



HAL
open science

Descripteurs de Textures pour la Segmentation d'Images Echographiques 3D

Ludovic Paulhac, Pascal Makris, Jean-Marc Gregoire, Jean-Yves Ramel

► **To cite this version:**

Ludovic Paulhac, Pascal Makris, Jean-Marc Gregoire, Jean-Yves Ramel. Descripteurs de Textures pour la Segmentation d'Images Echographiques 3D. ORASIS'09 - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, 2009, Trégastel, France, France. inria-00404626

HAL Id: inria-00404626

<https://inria.hal.science/inria-00404626>

Submitted on 16 Jul 2009

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.

Descripteurs de Textures pour la Segmentation d'Images Echographiques 3D

Texture Descriptors for Segmentation of Three-dimensional Ultrasound Images

Ludovic Paulhac¹

Pascal Makris¹

Jean-Marc Gregoire²

Jean-Yves Ramel¹

¹ Université François Rabelais Tours, Laboratoire Informatique (EA2101)

² UMR INSERM U930, CNRS ERL 3106, équipe 5, Université François Rabelais Tours

64 avenue Jean Portalis 37200 Tours

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

Résumé

Cet article propose de nouveaux descripteurs de textures dédiés à la segmentation d'images 3D. 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 images ultrasonores sont composées de différentes textures de par leur échogénicité qui représente l'habilité d'un tissu cellulaire à créer un écho. Après plusieurs discussions avec des spécialistes, des attributs de textures ont été identifiés pour traiter ce type d'images. En utilisant ces caractéristiques de texture, des résultats de segmentation d'images échographiques 3D de la peau, obtenus avec l'algorithme des K-means, sont présentés et discutés.

Mots Clef

Caractéristiques de textures, Segmentation, Images échographiques 3D.

Abstract

The purpose of this paper is to propose new texture descriptors dedicated to segmentation of three-dimensional images. Until now, very few research works deals with solid texture analysis. Nevertheless, three-dimensional images are more and more commonly used for medical purpose and most of them are composed of specific textures. In ultrasound images, there are different textures because of echogenicity which represents the ability of a cellular tissue to create an echo. After discussions with specialists, we identified texture attributes adapted to process this kind of images and developed new computation methods that make the most of available three-dimensional data. 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.

Keywords

Texture features, Segmentation, 3D echographic images.

1 Introduction

Les images ultrasonores sont beaucoup utilisées dans le domaine médical. En effet, les ultrasons présentent un certain nombre d'avantages si nous comparons avec d'autres méthodes comme les images à résonance magnétique (IRM), la tomographie à rayon X (CT) etc. Les techniques ultrasonores ne sont pas ionisantes c'est à dire qu'elles ne sont pas dangereuses pour les patients. De plus, elles sont très peu couteuses et permettent des acquisitions en temps réel. Cependant, leur interprétation est très complexe et nécessite souvent l'intervention de spécialistes en échographie. De la même façon, la segmentation de ces images reste une problématique difficile à résoudre. En effet, ces images médicales présentent des artefacts caractéristiques comme des ombres, le speckle, des atténuations, des atténuations de frontière etc.

Dans [11], 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. Parmi les techniques proposés, nous retrouvons des méthodes de caractérisation d'images incluant la distribution des niveaux de gris, le gradient de l'intensité, la phase, les mesures de similarités mais aussi les caractéristiques de textures. Dans [11], les techniques d'analyse de textures sont décrites comme étant des méthodes efficaces pour la classification ou la segmentation d'images échographiques. Une méthode classique comme les matrices de cooccurrence d'Haralick [6, 7] permet d'obtenir de très bonnes performances et dans un certain nombre d'applications [1, 17]. Dans la littérature, la plupart des auteurs proposent des méthodes de segmentation d'images échographiques 2D. Aujourd'hui, 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 ultrasonores 3D. Dans le domaine des textures, Boukerroui et al dans [2], proposent une méthode de segmentation multirésolution pour des données échographiques tri-dimensionnelles (2D+T, 3D) en utilisant l'intensité des niveaux de gris, des caractéristiques de

texture d'Haralick et des informations 3D de caractérisation de tissus à partir du spectre local de fréquence des signaux radio-fréquence. Leur conclusion est que l'utilisation de caractéristiques complémentaires permet d'obtenir une segmentation plus robuste. Dans [13], Sahiner et al caractérisent des images échographiques 3D du sein. Pour cela, ils utilisent des modèles de contours actifs 2D et 3D pour une segmentation automatique. De cette segmentation, ils extraient des caractéristiques 3D de texture mais également morphologiques. Dans leur étude, les résultats de classification des masses du sein maligne et bénigne sont très similaires à celle des spécialistes. Dans [19, 20], Zhang et Shen présentent un modèle déformable pour la segmentation d'image ultrasonores 3D de la prostate. Pour cela, ils calculent des caractéristiques de texture en utilisant deux banc de filtres construit à partir de filtres de Gabor 2D et localisés dans les deux plan orthogonaux. L'utilisation d'un filtre de Gabor 3D demanderait des temps de calcul plus importants mais en contre partie permettrait d'avoir des informations plus riches sur les textures présentes dans ces images médicales. De plus, les contours actifs limitent la segmentation à une partie de l'image. Dans notre approche, nous adoptons une méthode de *clustering* permettant d'isoler l'ensemble des régions de l'image avec des caractéristiques de textures similaires. Pour cela, nous avons déterminé avec l'aide de spécialistes en échographie des descripteurs de textures 3D spécifiques pour l'analyse et la segmentation d'images ultrasonores 3D de la peau. La section 2 présente les intérêts de l'analyse 3D et ce qu'il est possible d'analyser dans ce type d'images. Dans la section 3, nous décrivons les descripteurs de textures proposés mais aussi les méthodes utilisées pour les calculer. Enfin, des résultats de segmentation sur différentes images ultrasonores 3D de la peau sont présentés et commentés.

2 Les textures dans les images ultrasonores 3D de la peau

Aujourd'hui les fabricants proposent des appareils échographiques dont la résolution peut aller de $100 \mu m$ à $30 \mu m$. Cela nécessite des fréquences ultrasonores comprises entre $20 MHz$ et $60 MHz$. L'augmentation des fréquences ultrasonores permet une amélioration de la résolution, cependant cela se traduit par une augmentation de l'atténuation des milieux d'explorations. Avec ce genre de résolutions, il est possible d'observer parfaitement la peau et particulièrement le derme dont l'épaisseur moyenne est comprise entre 1 et 2 mm. Il est aussi possible d'explorer une partie de l'hypoderme et particulièrement l'interface derme-hypoderme. En revanche, la résolution est insuffisante pour l'exploration de l'épiderme (figure 1) dont l'épaisseur, comprise entre 0.05 et 0.3 mm, nécessite l'utilisation de fréquences ultrasonores supérieures à $80 MHz$. L'échographie de la peau permet la visualisation de tumeurs (mélanomes, carcinomes basocellulaires, kystes, naevus, etc.), de récidives, de cicatrices et de pathologies inflammatoires. Même si la discrimination entre les différentes lésions n'est pas toujours évidente, l'écho-

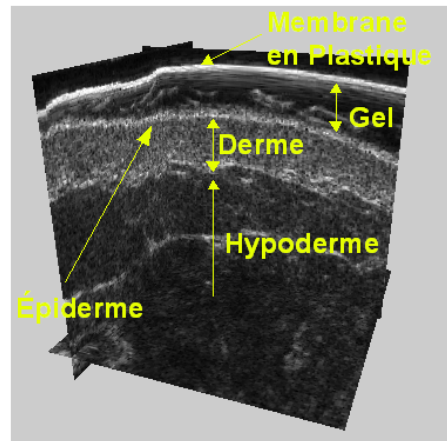


FIGURE 1 – Exemple d'image 3D de la peau obtenu avec un scanner ultrason $20 MHz$ (Atys Medical France)

graphie cutanée apporte une aide précieuse au dépistage et au diagnostic dont elle peut améliorer la précision. La possibilité de segmenter et de caractériser une lésion en 3D s'avère très utile pour établir une stratégie thérapeutique. L'échographie 3D de la peau n'est pas très répandue de part le manque d'outils d'analyse d'images 3D mais l'évolution récente des sondes 3D devrait permettre l'émergence de nouvelles techniques. Avec une acquisition 3D, il est possible d'obtenir des caractéristiques inaccessibles avec la 2D. De plus l'échographie 3D est bien adaptée au suivi dans le temps de l'évolution d'une structure ou d'une lésion notamment en utilisant les mesures de volume. Durant un examen échographique, l'échogénicité représente l'habilité d'un tissu à créer un écho. Dans une image ultrasonore, les zones échogènes contiennent un grand nombre de motifs blancs 3D. Ceci est une caractéristique importante utilisée par les spécialistes pour identifier des pathologies. Dans le domaine de l'analyse de texture, l'échogénicité d'une zone peu être décrite principalement par des mesures de granularité sur les motifs 3D à l'intérieur de celle-ci. Avec l'aide de spécialistes en dermatologie, nous avons essayé de déterminer un ensemble de caractéristiques de texture 3D spécifiques, pour décrire les différentes parties de la peau dans les images échographiques 3D. La table 1 montre une vue d'ensemble de cette étude et fournit des scores (faible :+, moyen :++, fort :+++) pour chaque attribut de texture proposé et selon les différentes régions de la peau. En se basant sur cette étude, nous décrivons, dans la section suivante, les différents opérateurs de textures choisis pour analyser et segmenter les images ultrasonores 3D de la peau.

3 Proposition de caractéristiques de textures 3D pour la segmentation d'images ultrasonores

Selon l'étude précédente, les informations de textures suivante ont été identifiées pour traiter ce type d'images. Tout

Région	Description	Score des attributs de texture
Naevus, Histiocytofibrome, Kyste, Mélanome, carcinome basocellulaire	Ces lésions sont présentes dans le derme et possèdent une échogenicité faible ou moyenne.	granularité :+, compacité :+++, contraste :+, rugosité :+, régularité :++
Derme Normal	Dans cette zone, il y a une échogenicité régulière.	granularité :+++, compacité :+, contraste :++, rugosité :++, régularité :+
Hypoderme	Cette région de la peau contient plus ou moins d'échogenicité 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 échogenicité.	granularité :+, compacité :+, contraste :++, rugosité :+, régularité :++

TABLE 1 – Textures 3D pour les images ultrasonores de la peau

d'abord la granularité qu'il est possible d'estimer par des mesures sur la forme mais aussi le nombre de motifs 3D constituant une texture. Nous utilisons également la régularité des motifs, le contraste et la rugosité qui sont des compléments d'information importants.

Pour calculer ces attributs de texture, différents modèles sont décrits dans les sous-sections suivantes.

3.1 Étude géométrique des textures 3D

La structure géométrique des textures est descriptible à l'aide de composantes connexes qui sont une représentation des motifs d'une texture. Pour le calcul des composantes connexes, il est nécessaire de réaliser une binarisation de l'image originale. Dans notre méthode, nous utilisons une binarisation globale qui nécessite la définition d'un seuil choisi par l'utilisateur du système. La figure 2 présente une image binarisée avec des exemples de composantes connexes. Soit A et B deux points d'un sous-ensemble S de l'image I . A et B sont dit connectés dans S si et seulement si il existe un chemin connexe dans S reliant A et B . La relation "être connecté" dans S est une relation d'équivalence. Les composantes connexes de l'image sont égales aux *classes d'équivalence* de cette relation [12]. Calculer les composantes connexes d'une image binaire 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 [3]. 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. Par exemple, avec un algorithme séquentiel, le nombre d'itérations pour traiter une spirale sera très important.

Les composantes connexes représentent les objets de base à l'intérieur d'une texture binaire. Leur analyse fournit des informations géométriques et il est donc possible de calculer des caractéristiques comme la granularité qui correspond au nombre de motifs par unité de volume, le volume et la compacité qui permettent d'obtenir des informations sur la forme des motifs. Il est également possible d'estimer la régularité d'une texture en analysant des variations

de forme sur les composantes connexes. Dans notre cas le nombre de motifs correspond au nombre de composantes connexes ($nbCC$) par unité de volume. Pour une texture donnée, si le nombre de composantes connexes est important, cela signifie qu'elle est composée d'un grand nombre de motifs d'ou une forte granularité.

En plus du nombre de composantes connexes, nous proposons de calculer des caractéristiques de forme avec le volume moyen et la compacité moyenne des composantes connexes. Ici le volume est un complément d'information pour identifier la finesse d'une texture. Nous le calculons de la façon suivante :

$$\bar{V} = \left(\sum_{i=1}^{nbCC} V_i \right) / nbCC \quad (1)$$

avec V_i le volume d'une composante connexe.

En calculant la compacité sur les composantes connexes, nous obtenons des informations de formes concernant les motifs d'une texture. Une texture avec une compacité forte se compose de motifs compacts. Dans le cas contraire, les composantes connexes seront plutôt allongées. Cette caractéristique est invariante aux transformations comme la translation, la rotation mais aussi les changements d'échelle [21]. Dans la littérature, la compacité d'une primitive a déjà été utilisée pour la caractérisation de textures [5]. La compacité d'une composante connexe se calcule de la façon suivante :

$$C_i = \frac{S_i^2}{V_i} \quad (2)$$

avec S_i la surface et V_i le volume d'une composante connexe i .

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

$$\bar{C} = \frac{1}{nbCC} \sum_{i=1}^{nbCC} C_i \quad (3)$$

Il est également possible d'obtenir des informations sur la régularité d'une texture en se basant sur l'étude des composantes connexes. Pour cela, nous choisissons de calcu-

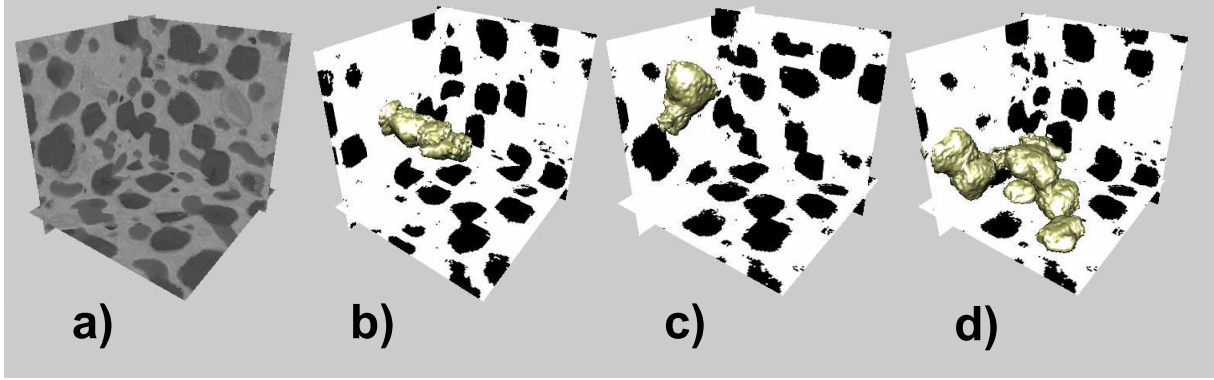


FIGURE 2 – a) Une texture solide, [b-d] Représentations de composantes connexes noires avec un maillage.

ler une variance sur la compacité des motifs d'une texture. Nous avons vu que la compacité est une caractéristique invariante à toute transformation [21]. La variance sur la compacité ne sera donc influencée que dans le cas de variations sur la forme des motifs. Une variance faible de la compacité des composantes connexes d'une texture est synonyme d'une forte régularité de l'ensemble des motifs quelle que soit leur organisation spatiale.

$$VarCC = E(C^2) - (E(C))^2 \quad (4)$$

avec E la fonction d'espérance.

3.2 Mesure de la rugosité par la transformée en ondelette discrète

La surface d'une texture rugueuse présente un grand nombre d'aspérités. Dans une image, la rugosité peut se décrire comme un ensemble de transitions spatiales rapides avec une amplitude plus ou moins importante. D'un point de vue fréquentiel, les aspérités d'une texture dans le domaine spatial correspondent à la présence de hautes fréquences. Pour estimer la rugosité d'une texture solide, nous choisissons d'utiliser une décomposition en ondelette discrète 3D. Dans [8], 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. 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.

Après le processus de décomposition, nous obtenons un ensemble de sous-bandes sur lequel il est possible de calculer des caractéristiques. Généralement, les chercheurs [16, 9] utilisent des statistiques du premier ordre comme la moyenne, l'énergie, la variance etc. Parmi elles, l'une des plus utilisées est l'énergie :

$$E(x, y, z) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |c(i, j, k)| \quad (5)$$

avec $c(i, j, k)$ l'ensemble des coefficients d'ondelettes compris dans un cube de taille N^3 correspondant au voxel d'une sous-bande aux coordonnées (x, y, z) .

Pour estimer la rugosité d'une texture, nous nous intéressons uniquement aux coefficients de détails. Nous avons vu que chaque sous-bande de coefficient de détail permettait de mettre en évidence les hautes fréquences d'une texture dans une direction particulière. Pour caractériser la rugosité d'une texture à une résolution donnée, nous proposons de calculer l'attribut de texture suivant :

$$R_\beta(x, y, z) = \sum_{\alpha=1}^M \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |w_{\alpha,\beta}(i, j, k)| \right) / M \quad (6)$$

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

3.3 Mesures statistiques pour le contraste

Dans [6, 7], Haralick propose une mesure pour estimer le contraste en utilisant les statistiques d'ordre 2. Pour cela, le moment d'inertie est calculé à partir de la diagonale principale de la matrice de cooccurrence. Cependant, la construction d'une matrice de cooccurrence pour obtenir une estimation du contraste peut se révéler coûteuse en temps de calcul. Dans [15], Tamura et al affirment que 4 facteurs sont supposés influencer les différences de contraste entre deux textures : la gamme dynamique des niveaux de gris, la polarisation de la distribution de noir et de blanc dans l'histogramme des niveaux de gris, l'acuité des frontières, la période de répétition des motifs. Dans leur article, ils proposent une approximation du contraste à l'aide d'une mesure incluant les deux premiers facteurs et c'est cette mesure que nous utilisons. Pour obtenir une mesure de la polarisation, ils utilisent le kurtosis α_4 qui mesure la disposition des masses de probabilité autour de leur centre.

$$\alpha_4 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (7)$$

avec μ_4 le moment centré d'ordre 4 et σ^2 la variance.

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

$$\text{Contrast} = \frac{\sigma}{\alpha_4^n} \quad (8)$$

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 meilleur approximation.

4 Segmentation des images ultrasonores 3D

Cette section propose des résultats de segmentation sur des images échographiques 3D de la peau en utilisant les caractéristiques proposées. Les descripteurs de textures décrits précédemment sont calculés pour chaque voxel de l'image et regroupés à l'intérieur d'un vecteur. Les caractéristiques de chaque voxel sont représentées par un ensemble d'attributs de texture. Par la suite l'algorithme des *K-means* [4] est utilisé pour classifier les voxels en sous-ensembles selon leur caractéristiques de textures. Les principaux avantages de cette approche sont sa rapidité d'exécution mais aussi un coût en mémoire faible. En effet, la taille des images traitées est de 300^3 ce qui représente un grand nombre d'individus (voxels). En terme de performance, l'algorithme des *K-means* ne garanti pas de retourner l'optimum global mais permet une classification efficace des voxels pour un temps d'exécution faible. Également cette méthode demande de choisir le nombre de classes pour une segmentation. Cependant, il est possible de générer en peu de temps plusieurs segmentations pour un même ensemble de caractéristiques mais en faisant varier K . Cela laisse la possibilité aux spécialistes de choisir la segmentation la plus satisfaisante.

La figure 3 présente des résultats de segmentation sur différentes lésions de la peau. Les figures 3 [a-b] sont deux naevus et les figures [c-d] montrent deux histocytiofibromes. Ces figures sont composées à gauche d'une image ultrasonore 3D, au centre d'une segmentation de cette même image, et à droite d'un maillage de la lésion présente. Ce maillage est construit en utilisant l'image segmentée. Avec ces résultats, il est possible de réaliser des mesures comme le volume, la profondeur, pour aider les spécialistes dans leur diagnostique, pour suivre l'évolution des pathologies ou pour une excision plus précise etc. Avec une méthode de clustering, tous les voxels d'une image sont classifiés ce qui laisse la possibilité de visualiser les différentes couches de la peau (figure 4). Pour un spécialiste ces visualisations peuvent être intéressantes. En effet, les différentes couches de la peau évoluent selon l'âge et il peut être intéressant de surveiller la guérison d'une peau brûlée ou bien regarder la réaction de la peau aux produits de cosmétiques.

Pour évaluer nos résultats, les images segmentées et leur maillage correspondant ont été présentés à des spécialistes

en images échographiques. L'évaluation n'est donc pour le moment uniquement qualitative. Produire une vérité terrain à partir d'images ultrasonores 2D n'est pas très contraignant. Il est donc possible d'obtenir, pour une même image, différentes vérités terrain produites par plusieurs spécialistes en échographie. En 3D, ce travail se révèle bien plus difficile et très couteux en temps. En effet, il est nécessaire de produire une vérité terrain pour chacune des coupes 2D (par exemple dans la direction de l'axe z) de l'image ultrasonore 3D. Avec un ensemble de vérités de terrain 2D il serait possible de construire une forme 3D mais la réunion de toutes les coupes nécessaires pourrait générer plusieurs trous. Il est donc difficile voir impossible d'avoir une évaluation qui soit très précise.

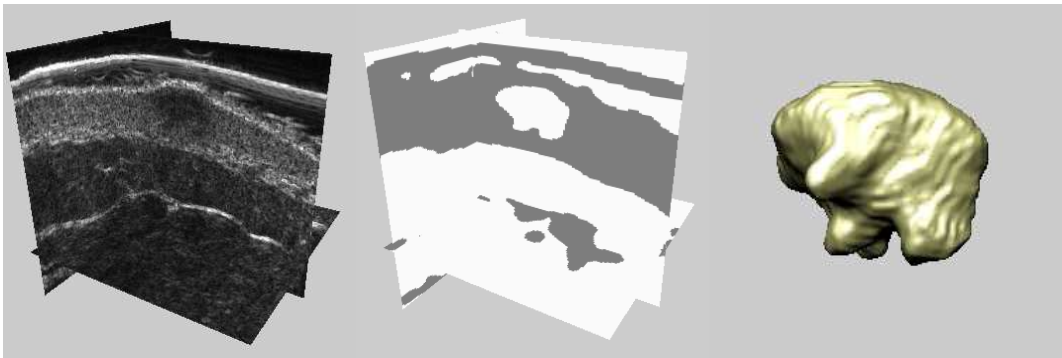
5 Conclusion

Dans nos travaux, nous proposons des descripteurs de textures 3D dédiés à la segmentation d'images ultrasonores 3D. L'échographie 3D de la peau est une aide importante à la détection mais aussi au diagnostic des problèmes. En 3D, l'échographie permet de surveiller l'évolution d'une structure ou d'une lésion notamment en utilisant des mesures de volume. Après un certain nombre de discussions avec des spécialistes en échographie, nous avons identifié des attributs de textures adaptés au traitement de ce type d'images. Nous proposons de mesurer la granularité, certaines informations sur la forme avec le volume et la compacité, mais également la régularité, la rugosité et le contraste.

Pour estimer la granularité, la régularité, le volume des motifs et la compacité, nous avons choisi d'étudier la structure géométrique des textures en caractérisant leur composantes connexes. Pour obtenir les composantes connexes d'une texture, il est nécessaire au préalable d'effectuer une binarisation. Pour l'instant, nous utilisons une binarisation globale qui nécessite la définition d'un seuil par l'utilisateur du système. Il serait intéressant de développer une méthode similaire à celle présentée par Shoshany [14]. Une texture est décomposée en une séquence progressive d'images binaires afin d'étudier les motifs mais également leur évolution.

Pour l'analyse des images échographiques, certains auteurs soulignent l'importance de la multirésolution [10, 18]. Dans notre modèle de caractérisation de textures, l'opérateur de rugosité est calculé par l'intermédiaire des coefficients de détail obtenus à partir d'une décomposition en ondelette discrète. Il est alors possible de mettre en place un système de segmentation multirésolution en calculant une rugosité à chacune des résolutions. En utilisant les coefficients d'approximation, il est également envisageable de calculer les autres caractéristiques proposées à chaque niveau de résolution.

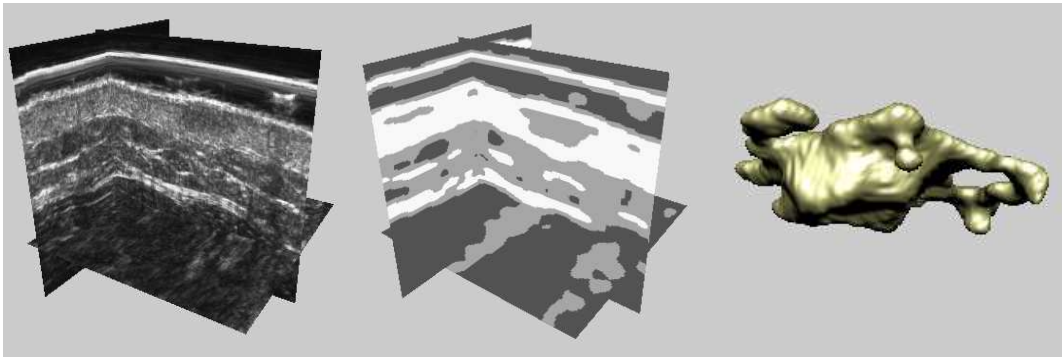
Enfin, nous avons vu qu'il était difficile de construire une vérité terrain pour l'évaluation des images échographiques 3D. Il serait intéressant de discuter avec des spécialistes afin d'identifier et proposer des métriques pour une évaluation non-supervisée. Il serait alors possible d'avoir une évaluation quantitative et objective de notre proposition.



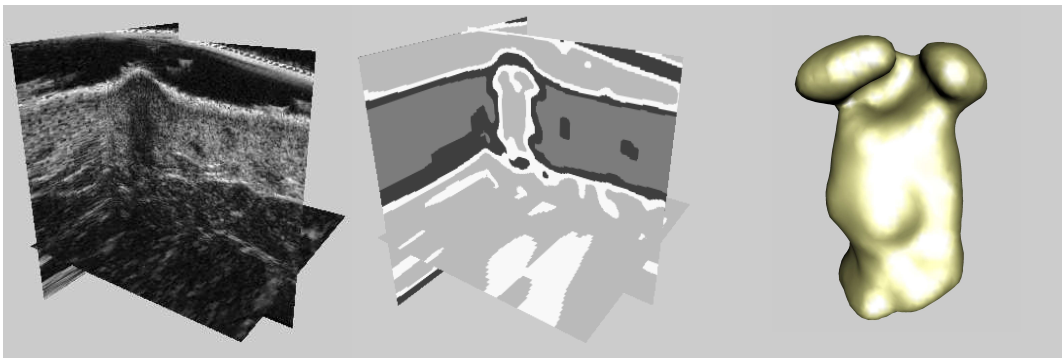
(a) Naevus, $K=2$



(b) Naevus, $K=2$



(c) Histiocytifibrome, $K=3$



(d) Histiocytifibrome, $K=4$

FIGURE 3 – Segmentation of lesions in three-dimensional echographic images of the skin

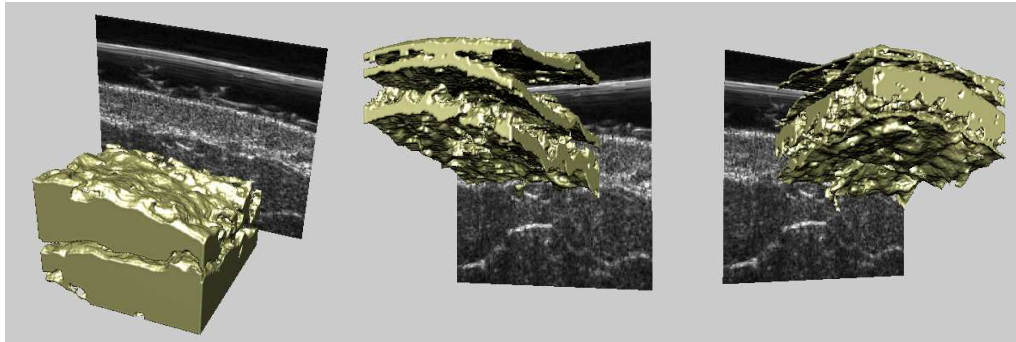


FIGURE 4 – Visualization of different layers of the skin after a 3D segmentation.

Références

- [1] O. Basset, Z. Sun, J.L. Mestas, and G. Gimenez. Texture analysis of ultrasonic images of the prostate by means of co-occurrence matrices. *Ultrasonic Imaging*, 15 :218–237, 1993.
- [2] Djamel Boukerroui, Olivier Basset, Atilla Baskurt, and Gérard Gimenez. A multiparametric and multiresolution segmentation algorithm of 3-d ultrasonic data. In *TUFFC '01 : IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 2001.
- [3] Jean-Marc Chassery and Annick Montanvert. *Géométrie discrète en analyse d'images*. 1991.
- [4] G.B. Coleman and H.C. Andrews. Image segmentation by clustering. In *Proceedings of the IEEE*, pages 773–785, 1979.
- [5] R.K. Goyal, W.L. Goh, D.P. Mital, and K.L. Chan. Scale and rotation invariant texture analysis based on structural property. In *IECON '95 : Proceedings on the International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, 1995.
- [6] Robert M. Haralick. Statistical and structural approaches to textures. *Proceedings of the IEEE*, 67(5) :786–804, May 1979.
- [7] Robert M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein. Texture features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3(6) :610–621, 1973.
- [8] Stephane G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11 :674–693, 1989.
- [9] K. Muneeswaran, L. Ganesan, S. Arumugam, and K. Ruba Soundar. Texture classification with combined rotation and scale invariant wavelet features. *Pattern Recognition*, 38 :1495–1506, 2005.
- [10] R. Muzzolini, Yee-Hong Yang, and R. Person. Multiresolution texture segmentation with application to diagnostic ultrasound images. *IEEE transaction on Medical Imaging*, 12 :108–123, 1993.
- [11] J. Alison Noble and Djamel Boukerroui. Ultrasound image segmentation : A survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(8) :987–1010, August 2006.
- [12] A. Rosenfeld. Connectivity in digital pictures. *Journal of ACM*, 17 :146–160, 1970.
- [13] Berkman Sahiner, Heang-Ping Chan, Marilyn A. Roubidoux, Mark A. Helvie, Lubomir M. Hadjiiski, Aditya Ramachandran, Chintana Paramagul, Gerald L. LeCarpentier, Alexis Nees, and Caroline Blane. Computerized characterization of breast masses on three-dimensional ultrasound volumes. *Medical Physics*, 31 :744–754, 2004.
- [14] Maxim Shoshany. An evolutionary patch pattern approach for texture discrimination. *Pattern Recognition*, 41 :2327–2336, 2008.
- [15] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki. Texture features corresponding to visual perception. *IEEE transaction on Systems, Man, Cybernetics*, 8(6) :460–473, 1978.
- [16] Michael Unser. Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4 :1549–1560, 1995.
- [17] M. J. Frank Valckx and Johan M. Thijssen. Characterization of echographic image texture by cooccurrence matrix parameters. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 23(4) :559–571, 1997.
- [18] C.M. Wu, Y.C. Chen, and K.S. Hsieh. Texture features for classification of ultrasonic liver images. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 11 :141–152, 1992.
- [19] Yiqiang Zhan and Dinggang Shen. Automated segmentation of 3d us prostate images using statistical texture-based matching method. In *MICCAI '03 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2003.
- [20] Yiqiang Zhan and Dinggang Shen. Deformable segmentation of 3d ultrasound prostate image using statistical texture matching method. *IEEE transaction on medical imaging*, 25(3) :256–272, march 2006.
- [21] Jianguo Zhang and Tieniu Tan. Brief review of invariant texture analysis methods. *Pattern Recognition*, 35 :735–747, 2002.