

Approche multirésolution pour la segmentation de textures dans les images ultrasonores 3D

Ludovic PAULHAC¹, Pascal MAKRIS¹, Jean-Marc GREGOIRE², Jean-Yves RAMEL¹

¹Université François Rabelais Tours, Laboratoire Informatique (EA2101)
64 avenue Jean Portalis 37200 Tours, France

²UMR INSERM U930, CNRS ERL 3106, équipe 5, Université François Rabelais Tours
2 boulevard Tonnellé 37044 Tours, France

{ludovic.paulhac, pascal.makris, jean-marc.gregoire, jean-yves.ramel}@univ-tours.fr

Résumé – Cet article propose de nouveaux descripteurs de textures pour la segmentation de textures volumétriques. Jusqu'à présent, très peu de travaux traitent de l'analyse des textures solides. Cependant, les images 3D sont de plus en plus utilisées dans le domaine médical et la plupart d'entre elles sont composées de textures spécifiques. Les attributs de textures proposés s'inspirent de la description humaine des textures permettant ainsi une analyse générale des textures. A partir de ces caractéristiques de textures, des résultats de segmentation d'images ultrasonores 3D de la peau, obtenus avec l'algorithme des K-means, sont présentés et discutés.

Abstract – This paper presents new texture descriptors dedicated to segmentation of solid textures. Until now, very few research work have dealt with solid texture analysis. Nevertheless, three-dimensional images are more and more commonly used for medical purpose and most of these images are composed of specific textures. The proposed texture attributes are inspired by the human description of texture and allows a general description of texture. Using these texture features, segmentation results obtained with the classical K-means method on real three-dimensional ultrasound images of the skin are presented and discussed.

1 Introduction

L'analyse de textures est une problématique importante et ancienne de l'analyse d'image et de la vision par ordinateur. Elle est utilisée pour identifier une texture quelconque ou diviser une image texturée en plusieurs régions regroupant des caractéristiques identiques. De ce fait, elle est présente dans de nombreux domaines d'application comme l'imagerie médicale, l'étude de documents anciens, la reconnaissance d'images, etc. La plupart des méthodes d'analyse de textures ont principalement été développées pour le traitement d'images 2D. Aujourd'hui certaines de ces méthodes ont été étendues à l'analyse d'images 3D, notamment dans le domaine médical. Les technologies d'acquisition 3D sont de plus en plus utilisées, ce qui nécessite la mise en place de méthodes pour l'analyse et la segmentation d'images volumétriques. Les méthodes d'analyse de textures ne sont pas forcément utiles pour tous les types d'images médicales (par exemple IRM) mais trouvent tout leur intérêt pour le traitement d'images complexes comme les images ultrasonores. Dans [1], Noble et Boukerroui proposent un état de l'art complet sur la segmentation d'images ultrasonores en mode B et identifient les points essentiels pour réaliser une bonne segmentation de ces images. Les méthodes d'analyse de textures y sont décrites comme particulièrement adaptées et efficaces. Certains auteurs soulignent également l'importance de la multirésolution pour le traitement de ce type d'images [2, 3].

Dans cet article, nous proposons une méthode de segmentation multirésolution basée sur des descripteurs de textures qui s'inspirent de la description humaine des textures. La section suivante présente les attributs de textures retenus avec un descriptif des méthodes utilisées pour les calculer. La section 3 présente des résultats de segmentation sur des images ultrasonores de la peau. Enfin la section 4 apporte une discussion sur nos travaux mais aussi différentes perspectives.

2 Descripteurs et multirésolution

Pour délimiter et identifier les différentes régions 3D, nous proposons d'utiliser un ensemble de caractéristiques de textures compréhensibles par un être humain. Les humains sont capables de quantifier des propriétés texturales telles que la granularité, la directionnalité, le contraste, la rugosité, la forme des motifs etc. Ceci permet d'avoir une description générique des textures et donc une applicabilité plus large. Certains auteurs [4, 5] proposent des travaux allant dans cette direction afin d'avoir une description générale des textures. En s'inspirant de leur résultats d'analyse, nous avons choisi d'utiliser les caractéristiques de textures suivantes : la granularité, la régularité, le contraste, la rugosité, la compacité et des mesures de volumes sur les motifs.

L'approche proposée donne une description de l'image d'origine à partir de ces caractéristiques de textures et ceci pour

plusieurs résolutions (Figure 1). Pour cela, nous utilisons une décomposition en ondelette discrète 3D. Dans [6], Mallat propose un schéma de décomposition à partir de filtres : un filtre passe-haut permettant d'obtenir les coefficients de détails et un filtre passe-bas pour obtenir les coefficients d'approximation. La rugosité est calculée à partir des coefficients de détails alors que les autres caractéristiques proposées le sont à partir des coefficients d'approximation.

2.1 Mesures géométriques des textures

Afin de décrire les structures géométriques d'une texture, nous proposons d'utiliser la notion de composantes connexes 3D qui correspond à une représentation binaire des motifs de base. Ces composantes sont facilement calculables à partir d'une binarisation de l'image d'origine. Notre approche actuelle utilise une binarisation globale avec un seuil défini par l'utilisateur. Calculer les composantes connexes d'une image binaire 3D revient à associer à chacune d'elles une même étiquette. Pour cela, il existe plusieurs algorithmes 2D dont les principaux sont expliqués par Chassery et Montanvert dans [7]. Parmi ces méthodes, nous avons choisi d'adapter à la 3D un algorithme ne nécessitant que deux passages sur une image pour calculer les composantes connexes. Ici la complexité est uniquement dépendante de la taille de l'image alors que dans un algorithme purement séquentiel, le nombre d'itérations dépend de la complexité des objets. A travers leur analyse, nous proposons de calculer plusieurs attributs de texture. La granularité est estimée à l'aide du nombre de motifs par unité de volume contenue dans une texture, c'est à dire en comptant le nombre de composantes connexes par unité de volume ($nbCC_\beta$). Une texture avec un nombre important de composantes connexes aura une forte granularité. A travers l'étude des motifs d'une texture, des descripteurs de formes comme le volume moyen ou la compacité moyenne sont facilement définissables. Le volume moyen des composantes connexes fournit un complément d'information pour identifier la finesse d'une texture. Nous l'estimons de la façon suivante :

$$\bar{V}_\beta = \left(\sum_{i=1}^{nbCC_\beta} V_{i,\beta} \right) / nbCC_\beta \quad (1)$$

avec $V_{i,\beta}$ le volume d'une composante connexe à la résolution β .

En calculant la compacité moyenne des composantes connexes, il est possible de quantifier l'élongation des motifs binaires. Ainsi, une texture avec une forte compacité est composée de motifs compacts et à l'inverse de motifs plutôt allongés.

$$C_i = \frac{S_{i,\beta}^2}{V_{i,\beta}} \quad (2)$$

avec $S_{i,\beta}$ la surface et $V_{i,\beta}$ le volume d'une composante connexe i à la résolution β .

Il est alors possible de calculer la compacité moyenne \bar{C}_β :

$$\bar{C}_\beta = \frac{1}{nbCC_\beta} \sum_{i=1}^{nbCC_\beta} C_{i,\beta} \quad (3)$$

L'étude des composantes connexes permet également d'analyser les variations sur les motifs afin de mesurer la régularité d'une texture. Pour cela, nous proposons de calculer la variance sur la compacité des composantes connexes. En effet, cette caractéristique est invariante à tout type de transformation (translation, rotation, etc.) et ne sera influencée que dans le cas de variations sur la forme des motifs.

$$VarCC_\beta = E(C_\beta^2) - (E(C_\beta))^2 \quad (4)$$

avec E la fonction d'espérance.

2.2 Mesure statistique pour le contraste

Pour mesurer le contraste d'une texture, nous avons choisi d'utiliser le descripteur proposé par Tamura et al [4] afin d'en avoir une estimation précise et rapide. Ils proposent une approximation du contraste à l'aide d'une mesure incluant le rang dynamique des niveaux de gris ainsi que la polarisation de la distribution de noir et de blanc dans l'histogramme des niveaux de gris.

$$\alpha_{4,\beta} = \frac{\mu_{4,\beta}}{\sigma_\beta^4} \quad (5)$$

avec $\mu_{4,\beta}$ le moment centré d'ordre 4 et σ_β^2 la variance à la résolution β .

Pour prendre en considération la gamme dynamique des niveaux de gris, ils combinent le kurtosis avec l'écart type de la façon suivante :

$$Contrast = \frac{\sigma_\beta}{\alpha_{4,\beta}^n} \quad (6)$$

avec n valeur positive. Dans leur article, Tamura et al présentent un ensemble de comparaisons entre des expérimentations psychologiques et leurs opérateurs. Ils concluent que la valeur $n = 1/4$ donne la meilleure approximation.

2.3 Estimation de la rugosité

La rugosité à l'intérieur d'une texture peut se définir comme un ensemble de transitions spatiales rapides ayant une amplitude plus ou moins importante. D'un point de vue fréquentiel, les aspérités d'une texture visibles dans le domaine spatial sont synonymes de hautes fréquences. Les coefficients de détails fournissent une description des hautes fréquences présentes dans une image selon plusieurs directions. Il est donc possible d'obtenir une estimation de la rugosité d'une texture à une résolution spécifique. Pour caractériser la rugosité d'une texture à une résolution donnée, nous proposons de calculer l'attribut de texture suivant :

$$R_\beta(x, y, z) = \sum_{\alpha=1}^M \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |w_{\alpha,\beta}(i, j, k)| \right) / M \quad (7)$$

avec R_β la rugosité à la résolution β , $w_{\alpha,\beta}(i, j, k)$ l'ensemble des coefficients de détails compris dans un cube de taille N^3 centré au voxel d'une sous-bande α aux coordonnées (x, y, z)

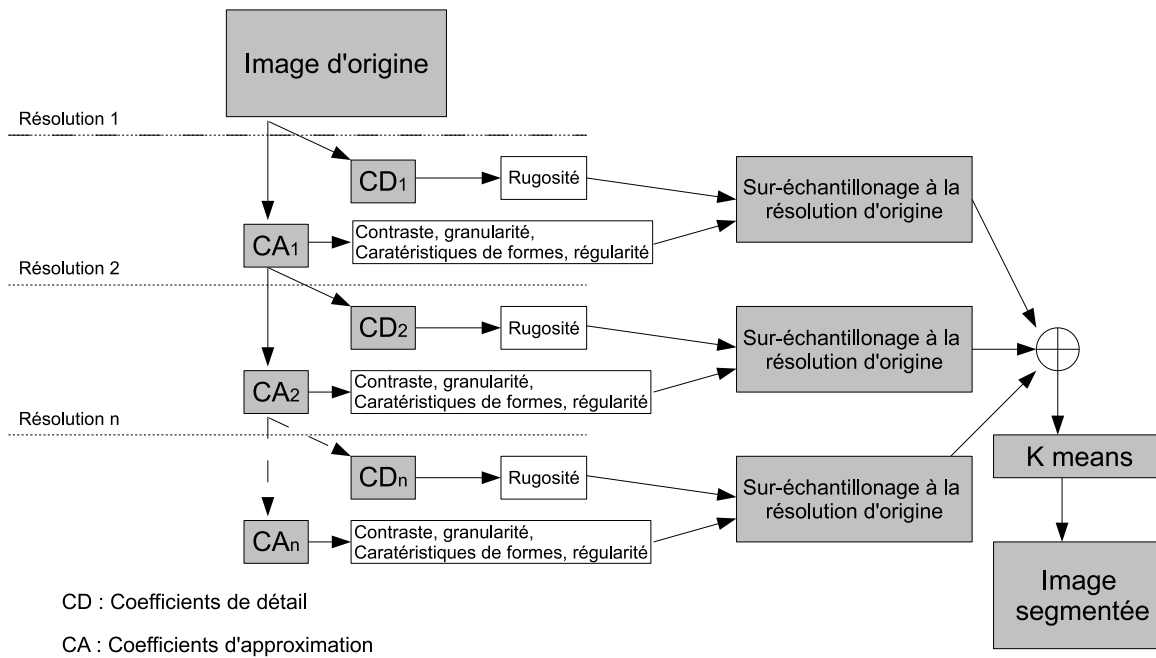


FIGURE 1 – Schéma de segmentation multirésolution

et M le nombre de sous-bandes coefficient de détail pour une résolution.

Les descripteurs de textures précédents sont calculés pour chaque voxel de l'image et à chaque niveau de résolution (Figure 1). Afin de fournir une segmentation, les caractéristiques de textures à chaque résolution sont sur-échantillonnées à la dimension de l'image d'origine. Un voxel est donc défini par un vecteur regroupant des attributs de textures selon plusieurs résolutions. Par la suite l'algorithme des *K-means* [8] est utilisé pour classifier les voxels de toute l'image en sous-ensembles selon leurs caractéristiques de textures. Les principaux avantages de cette approche sont sa rapidité d'exécution mais aussi un coût en mémoire faible. Cependant, cette méthode demande de définir le nombre de classes à identifier. Afin d'apporter une solution à ce problème, notre logiciel laisse la possibilité de fusionner les différentes classes générées par l'algorithme des *K-means*. Premièrement l'utilisateur choisit un grand nombre de classe pour obtenir une première segmentation. Par la suite, il peut choisir la meilleur segmentation en fusionnant les classes à partir de l'interface du logiciel. La fusion des classes est effectuée en utilisant une classification ascendante hiérarchique. Les deux régions les plus similaires sont fusionnées à chaque étape. La distance entre deux régions est calculée à partir des attributs de textures des centroïdes de chacune d'entre elles.

3 Segmentation d'images ultrasonores 3D

Les images échographiques sont des images médicales fortement bruitées difficiles à interpréter et leur analyse nécessite l'intervention de spécialistes. L'échogénéicité représente la propriété d'un tissu à renvoyer un écho. Elle fait partie des ca-

ractéristiques essentielles utilisées par les échographistes pour différencier l'ensemble des tissus. Pour chacun de ses attributs, des spécialistes en échographie ont évalué leur importance (faible :+, moyen :++, fort :+++) selon les différentes zones dans la peau (Table 1). La figure 2 présente des résultats de segmentations sur plusieurs lésions de la peau. A partir de l'image d'origine (à gauche), l'image segmentée (au centre) est générée à partir des attributs de textures. Il est alors possible de construire un maillage (à droite) afin de visualiser les tumeurs et les différentes couches de la peau. Enfin, l'ensemble des segmentations obtenues ont été validées par des échographistes.

4 Conclusion

Cet article présente des caractéristiques de texture 3D multirésolution pour la segmentation de textures volumétriques. Ces attributs sont compréhensibles par des être humains ce qui facilite leur utilisation dans le cadre d'une application interactive. Les caractéristiques de textures proposées sont utilisées sur des images échographiques afin de différencier les zones de la peau selon leur échogénéicité. Nous proposons d'une part une mesure de granularité mais également de régularité, de rugosité et de contraste et d'autre part nous fournissons des informations de forme avec le volume et la compacité. Les résultats de segmentation obtenus à l'aide de ces caractéristiques de textures sont une aide importante au diagnostic des médecins. En effet, ils permettent de surveiller l'évolution d'une structure ou d'une lésion, notamment en utilisant des mesures de volume. Pour étudier les structures géométriques d'une texture, notre approche actuelle utilise une binarisation globale qui nécessite la définition d'un seuil par l'utilisateur. Il serait

Région	Description	Score des attributs de texture
Naevus, Histiocytofibrome, Kyste, Mélanome, carcinome basocellulaire	Ces lésions sont présentes dans le derme et possèdent une échogénicité faible ou moyenne.	granularité :+, compacité :+++, contraste :+, rugosité :+, régularité :++
Derme Normal	Dans cette zone, il y a une échogénicité régulière.	granularité :+++, compacité :+, contraste :++, rugosité :++, régularité :+
Hypoderme	Cette région de la peau contient plus ou moins d'échogénicité selon les zones.	granularité :++, compacité :++, contraste :++, rugosité :++, régularité :+
Epiderme	La résolution n'est pas assez importante pour analyser l'épiderme. De plus il est similaire à la membrane de la sonde avec une forte échogénicité.	granularité :+, compacité :+, contraste :++, rugosité :+, régularité :++

TABLE 1 – Attributs de textures dans les images ultrasonores 3D de la peau

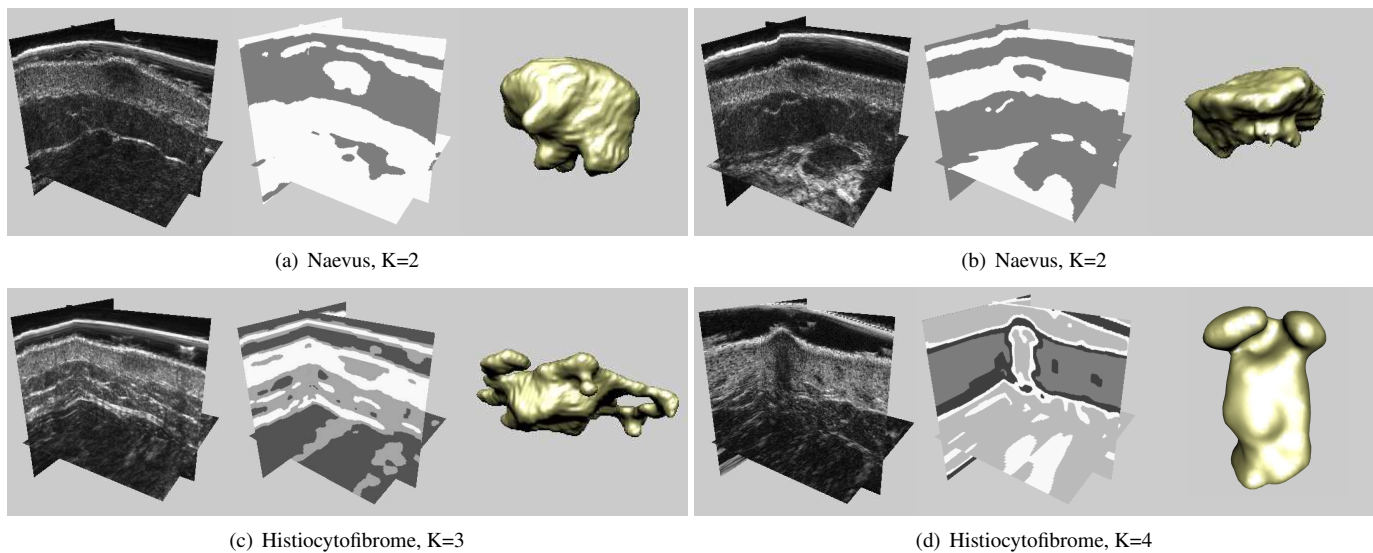


FIGURE 2 – Segmentation de lésions dans des images ultrasonores 3D de la peau

intéressant de développer une méthode similaire à celle présentée par Shoshany [9] dans laquelle une texture est décomposée en une séquence progressive d'images binaires afin d'étudier les motifs mais également leur évolution. Enfin, le développement de métriques non-supervisées avec l'aide d'échographistes permettrait de fournir une évaluation quantitative et objective de notre proposition.

Références

- [1] J. A. Noble and D. Boukerroui. Ultrasound image segmentation : A survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25 :987–1010, 2006.
- [2] R. Muzzolini, Yee-Hong Yang, and R. Person. Multiresolution texture segmentation with application to diagnostic ultrasound images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 12 :108–123, 1993.
- [3] C.M. Wu, Y.C. Chen, and K.S. Hsieh. Texture features for classification of ultrasonic liver images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11 :141–152, 1992.
- [4] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki. Texture features corresponding to visual perception. *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics*, 8(6) :460–473, 1978.
- [5] Moses Amadasun and Robert King. Texture features corresponding to textural properties. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 19(5) :1264–1274, September/October 1989.
- [6] Stephane G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11 :674–693, 1989.
- [7] Jean-Marc Chassery and Annick Montanvert. *Géométrie discrète en analyse d'images*. 1991.
- [8] G.B. Coleman and H.C. Andrews. Image segmentation by clustering. In *Proceedings of the IEEE*, pages 773–785, 1979.
- [9] M. Shoshany. An evolutionary patch pattern approach for texture discrimination. *Pattern Recognition*, 41 :2327–2336, 2008.