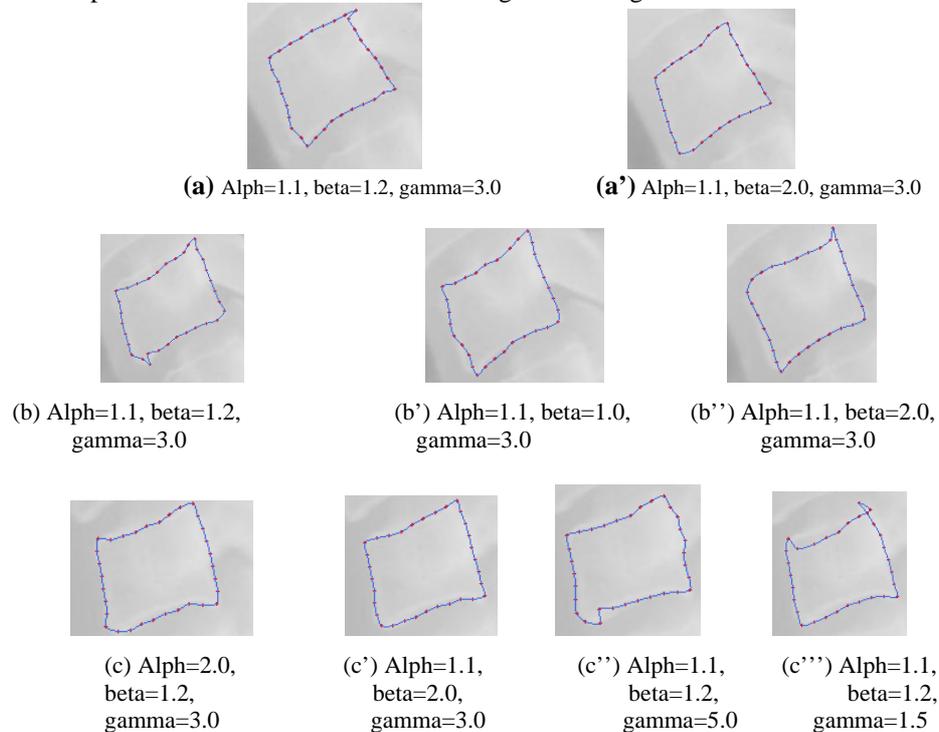


Fig. 1. Impact des réglages des énergies sur le résultat final.

Les multiples tests effectués sur les images comme illustrés dans les figures 6.1 ont démontré que les valeurs alpha=1.1, beta=2.0 et gamma=3.0 correspondant respectivement à l'énergie d'élasticité, à l'énergie de courbure et à l'énergie de l'image donnent les meilleurs résultats.

4.1.3 Impact du nombre de points initial

La figure 6.2 montre que dans le cas d'une image qui ne présente pas des zones concaves dans le contour de la vertèbre, 4 points initiaux peuvent être suffisantes pour former un bon contour initial du *snake*.

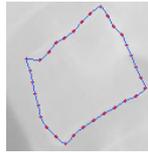
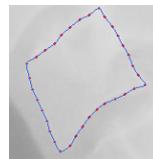


Fig. 2. Recherche avec snake à partir de 4 points initiaux.



(a) 4 points initiaux



(b) 8 points initiaux

Fig. 3. Impact du nombre de points initiaux.

Alors que la figure 3 (a) illustre que le résultat obtenu est moins réussie que le résultat de la figure 3 (b). Cela est dû essentiellement au fait que seulement 4 points initiaux ne donnent pas suffisamment d'informations sur les changements brusques du contour dans une vertèbre qui présente des zones concaves. Il est dès lors nécessaire d'utiliser 8 points initiaux pour que le contour initial soit bien orienté dans les zones concaves où les changements d'orientations sont brusques.

4.2 Application de la méthode du Modèle Actif de Forme

Nous discuterons de l'influence de certains paramètres sur le résultat final de la recherche avec la méthode ASM tel que l'influence de l'échantillon, du marquage manuel et semi-automatique, de la structure du profil et le nombre de référence par vertèbre.

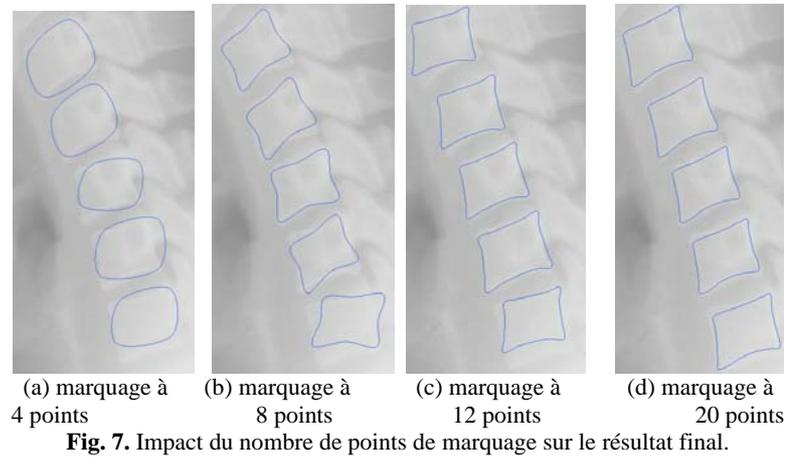
4.2.1. Impact de l'échantillon

La méthode ASM se base principalement sur le modèle statistique créée à partir de l'échantillon qui constitue l'ensemble d'apprentissage pour la méthode. Ce principe constitue l'un des principaux avantages de la méthode. Par conséquent, le choix des images constituant l'échantillon doit être la tâche du spécialiste.

La taille recommandée pour l'ensemble d'apprentissage avec laquelle on peut obtenir le meilleur modèle possible est difficile à estimer. Néanmoins, nous pouvons dire que plus l'échantillon est grand plus le modèle construit est bon et général.

De même, le nombre de points de marquage a une influence directe sur la qualité des résultats obtenus en aval du processus de recherche. En effet, il est évident notamment dans notre cas où la détection des vertèbres entre dans le cadre de l'étude de la mobilité des vertèbres, que plus le nombre de points de marquage est important plus

l'adhésion aux contours est meilleure ce qui donne plus d'informations sur l'orientation des vertèbres.



Les résultats obtenus dans la figure 7 montrent que la forme commence à trouver son adhésion avec le contour de la vertèbre à partir de douze points de marquage (figure 7 (c)) et donne une forme bien collée au contour de la vertèbre à partir de vingt points de marquage (figure 7 (d)). Alors que les images 7 (a) et (b) présentent des formes ayant subi des orientations non désirées notamment avec la dernière vertèbre. Ce constat, met en évidence les défauts d'un marquage basé sur un nombre insuffisant de points. Par conséquent, nous pouvons dire que le nombre de vingt points de marquage représente le bon choix.

4.2.2. Marquage semi-automatique

En effet, il est donné à l'utilisateur la possibilité en amont, de marquer quatre points initiaux ou huit points initiaux selon que le contour des vertèbres présente des zones concaves ou non. En aval, l'utilisateur peut modifier l'emplacement des points qui n'ont pas été bien collés au contour de la vertèbre par l'algorithme *snake*.

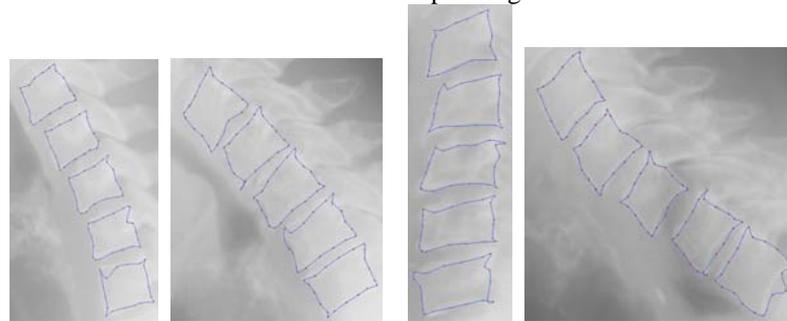


Fig. 8 Exemple de marquage effectué semi-automatiquement.

La figure 8 montre le résultat d'un marquage semi-automatique qui illustre que la plupart des points de marquage sont bien collés sur le contour de la vertèbre.

Néanmoins, le résultat donne quelques points placés non loin du contour de la vertèbre mais qui peuvent être réajusté par l'utilisateur en aval de l'opération de marquage semi-automatique.

5. Conclusion

L'objectif principal dans cette étude est de présenter une méthode adéquate pour la détection des vertèbres cervicales sur une radiographie.

Les deux méthodes précitées ont été largement étudiées et utilisées dans la segmentation des images médicales.

Cet intérêt pour ces deux méthodes en particulier est justifié par les résultats satisfaisants obtenus par leurs applications dans la recherche d'un ensemble variant d'objets.

En effet, La méthode ASM qui dépend de peu de paramètres, ce qui représente un avantage important, est aussi bien adaptée - à l'aide de son modèle pré-calculé - pour la détection des vertèbres dont la forme varie d'une population à une autre.

Néanmoins, les multiples tests que nous avons effectués avec notre application sur l'ensemble des images disponibles nous ont confirmé les critiques apportés dans la littérature sur les deux méthodes. Le principal inconvénient de la méthode des contours actifs concerne l'initialisation qui doit être très proche de l'objet recherché. Pour cela, notre proposition consiste à marquer manuellement les quatre coins de la vertèbre et les points intermédiaires seront marqués automatiquement par une B-spline. Le contour initial ainsi formé sera proche du contour de la vertèbre dans le cas où cette dernière ne présente pas de zones concaves très prononcées. Dans le cas contraire, il est recommandé à l'utilisateur de marquer en plus des coins de la vertèbre, quatre points intermédiaires pour orienter au mieux le *snake* vers les zones présentant des changements brusques du contour de la vertèbre.

De même, le principal inconvénient de la méthode du Modèle Actif de Forme touche d'un côté l'étape de marquage qui nécessite un investissement de temps et de l'autre côté l'étape d'initialisation de la recherche qui doit être très proche du contour de la vertèbre.

Notre contribution dans ce travail a été justement proposée à l'égard de l'inconvénient relatif à l'étape de marquage. Notre proposition d'un marquage semi-automatique consiste à utiliser l'algorithme du *snake* pour marquer toutes les vertèbres de l'ensemble d'apprentissage. Les résultats obtenus par cette intégration ont été satisfaisants, que se soit pour l'adhésion de la forme sur le contour de la vertèbre ou pour le temps gagné dans le marquage de l'échantillon.

Concernant, le problème de l'initialisation lors de l'étape de recherche, il a été proposé que l'utilisateur marque les deux coins gauches de chaque vertèbre afin de mieux poser la forme moyenne.

Cependant, malgré les multiples adaptations qui ont été apportés et à la méthode des contours actifs et à la méthode du Modèle Actif de Forme, il reste des pistes à explorer dans le but d'améliorer leurs efficacités et que nous allons les évoquer dans ce qui suit.

Dans le marquage semi-automatique proposé pour la méthode ASM, nous y avons intégré un *snake* basé sur la formule originale développée par Michael Kass et al dans [3]. Cependant, le *snake* a connu d'autres adaptations depuis la formule originale. Ces adaptations consistent principalement en de nouveaux termes d'énergies ajoutés dans la formule tels que les extensions proposées par XU et al dans [4] connue sous le nom du Gradient Vector Flux (GVF) ou bien celle de L. D. Cohen connue sous le nom de Force de Ballon [5]. Il est donc intéressant d'explorer cette voie afin d'améliorer la détection des vertèbres notamment dont le contour représente des zones concaves. De même, l'automatisation de l'initialisation de l'étape de recherche dans la méthode ASM est aussi une voie à explorer. Des travaux dans ce sens ont déjà été effectués notamment dans [7] dans lequel il est utilisé une succession de filtres afin d'améliorer au mieux la possibilité de détecter les dix coins des vertèbres. Mais la voie reste encore ouverte.

Références

- 1 Saïd Mahmoudi, Mohammed Benjelloun "A New Approach for Cervical Vertebrae Segmentation". In Lecture Notes in Computer Science, Volume 4756, pages: 753–762, Springer Verlag, 2007. ISBN: 978-3-540-76725-1.
- 2 Mohammed Benjelloun, Saïd Mahmoudi, Horacio Téllez "Vertebra Edge Detection and Motion Estimation with Polar Signature", October 8-11 2006. ISBN: 0-7695-2521-0.
- 3 M. Kass, A. Witkin et D. Teropoulos – Snakes: Active contour models, International Journal of Computer Vision, 1,312-331, (1988).
- 4 C. Xu and J. L. Prince - Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes, 1997
- 5 L. D. Cohen – Mémoire pour l'obtention d'un diplôme d'habilitation à diriger des recherches, 10/05/1995.
- 6 T. F. Cootes and C. J. Taylor. Active shape models: Smart snakes. British Machine Vision Conference, Springer-Verlag, 266-275, 1992.
- 7 M. Bayard & J-F. Li Causi – Mise en oeuvre de la méthode Actif Shape Modèle pour la détection des vertèbres, Service d'Informatique, Faculté Polytechnique de Mons, 2007