

# Reconnaissance de contours de vertèbres cervicales à partir de modèles de forme actifs

PHILIPPE POULETAUT<sup>1</sup>, FREDERIC MARIN<sup>1</sup>, MARIE-CHRISTINE HO BA THO<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Université de Technologie de Compiègne – CNRS UMR6600 Biomécanique et Bioingénierie,  
BP 20529, 60205 Compiègne Cedex, France

<sup>1</sup> Philippe.Pouletaut@utc.fr, Frederic.Marin@utc.fr, Marie-Christine.Hobatho@utc.fr

**Résumé** - Nous proposons ici une approche reproductible d'analyse de cliché radiographique sagittal de rachis cervical dans le but de mieux extraire les contours de vertèbre. Elle repose sur un modèle actif de forme qui est construit à partir d'une base d'images comprenant cinq vertèbres. Nous étudions la robustesse de notre méthode par rapport à l'initialisation du modèle et à la taille de la base d'images. Les résultats obtenus sur une centaine d'images montrent une reconnaissance assez précise des contours. La méthode après apprentissage demande moins d'intervention manuelle sur l'image et permet d'automatiser l'analyse.

**Abstract** – We here propose an reproducible approach to analysis of radiographic sagittal image of cervical spine in order to better extract the contours of vertebrae. It is based on an active model of shape which is built from an image basis including five vertebrae. We study the robustness of our approach with respect to the initialization of the model and to the size of the image basis. The obtained results on a hundred images show a sufficiently precise recognition of the contours. The method after learning less needs manual intervention on image and allows to automate the analysis.

## 1 Contexte et objectifs

L'étude porte sur la caractérisation géométrique de l'ostéoporose au niveau du rachis cervical chez l'adulte. L'ostéoporose se traduit par une perte osseuse fragilisant le squelette et augmentant le risque de fracture. Le site le plus fréquent de fracture est au niveau des vertèbres.

En environnement clinique, les fractures vertébrales sont conventionnellement détectées par un radiologiste sur une radiographie latérale de la colonne. Deux méthodes sont utilisées pour détecter quantitativement les fractures : la première consiste en un examen visuel et en un classement en plusieurs degrés de la forme des vertèbres ; la seconde est basée sur le placement des 6 points par vertèbre et sur le calcul de différences de hauteurs antérieure et postérieure. Ces méthodes présentent trois limites principales : elles sont subjectives et très dépendantes de l'opérateur ; elles nécessitent beaucoup de temps pour les placements des points ; elles ne décrivent que grossièrement la forme des vertèbres et ne reflètent pas précisément les effets de l'ostéoporose.

L'objectif de cette étude est d'extraire de manière semi-automatique et reproductible les contours des vertèbres en 2D sur des images radiographiques, et de proposer une alternative à l'approche de contour manuel du radiologiste. On s'intéresse ici en particulier à une méthode statistique basée sur l'apprentissage de contours sur une base d'images [1-2]. Cette méthode a prouvé son intérêt dans plusieurs

applications en orthopédie : rachis [3], hanche [4], cartilage du genou [5], clavicule [6].

## 2 Matériel et méthodes

### 2.1 Modèle statistique

Le modèle statistique de forme contient deux composantes : le contour et l'apparence. Le contour est décrit par un modèle de distribution de points, obtenu par apprentissage sur une série d'images contournées manuellement. Le modèle  $x$  peut être généré par analyse en composantes principales des données d'apprentissage : il est l'addition d'un vecteur moyen  $\bar{x}$  et d'une combinaison d'un vecteur de poids  $b$  avec une matrice  $P$  de modes :

$$x = \bar{x} + P b \quad (1)$$

La matrice  $P$  contient les vecteurs propres de la matrice de covariance. Elle correspond à une matrice de changement de coordonnées. Le vecteur  $b$  définit un ensemble de paramètres du modèle déformable que l'on peut faire varier pour modifier la forme.

Dans notre étude, nous avons utilisé les images issues d'une étude multicentrique NHANES II [7]. Chaque image a une taille de 1463 x 1755 pixels. Une base de 100 images a été contournée manuellement sur les niveaux C3 à C7 en 35 points. Un exemple de contour est donné en Figure 1.

d'améliorer le temps de calcul et la robustesse de la recherche de contour.

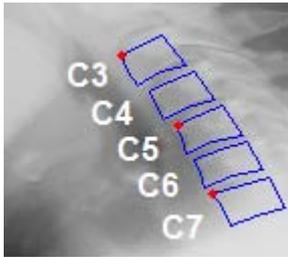


Figure 1 : exemple d'image cervicale avec les contours de vertèbres

Le mode principal des contours avec les limites à  $\pm 3$  écarts types est montré en Figure 2 : les formes extrêmes montrent une courbure à concavité antérieure (cyphose) ou postérieure (lordose).

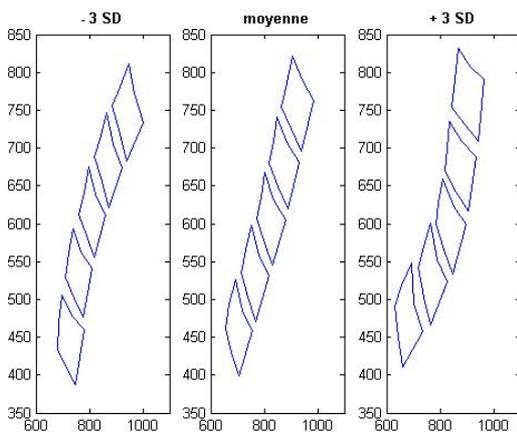


Figure 2 : mode principal du modèle basé sur 100 images (-3 écarts types, moyenne et + 3 écarts types)

L'apparence de l'image de vertèbre est modélisée en analysant le profil des niveaux de gris de 12 points dans une direction perpendiculaire au contour. Le profil en chaque point  $j$  de contour est calculé par 12 valeurs de dérivée que l'on normalise pour avoir un vecteur  $y_j$  de norme unité. Une analyse en composantes principales est réalisée sur ces vecteurs  $y_j$  : un profil moyen  $\bar{y}$  et une matrice  $G$  des modes de variation des profils sont ainsi obtenus.

## 2.2 Méthode de reconnaissance

La recherche de contour sur une image test est effectuée en deux phases. Tout d'abord, trois points sont placés manuellement sur les coins supérieurs gauches des vertèbres C3, C5 et C7 (points rouge de la figure 1). Ces points de l'image test servent à recalibrer par transformation rigide les points du modèle de contour. Ensuite, le modèle de contour est déformé de sorte à obtenir une meilleure correspondance du modèle de profil.

Pour la déformation du contour, l'approche multi-échelle sur 5 niveaux est ici utilisée depuis une échelle grossière à une échelle fine : ceci permet

Le procédé de reconnaissance de contour de vertèbre est évalué sur des images non incluses dans la base d'apprentissage. Un test de validation croisée « un-sorti » (aussi appelée *leave-one-out*) est effectué sur la base de 100 images [8]. Sur chacun des 100 tests, nous calculons un écart de distance point à point en pixels. On en déduit une erreur globale de distance égale à la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne un sorti (REQMUS).

Afin d'évaluer la précision de la recherche, nous ajoutons un bruit uniforme de  $-5$  à  $5$  pixels sur les trois points de recalage, et calculons l'écart type de variation des contours sur 20 répétitions.

Deux autres paramètres sont aussi modifiés pour analyser leur influence sur l'erreur globale de distance : le nombre de points de contour (35 à 245), et le nombre d'images de la base d'apprentissage (20 à 100).

## 3 Résultats

Sur les résultats d'erreur de distance sur la base de 100 images présentés au tableau Tab. 1, nous observons que l'écart de distance par rapport au contour idéal est de l'ordre de 10 pixels. Le contour final dépend peu de la phase d'initialisation des trois points de recalage : la précision obtenue est inférieure à 3 pixels.

Tab. 1 : erreur de distance REQMUS à partir d'une base d'apprentissage de 100 images

Niveau vertébral	C3	C4	C5	C6	C7
Erreur REQMUS (pixel)	10,12	12,71	14,83	12,99	10,50
Précision (pixel)	2,02	1,57	1,64	1,73	2,42

Une réduction du nombre d'images de la base d'apprentissage conduit à une erreur de distance variable selon les vertèbres (Figure 3). L'écart de distance reste stable entre 10 et 15 pixels, même pour une base de 20 images.

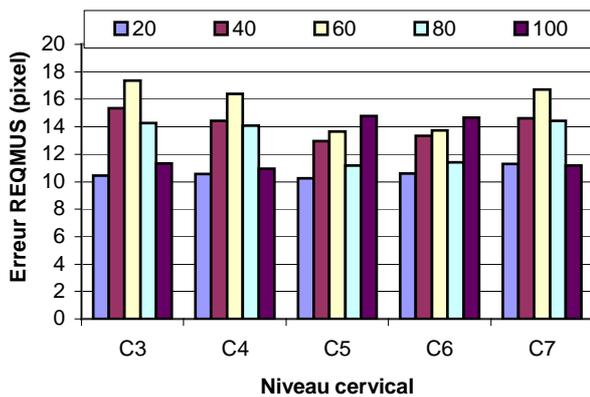


Figure 3 : évolution de l'erreur REQMUS selon le niveau cervical pour 5 tailles de la base d'apprentissage

La résolution spatiale du contour du modèle influe sur l'erreur de distance (Figure 4). L'augmentation du nombre de points sur une base de 20 images conduit à une reconnaissance plus fidèle du contour idéal. Nous observons que la vertèbre C5 doit être la mieux définie pour une meilleure précision des résultats.

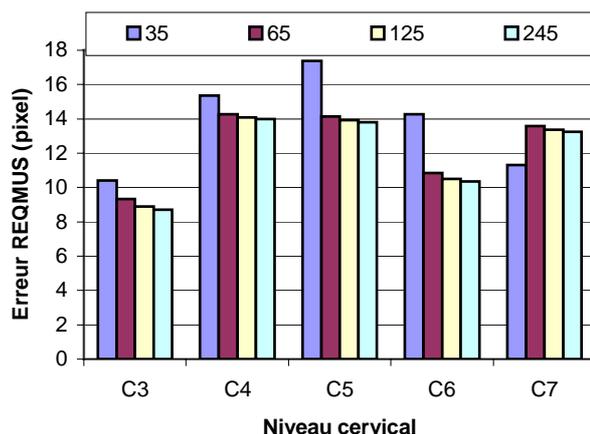


Figure 4 : évolution de l'erreur REQMUS selon le niveau cervical pour 4 nombres de points et une base de 20 images

## 4 Conclusion

La méthode proposée de reconnaissance de vertèbre permet d'automatiser l'analyse d'image radiographique de rachis et de limiter l'interaction de l'utilisateur. Elle conduit à une extraction des contours plus rapide et plus reproductible que la méthode manuelle. Elle peut s'adapter à une recherche plus large de formes (rachis entier).

## Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier R. Long de l'*US National Library of Medicine* pour la mise à disposition des images ici exploitées à partir du site <http://archive.nlm.nih.gov/proj/dxpnet/nhanes/nhanes.php>.

## Références

- [1] T. F. Cootes, C. J. Taylor, *Anatomical statistical models and their role in feature extraction*, The British Journal of Radiology, no 77, S133–S139, 2004.
- [2] C. McIntosh, G. Hamarneh, *Spinal Crawlers: Deformable Organisms for Spinal Cord Segmentation and Analysis*, MICCAI 2006, LNCS 4190, pp. 808–815, 2006.
- [3] P. P. Smyth, C.I. Taylor, J. E. Adams, *Vertebral shape: automatic measurement with active shape models*, Radiology, no 211, pp. 571-578, 1999.
- [4] A. Kotcheff, A. Redhead, C. Taylor, D. Hukins, *Shape model analysis of THR radiographs*, 13th International Conference on Pattern Recognition, IEEE Computer Society Press, no 4, pp. 391–5, 1996.
- [5] S. Solloway, C. Hutchinson, J. Waterton, C. J. Taylor, *Quantification of articular cartilage from MR images using active shape models*, 4th European Conference on Computer Vision, B. Buxton and R. Cipolla eds., no 2, pp. 400-411, Springer-Verlag (Cambridge, England), April 1996.
- [6] B. van Ginneken, M. B. Stegmann, M. Loog, *Segmentation of anatomical structures in chest radiographs using supervised methods: a comparative study on a public database*, Medical Image Analysis, no 10, pp. 19–40, 2006.
- [7] R. Long, S. K. Antani, G. R. Thoma, *Image informatics at a national research center*, Comput Med Imaging Graphics, no 29, pp. 171–193, 2005.
- [8] R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork, *Pattern classification*, Wiley & Sons, 2001.