

Segmentation d'images échographiques 3D

Dans ce chapitre, nous appliquons les descripteurs de textures proposés dans cette thèse afin de produire des segmentations sur des images échographiques 3D de la peau. Nous avons pu travailler sur ce type d'images grâce au système d'échographie haute résolution équipé d'une sonde 3D développé par l'équipe 5 de l'UMR INSERM U390 - CNRS ERL3106 - Université François Rabelais de Tours en collaboration avec la Société Lyonnaise ATYS Medical. En terme d'application, le traitement des images échographiques de la peau peut permettre d'aider au dépistage de pathologies, comme le mélanome ou le carcinome basocellulaire, d'estimer l'incidence ou de suivre l'évolution d'un traitement. En ce qui concerne la valorisation, des industriels (éditeurs de logiciels ou constructeurs de sondes 3D) se sont intéressés à nos travaux dans le but de proposer de nouveaux outils de mesure de paramètres cutanés permettant d'évaluer les effets de produits cosmétiques.

Afin de détailler le contexte du travail développé dans ce chapitre, nous présentons brièvement les modalités d'acquisition des images échographiques traitées. Nous voyons ensuite un état de l'art détaillant les principales méthodes de segmentation habituellement appliquées à ce type d'images. Enfin, nous discutons les intérêts de notre proposition à travers la présentation du logiciel que nous avons mis en place en collaboration avec des spécialistes en échographie 3D et à travers une comparaison avec d'autres méthodes d'analyse de textures.

4.1 Caractéristiques et modes d'acquisition des images ultrasonores 3D

L'échographie est une technique d'imagerie très utilisée dans le domaine médical. En effet, les techniques ultrasonores présentent de nombreux avantages par rapport à d'autres méthodes comme la résonance magnétique (IRM), la tomographie à rayons X (CT) etc. Elles ne sont pas ionisantes (pas dangereuses pour les patients), le résultat est visualisé en temps réel avec un coût moins important qu'avec les autres techniques. Cependant,

elles sont opérateur-dépendant avec une interprétation complexe des images qui nécessite l'intervention de médecins spécialistes en échographie.

4.1.1 Sonde d'acquisition 3D

Une image tridimensionnelle s'acquiert par l'intermédiaire d'une sonde 3D permettant le balayage d'un faisceau acoustique de telle sorte à acquérir des échos sur un volume de $16 \times 16 \times 8 \text{ mm}^3$. Dans [Grégoire *et al.*, 2006], les méthodes de balayage utilisées en 2D et 3D sont décrites et détaillées. Concernant l'imagerie 2D, trois principaux modes de balayages sont présentés :

- Le balayage linéaire : celui-ci permet l'obtention d'images rectangulaires adaptées à l'exploration superficielle. Il présente cependant l'inconvénient d'être lent (phénomène de balourd).
- Le balayage sectoriel : ce type de balayage permet des vitesses plus importantes comparé à la méthode précédente. Cependant, l'image obtenue n'est pas rectangulaire et possède une angulation.
- Le balayage circulaire : L'avantage de ce type de balayage est qu'il est très simple à réaliser mais l'image obtenue a la forme d'un disque.

La combinaison d'un mode de balayage 2D à un autre, suivant un axe différent, permet d'obtenir un balayage 3D. Grâce à l'acquisition 3D, il devient alors possible de visualiser des plans de coupe non accessibles en 2D. Une acquisition 3D peut aussi être obtenue en déplaçant manuellement une sonde 2D suivant un axe perpendiculaire à l'axe de la sonde. Dans ce cas, il existe une perte de précision des mesures sur l'axe du déplacement manuel qui dépend de la dextérité de l'opérateur. L'utilisation d'une sonde 2D sur un portique est possible, mais cela reste souvent encombrant. Il est toutefois préférable d'utiliser une sonde 3D autonome, de poids et de taille faible, qui permet une acquisition de très bonne qualité. C'est ce type de sonde, aujourd'hui associé à l'appareil d'échographie DERMICUP d'*Atys medical*, que nous avons utilisé.

4.1.2 Images échographiques 2D et 3D

La segmentation des images ultrasonores est fortement influencée par la qualité des données fournies [Noble et Boukerroui, 2006]. En effet, celles-ci contiennent un certain nombre d'artefacts et de variations liées aux phénomènes de propagation des ultrasons qui compliquent le processus de segmentation. Nous pouvons citer le speckle, l'atténuation du signal, les bulles dans les produits de couplage ou la réflexion sur des interfaces obliques qui se traduit par l'absence de certaines frontières comme pour les vaisseaux sanguins. Il faut noter cependant un certain nombre d'améliorations concernant la résolution spatio-temporelle, les capteurs et la portabilité avec les appareils récents. Cela permet d'améliorer la qualité des informations et donc des acquisitions et des images à traiter [Noble et Boukerroui, 2006]. Le développement des techniques d'acquisition entraîne alors une émergence de l'intérêt d'utilisation des images ultrasonores. Il est même envisagé de pouvoir les utiliser dans le guidage d'intervention ainsi qu'en thérapie [Noble et Boukerroui, 2006]. Enfin, soulignons que l'échogénicité est primordiale dans l'analyse des images échographiques. Celle-ci représente l'habilité d'un tissu à créer un écho. A l'intérieur d'une image ultrasonore, les zones

4.1. CARACTÉRISTIQUES ET MODES D'ACQUISITION DES IMAGES ULTRASONORES 3D

échogènes contiennent un grand nombre de motifs blancs. C'est la raison pour laquelle les spécialistes utilisent principalement l'échogénéité, qui correspond en fait à une information de textures, comme caractéristique visuelle, pour décrire les structures normales et pathologiques.

4.1.3 Images ultrasonores de la peau

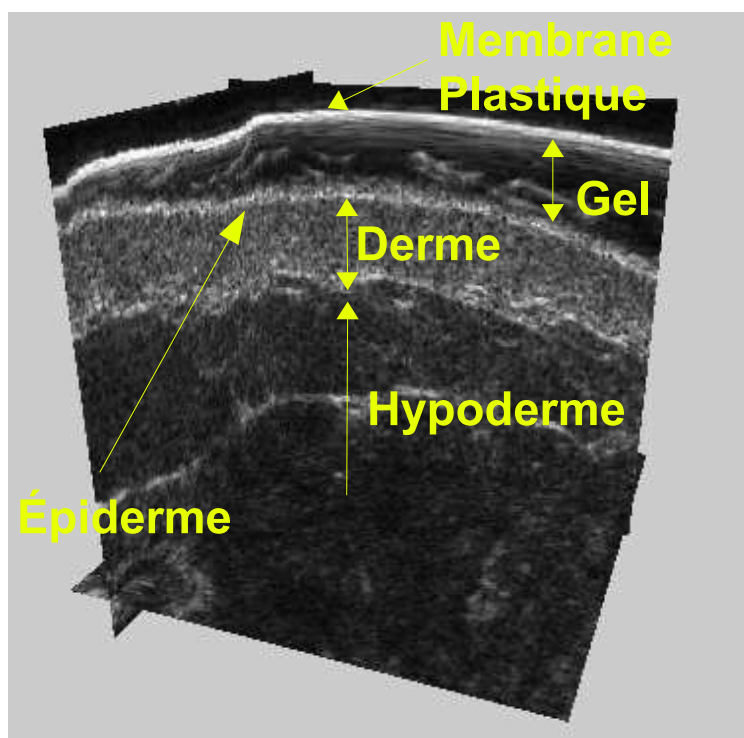


FIG. 4.1 – Exemple d'image 3D de la peau obtenue avec l'échographe 20 MHz DERMICUP (Atys Medical France)

Aujourd'hui, les fabricants proposent des appareils échographiques dont la résolution peut aller de $100\ \mu\text{m}$ à $30\ \mu\text{m}$ [Grégoire *et al.*, 2006]. Cela nécessite des fréquences ultrasonores comprises entre 20 MHz et 60 MHz. L'augmentation des fréquences ultrasonores permet une amélioration de la résolution, mais engendre une augmentation de l'atténuation des milieux d'explorations. Avec de telles 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 4.1) 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, nævus, etc.), de récurrences, de cicatrices et de pathologies inflammatoires. Même si la discrimination entre les différentes lésions n'est pas toujours évidente, l'échographie cutanée apporte une aide

précieuse au dépistage et au diagnostic en améliorant 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 en raison d'un manque d'outils d'analyse d'images 3D. Avec une acquisition 3D, il est possible de mesurer des caractéristiques inaccessibles en 2D pour permettre, par exemple, le suivi dans le temps de l'évolution d'une structure ou d'une lésion, notamment en utilisant les mesures de volume.

4.2 Méthodes de segmentation classiques

La segmentation des images échographiques 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., et il est parfois compliqué d'obtenir les résultats souhaités.

Dans [Noble et Boukerroui, 2006], les auteurs 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 proposées, nous retrouvons des méthodes proposant de modéliser le bruit présent dans ces images [Levienaise-Obadia et Gee, 1999, Chen *et al.*, 2001, Boukerroui, 2003, Chen *et al.*, 2003, Yu et Aston, 2004, Slabaugh *et al.*, 2006, Bernard *et al.*, 2007, Saroul *et al.*, 2008, Lecellier, 2009], mais également des méthodes utilisant des caractéristiques de textures afin d'identifier les différentes régions en fonction de leur échogénicité [Basset *et al.*, 1993, Valckx et Thijssen, 1997, Boukerroui *et al.*, 2001, Zhan et Shen, 2003, Sahiner *et al.*, 2004, Zhan et Shen, 2006, Lecellier, 2009]. Il est également possible d'ajouter des contraintes de forme pour aider et guider le processus de segmentation [Hill et Taylor, 1992, Hill *et al.*, 1993, Jacob *et al.*, 2002, Comaniciu *et al.*, 2004, Paragios *et al.*, 2005, Cheng et Foo, 2007]. Ces différentes approches sont décrites plus précisément dans les sections suivantes.

4.2.1 *A priori* sur le bruit

D'après [Lecellier, 2009], un modèle de bruit permet de guider une segmentation et peut être introduit de manière locale, mais également de manière globale. Les méthodes locales présentent l'avantage de se focaliser sur une zone de l'image et ne sont donc pas perturbées par les régions voisines de la zone d'intérêt [Levienaise-Obadia et Gee, 1999, Yu et Aston, 2004]. Les approches locales permettent une modélisation statistique du signal échographique moins fine et la plupart des auteurs préfèrent adopter la vision globale. Dans [Boukerroui, 2003], les auteurs essaient de coupler les informations locales et globales en se reposant sur le paradigme Bayésien. Très peu de chercheurs utilisent ce couplage d'informations et préfèrent donc tenir compte uniquement d'informations globales [Lecellier, 2009].

Plusieurs auteurs, comme [Chen *et al.*, 2001, Chen *et al.*, 2003], utilisent la distribution de Rayleigh pour modéliser le bruit de façon globale. Ceux-ci proposent au préalable de pré-segmenter l'image à l'aide de points d'intérêts. Plus récemment, une approche variationnelle basée sur une super-ellipse déformable et utilisant une énergie région basée sur la distribution de Rayleigh a été utilisée dans la segmentation de prostates à l'intérieur

d'image échographiques [Saroul *et al.*, 2008].

La loi de Rayleigh n'est pas la seule à avoir été utilisée dans la littérature pour modéliser le bruit et les distributions des niveaux de gris. Nous pouvons également citer la loi Gaussienne [Boukerroui *et al.*, 2001, Lin *et al.*, 2003], la distribution Gamma [Tao *et al.*, 2003], la distribution Beta [Marcos Martin-Fernández, 2003], la loi exponentielle [Paragios *et al.*, 2005], la loi Fisher-Tippett [Slabaugh *et al.*, 2006], ou la distribution gaussienne généralisée [Bernard *et al.*, 2007].

4.2.2 Utilisation de contraintes de forme

Dans [Noble et Boukerroui, 2006], les auteurs présentent une grande partie des méthodes permettant l'intégration de contraintes de forme. Celles-ci sont généralement intégrées à l'intérieur de modèles déformables et de contours actifs. L'utilisation d'un contour actif paramétrique permet d'imposer une forme à travers l'utilisation des paramètres internes au contour, comprenant notamment la continuité mais également la courbure. Cette méthode est simple à mettre en place mais reste très limitée car il est impossible de modéliser une forme précise à travers les termes de régularisation du modèle. Afin d'imposer une contrainte de forme, une deuxième méthode consiste à utiliser une forme paramétrique permettant d'obtenir une forme souhaitée. La méthode proposée dans [Pathak *et al.*, 2004] permet l'utilisation d'une contrainte de forme selon ce modèle. Afin d'imposer une contrainte de forme, une alternative connue consiste à utiliser un modèle de distribution de points [Cootes *et al.*, 1995]. Un modèle de distribution de points intégré dans une segmentation est connu sous le nom de modèle de forme actif. Ce type d'approche ne demande aucune paramétrisation concernant la forme, qui est définie par un ensemble d'apprentissage. Une extension de cette méthode, appelée modèle d'apparence actif, permet l'intégration d'informations supplémentaires sur les intensités ou les textures [Burkhardt et Neumann, 1998]. Afin d'obtenir une meilleure flexibilité sur les variations de forme, un modèle de forme actif a été intégré dans un modèle de contour actif implicite [Rousson *et al.*, 2004] et appliqué en échocardiographie dans [Paragios *et al.*, 2005]. Les contraintes de formes sont utilisées sur tout types d'organes, mais la plupart du temps dans des applications de segmentation du cœur [Hill et Taylor, 1992, Hill *et al.*, 1993, Jacob *et al.*, 2002, Comaniciu *et al.*, 2004, Cheng et Foo, 2007].

4.2.3 Analyse des textures

Dans [Noble et Boukerroui, 2006], les techniques d'analyse de textures sont décrites comme étant des méthodes très efficaces pour la classification ou la segmentation d'images échographiques. Une méthode classique, comme les matrices de cooccurrence d'Haralick [Haralick *et al.*, 1973, Haralick, 1979], permet d'obtenir de très bonnes performances dans un certain nombre d'applications [Basset *et al.*, 1993, Valckx et Thijssen, 1997]. Cependant, la plupart des auteurs proposent des méthodes de segmentation d'images échographiques 2D uniquement. Dans le domaine des textures, [Boukerroui *et al.*, 2001] proposent une méthode de segmentation multirésolution pour des données échographiques tri-dimensionnelles (2D+T, 3D) en utilisant l'intensité des niveaux de gris, les caractéris-

tiques de textures 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. [Sahiner *et al.*, 2004] 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 textures mais également des caractéristiques morphologiques. Dans leur étude, les résultats de classification des masses du sein malignes et bénignes sont très similaires à ceux des experts. [Zhan et Shen, 2003, Zhan et Shen, 2006] présentent un modèle déformable pour la segmentation d'images ultrasonores 3D de la prostate. Pour cela, ils calculent des caractéristiques de textures en utilisant deux bancs de filtres construits à partir de filtres de Gabor 2D et localisés dans les deux plans orthogonaux. L'utilisation d'un filtre de Gabor 3D demanderait des temps de calcul plus importants mais, en contrepartie, permettrait d'obtenir des informations plus riches sur les textures présentes dans ces images médicales.

Finalement, il semble que notre sélection de descripteurs concorde avec les techniques obtenant de bonnes performances sur les images échographiques. Cette constatation nous conforte donc dans la pertinence de nos choix et nous laisse espérer des résultats très intéressants. En effet, notre proposition devrait permettre d'augmenter l'interaction et donc l'utilisabilité des systèmes automatiques d'analyse de textures échographiques par des experts en ultrasons ou des médecins. Rappelons que notre proposition concerne les images 3D et que celles-ci semblent avoir un avenir prometteur à court terme. Concernant le mécanisme de segmentation, 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 comprenant des caractéristiques de textures différentes.

4.3 Notre proposition

Pour ce travail, nous nous sommes contraint à mettre en place des caractéristiques de textures qualificatives compréhensibles par un être humain. Cette volonté est née à la fois de notre désir de collaborer avec les chercheurs de l'équipe 5 de l'UMR INSERM U390 - CNRS ERL3106 - Université François Rabelais de Tours spécialisé en échographie 3D haute résolution ainsi que de notre volonté de produire un système d'analyse de textures générique, robuste et facilement utilisable.

Un effort très important et de longue haleine a dû être produit aussi bien par nous que par les spécialistes en échographie pour établir une confiance et un vocabulaire commun. De nombreuses séances de discussion et de descriptions collaboratives de contenus de diverses images 3D ultrasonores (images de la peau, images buccales ou petit animal 2D et 3D) ont été nécessaires pour mettre en place des liens entre les terminologies propres à chacune des disciplines : échogénicité, anisotropie, cônes d'ombre, speckle, atténuation du signal d'un côté et régionalité, textons, composantes connexes, binarisation de l'autre. Par la suite, d'autres entretiens ont permis de cerner les régions d'intérêt à localiser dans les images (mélanomes, nævus, kyste, etc.). Enfin, la présentation du logiciel, de son mode de configuration, d'utilisation et des explications sur les segmentations produites ont également été nécessaires. Les travaux sur ce dernier point sont d'ailleurs encore en cours car les interfaces actuellement proposées ne permettent pas aux personnes non formées d'utiliser facilement

4.3. NOTRE PROPOSITION

toutes les fonctionnalités du logiciel. Une aide est donc encore aujourd’hui toujours nécessaire pour configurer les paramètres spécifiques au domaine de l’analyse d’images (régionalité, nombre de résolutions, nombre de classes). Il est à noter que les spécialistes ont très rapidement identifié l’intérêt de certaines caractéristiques de textures pour la séparation de certaines zones de la peau : l’échogénicité d’une zone peu être décrite principalement par des mesures de granularité sur les motifs 3D ; l’extraction d’un tendon demande d’exploiter des informations de directionnalité, etc. L’intérêt de chacun des attributs de textures proposé a été validé par les spécialistes en dermatologie et en échographie. Le tableau 4.1 présente une synthèse du travail de mise en correspondance entre nos attributs de textures et les caractéristiques propres à chaque pathologie ou organe nécessitant d’être isolé dans les images. Il n’était bien évidemment pas possible de prédire les valeurs prises par chaque attribut mais seulement de les quantifier qualitativement (faible :+, moyen :++, fort :+++).

Région	Description littérale	Attributs de textures
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 :++, directionnalité :+
Tendon	Il possède une échogénicité importante et régulièrement répartie avec une anisotropie forte.	granularité :+, compacité :+, contraste :++, rugosité :++, régularité :++, directionnalité :+++
Derme Normal	Dans cette zone, l’échogénicité est régulière.	granularité :+++ , compacité :+, contraste :++, rugosité :++, régularité :+, directionnalité :+
Hypoderme	Cette région de la peau est plus ou moins échogène selon les zones.	granularité :++, compacité :++, contraste :++, rugosité :++, régularité :+, directionnalité :+
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 :++, directionnalité :+

TAB. 4.1 – Textures dans les images ultrasonores de la peau

4.3.1 Architecture du système proposé et interactivité

L’architecture du système proposé se compose de trois modules principaux (figure 4.2). Le premier est un module de calcul de caractéristiques de textures exploitant des paramètres fournis par l’utilisateur. Les caractéristiques sont ensuite utilisées par le deuxième

module de segmentation. L'image segmentée est alors envoyée au module de visualisation 3D. Ce module permet à l'utilisateur de visualiser le résultat de la segmentation initiale qu'il est possible d'améliorer de manière interactive par un processus de fusion des régions 3D. Il est également possible de représenter ces régions à l'aide d'un maillage ou d'effectuer des mesures afin d'avoir des informations supplémentaires (volumes, mesures de distances, etc.).

Avant de lancer une segmentation, l'utilisateur doit sélectionner les caractéristiques qui lui semblent pertinentes afin de traiter l'image volumétrique chargée. Il doit également renseigner les paramètres supplémentaires de régionalité (définition du voisinage considéré autour d'un voxel) et le nombre de résolutions à considérer. Une interface graphique (figure 4.3) permet à l'utilisateur de définir ses choix. Les caractéristiques et paramètres ainsi que l'image volumétrique sont alors envoyés au module de calcul de caractéristiques. Pour chaque voxel de l'image, ce dernier calcul les attributs de textures sélectionnés en considérant la régionalité et le nombre de résolutions spécifié. Le module de segmentation prend ensuite le relais pour exploiter l'ensemble des vecteurs de caractéristiques calculés. En premier lieu, une sur-segmentation est effectuée à l'aide des K-means. Par défaut, un nombre important de classes est proposé ($K = 20$) mais peut être modifié par l'utilisateur (figure 4.3). Une deuxième étape interactive de fusion permet à l'utilisateur d'affiner les résultats de segmentation. La fusion des classes est réalisée en utilisant une classification ascendante hiérarchique à l'intérieur de laquelle les deux régions les plus proches sont fusionnées à chaque étape (section 3.4.2.1). L'utilisateur peut ainsi choisir la segmentation qui convient le mieux à ses attentes. Le module de visualisation et de mesure peut ensuite être utilisé afin d'isoler et visualiser une région de l'image segmentée par l'intermédiaire d'un maillage (figure 4.7, 4.13). Il est également possible de calculer le volume des différentes régions isolées. La figure 4.2 résume ces différentes étapes en mettant en évidence les points d'intervention de l'utilisateur durant le processus d'analyse de l'image 3D.

4.3.2 Résultats obtenus et comparaison aux autres méthodes

Afin d'évaluer notre système sur des images réelles, nous avons proposé notre prototype logiciel à des dermatologues et échographistes pour les aider à collecter des informations 3D sur un certain nombre de pathologies et d'organes.

Les tests effectués ont démontré la capacité du logiciel à isoler différents types de pathologies en fonction des choix de configuration effectués par l'utilisateur. De nombreuses démonstrations nous ont été demandées et certains médecins, et industriels, semblent intéressés et satisfaits par les résultats obtenus. Dans la suite, nous présentons des segmentations sur trois images échographiques différentes : l'image 4.5 contient un naevus, l'image 4.11 un histiocytofibrome et l'image 4.17 un tendon. D'autres exemples de segmentations sur ce type d'images sont présentées en annexe B. Sur les images 4.5 et 4.11, nous avons généré des segmentations à partir des 3 algorithmes utilisés dans le chapitre précédent avec notre méthode HUF, la méthode des motifs binaires LBP 3D et les matrices de cooccurrence d'Haralick GLCM 3D. Pour chaque méthode, nous présentons les images segmentées (figures 4.6, 4.8, 4.10, 4.12, 4.14 et 4.16) ainsi qu'une représentation sous forme de maillages des pathologies extraites lorsque la segmentation permet de les isoler (4.7, 4.9, 4.13 et 4.15). Concernant la méthode LBP 3D, les résultats de segmentation sont générés à partir

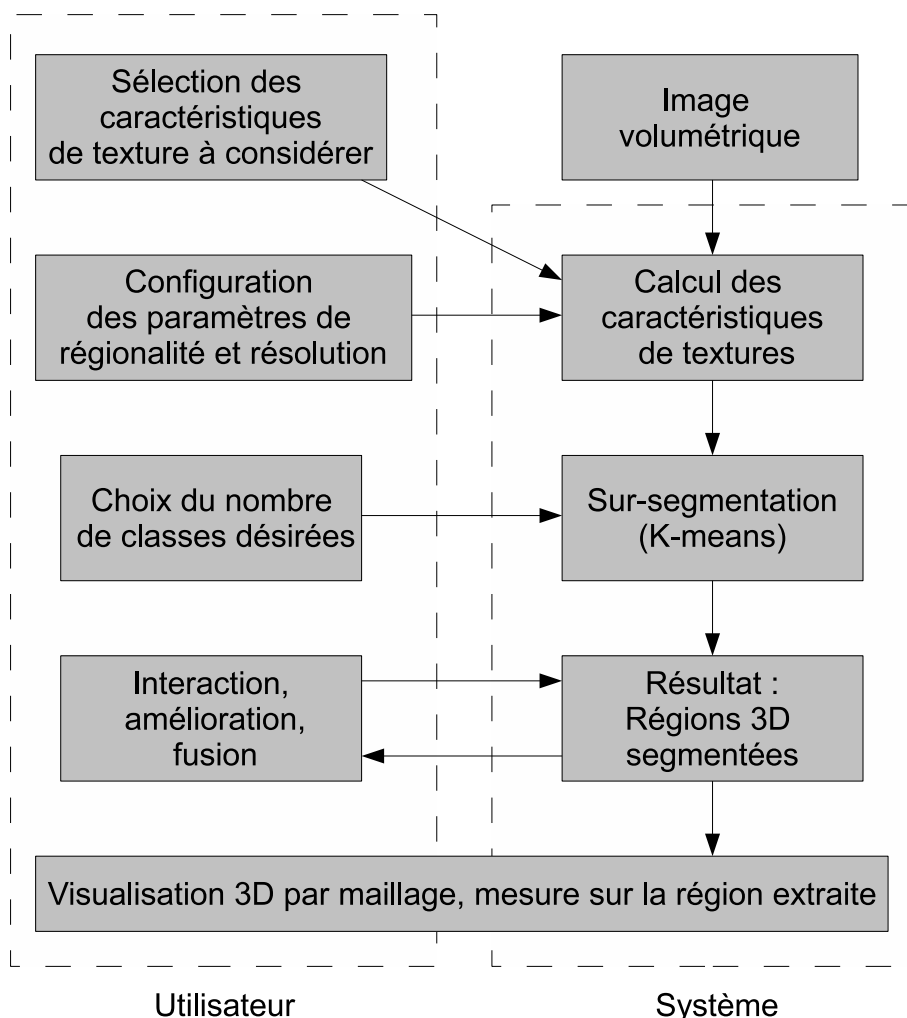


FIG. 4.2 – Schéma représentatif de l'utilisation de notre logiciel

de l'opérateur $LBP_{26,1}^{riu2}$. Les matrices de cooccurrence d'Haralick sont utilisées en considérant le paramètre de quantification $q = 8$ et la distance entre deux voxels $d = 1$. Enfin, les résultats présentés pour la méthode HUF sont obtenus à partir de l'ondelette Daubechie (db2) et pour un seul niveau de décomposition. Sur l'image 4.17, les résultats de segmentation présentés sont obtenus à partir de la méthode HUF et ceci pour différents niveaux de décomposition. Pour l'ensemble de ces méthodes, nous avons choisi d'utiliser un paramètre de régionalité $N = 7$ qui permet d'obtenir de bons résultats sur ce type d'images.

Afin d'effectuer la segmentation présentée à la figure 4.6 de l'image 4.5, les spécialistes en ultrasons ont choisi d'utiliser l'ensemble des caractéristiques de la méthode HUF excepté la directionnalité, puisqu'aucune zone de l'image ne présente de caractère anisotrope. D'après ces spécialistes, cette segmentation se révèle être de très bonne qualité puisqu'elle permet d'isoler l'ensemble du nævus (Figure 4.7). En comparaison, les matrices de cooccurrence d'Haralick ne permettent pas de l'isoler de façon aussi précise. D'après les spécialistes,

4.3. NOTRE PROPOSITION

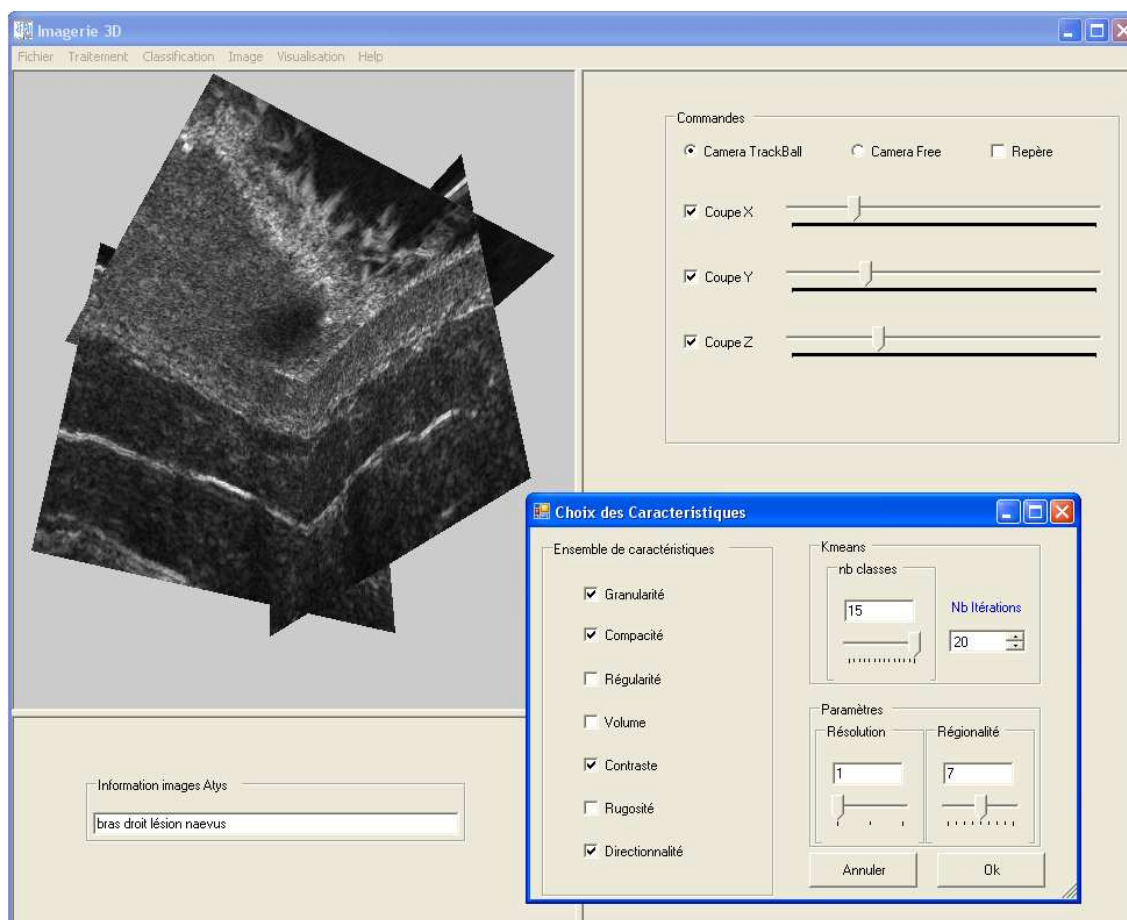


FIG. 4.3 – Interfaces du prototype logiciel mis en place pour la segmentation d'images échographiques 3D.

le nævus, que nous représentons par un maillage à la figure 4.9, n'est pas complet. Si nous regardons la segmentation présentée à la figure 4.10, nous pouvons remarquer que le nævus n'est pas identifié par la méthode LBP 3D. Les changements d'intensité constituent ici une information essentielle. Or, les méthodes LBP ont la propriété d'être invariantes à ce type de variation. De ce fait, les résultats obtenus avec la méthode LBP 3D sont peu satisfaisants. Si nous regardons la segmentation présentée figure 4.16 construite à partir de l'image ultrasonore 3D présentée figure 4.11, la méthode LBP 3D ne permet toujours pas la détection de l'histiocytofibrome. La méthode HUF est utilisée de la même manière que précédemment mais n'utilise pas la caractéristique de directionnalité. En effet, l'image 4.11 est du même type que l'image 4.5 et ne contient aucune direction privilégiée. Notre méthode permet d'obtenir une bonne segmentation (figures 4.12, 4.13) qui d'après les spécialistes en ultrasons se révèle de meilleure qualité par rapport à celle obtenue à partir des caractéristiques d'Haralick (figures 4.14, 4.15).

La figure 4.17(a) représente l'image ultrasonore 3D d'un tendon. A partir de la méthode HUF, nous présentons plusieurs images résultats : la figure 4.17(b) générée à partir de l'en-

4.4. CONCLUSION

semble des caractéristiques excepté la directionnalité, les figures 4.17(d), 4.17(e), 4.17(f) obtenues avec l'ensemble des caractéristiques. Un seul niveau de décomposition est considéré pour obtenir la segmentation 4.17(d), deux niveaux de décomposition pour la segmentation 4.17(e) et trois niveaux de décomposition pour la segmentation 4.17(f). Comme nous pouvons le voir sur les figures 4.17(b) et 4.17(c), il est impossible d'isoler le tendon sans l'attribut de directionnalité. En effet, nous avons vu à la table 4.1 que la propriété principale d'un tendon est sa forte anisotropie. En rajoutant la caractéristique de direction, et en utilisant une seule résolution, nous obtenons la segmentation figure 4.17(e) à partir de laquelle il devient possible d'isoler le tendon (4.17(g)). En augmentant le nombre de résolutions, les segmentations obtenues deviennent de meilleures qualités : avec deux résolutions le tendon est segmenté de façon plus uniforme (figure 4.17(h)) et avec trois résolutions nous obtenons une segmentation plus propre où seul le tendon est isolé (figure 4.17(i)). Pour les images 4.5 et 4.11, il n'est pas nécessaire d'utiliser plusieurs niveaux de décomposition car pour une unique résolution, les segmentations obtenues sont de très bonne qualité. L'apport de plusieurs résolutions n'est alors pas significatif.

Nous en concluons que notre approche permet de segmenter efficacement des régions d'intérêts intéressantes pour les dermatologues telles que les tumeurs ou bien les tendons. D'autres expériences ont démontré que notre méthode permet également d'isoler très facilement les différentes couches de la peau (Figure 4.4). Il est alors possible d'effectuer des mesures d'épaisseur ou de rugosité sur le derme ou l'hypoderme. Ces informations intéressent les industriels en cosmétique qui peuvent ainsi évaluer qualitativement et objectivement les effets d'un produit sur la peau.

4.4 Conclusion

D'un point de vue applicatif, notre méthode offre une interaction supérieure entre le praticien et la machine par rapport à toute autre méthode de la littérature. Nous avons proposé à des spécialistes en échographie d'utiliser et de réaliser des segmentations avec notre logiciel. Notre effort pour proposer des caractéristiques compréhensibles par un être humain rend plus facile l'utilisation de notre méthode mais également la sélection des caractéristiques importantes pour discriminer l'objet recherché du reste de l'image. Nous pouvons prendre comme exemple l'image du tendon, pour laquelle, la caractéristique de directionnalité est, à chaque fois, sélectionnée par l'opérateur. De plus, après discussion avec les médecins et échographistes, l'utilisation de caractéristiques compréhensibles présente un intérêt supplémentaire. La mesure des caractéristiques et l'analyse de leur évolution au cours du temps dans certaines zones précises de l'image échographique peut aider le médecin à déterminer le type de pathologie ou à suivre son évolution.

Actuellement, la sélection de nos caractéristiques se fait de façon binaire : si l'attribut est sélectionné alors celui-ci est utilisé, sinon il ne l'est pas. Il serait intéressant de pouvoir moduler la sélection en proposant un potentiel de participation, choisi par l'utilisateur, et ceci pour chaque attribut de textures.

Dans ce chapitre, nous avons présenté plusieurs segmentations sur des images ultrasonores 3D de la peau. La segmentation de ce type d'images permet notamment d'aider les médecins dans la mise en place d'un diagnostic afin d'établir une stratégie thérapeutique. Les entreprises en cosmétique sont également très intéressées puisque l'analyse des différentes

4.4. CONCLUSION

couches de la peau leur permettrait de valider l'efficacité de certains produits.

Afin de donner une évaluation de nos descripteurs HUF, nous avons demandé à des spécialistes en ultrasons de générer des segmentations à partir de différentes méthodes d'analyse de textures (HUF, LBP 3D, GLCM 3D) et de comparer les images segmentées et les maillages obtenus. Notre méthode HUF permet d'obtenir de très bonnes segmentations qui se révèlent être de meilleure qualité en comparaison avec les algorithmes LBP 3D et GLCM 3D. Actuellement, les résultats sont uniquement évalués de façon qualitative par les praticiens. Produire une vérité terrain pour une image échographique 2D n'est pas très contraignant, mais sur des images 3D, cela devient plus complexe. En effet, il serait nécessaire de produire une vérité terrain pour chacune des coupes 2D de l'image ultrasonore 3D. Avec cet ensemble de vérités terrain 2D, il serait alors possible de générer une version 3D en rassemblant les coupes. Mais cette construction de chaque vérité terrain 2D serait extrêmement coûteuse en temps et les variabilités inter-opérateurs sont parfois importantes, ce qui rend ce type d'approche inutilisable pour l'instant. Cependant, il serait intéressant de discuter avec des spécialistes afin d'identifier et de proposer des métriques pour une évaluation non-supervisée. Il serait alors possible d'obtenir une évaluation quantitative et objective sur des images réelles.

Ces expérimentations avec les praticiens nous ont également permis de voir les points (encore nombreux) qui restent à améliorer dans le système proposé : outre le choix des caractéristiques (assez facile), le choix et le réglage des autres paramètres sont plus difficiles (régionalité, nombre de résolutions) et se fait souvent par tâtonnements successifs ou avec une aide de notre part. Les temps de calcul sur les images échographiques traitées (300^3 voxels) sont encore longs et recommencer plusieurs fois une segmentation devient vite fastidieux. C'est pourquoi nous avons parfois généré les segmentations en offline et ajouté une fonctionnalité au logiciel pour permettre le rechargement direct de résultats pré-calculés. L'utilisation de notre logiciel devient alors beaucoup plus simple et conviviale. L'annexe B présente un autre ensemble de résultats produits à partir d'images échographiques 3D, montrant les capacités du logiciel qui intéresse actuellement différents acteurs du secteur de la santé et de la cosmétique (dermatologues, constructeurs de sondes, laboratoires en cosmétique, etc.).

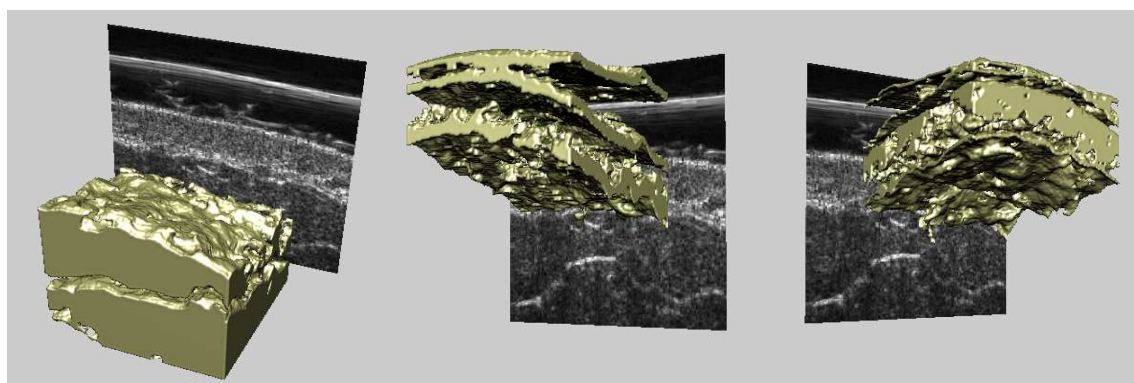


FIG. 4.4 – Visualisation des différentes couches de la peau obtenues à partir d'une image segmentée.

4.4. CONCLUSION

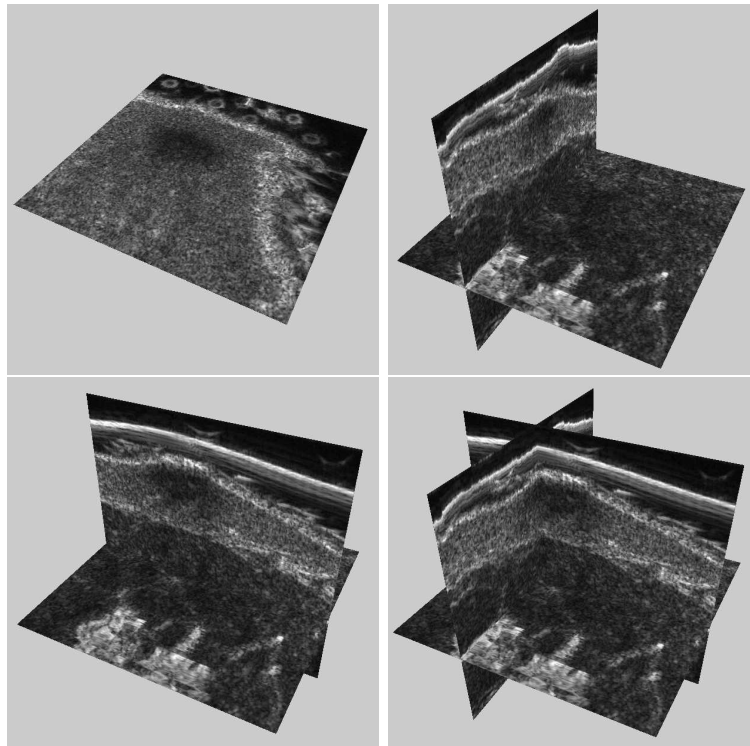


FIG. 4.5 – Image ultrasonore 3D de la peau contenant un nævus.

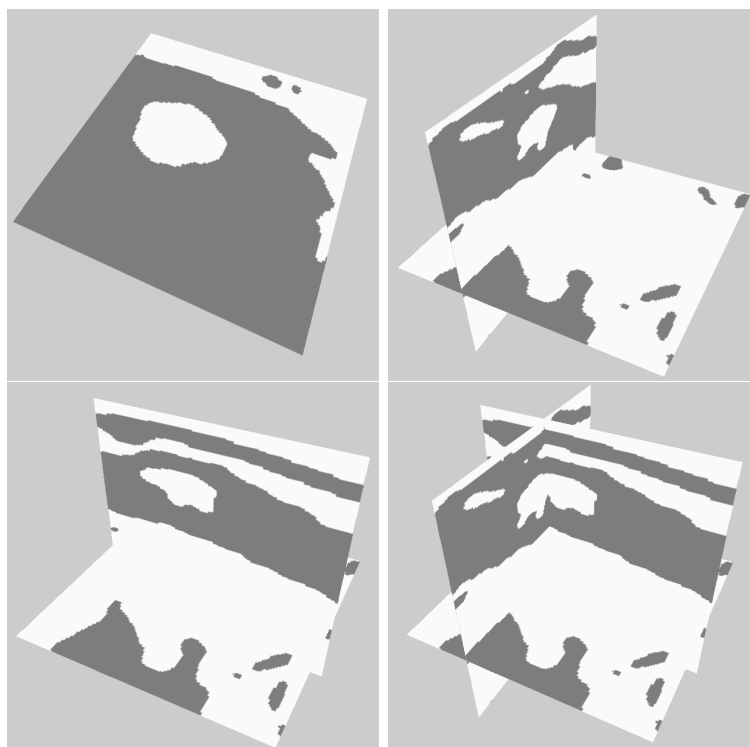


FIG. 4.6 – Segmentation de l'image figure 4.5 obtenue avec la méthode HUF

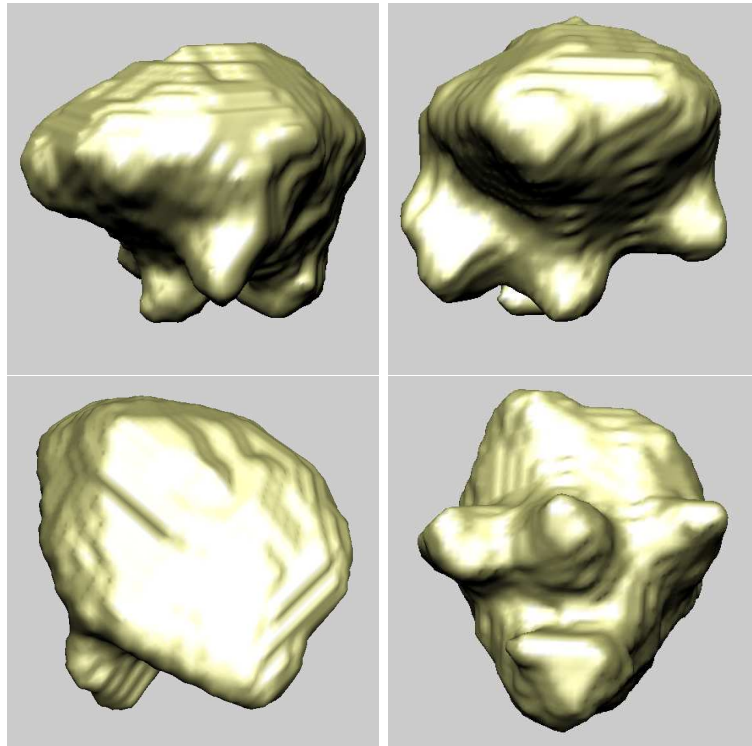


FIG. 4.7 – Maillage construit à partir de l'image segmentée figure 4.6 (méthode HUF).

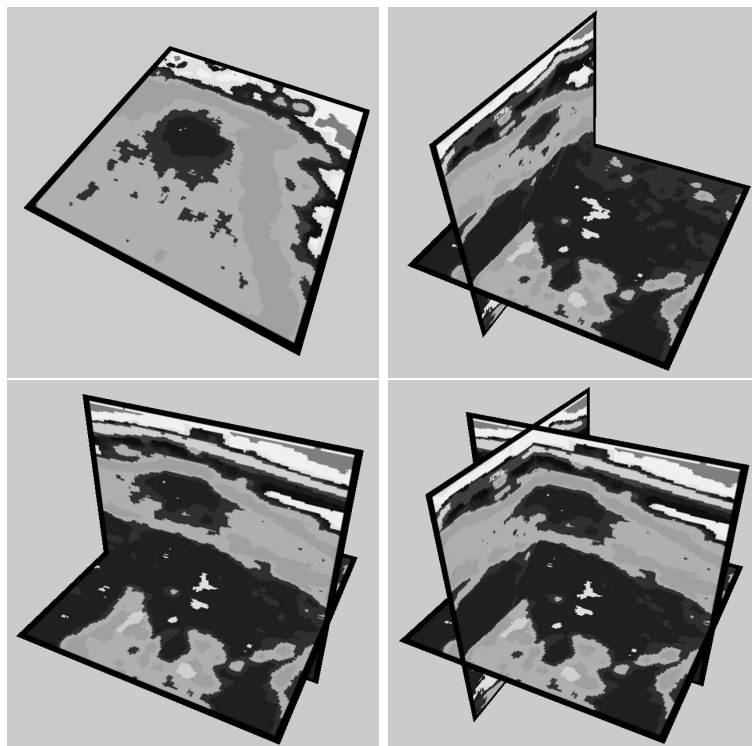


FIG. 4.8 – Segmentation de l'image figure 4.5 obtenue avec la méthode GLCM 3D.

4.4. CONCLUSION

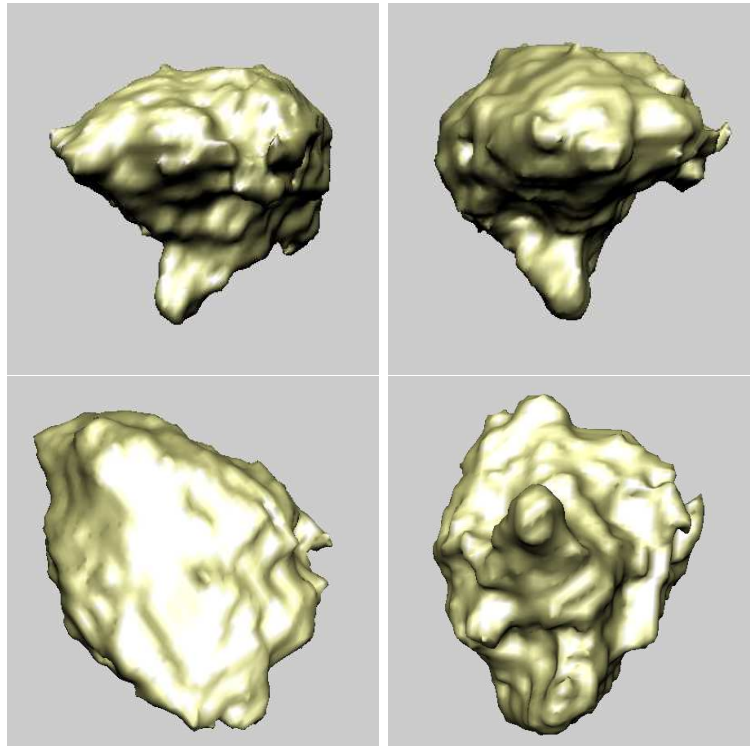


FIG. 4.9 – Maillage construit à partir de l'image segmentée figure 4.8 (GLCM 3D).

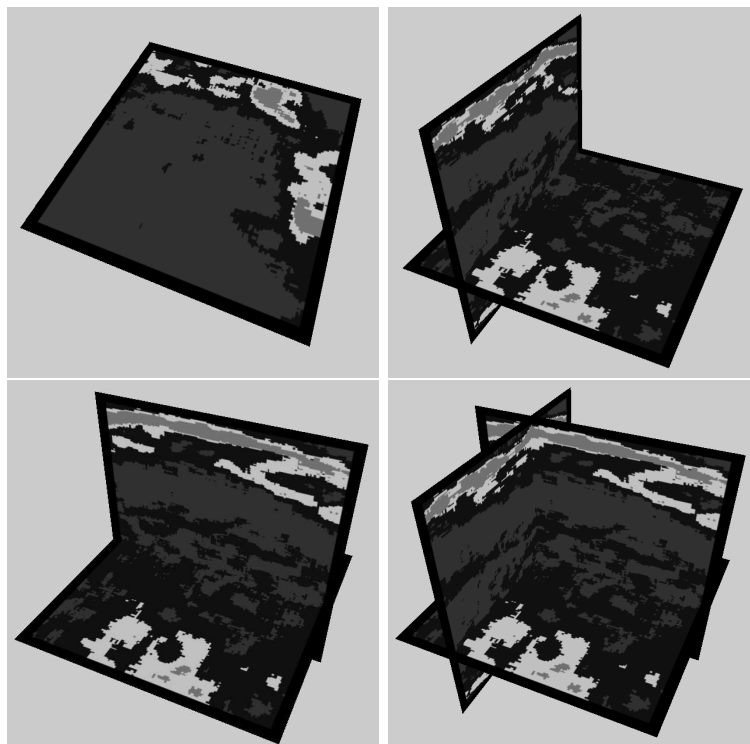


FIG. 4.10 – Segmentation de l'image figure 4.5 obtenue avec la méthode LBP 3D.

4.4. CONCLUSION

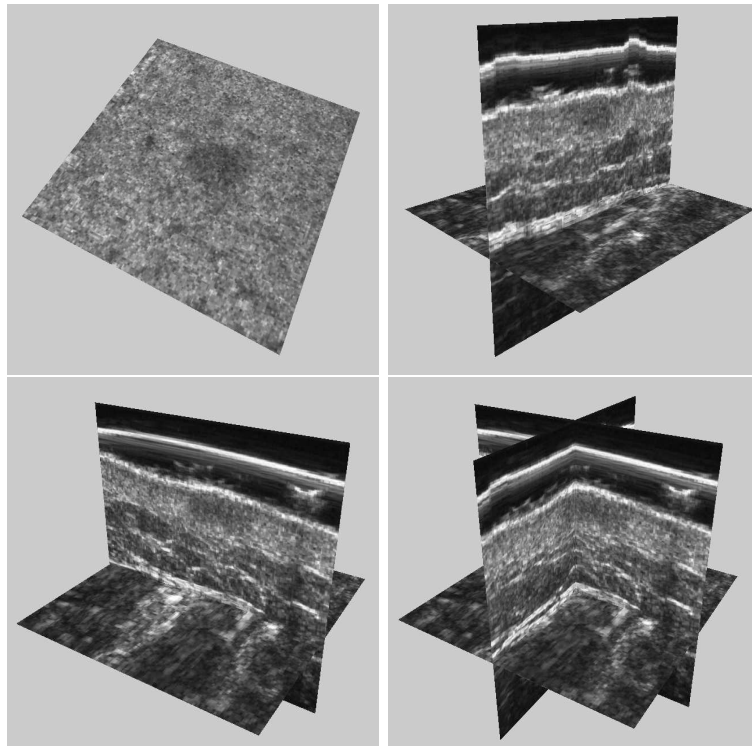


FIG. 4.11 – Image ultrasonore 3D de la peau contenant un histiocytome

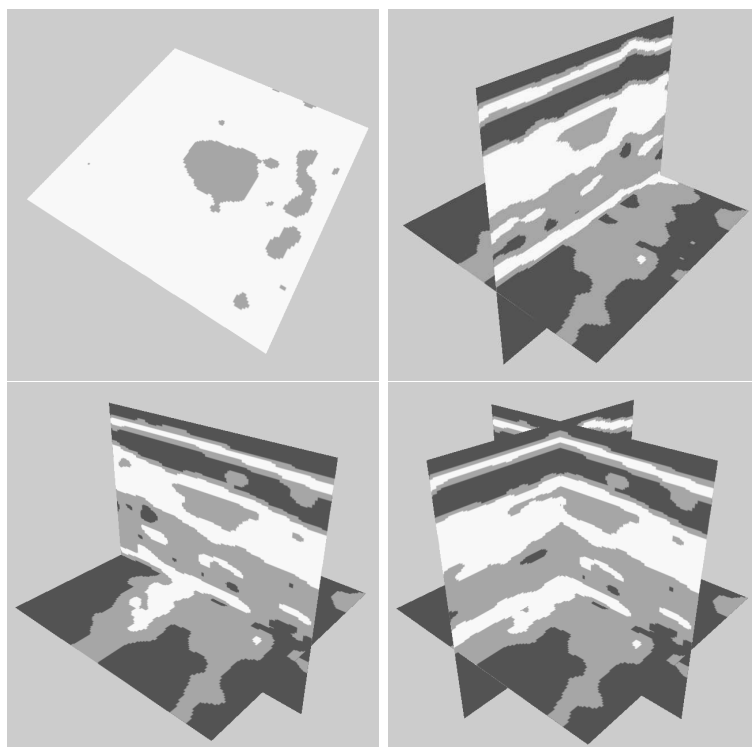


FIG. 4.12 – Segmentation de l'image figure 4.11 obtenue avec la méthode HUF.

4.4. CONCLUSION

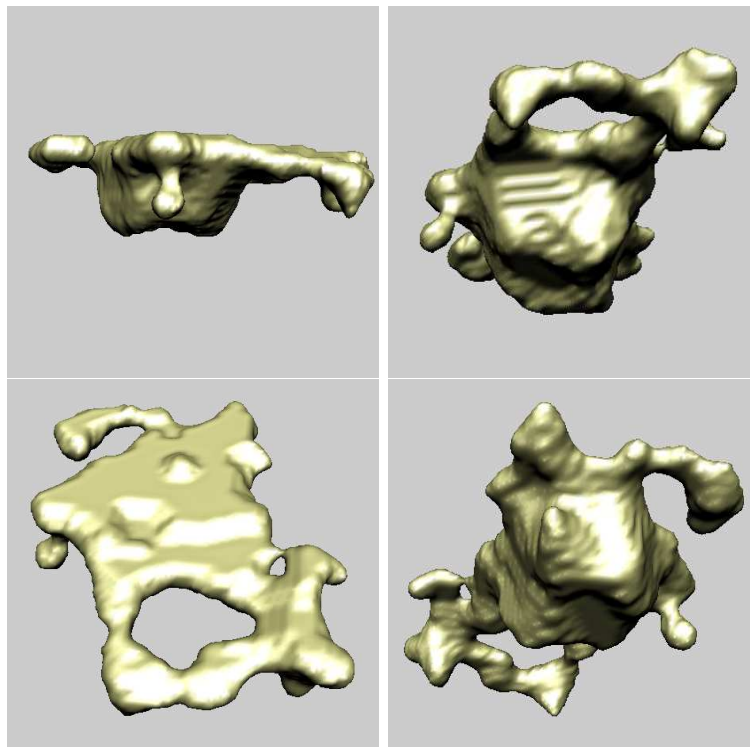


FIG. 4.13 – Maillage construit à partir de l'image segmentée figure 4.12 (méthode HUF).

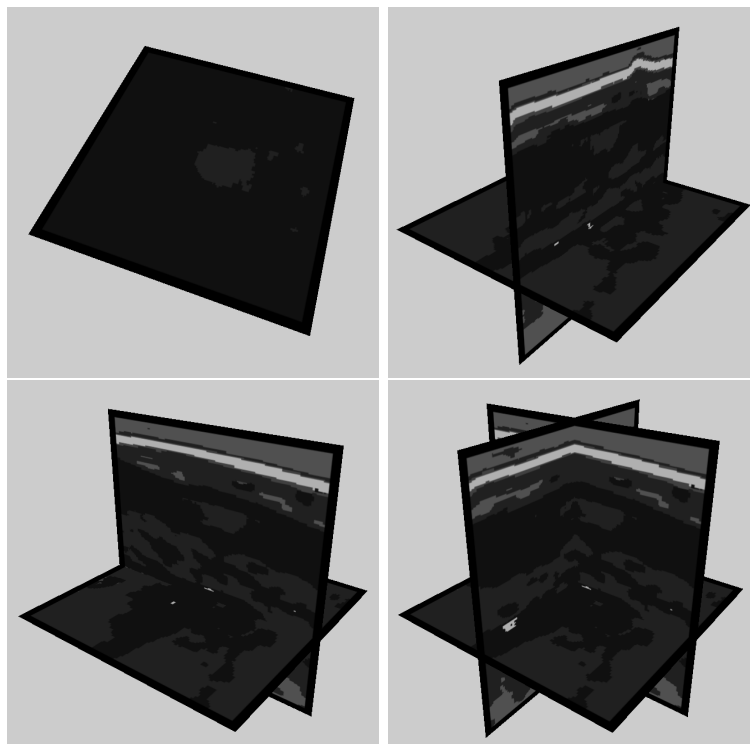


FIG. 4.14 – Segmentation de l'image figure 4.11 obtenue avec la méthode GLCM 3D.

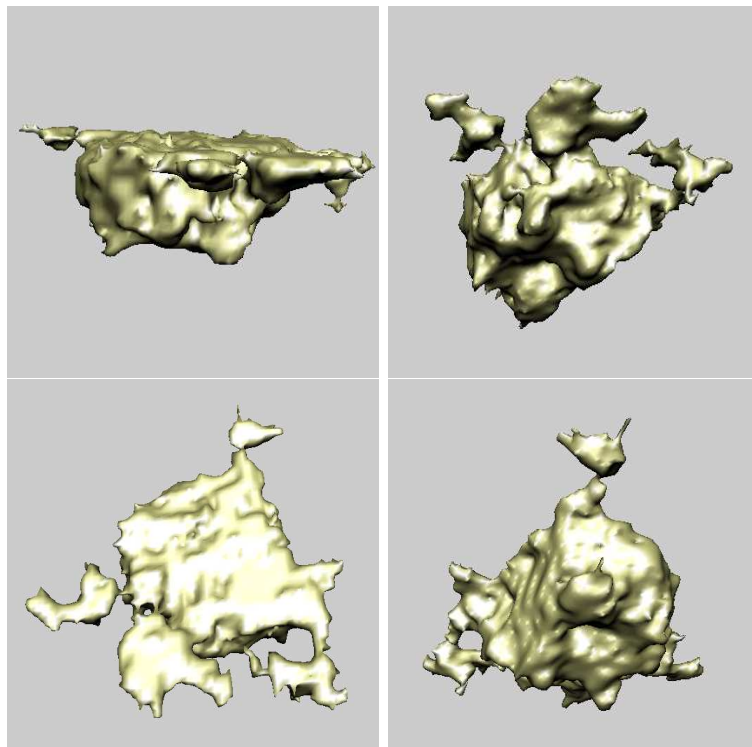


FIG. 4.15 – Maillage construit à partir de l'image segmentée figure 4.14 (GLCM 3D).

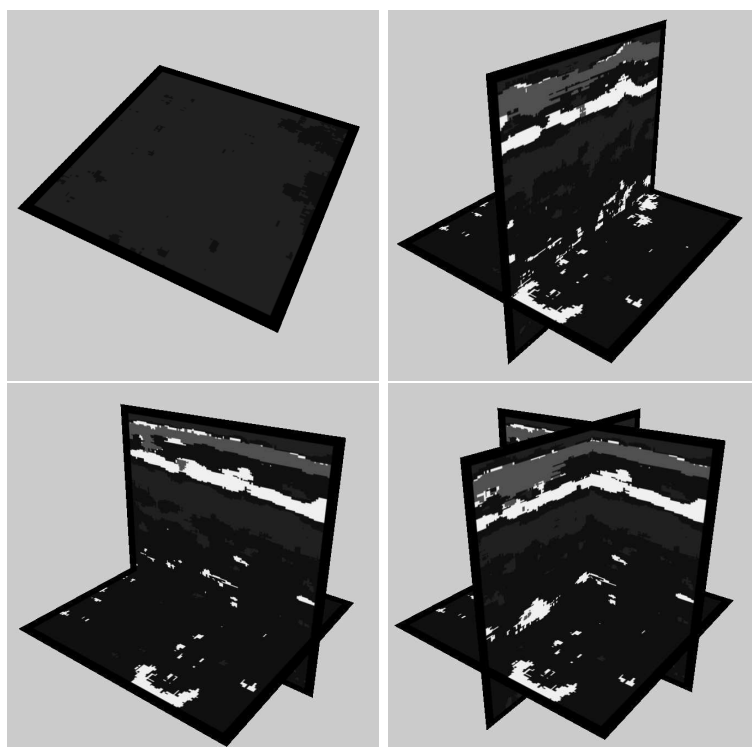


FIG. 4.16 – Segmentation de l'image figure 4.11 obtenue avec la méthode LBP 3D.

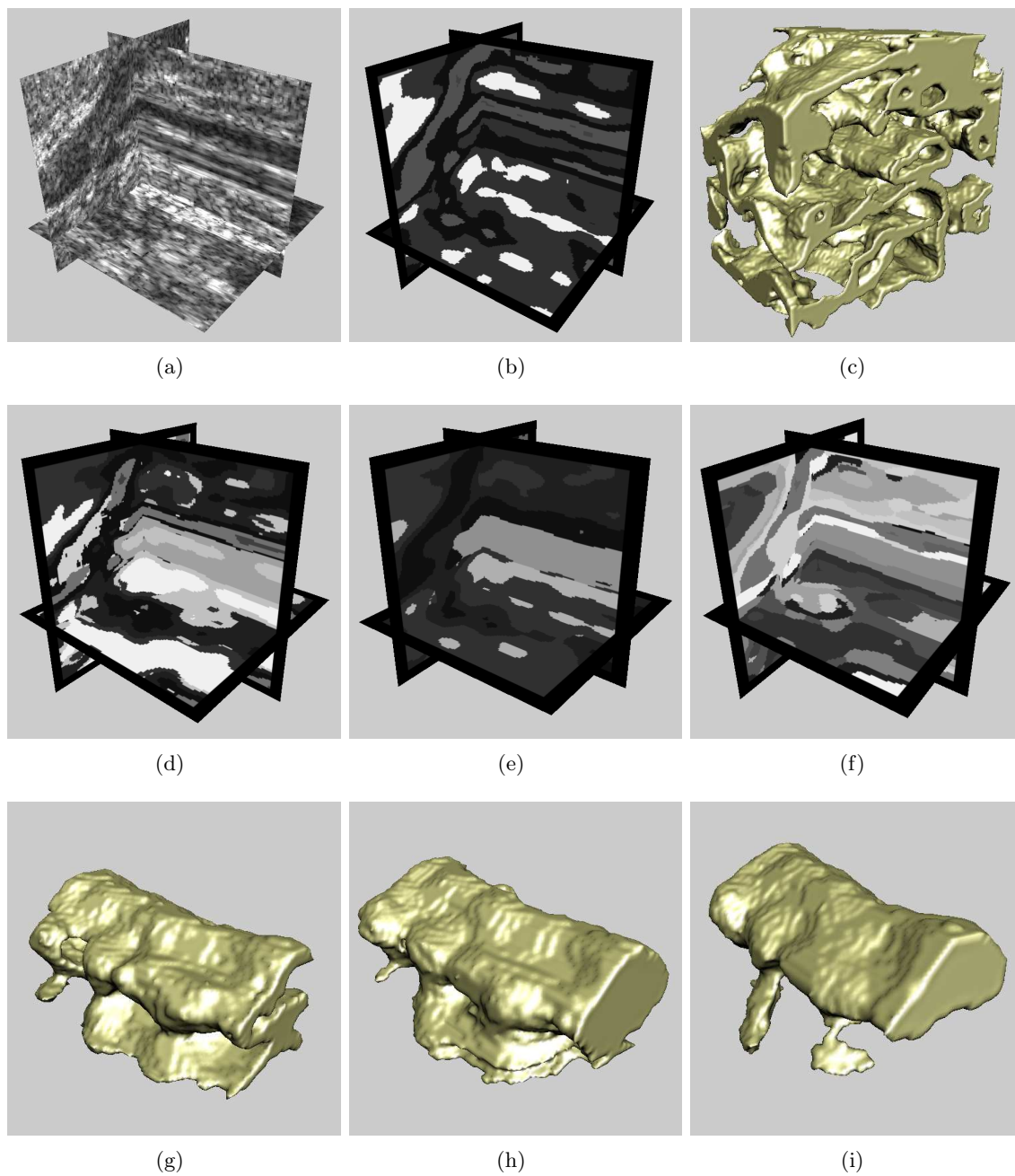


FIG. 4.17 – Ensemble de segmentations d’une image échographique 3D avec la méthode HUF (localisation de tendons).

4.4. CONCLUSION

Conclusion

Dans ce mémoire de thèse, nous nous sommes intéressés à l'extraction de caractéristiques pour analyser les images texturées 3D, également connues sous le nom de textures solides ou textures volumétriques. Ainsi, nous avons proposé un ensemble de caractéristiques qualificatives, facilement compréhensibles par les êtres humains : la granularité, le contraste, le volume, la compacité, la régularité, la directionnalité et la rugosité. Pour établir cette liste de descripteurs de textures, nous nous sommes attaché à choisir des termes simples, génériques, complémentaires et fréquemment utilisés par l'homme pour décrire des textures volumétriques. Ces adjectifs permettent d'obtenir une certaine richesse dans la description des textures mais également de les caractériser de façon robuste.

Les méthodes de construction de ces dernières tirent partie de l'ensemble des travaux antérieurs effectués dans le domaine et dont nous avons discuté tout au long du chapitre état de l'art. Ainsi, les modes de calcul des descripteurs proposés combinent les méthodes fréquentielles d'analyse multirésolution avec la décomposition en ondelette discrète, mais également des méthodes géométriques et statistiques utilisant notamment la notion de composantes connexes 3D multi-niveaux. Une attention particulière a été portée sur le paramétrage des méthodes d'extraction des caractéristiques afin que celles-ci soient aisément exploitables. Un utilisateur, même non expert en vision par ordinateur, doit être capable d'adapter le système d'analyse pour traiter des objectifs différents. Actuellement, chacun des descripteurs proposés peut facilement être inhibé. Les paramètres de régionalité et de précision d'analyse (nombre de résolutions) doivent également être choisis. Le réglage de ces deux dernières valeurs est moins intuitif, il serait donc pertinent d'étudier comment apporter une aide à l'utilisateur pour ce choix. Ce mode de fonctionnement apporte une certaine souplesse qui garantit une généralité. Cette particularité différencie notre proposition des précédentes qui se limitent bien souvent au traitement d'une problématique bien spécifique. Nous avons également mené des expérimentations psychologiques afin de prouver la forte correspondance entre les caractérisations obtenues automatiquement et l'appréciation humaine des textures. Un autre point intéressant dans l'approche proposée concerne la possibilité offerte aux utilisateurs de produire automatiquement une caractérisation quantitative précise d'une région sélectionnée à l'intérieur d'une texture volumétrique et de suivre son évolution au cours du temps.

Afin de valider notre méthode de caractérisation de textures HUF (*Human understandable features*), nous avons réalisé des tests expérimentaux en classification et en segmentation sur des images de synthèse pour lesquelles nous disposons de vérités terrain. Faute de bases existantes, nous avons construit une base de textures volumétriques, aujourd'hui

disponible sur le web en libre accès. Nous avons alors pu établir une comparaison avec des méthodes d'analyse de textures standards reconnues comme performantes : les matrices de cooccurrence des niveaux de gris d'Haralick (GLCM 3D), qui constituent une référence en analyse des textures, et la méthode des motifs binaires (LBP) qui permet d'obtenir des taux de reconnaissance élevés en 2D et que nous avons étendu à la 3D. Cette extension correspond par ailleurs à une autre de nos contributions. Il nous a alors été possible de situer notre méthode d'un point de vue quantitatif par rapport à d'autres travaux de la littérature.

Que ce soit en classification ou en segmentation, la méthode HUF offre de très bonnes performances qui prouvent la robustesse et la fiabilité de notre approche. Durant les tests de classification établis, notre méthode obtient les meilleurs taux de reconnaissance sur la base de test la plus complexe (introduction de variations dans les textures solides à reconnaître). Ce résultat prouve la généralité de notre approche ainsi que sa robustesse puisque ces conditions se rapprochent finalement beaucoup d'un cadre applicatif réel.

Sur l'ensemble des segmentations générées à partir de textures relativement simples, la méthode LBP 3D obtient de très bons résultats qui restent proches de ceux obtenus avec la méthode HUF. En revanche, sur certaines textures plus complexes, la méthode LBP 3D est surpassée par la méthode HUF. En effet, la méthode HUF fournit de bons résultats sur l'ensemble des textures volumétriques, même dans le cas de textures très complexes où les résultats de segmentation sont très bons en comparaison aux méthodes GLCM 3D et LBP 3D. Pour chacune des méthodes d'analyse, nous avons testé plusieurs cas de régionalité. Ce paramètre est une contrainte non-négligeable dans bon nombre de méthodes d'analyse d'images. Il doit être réglé de façon à avoir une vision suffisante des motifs composant une texture avec un voisinage large pour permettre la segmentation de macro-textures et plus restreint pour la segmentation de micro-textures. Enfin, il faut noter l'importance de la multirésolution, qui, dans certains cas, améliore considérablement les résultats.

Nos objectifs initiaux nous ont amené à construire un système dédié à la segmentation d'images ultrasonores 3D. A cette fin, nous avons utilisé nos descripteurs pour caractériser le contenu d'images échographiques de la peau. Une fois les descripteurs sélectionnés par l'utilisateur, les calculs sont effectués puis un algorithme de clustering (K-means) produit une première sur-segmentation de l'image. Celle-ci peut ensuite être retravaillée par l'utilisateur (fusion de régions voisines) afin de présenter une visualisation sous forme de maillage 3D de la (des) région(s) d'intérêt recherchée(s).

Pour chacune des méthodes d'analyse testée (HUF, GLCM 3D, LBP 3D), des spécialistes en ultrasons ont segmenté plusieurs images ultrasonores grâce au logiciel développé durant nos travaux. Ils ont pu comparer, de façon qualitative, les segmentations ainsi générées. Leur conclusion est que notre méthode HUF permet d'obtenir de très bonnes segmentations qui se révèlent être de meilleure qualité en comparaison des autres méthodes LBP 3D et GLCM 3D. De plus, notre méthode offre de meilleures possibilités d'interaction entre le praticien et la machine par rapport aux autres méthodes testées. En effet, la sélection des caractéristiques pertinentes pour isoler les zones d'intérêt recherchées du reste de l'image se révèle beaucoup plus simple avec la méthode HUF qu'avec la méthode GLCM 3D. L'étape de sélection n'est pas considérée avec l'algorithme LBP 3D puisque celui-ci caractérise une texture à partir de l'occurrence des motifs extraits. Enfin, nous avons mis en avant l'intérêt

CONCLUSION

de la multirésolution, qui, dans certaines problématiques complexes, comme l'extraction d'un tendon, permet d'améliorer de façon significative les résultats.

D'un point de vue applicatif, nous avons souligné dans ce manuscrit quelques aspects pouvant être améliorés. Même si le choix des caractéristiques de textures de notre méthode est assez simple, le réglage de paramètres comme la régionalité et le nombre de résolutions sont plus complexes à effectuer. Le choix du nombre de résolutions pourrait se faire en fonction de la complexité des images à traiter et en fonction de leur taille. Ces critères restent cependant très subjectifs et ne permettraient pas de mettre en place un système totalement automatique. Le problème du paramètre de régionalité reste encore ouvert dans le domaine du traitement d'image. Certains auteurs ont proposé des méthodes pour déterminer automatiquement un voisinage optimal mais celles-ci restent dédiées à un type d'image particulier [Jan et Hsueh, 1998].

Une autre perspective concerne l'ajout d'un module supplémentaire au système de segmentation afin de pouvoir exploiter des connaissances *a priori* (atlas, informations topologiques, morphologiques, etc.). Une piste serait de construire un graphe d'adjacence de région 3D après la phase de sur-segmentation. Il serait ensuite comparé aux connaissances *a priori* pour produire une nouvelle segmentation plus conforme au contenu supposé de l'image. Une interaction utilisateur forte à ce niveau est également envisageable.

Une amélioration devra être également apportée sur les temps de calcul qui restent pour l'instant perturbants pour l'utilisateur. Nous avons déjà indiqué qu'une piste était de produire les calculs de caractéristiques en temps caché (offline) pour l'utilisateur (pendant l'exploration d'autres zones par exemple). Cet aspect se rapproche des considérations liées à l'interface Homme-Machine du logiciel et à l'ergonomie. De longues heures d'échange et de collaboration avec les divers acteurs intéressés par notre prototype seront encore nécessaires avant la production d'un système en adéquation complète avec leurs besoins.

Concernant l'évaluation de la qualité des segmentations obtenues à partir d'images ultrasonores 3D, il est possible d'envisager un certain nombre de perspectives. Actuellement, les résultats sont uniquement évalués de façon qualitative par les praticiens à travers des comparaisons visuelles de segmentations obtenues avec différentes méthodes. Dans ce manuscrit, nous avons déjà souligné les difficultés de générer une vérité terrain 3D avec des temps de construction considérables et des problèmes de précision non-négligeables. Il serait donc intéressant de discuter avec des dermatologues et spécialistes en ultrasons afin d'identifier et de proposer des métriques pour une évaluation non-supervisée.

A travers de nombreuses expérimentations, nous avons prouvé les intérêts ainsi que les performances de notre système. Bien que très satisfaisants, les résultats produits restent encore loin de ceux obtenus par le système visuel humain. L'exploration de pistes visant à obtenir des caractéristiques plus fiables, avec un niveau de précision plus proche de l'œil humain reste donc envisageable.