

Analyse et classification de descripteurs statistiques de texture. Application à la segmentation d'images IRM de tumeurs osseuses

HOUSSEM FAKHFAKH^{1, 2}, GERARD LLORT-PUJOL^{1, 2}, CHAFIAA HAMITOUCHE^{1, 2},
ERIC STINDEL^{1, 3, 4}

¹Laboratoire de Traitement de l'Information Médicale, (LaTIM - INSERM UMR 1101), Brest, France

²Institut Mines-Telecom, Telecom Bretagne, 29238 Brest

³Centre Hospitalier Régional et Universitaire de Brest, Service Orthopédie Traumatologie, Brest, France

⁴ Université de Bretagne Occidentale, Brest, France

¹houssem.fakhfakh@telecom-bretagne.eu, gerard.llort@telecom-bretagne.eu, chafiaa.hamitouche@telecom-bretagne.eu,
eric.stindel@univ-brest.fr

Résumé – Ce papier a pour objet, l'analyse et la classification des descripteurs de texture pour la segmentation d'images IRM de tumeurs osseuses. La segmentation des images IRM préopératoires permet au chirurgien d'avoir le modèle tridimensionnel de la tumeur. Aucune méthode de segmentation automatique des images IRM de tumeurs osseuses n'a été proposée auparavant.

Dans ce travail, nous proposons une nouvelle approche de segmentation basée sur la combinaison des matrices de cooccurrence utilisées pour l'extraction des caractéristiques statistiques de texture et des algorithmes génétiques (AG) utilisés pour sélectionner le sous ensemble optimal de ces descripteurs donnant une meilleure discrimination entre les classes. Ensuite, ce sous ensemble est utilisé pour classifier les pixels de l'image. Les résultats de ce travail ont montré de bonnes performances en termes de classification avec un nombre réduit de descripteurs.

Abstract – The aim of this paper is the analysis and classification of texture features for the MRI segmentation of bone tumors. The segmentation of preoperative MRI allows the surgeon to obtain the three-dimensional model of the tumor. No automatic segmentation method of bone tumors MR images has been proposed before. In this work, we propose a new segmentation approach based on the combination of co-occurrence matrices used for the extraction of texture statistical features and genetic algorithms (GA) used to select the sub-optimal set of these features that permits to give the best discrimination between classes. This subset is used to classify pixels of the image. The results of this work show good performance in terms of classification with a reduced number of descriptors.

1 Introduction

Dans ce travail, nous nous intéressons à la mise en œuvre d'une procédure innovante de chirurgie mini-invasive guidée par l'image pour l'ablation de tumeurs osseuses. L'imagerie préopératoire par Résonance Magnétique (IRM) est utilisée afin d'extraire et de fournir au chirurgien le modèle tridimensionnel et la forme de la tumeur osseuse. Cependant, une méthode de segmentation automatique des images IRM des tumeurs au niveau de l'os est une tâche difficile à cause de la variation et la complexité des tumeurs d'une part, et le faible signal IRM pour les structures osseuses d'autre part.

Pour surmonter ces difficultés, nous proposons dans ce travail un schéma de segmentation pour les tumeurs osseuses basé sur une analyse statistique mettant l'accent sur l'analyse structurale de deux types de tissus osseux: normaux et anormaux. Comme les textures locales sur les images peuvent

révéler les 'régularités' typiques des structures biologiques, les caractéristiques de texture sont extraites en utilisant l'approche des matrices de cooccurrence à niveau de gris [1]. Mais vu le nombre important de descripteurs de texture qui peut augmenter la complexité de la méthode, le temps de calcul et l'erreur de classification, une étape de sélection des caractéristiques optimales s'avère primordiale.

Plusieurs méthodes de sélection d'attributs existent dans la littérature comme la sélection séquentielle ascendante [2], la sélection par élimination descendante [2], les algorithmes génétiques (AG) [3] ainsi que les méthodes basées sur la sélection d'attributs suivant leurs scores comme le score de Fisher [4]. Nous utilisons dans cette étude les algorithmes génétiques [3] comme méthode d'optimisation pour la sélection d'attributs discriminants. La figure suivante présente l'architecture générale du système de classification

proposée pour la segmentation des tumeurs osseuses dans les images IRM.

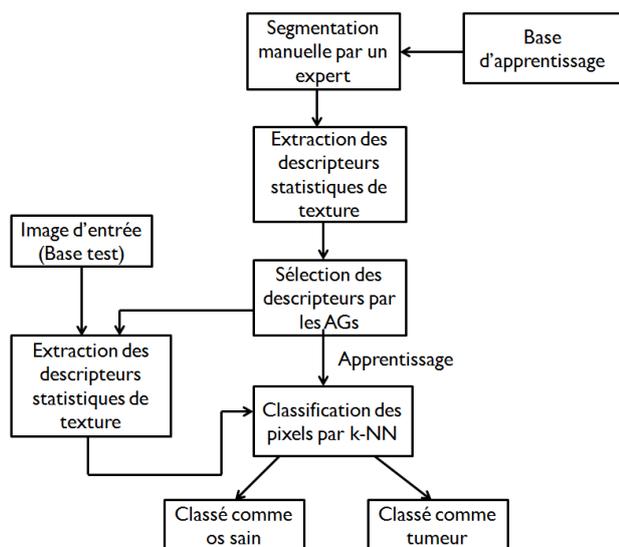


Figure 1 : Schéma générale du système de classification

2 Extraction des descripteurs statistiques de texture

La décomposition d'une image en son ensemble de descripteurs est connue sous le nom d'extraction de descripteurs. Cette opération permet d'extraire les paramètres les plus caractéristiques de l'image et ainsi de classer les pixels en différentes classes.

Dans la littérature, plusieurs techniques d'extraction de descripteurs existent: les descripteurs de textures [1], les descripteurs de Gabor [5], les descripteurs basés sur la transformée en ondelettes [6], l'analyse en composantes principales, l'analyse discriminante, ou l'analyse spectrale mixte [7]. Dans ce papier, nous utilisons les descripteurs statistiques de texture issus de deux méthodes d'extraction de caractéristiques. La première méthode est basée sur l'histogramme de premier ordre et la seconde sur la matrice de cooccurrence des niveaux de gris. La valeur moyenne de l'histogramme, la racine carrée du moment du second ordre, le moment de troisième ordre et l'entropie sont les attributs utilisés pour la première méthode. Concernant, les caractéristiques statistiques de texture, calculés à partir de la définition de Haralick [1], et basées sur la matrice de cooccurrence de niveau de gris sont également extraites à partir de chaque pixel de l'image. Cette matrice caractérise la distribution spatiale des niveaux de gris dans une image ou une région. Un élément à la position (i,j) exprime la densité de probabilité conjointe de l'occurrence des niveaux de gris i et j dans une orientation θ donnée et une distance d entre les deux pixels. Le choix de différentes orientations et distances produit des matrices différentes. Dans cette étude, quatre directions $(\theta = 0^\circ, \theta = 45^\circ, \theta = 90^\circ, \theta = 135^\circ)$ et une distance $(d=1 \text{ pixel})$ sont utilisées pour produire les matrices de

cooccurrence à niveau de gris.

3 Les algorithmes génétiques pour la sélection optimale des descripteurs

Les techniques traditionnelles de sélection de caractéristiques (comme la sélection ascendante et l'élimination descendante) mettent l'accent sur l'évaluation de la performance de chaque descripteur à la fois et ont tendance à ignorer l'importance de la relation entre les caractéristiques. Le principal avantage d'une recherche par Algorithmes Génétique (AG) par rapport à la sélection ascendante et l'élimination descendante est que l'AG peut tenir compte des relations entre les attributs. Dans la sélection ascendante [2], on est incapable de réévaluer les caractéristiques qui deviennent pertinentes après ajout d'autres descripteurs. De même, pour l'élimination descendante, on est incapable de réévaluer les caractéristiques après avoir été rejetés. Au contraire, une recherche par AG tente toujours d'évaluer la performance des combinaisons de caractéristiques et de leur contribution à la fonction de fitness. Les algorithmes génétiques sont une classe de techniques d'optimisation qui recherche un minimum global de la fonction fitness. Cela implique généralement quatre étapes : l'évaluation, la reproduction, la recombinaison et la mutation. Afin d'utiliser les algorithmes génétiques pour sélectionner un sous-ensemble d'attributs, une fonction de fitness doit être définie pour évaluer la performance de chaque sous-ensemble de descripteurs. L'AG explore l'espace des sous-ensembles de caractéristiques pour essayer de trouver un sous-ensemble minimal de descripteurs avec une bonne performance de classification. La fonction de fitness proposée pour l'AG à minimiser [3] s'écrit comme suit :

$$F(c_i) = k \log(f) + n_e \log(n) \quad (1)$$

où c_i est un chromosome codant l'ensemble des descripteurs sélectionnés, f est le nombre total de descripteurs extraits à partir des données d'apprentissage, k est le nombre de descripteurs sélectionnés (c_i possède k bits de 1 et $f-k$ bits de 0), n est le nombre total d'échantillons dans l'ensemble d'apprentissage et n_e est le nombre d'échantillons mal classés. Il est facile de voir que moins il y a de descripteurs sélectionnés et moins il y a d'éléments de données mal classées, plus la valeur de la fonction de fitness diminue.

4 Classification et évaluation de la méthode

Dans ce travail, nous évaluons la méthode proposée sur des images IRM de tumeurs osseuses de l'humérus. Pour cela, nous utilisons le K plus proche voisin comme méthode de classification avec $k=3$ et un nombre de classes égal à 2 (tumeur / os sain). Afin de valider et quantifier l'efficacité des descripteurs proposés et l'algorithme de classification, nous

calculons le taux de classification défini comme suit :

$$\text{Taux de classification} = \frac{\text{(Nombre de pixels bien classés)}}{\text{(Nombre total de pixels)} \times 100}$$

5 Résultats sur des données IRM de tumeurs osseuses

Dans ce travail, nous utilisons un volume IRM composé de 15 coupes d'un humérus contenant une tumeur au niveau de la diaphyse. Chaque voxel du volume est de taille $0.78 \times 0.78 \times 5.4 \text{ mm}^3$. Le tableau ci-dessous présente les résultats obtenus sur un ensemble de 500 pixels d'apprentissage. Le nombre de pixels utilisés pour l'évaluation de la classification est égal à 2000. Le nombre total de descripteurs initial par échantillon (pixel) est de 56. L'algorithme de sélection d'attributs par AG est exécuté 10 fois. Pour chaque ensemble de descripteurs donné, nous calculons le taux de classification.

Tab 1 : Évaluation de la méthode de sélection des descripteurs et de la classification

Itération	Nombre de caractéristiques sélectionnées	Taux de classification
1	18	97.30
2	21	96.20
3	19	95.35
4	13	97.75
5	15	95.45
6	16	92.60
7	18	96.75
8	21	96.55
9	19	95.40
10	24	96.35

Les moyennes de spécificité et sensibilité calculées pour les 10 itérations sont 92.9% et 97%, respectivement. Nous comparons ces résultats obtenus par notre méthode d'extraction des descripteurs de texture et d'optimisation par les AG avec une autre approche de segmentation des ostéosarcomes sur des images IRM [8], où les moyennes de spécificité et sensibilité trouvées dans cette méthode sont 67.7% et 76.7%, respectivement. Notre approche donne de meilleurs résultats par rapport à la deuxième méthode, mais ceci peut être expliqué par le fait que le nombre d'images IRM utilisé pendant l'étape de validation (268 images) dans [8] est beaucoup plus élevé par rapport au nombre que nous avons considéré dans ce travail (15 images).

La Figure 2 montre la convergence de la fonction de fitness de l'AG en fonction du nombre de générations de l'itération numéro 1 dans le tableau. La convergence de la fonction de fitness est rapide : au bout de 33 itérations, nous avons obtenu un taux de classification de 97.30% avec un nombre de

descripteurs réduit égal à 18. Nous rappelons que l'objectif est de minimiser la fonction de fitness.

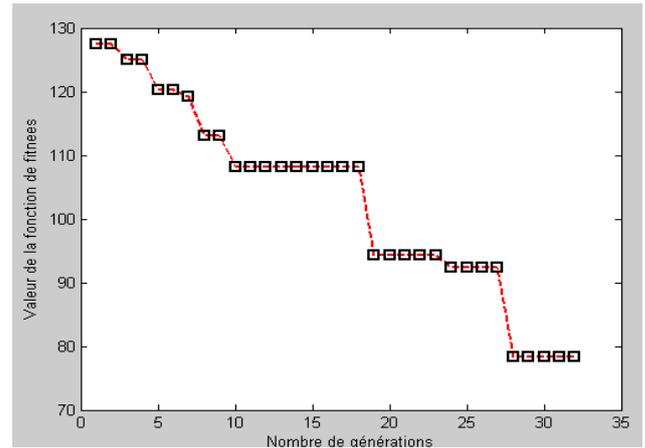


Figure 2 : Évolution de la fonction de fitness en fonction du nombre de générations

La Figure 3 montre le résultat de segmentation de la méthode proposée sur la coupe numéro 7 du volume IRM.

Une analyse visuelle permet de mettre en évidence la bonne segmentation issue de l'algorithme proposé (à droite) par rapport à la forme originale de la tumeur (à gauche). Cette segmentation automatique a été comparée à une segmentation manuelle faite par un expert cancérologue. Avec un succès de 95%, cette comparaison montre la pertinence de l'approche proposée.



Figure 3 : Résultat de la segmentation sur une coupe du volume IRM utilisée : (a) IRM initiale de l'humérus contenant la tumeur (b) Résultat de la segmentation

6 Conclusion

Dans cet article une nouvelle approche de segmentation des images IRM de tumeurs osseuses utilisant les descripteurs statistiques de texture, l'AG et le K plus proche voisin a été proposée. La performance de cette méthode en termes de taux de classification et de nombre de caractéristiques sélectionnés a été

présentée. Les résultats obtenus montrent que la méthode proposée réussit à effectuer une bonne segmentation et classification de la tumeur avec un nombre réduit de descripteurs. Le travail porte actuellement sur la validation de l'approche proposée sur d'autres bases de données de tumeurs osseuses de structures et formes très variées.

7 Remerciements

Ce projet a été réalisé dans le cadre du projet Européen ITEA2 MEDiate (<http://www.mediate-project.com>).

8 Références

- [1] M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "*Textural Features for Image Classification*", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-3, No 6, pp. 610–621, 1973.
- [2] J. Kittler, "*Feature Set Search Algorithms*", Pattern Recognition and Signal Processing, C.H. Chen, ed. Sijthoff and Noordhoff, pp. 41-60, 1978.
- [3] B. Bhanu, and Y. Lin, "*Genetic algorithm based feature selection for target detection in SAR images*", Image and Vision Computing, vol. 21, pp. 591-608, 2003.
- [4] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, "*Pattern recognition (2nd edition)*", John Wiley & Sons, 2000.
- [5] C. Liu, and H. Wechsler, "*Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition*", IEEE Trans. Image Processing, vol. 11, no. 4, pp. 467-476, 2002.
- [6] M. Kociołek, A. Materka, M. Strzelecki, and P. Szczypiński, "*Discrete wavelet transform-derived features for digital image texture analysis*", Proc. Of International Conference on Signals and Electronic Systems, Lodz, Poland, pp. 163-168, 2001.
- [7] D. Lu and Q. Weng, "*A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance*", International Journal of Remote Sensing, Vol. 28, No. 5, pp. 823–870, 2007.
- [8] R. Mandava, O. Moh'd Alia, M.E. Aziz and I.L. Shuaib, "*Osteosarcoma segmentation in MRI using dynamic Harmony Search based clustering*", International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition, Paris, pp. 423-429, 2010.