

Caractérisation visuelle de textures volumétriques

2.1 Proposition de caractéristiques de textures compréhensibles par un être humain

Dans le chapitre 1, nous avons constaté que la plupart des méthodes d'analyse de textures se focalisent sur les images 2D et qu'elles ne permettent pas d'identifier toutes les classes de textures possibles. De plus, elles sont la plupart du temps difficilement appréhendables par l'être humain et donc difficilement utilisables dans la pratique. En conclusion, nous avons noté l'intérêt de combiner plusieurs méthodes de caractérisation de textures en s'inspirant du système visuel humain. C'est la raison pour laquelle nous nous focalisons, dans cette thèse, sur la proposition de caractéristiques de textures, adaptées aux images 3D, construites avec l'aide de méthodes réputées comme performantes, et correspondant à des adjectifs fréquemment utilisés par les humains pour décrire des textures. L'objectif secondaire est ensuite de faire en sorte que l'ensemble des descripteurs proposés soit suffisamment complet afin d'obtenir un système facilement adaptable pour pouvoir traiter différents types de textures sans introduire trop de redondances et de complexités. Pour répondre à toutes ces exigences, nous avons choisi, à l'aide de travaux antérieurs décrits dans le chapitre précédent [Tamura *et al.*, 1978, Amadasun et King, 1989], d'exploiter les caractéristiques suivantes : la rugosité, la granularité, le contraste, la directionnalité, la régularité, mais également des informations de formes comprenant la compacité et le volume des motifs. Certaines de ces caractéristiques se calculent à partir d'informations globales sur la répartition spatiale des niveaux de gris (rugosité), alors que d'autres demandent une analyse locale des éléments de base (motifs) d'une texture (granularité, information de forme). Toutes correspondent à des adjectifs communément utilisés par les êtres humains pour décrire des textures, ce qui facilitera leur manipulation et interprétation, lors de la mise en place et configuration d'applications réelles. Encore faut-il qu'il n'y ait pas d'ambiguïté sur la définition associée à chacun de ces attributs. Voici donc les définitions que nous avons retenues :

Definition 2.1.1. *La rugosité* : Une texture rugueuse est une surface ou un volume qui

2.1. PROPOSITION DE CARACTÉRISTIQUES DE TEXTURES COMPRÉHENSIBLES PAR UN ÊTRE HUMAIN

présente des aspérités (surface inégale, raboteuse au toucher). D'un point de vue psycho-visuel, une texture rugueuse présente des changements d'intensités rapides ainsi que des irrégularités. La notion de rugosité s'oppose à la notion d'homogénéité qui est caractéristique de plages uniformes.

Dans la littérature, un certain nombre de méthodes permettant de calculer la rugosité ont été proposées. Dans la partie état de l'art, nous en avons détaillé un certain nombre avec notamment la dimension fractale [Medioni et Yasumoto, 1984], la transformée de Fourier [Tsai et Tseng, 1999], mais aussi des méthodes de type statistique [Luk et Huynh, 1987, Tamura *et al.*, 1978, Amadasun et King, 1989, Al-Kindi *et al.*, 1992, Zhongxiang *et al.*, 2008].

Definition 2.1.2. *Le contraste* : *Il peut être défini comme le rapport entre les parties les plus foncées et les parties les plus claires d'une image. Mesurer le contraste revient à évaluer la dispersion des niveaux de gris d'une image. Selon [Tamura et al., 1978], quatre facteurs influencent le contraste :*

- *La variation des niveaux de gris*
- *Le pourcentage des zones noires et des zones blanches*
- *L'acuité des frontières*
- *La période de répétition des motifs*

Cette caractéristique est souvent calculée en étudiant de façon statistique la répartition des intensités de niveau de gris [Haralick *et al.*, 1973, Unser, 1986, Tamura *et al.*, 1978, Amadasun et King, 1989, Guo *et al.*, 2009]

Definition 2.1.3. *La granularité* : *Qualité ou propriété de ce qui est granulaire. Une surface granulaire se compose de petits éléments. Par analogie, une texture granulaire est une texture composée de petits motifs. Celle-ci peut donc être associée à la mesure du nombre de motifs élémentaires composant une texture. La granularité donne des informations sur la finesse d'une texture.*

Parmi les méthodes qui en proposent une estimation, nous retrouvons la fonction d'autocorrélation [Gagalowicz, 1983], les méthodes fractales avec la caractéristique de lacunarité [Myint et Lam, 2005] ainsi que les méthodes basées sur l'étude de composantes connexes [Shoshany, 2008].

Definition 2.1.4. *La régularité* : *Elle permet de mesurer le caractère répétitif d'une texture. Par exemple une texture dite déterministe aura une forte régularité de par la répétition d'un même motif facilement identifiable.*

La régularité d'une texture peut être mesurée en étudiant la répartition et l'évolution de ses intensités mais aussi en étudiant la variation des motifs de base qui la composent. Un certain nombre de méthodes peuvent être utilisées avec la fonction d'autocorrélation [Lin *et al.*, 1997], les matrices de cooccurrence [Selkäinaho *et al.*, 1988], les matrices de cooccurrence binaires [Starovoitov *et al.*, 1998].

Definition 2.1.5. *La compacité* : *Cette mesure décrit la géométrie des motifs d'une texture permettant de déterminer s'ils ont une forme plutôt compacte ou une forme plutôt allongée.*

2.1. PROPOSITION DE CARACTÉRISTIQUES DE TEXTURES COMPRÉHENSIBLES PAR UN ÊTRE HUMAIN

Une étude géométrique des motifs d'une texture permet une bonne approximation de la compacité. Nous avons vu dans la partie état de l'art qu'un certain nombre d'auteurs proposent de la calculer à travers l'étude de composantes connexes [Mital *et al.*, 1994, Goyal *et al.*, 1994a, Goyal *et al.*, 1994b, Goyal *et al.*, 1995].

Definition 2.1.6. *Le volume* : *Ce descripteur mesure l'espace 2D ou 3D occupé par les motifs d'une texture solide.*

Tout comme la compacité, la caractérisation du volume des motifs se fait bien souvent à travers l'étude géométrique de motifs binaires [Mital *et al.*, 1994, Goyal *et al.*, 1994a, Goyal *et al.*, 1994b, Goyal *et al.*, 1995].

Definition 2.1.7. *La directionnalité* : *Cette information traduit la forte ou faible présence d'une direction privilégiée, produite par les motifs d'une texture.*

De nombreuses méthodes permettent de mesurer l'anisotropie d'une texture. Parmi elles, nous pouvons citer les statistiques d'ordre 2 [Haralick *et al.*, 1973, Chetverikov, 1995, Tamura *et al.*, 1978], la transformée de Radon [Radon, 1917, Guedon *et al.*, 1995], les études sur les gradients d'intensité [Coquerez et Phillip, 1995], la rose des directions [Coster et Chermand, 1989], la transformée en ondelette [Aydin *et al.*, 1996], la transformée de Hough [Duda et Hart, 1972].

A travers ces définitions, nous mettons en avant les propriétés que nous considérons comme fondamentales et que nous choisissons d'extraire pour caractériser une texture. Dans la figure 2.1, nous présentons des images présentant des valeurs extrêmes pour chacun des attributs de textures que nous proposons. Avant d'expliquer la manière de quantifier ces caractéristiques pour les images 3D, il semble opportun de discuter certains points, qui suite à cette proposition, peuvent poser question.

1. **Les descripteurs proposés sont-ils les plus pertinents ? Sont-ils suffisamment complémentaires et non redondants ?**

Pour établir cette liste de descripteurs de textures, nous nous sommes attaché à choisir des adjectifs qualificatifs utilisés fréquemment par l'homme pour décrire des textures. Ces adjectifs permettent d'avoir une certaine richesse de description des textures ainsi qu'une caractérisation générique. Certains auteurs ont déjà travaillé sur cette problématique [Tamura *et al.*, 1978, Amadasun et King, 1989] et leurs travaux ont conforté le choix de certaines de nos caractéristiques. En ce qui concerne la redondance et la complémentarité de nos descripteurs de textures, nous présentons dans la section 2.5.1, un ensemble de tests de corrélation.

2. **Dans la partie état de l'art, nous avons souligné l'importance de la façon d'observer une texture, qu'il s'agisse de l'échelle d'observation (résolution) ou de la région d'observation considérée (régionalisé).**

Les caractéristiques permettant de décrire une texture sont directement dépendantes de la résolution à laquelle la texture est observée. Ainsi, nous avons indiqué à plusieurs reprises l'importance d'utiliser une approche multirésolution lorsque l'on désire obtenir un système robuste et générique. L'approche que nous proposons respecte donc cette contrainte et intègre un schéma d'analyse multirésolution (Figure 2.2). Pour

2.1. PROPOSITION DE CARACTÉRISTIQUES DE TEXTURES COMPRÉHENSIBLES PAR UN ÊTRE HUMAIN

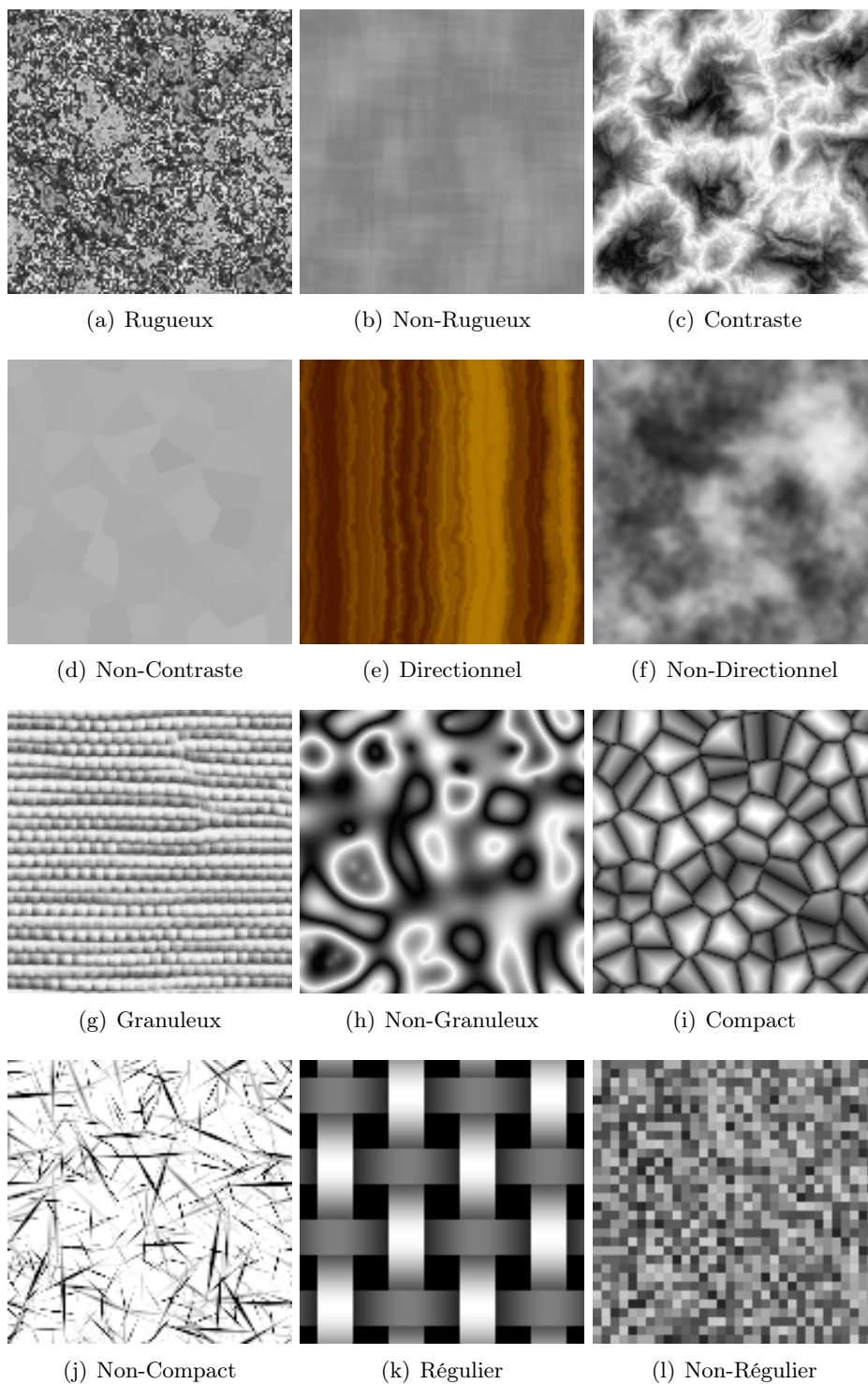


FIG. 2.1 – Représentation d'images extrêmes pour chacune des caractéristiques proposées.

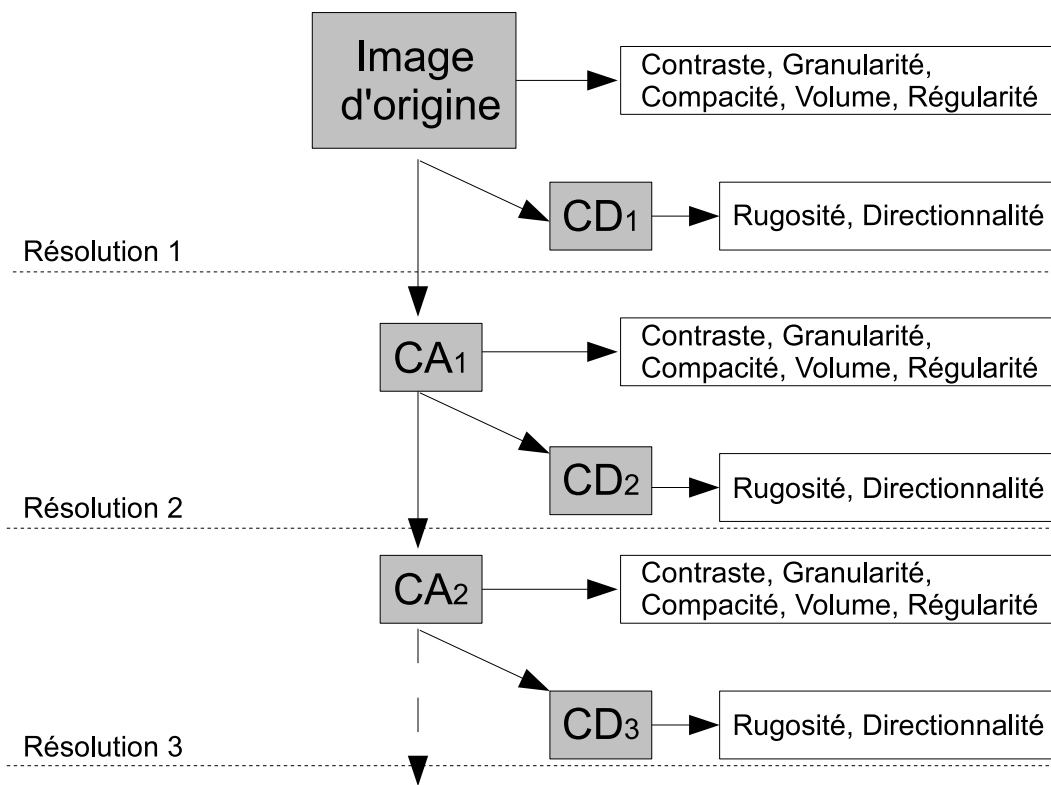
cela, nous utilisons une décomposition en ondelette discrète 3D similaire à celle proposée dans [Mallat, 1989]. Mallat propose un schéma de décomposition à partir de filtres : un filtre passe-haut permettant d'obtenir les coefficients de détails et un filtre passe-bas pour obtenir les coefficients d'approximation. Chacune des caractéristiques proposées sera calculée à plusieurs résolutions. A chaque niveau de décomposition, les valeurs obtenues peuvent être concaténées, ou combinées (linéairement) pour constituer le vecteur soumis au classificateur. Par ailleurs, la rugosité et la directionnalité sont calculées à partir des coefficients de détails alors que les autres caractéristiques proposées le sont à partir de l'image initiale et de ses approximations successives.

Comme dans la majorité des méthodes d'analyse d'images, nous définissons dans notre approche une régionalité autour d'un voxel à l'aide d'un cube de dimension N^3 . Nous avons constaté que certains auteurs avaient proposé des méthodes, applicables sur des textures structurées, pour déterminer automatiquement un voisinage optimal [Jan et Hsueh, 1998]. Dans notre système, ce paramètre n'est actuellement pas déterminé automatiquement mais défini par l'utilisateur. Proposer une méthode qui soit efficace sur tout type de textures reste un objectif ambitieux en dehors des objectifs que nous nous sommes fixés pour cette thèse. Il faut noter cependant que la multirésolution permet de relaxer ce problème puisqu'un voisinage d'observation est défini pour chaque résolution. Il est donc probable d'avoir une régionalité pertinente au moins à une résolution donnée, pour traiter correctement des problèmes d'analyse de textures.

2.2 Caractérisation géométrique des textures

La caractérisation locale des textures est généralement réalisée par l'extraction et l'analyse de la forme, la taille et la répétitivité des motifs de base appelés "textons". Différentes techniques sont utilisables pour cela, notamment la méthode des polygones de Voronoi [Tuceryan et Jain, 1990] qui permet de caractériser une texture à travers la distribution spatiale locale des germes qui constituent les différents polygones de Voronoi. D'autres méthodes proposent d'étudier les motifs binaires d'une texture. Parmi elles nous trouvons des méthodes d'analyse de la compacité [Mital *et al.*, 1994, Goyal *et al.*, 1994a, Goyal *et al.*, 1994b, Goyal *et al.*, 1995] mais également la méthode de Shoshany qui propose de décomposer une image de niveau de gris en une succession de textures binaires [Shoshany, 2008].

Après avoir adapté certaines de ces techniques aux images 3D pour évaluer leur efficacité et leur généralité, nous avons choisi d'étudier l'aspect géométrique des textures par la caractérisation des composantes connexes obtenues après binarisation (figure 2.3). En effet, pour calculer les composantes connexes (les motifs) d'une image, il est nécessaire au préalable de la binariser. Cette phase de binarisation constitue une étape stratégique lorsqu'il s'agit d'analyser les formes d'une image texturée. Ainsi, dans la sous-section 2.2.2, plusieurs méthodes d'extraction de composantes connexes sont proposées afin d'obtenir des caractéristiques qui soient stables et les plus représentatives possible des textures à étudier. Par la suite, nous définissons de façon formelle le terme de composante connexe. Soit A



CD : Coefficients de détail

CA : Coefficients d'approximation

FIG. 2.2 – Schéma représentatif du calcul des caractéristiques proposées

et B deux points d'un sous-ensemble S de l'image I . A et B sont dits 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 [Rosenfeld, 1970].

Calculer les composantes connexes d'une image binaire correspond à l'association d'une même étiquette pour chacune des régions qui la compose. Pour cela, il existe plusieurs algorithmes, dont les principaux sont expliqués par [Chassery et Montanvert, 1991]. Parmi ces méthodes nous avons choisi d'adapter à la 3D un algorithme ne nécessitant que deux passages sur les pixels d'une image afin d'extraire les composantes connexes (algorithme 1 et 2). Ainsi la complexité dépend uniquement de la taille de l'image alors que dans un algorithme purement séquentiel, le nombre d'itérations dépend de la complexité des objets. En contrepartie, cette méthode requiert l'utilisation d'une table de correspondance entre étiquettes que nous appelons T [Rosenfeld et Pfaltz, 1966].

Algorithme 1 : Calcul des composantes connexes (1er balayage de l'image)

Données : T un tableau de correspondance des étiquettes

```
1 début Initialisation
2 | T[i] :=i
3 fin
4 début
5 | pour tous les points P de l'image faire
6 | | // Un point objet est un voxel qui est comptabilisé comme
7 | | appartenant à une composante connexe
8 | | si les prédécesseurs points objets de P ont une même étiquette alors
9 | | | Attribuer cette étiquette à P;
10 | | sinon
11 | | | // Attribution à P de la plus petite étiquette e non nulle de
12 | | | ses prédécesseurs
13 | | | P :=T[e];
14 | | | // Mise à jour de la table T
15 | | | pour chaque prédécesseur d'étiquette a tel que T[a]≠T[e] faire
16 | | | | tant que T[a]≠a faire
17 | | | | | k :=T[a];
18 | | | | | T[a] :=T[e];
19 | | | | | a :=k;
20 | | | | T[a] :=T[e];
21 | | | // Actualisation de la table T pour que chaque indice correspondant
22 | | | à l'étiquette définitive de l'objet
23 | | | pour i allant de 1 au nombre d'étiquettes utilisées faire
24 | | | | j :=i;
25 | | | | tant que T[j]≠j faire
26 | | | | | j :=T[j];
27 | | | | T[i] :=j;
28 | fin
```

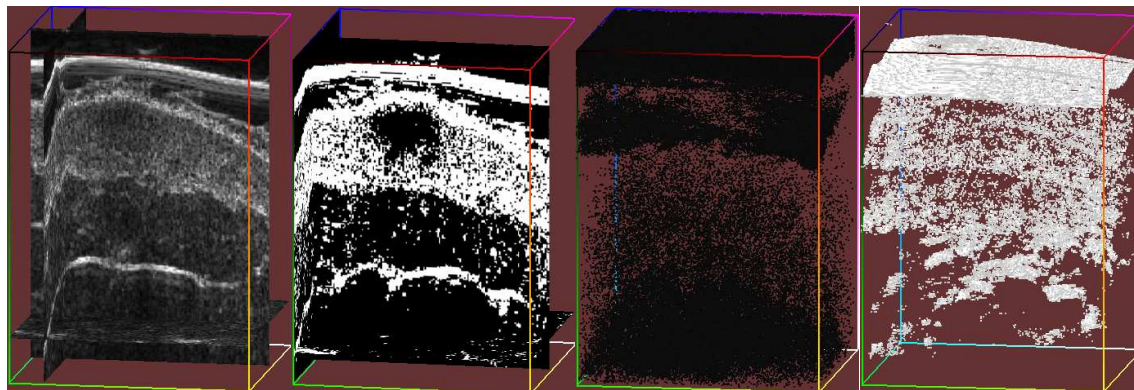


FIG. 2.3 – Ce schéma présente de gauche à droite : une image ultrasonore 3D en niveau de gris, une version binaire de cette même image, et deux représentations 3D de composantes connexes, extraites à partir de deux images binarisées à des seuils différents.

Algorithme 2 : Calcul des composantes connexes (balayage retour de l'image)

```

1 début
  // Le deuxième balayage de l'image permet d'associer une étiquette
  // unique à chacune des composantes connexes.
2 pour chaque point objet P d'étiquette e faire
3   si T[e] ≠ e alors
4     P := T[e];
5 fin

```

2.2.1 Caractéristiques obtenues par étude des composantes connexes 3D

Les composantes connexes d'une texture binaire représentent la géométrie des objets de base qui la compose. Leur analyse permet de fournir des informations sur le volume et la structure des motifs. Grâce à leur étude, il est possible d'obtenir des connaissances sur la granularité, correspondant au nombre de motifs par unité de volume, ainsi que sur la compacité et le volume de chaque composante connexe, ce qui permet d'avoir des informations de forme sur les éléments d'une texture. Il est également possible d'estimer la régularité des motifs à partir de leur variance. Dans notre cas, le nombre de motifs d'une texture correspond au nombre de composantes connexes ($nbCC$) par unité de volume. Pour une texture donnée, la granularité (f_{gran_β}) est significative si le nombre de composantes connexes à une résolution β est important. Elle est calculée de la façon suivante :

$$f_{gran_\beta}(x, y, z) = \frac{nbCC_\beta}{N^3} \quad (2.1)$$

Les composantes connexes considérées sont localisées dans un cube de taille N^3 centrées aux coordonnées (x, y, z) . N^3 représente donc le volume du voisinage considéré (régionalité). De plus, nous proposons de calculer des caractéristiques de formes avec le volume moyen et la compacité moyenne des composantes connexes. Tout comme la granularité, le volume

donne des informations sur la finesse d'une texture. Le volume moyen des composantes connexes est calculé de la façon suivante :

$$f_{vol_\beta}(x, y, z) = \left(\sum_{i=1}^{nbCC_\beta} V_{i,\beta} \right) / nbCC_\beta \quad (2.2)$$

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

La compacité est une caractéristique permettant de décrire la forme des motifs d'une texture. Une texture avec une compacité importante se compose de motifs avec une forme compacte. Dans le cas contraire, les motifs sont filiformes et allongés. Cette caractéristique est invariante à tous types de transformations comme la translation, la rotation mais également les changements d'échelle [Zhang et Tan, 2002]. Dans la littérature, il est possible de trouver plusieurs méthodes d'analyse de textures utilisant cette caractéristique [Mital *et al.*, 1994, Goyal *et al.*, 1994a, Goyal *et al.*, 1994b, Goyal *et al.*, 1995]. La compacité d'une composante connexe se définit de la façon suivante :

$$C_{i,\beta} = \frac{S_{i,\beta}^{\frac{3}{2}}}{V_{i,\beta}} \quad (2.3)$$

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

Nous pouvons alors calculer la compacité moyenne f_{comp_β} :

$$f_{comp_\beta}(x, y, z) = \frac{1}{nbCC_\beta} \sum_{i=1}^{nbCC_\beta} C_{i,\beta} \quad (2.4)$$

Il est également possible d'obtenir des informations sur la régularité d'une texture en étudiant la variation de forme de ses composantes connexes. Pour cela nous avons choisi de calculer la variance sur les caractéristiques de compacités de l'ensemble des motifs. Nous avons vu que la compacité était invariante à tout type de transformations [Zhang et Tan, 2002]. Ainsi, la variance sur les motifs d'une texture est uniquement affectée par leur forme. Si une texture présente une forte régularité, alors la variance de la compacité des composantes connexes est faible, et ceci quel que soit l'agencement spatial des motifs. On obtient :

$$f_{reg_\beta}(x, y, z) = E(C_\beta^2) - (E(C_\beta))^2 \quad (2.5)$$

avec E la fonction d'espérance.

2.2.2 Méthodes de génération de composantes connexes 3D

Pour calculer les composantes connexes d'une image, il est nécessaire d'effectuer une binarisation au préalable. Dans cette sous-section, nous proposons de tester plusieurs méthodes de génération de composantes connexes. Pour cela, différents cas de figure sont envisagés : une première méthode utilisant la binarisation de Niblack [Niblack, 1986] (approche locale), une méthode utilisant une binarisation globale, et enfin une méthode utilisant un

2.2. CARACTÉRISATION GÉOMÉTRIQUE DES TEXTURES

	Zone d'intérêt 1	Zone d'intérêt 2	Zone d'intérêt 3	Zone d'intérêt 4
f_{gran}	17	11	9	10
f_{comp}	34.4	52.6	80.2	61.1
f_{reg}	3726.3	3822.6	24206.9	4296.8
f_{vol}	976.5	1441.9	1863	1569.9

TAB. 2.1 – Tableau de caractéristiques calculées à partir d'une binarisation Niblack

ensemble d'images binaires, obtenues à partir de seuils différents. Cette dernière permet de conserver l'information sur la dynamique des niveaux de gris constituant une texture. Pour choisir la méthode la plus pertinente, la stabilité et la représentativité des textures sont analysées pour chacune d'entre elles.

2.2.2.1 Binarisation par l'algorithme de Niblack

Le principe de la méthode de Niblack est de calculer un seuil de binarisation pour chaque pixel de l'image d'origine en utilisant la moyenne et l'écart type des niveaux de gris. Le seuil S au voxel de coordonnées (x, y, z) est calculé de la façon suivante :

$$S(x, y, z) = m(x, y, z) + k.e(x, y, z) \quad (2.6)$$

avec $m(x, y, z)$ et $e(x, y, z)$ la moyenne et l'écart type dans un voisinage local aux points de coordonnées (x, y, z) .

Cette méthode nécessite le réglage de deux paramètres : la largeur de la fenêtre de voisinage ainsi que le paramètre k . La taille du voisinage doit être suffisamment petite pour prendre en compte le niveau d'illumination local et suffisamment grande pour inclure à la fois les objets et le fond. Dans [Trier et Taxt, 1995], les auteurs conseillent d'utiliser un voisinage de largeur 15^2 et de prendre la valeur $k = -0.2$ pour binariser des images de documents.

La figure 2.4 représente une texture binarisée par l'algorithme de Niblack avec un voisinage de 15^3 et $k = -0.2$. Sur cette texture nous calculons les caractéristiques obtenues à partir des composantes connexes sur plusieurs zones d'intérêts définies par le cube violet. Celles-ci sont présentées dans la table 2.1. Nous pouvons remarquer que selon les zones d'intérêt choisies, la variation des différentes caractéristiques n'est pas négligeable. Par exemple la zone d'intérêt 1 comprend 17 composantes connexes avec un volume moyen de 976.5, alors que la zone d'intérêt 3 contient 9 composantes connexes avec un volume moyen de 1863. La binarisation de Niblack est une binarisation locale, cependant elle n'empêche pas la génération de composantes parasite (bruit ou composantes à négliger) qui perturbent les caractéristiques obtenues. A travers différents tests, nous avons pu constater que le nombre de composantes parasites était encore plus important pour des voisinages faibles. Il paraît donc logique de prendre des voisinages assez grands. Cependant, cette condition engendre des temps de calcul très importants. De la même façon, plus la taille du voisinage augmente et plus cette technique tend à se rapprocher d'une binarisation globale remettant ainsi en cause l'utilité d'une méthode locale de binarisation.

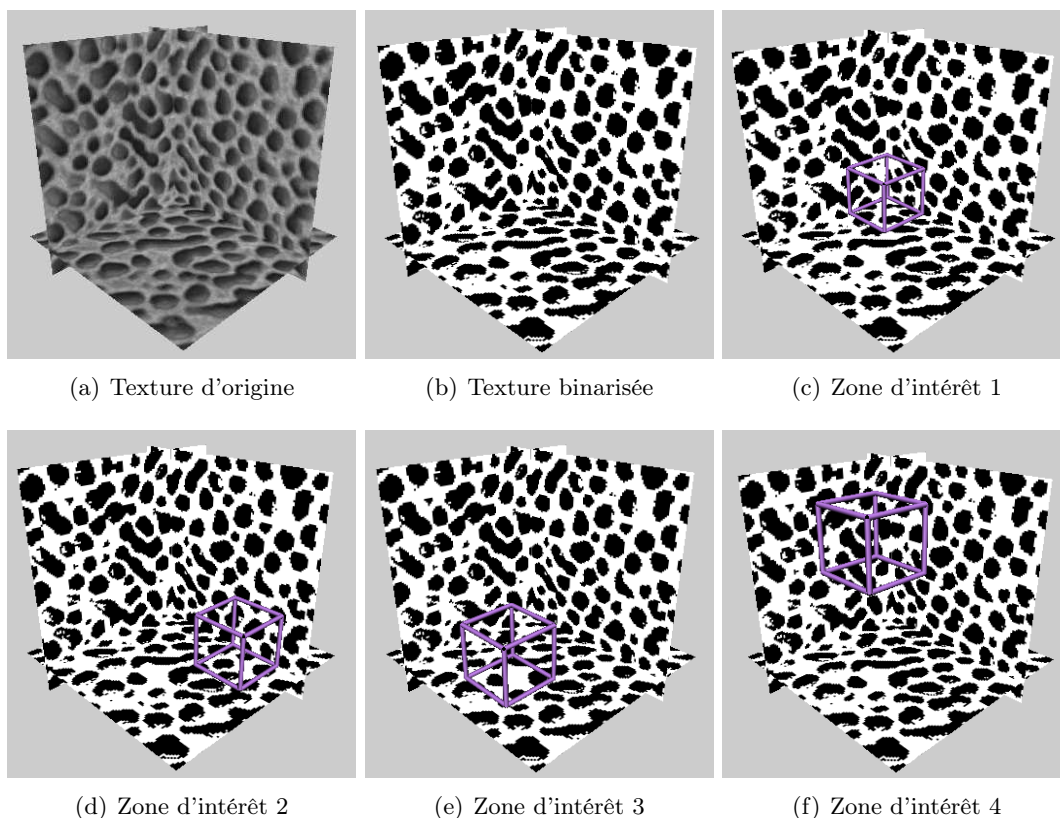


FIG. 2.4 – Calcul de caractéristiques (tableau 2.1) sur différentes zones d'intérêts après binarisation avec la méthode de Niblack

2.2.2.2 Binarisation globale

Comme précédemment, nous appliquons une binarisation globale sur une texture volumétrique et nous sélectionnons plusieurs zones d'intérêt afin de calculer les caractéristiques basées sur les composantes connexes extraites (figure 2.5). Ici, le seuil de binarisation est fixé par l'utilisateur de façon à obtenir une image binaire qui soit la plus propre possible. Dans le tableau 2.2, nous présentons les caractéristiques obtenues selon les zones d'intérêts sélectionnées. Tout comme avec la méthode de Niblack, nous observons des variations assez importantes dans certains cas. Les caractéristiques sur les zones d'intérêts [2 – 4] sont très similaires mais celles correspondant à la zone d'intérêt 1 diffèrent significativement avec notamment des valeurs de volume et de compacité divisées par deux par rapport aux trois autres. A l'intérieur de la zone d'intérêt 1, nous retrouvons la présence de deux composantes connexes : la première représente la structure principale de la texture alors que la deuxième est une composante parasite, qui, de par sa petite taille, diminue considérablement les valeurs de compacité et de volume. Un autre problème de la binarisation globale reste le réglage du seuil de binarisation. En effet, selon le seuil choisi, les caractéristiques calculées sur les composantes connexes peuvent donner des résultats qui ne sont pas stables (bruit). Également, dans un problème de segmentation, une image est composée de plusieurs textures et il est alors difficile de trouver un seuil qui convient pour chacune d'entre

2.2. CARACTÉRISATION GÉOMÉTRIQUE DES TEXTURES

	Zone d'intérêt 1	Zone d'intérêt 2	Zone d'intérêt 3	Zone d'intérêt 4
f_{gran}	2	1	3	4
f_{comp}	294.6	580.8	614	597.9
f_{reg}	86607.2	0	75411.1	107255
f_{vol}	8954.5	18462	18648	19760

TAB. 2.2 – Tableau de caractéristiques calculées après binarisation globale

elles. Notons cependant que ce seuil peut parfois constituer une connaissance *a priori* et selon la façon dont il est réglé, permettre de faciliter la segmentation d'une zone de l'image. Enfin, dans le cadre d'une classification, il est difficilement envisageable de régler un seuil pour chaque image à classer.

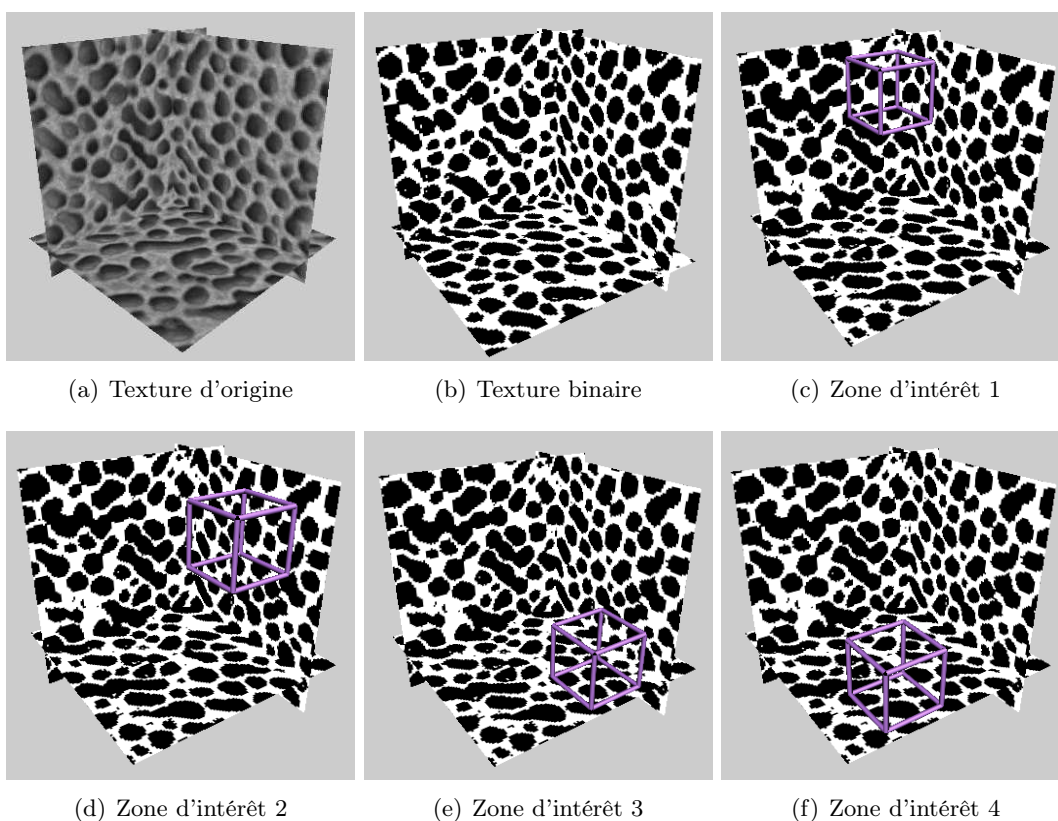


FIG. 2.5 – Calcul de caractéristiques (tableau 2.2) sur différentes zones d'intérêts après une binarisation globale

2.2.2.3 Utilisation d'une succession d'images binaires

Le principe de cette méthode consiste à décomposer une texture en niveaux de gris en une succession d'images binaires obtenues en faisant évoluer un seuil de façon progressive. Les composantes connexes et les caractéristiques (nombre de composantes connexes, vo-

2.2. CARACTÉRISATION GÉOMÉTRIQUE DES TEXTURES

lume, compacité et variance de la compacité) sont alors calculées pour chacune des images binaires produites. Nous obtenons donc un jeu de quatre caractéristiques pour chacune des images binaires.

Formellement, nous considérons une image en niveaux de gris I_β à la résolution β et $B_{i,\beta}$ un ensemble d'images binaires, calculées selon l'algorithme 3, avec $i = \{1..Q_\beta\}$. Chaque image binaire $B_{i,\beta}$ comprend un ensemble de composantes connexes $CC_{i,\beta} = \{CC_{i,1,\beta}, \dots, CC_{i,n_i,\beta}\}$ avec $n_{i,\beta}$ le nombre de composantes connexes présent dans $B_{i,\beta}$. L'ensemble des composantes connexes CC_β calculé à la résolution β , toutes images binaires confondues, s'écrit alors :

$$CC_\beta = \{\{CC_{1,1,\beta}, \dots, CC_{1,n_1,\beta}\}, \dots, \{CC_{Q_\beta,1,\beta}, \dots, CC_{Q_\beta,n_{Q_\beta,\beta},\beta}\}\}$$

A chaque ensemble $CC_{i,\beta}$ correspond un ensemble de quatre caractéristiques $EF_{i,\beta} = \{f_{gran_{i,\beta}}, f_{comp_{i,\beta}}, f_{reg_{i,\beta}}, f_{vol_{i,\beta}}\}$ d'où EF_β :

$$EF_\beta = \{\{f_{gran_{1,\beta}}, f_{comp_{1,\beta}}, f_{reg_{1,\beta}}, f_{vol_{1,\beta}}\}, \dots, \{f_{gran_{Q_\beta,\beta}}, f_{comp_{Q_\beta,\beta}}, f_{reg_{Q_\beta,\beta}}, f_{vol_{Q_\beta,\beta}}\}\}$$

Pour caractériser une texture, nous disposons d'un ensemble de quatre caractéristiques en faisant la moyenne des indices de textures obtenus dans chaque image binaire selon les formules suivantes :

la granularité,

$$f_{gran_\beta}(x, y, z) = \frac{1}{Q_\beta} \sum_{i=1}^{Q_\beta} f_{gran_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.7)$$

la compacité moyenne,

$$f_{comp_\beta}(x, y, z) = \frac{1}{Q_\beta} \sum_{i=1}^{Q_\beta} f_{comp_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.8)$$

la régularité (variance sur la compacité),

$$f_{reg_\beta}(x, y, z) = \frac{1}{Q_\beta} \sum_{i=1}^{Q_\beta} f_{reg_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.9)$$

le volume moyen,

$$f_{vol_\beta}(x, y, z) = \frac{1}{Q_\beta} \sum_{i=1}^{Q_\beta} f_{vol_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.10)$$

Une approche similaire pour la classification de textures en deux dimensions est proposée dans [Shoshany, 2008] (voir section 1.2.1.5 pour plus de détails). Une texture en niveau de gris est décomposée en une succession de textures binaires pour pouvoir en étudier les motifs. Dans notre proposition, nous calculons une séquence d'images binaires en calculant un pas à partir du nombre d'images binaires souhaité (Algorithme 3). Dans son approche, Shoshany définit k images binaires qui sont calculées en faisant varier le seuil de binarisation de 1 à k , avec $k \in \{1, 256\}$. Cette méthode permet d'obtenir une séquence d'images binaires plus régulière, cependant l'exploration de tous les niveaux ($k = 256$) demande la

Algorithme 3 : Découpage d'une image en niveaux de gris en un ensemble d'images binaires

```

1 début
  // Calcul d'un pas d'avancement pour le seuil en utilisant N le
  // nombre d'images binaires souhaité
2 Pas :=255/N;
3 S :=0;
4 pour i allant de 1 à N faire
5   S :=S+Pas;
6   pour chaque voxel de l'image faire
7     si Intensité du voxel < S alors
8       | Intensité du voxel de l'image binaire i := 0;
9     sinon
10    | Intensité du voxel de l'image binaire i := 1;
11 fin

```

	Zone d'inté- rêt 1	Zone d'inté- rêt 2	Zone d'inté- rêt 3	Zone d'inté- rêt 4	Zone d'inté- rêt 5
f_{gran}	9.75	9.37	9	8.1	8.8
f_{comp}	138.2	137.4	126.4	145.9	117.3
f_{reg}	17488.9	17519.2	16416.1	19339.3	8854
f_{vol}	17074.9	17115.1	17267.3	17695.1	16897

TAB. 2.3 – Tableau de caractéristiques calculées à partir de plusieurs binarisations

génération d'un grand nombre de textures binaires ce qui dans certains cas peut engendrer des temps de calcul élevés. Pour classifier les textures, Shoshany propose d'utiliser trois caractéristiques prouvées comme complémentaires dans [Luo et Savakis, 2001] : le nombre de motifs, l'hétérogénéité des motifs et la dominance. Ces caractéristiques sont calculées sur l'ensemble des composantes des textures binaires c'est à dire à la fois sur les motifs blancs (*foreground*) et les motifs noirs (*background*). Dans notre approche, les caractéristiques ne sont calculées qu'à partir des motifs (composantes connexes) d'une des deux composantes (blanc ou noir). En effet il y a un équilibre des composantes blanches et noires dans une image binaire et calculer des caractéristiques identiques sur chacune d'entre elles entraîne forcément des redondances inutiles.

Suivant le modèle présenté précédemment, nous calculons les caractéristiques obtenues à partir des composantes connexes sur plusieurs zones d'intérêts, afin d'analyser leur comportement (figure 2.6). Les caractéristiques présentées dans le tableau 2.3 sont calculées à partir d'une séquence de 8 images binaires. Si nous comparons avec les méthodes utilisant la binarisation de Niblack et la binarisation globale, nous observons une bien meilleure stabilité sur l'ensemble des caractéristiques. Le fait d'effectuer nos calculs sur une séquence d'images binaires permet une meilleure robustesse aux composantes parasites. Cela permet

2.2. CARACTÉRISATION GÉOMÉTRIQUE DES TEXTURES

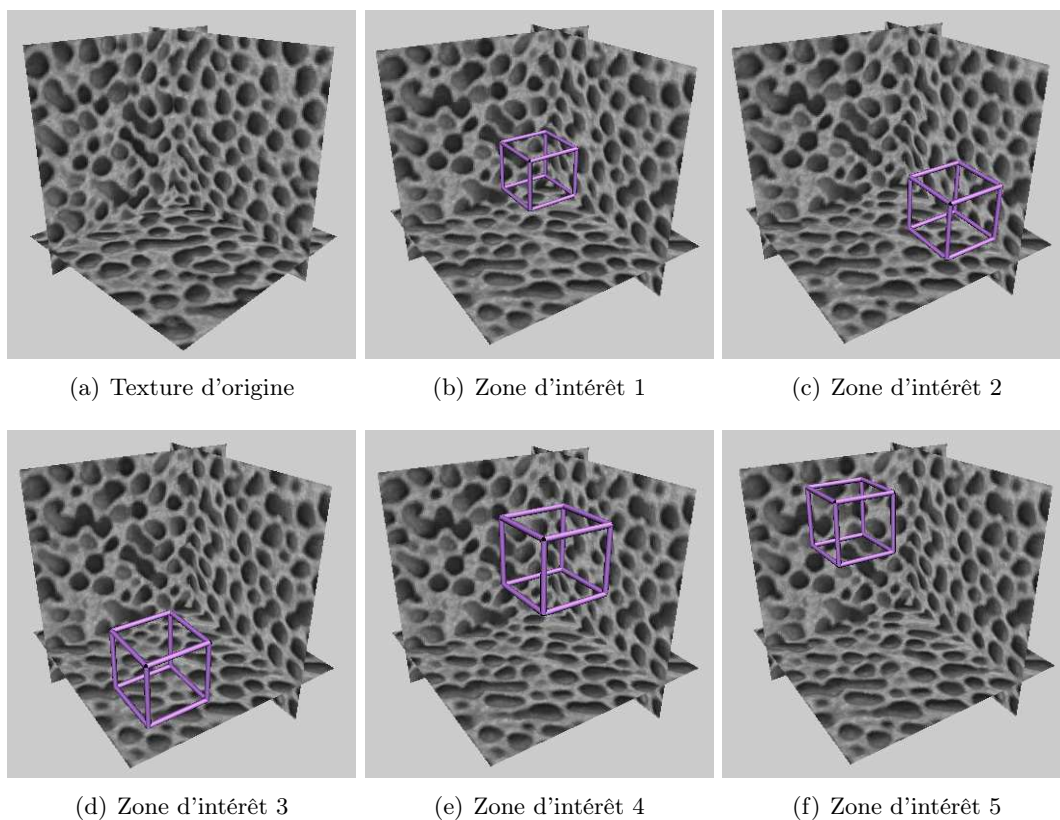


FIG. 2.6 – Zones d'intérêts utilisées pour calculer les caractéristiques de textures présentées tableaux 2.3 et 2.4

également de mesurer la dynamique d'une texture.

Le problème de cette méthode reste le choix du nombre et des seuils de binarisation qui permettent de générer une séquence d'images binaires. Dans la méthode précédente, N_β seuils espacés de façon régulière sont utilisés. Les textures binaires ainsi générées ne permettent pas d'obtenir, dans tous les cas, les informations les plus pertinentes concernant les structures et les motifs de base d'une texture. De plus, certaines textures binaires de la séquence apportent une information redondante voire nulle. Afin d'obtenir des informations qui soient plus appropriées, il serait donc intéressant de sélectionner automatiquement les seuils de binarisation à partir des plages de niveaux de gris les plus représentatives d'une texture. Pour cela, nous proposons d'utiliser un algorithme de regroupement (*clustering* des voxels) afin de créer des classes de niveaux de gris homogènes au sein des images 3D à étudier. La figure 2.7 présente les histogrammes de classes de niveaux de gris de plusieurs textures volumétriques après application de l'algorithme *k-means* selon plusieurs valeurs de k . Pour chacune des images testées, nous pouvons observer une très forte stabilité des histogrammes obtenus au delà de la valeur $k = 10$. Par la suite, la valeur de k sera donc fixée à 20. Les pics présents dans les différents histogrammes restent identiques quelles que soient les images. Pour récupérer la valeur des pics d'un histogramme (qui serviront

2.2. CARACTÉRISATION GÉOMÉTRIQUE DES TEXTURES

de seuils par la suite), nous avons choisi de conserver l'ensemble des valeurs de niveaux de gris pour lequel le nombre d'individus dans l'histogramme est supérieur au cumul de la moyenne et la variance du nombre d'individus calculés sur ce même histogramme. La figure 2.7 présente les seuils de binarisation (valeur des pics) ainsi choisis pour chacun des histogrammes.

Parmi les images binaires générées à partir des pics d'histogramme (seuils de binarisation), certaines contiennent beaucoup plus de motifs (composantes connexes) et donc d'informations structurelles locales sur la texture que d'autres. En effet, une image binaire contenant un grand nombre de composantes connexes (motifs binaires) est plus intéressante à analyser géométriquement qu'une image n'en contenant que très peu. Afin de donner plus de poids à ces images binaires, les caractéristiques calculées sur l'ensemble de la séquence d'images binaires, sont pondérées en fonction du nombre de composantes connexes considérées. Nous obtenons finalement les formules de calcul suivantes :

Granularité,

$$f_{gran_\beta}(x, y, z) = \sum_{i=1}^{Q'_\beta} \frac{nbCC_{i,\beta}}{\max_i(nbCC_{i,\beta})} f_{gran_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.11)$$

Compacité,

$$f_{comp_\beta}(x, y, z) = \sum_{i=1}^{Q'_\beta} \frac{nbCC_{i,\beta}}{\max_i(nbCC_{i,\beta})} f_{comp_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.12)$$

Régularité,

$$f_{reg_\beta}(x, y, z) = \sum_{i=1}^{Q'_\beta} \frac{nbCC_{i,\beta}}{\max_i(nbCC_{i,\beta})} f_{reg_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.13)$$

Volume,

$$f_{vol_\beta}(x, y, z) = \sum_{i=1}^{Q'_\beta} \frac{nbCC_{i,\beta}}{\max_i(nbCC_{i,\beta})} f_{vol_{i,\beta}}(x, y, z) \quad (2.14)$$

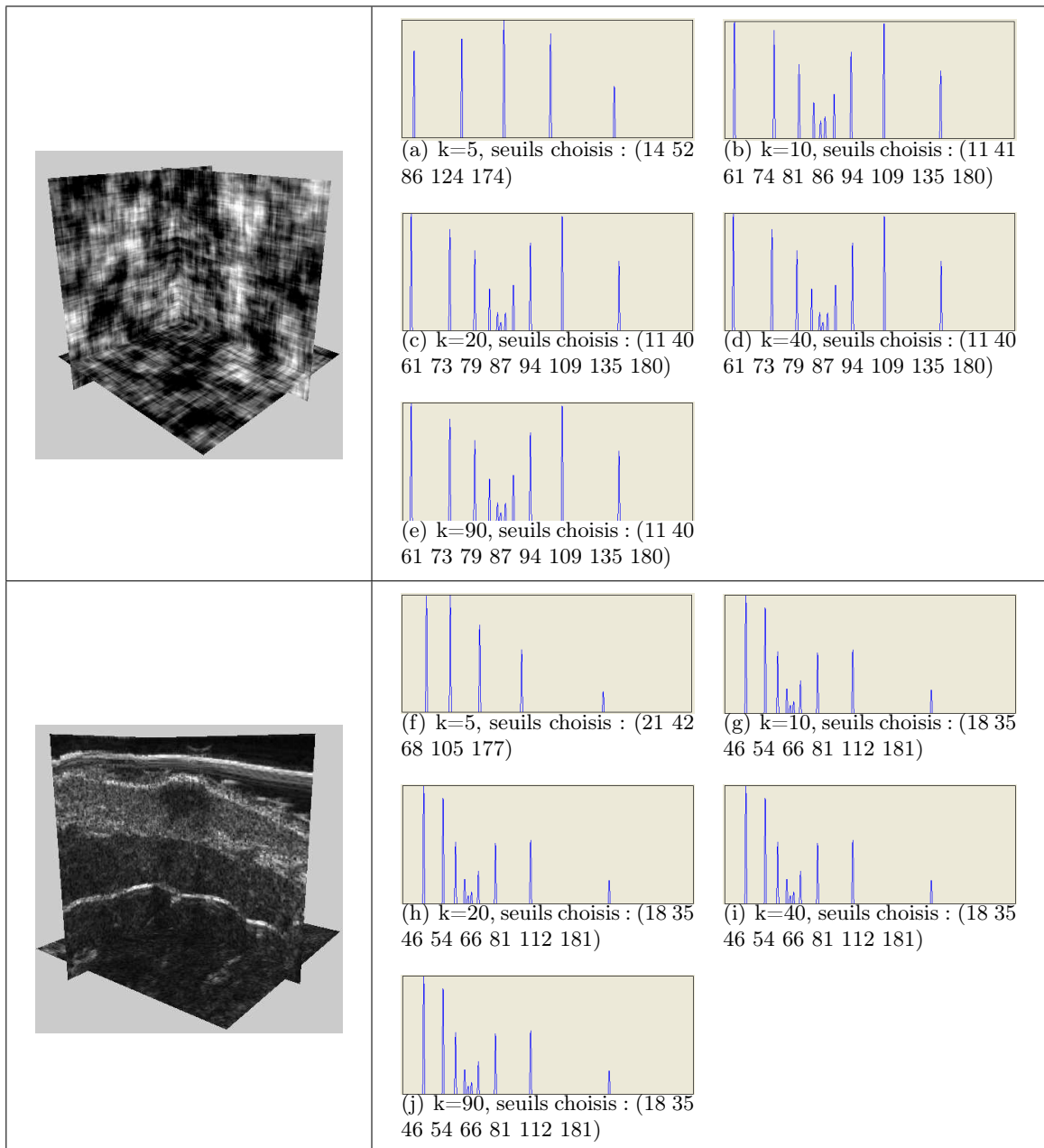
avec Q'_β le nombre d'images binaires déterminées automatiquement (généralement compris entre 5 et 10), $nbCC_{i,\beta}$ le nombre de composantes connexes dans l'image binaire i à la résolution β . Les composantes connexes considérées sont localisées dans un cube de taille N^3 et centré aux coordonnées (x, y, z) .

	Zone d'intérêt 1	Zone d'intérêt 2	Zone d'intérêt 3	Zone d'intérêt 4	Zone d'intérêt 5
f_{gran}	8.09	10.33	9.5	7.98	9.49
f_{comp}	24.04	29.11	26.78	25.93	26.21
f_{reg}	6491.94	6921.44	7365.9	8418	7117.68
f_{vol}	717.38	877.93	794.59	815.74	814.9

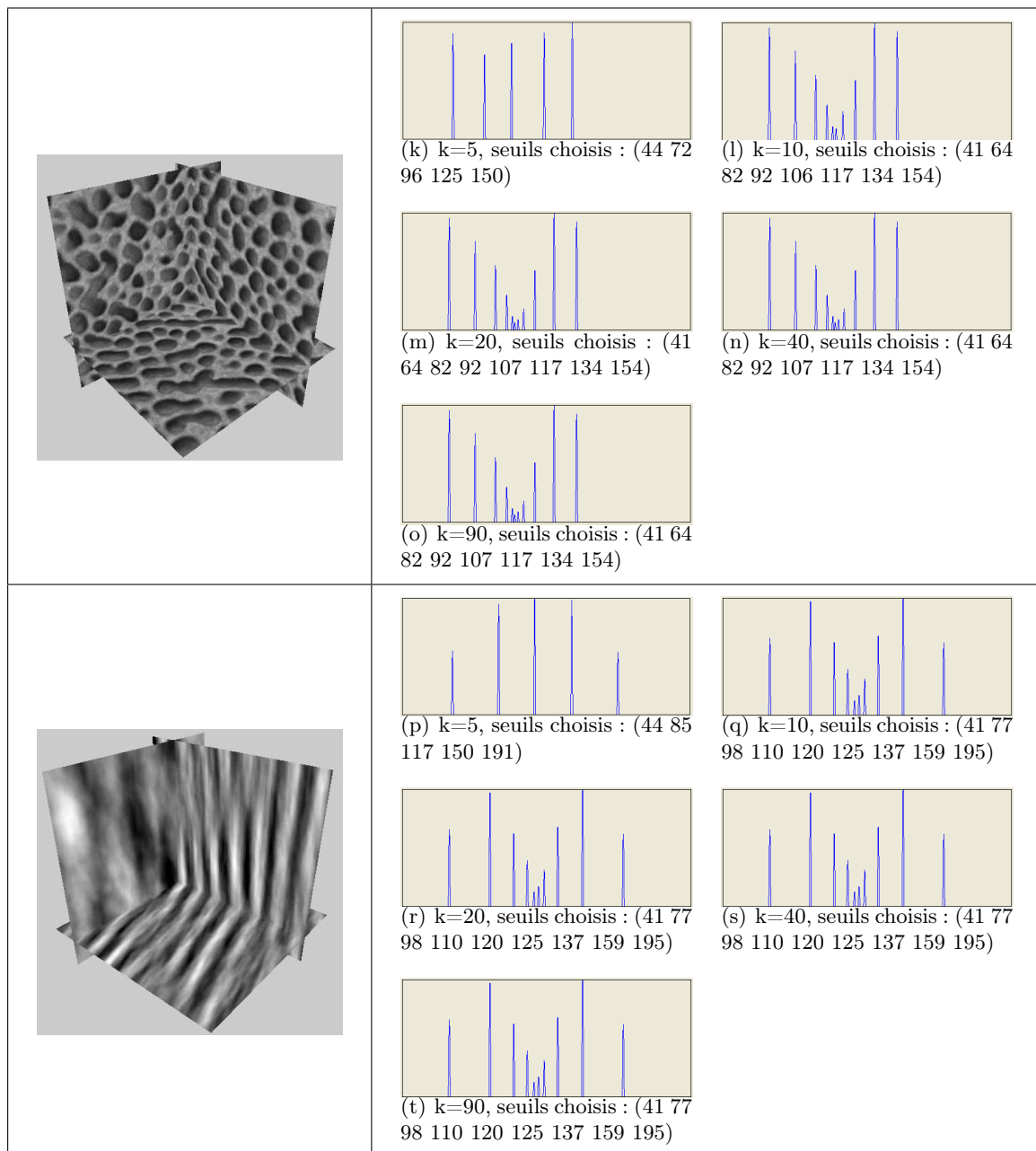
TAB. 2.4 – Tableau de caractéristiques calculées sur différentes zones d'intérêts.

Tout comme pour les autres méthodes de binarisation, les caractéristiques géométriques sont calculées sur plusieurs zones d'intérêts (Tableau 2.4). Les résultats présentés montrent

2.2. CARACTÉRISATION GÉOMÉTRIQUE DES TEXTURES



2.2. CARACTÉRISATION GÉOMÉTRIQUE DES TEXTURES



2.3. CARACTÉRISATION FRÉQUENTIELLE DES TEXTURES VOLUMÉTRIQUES

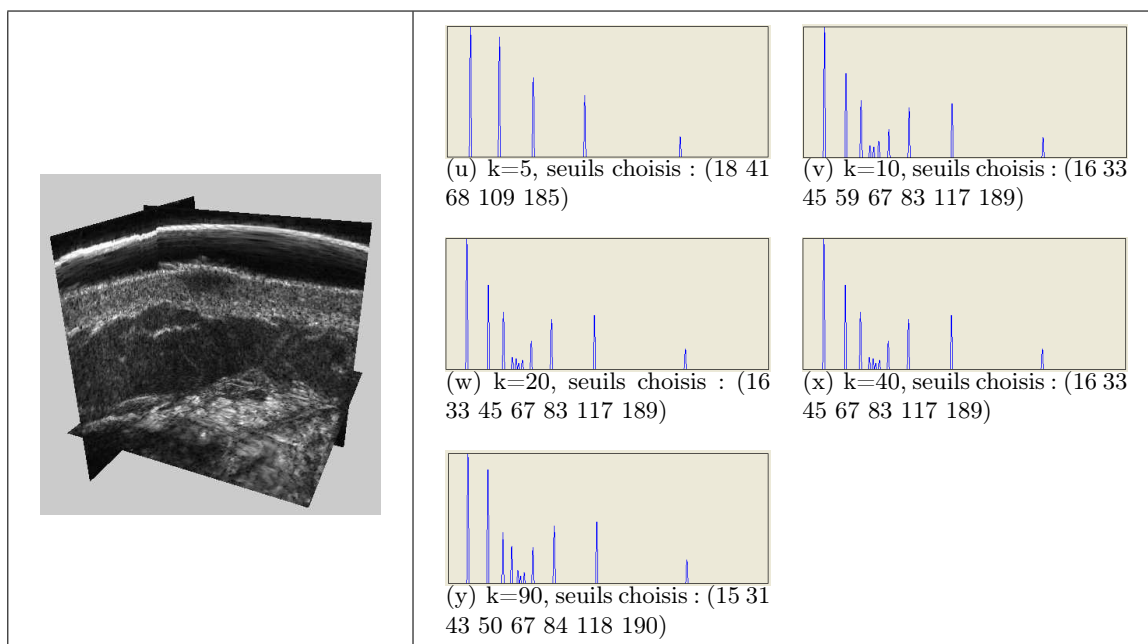


FIG. 2.7 – Histogramme du nombre d’individus par classe après application de l’algorithme k -means sur des textures volumétriques pour différentes valeurs de k .

une forte stabilité sur l’ensemble des caractéristiques proposées. Sélectionner automatiquement le nombre et les valeurs de seuils de binarisation, et pondérer les caractéristiques pour valoriser les représentations binaires qui sont géométriquement les plus riches, renforce la stabilité de nos caractéristiques. Si nous comparons avec la méthode précédente (succession de n images binaires) les valeurs de volume et de compacité correspondent encore mieux à la réalité observée. Le volume des motifs est beaucoup moins excessif et les valeurs de compacité indiquent une texture plus compacte par rapport à la méthode précédente. C’est donc cette dernière méthode que nous conservons afin de calculer les caractéristiques de compacité, volume, régularité et compacité.

2.3 Caractérisation fréquentielle des textures volumétriques

Mettant de côté les méthodes nécessitant des *a priori* afin de garantir une plus grande généralité et utilisabilité de nos caractéristiques, les méthodes d’analyse fréquentielle se sont imposées pour obtenir des informations à la fois locales et globales sur les textures solides à caractériser. Comme nous l’avons déjà mentionné, [Mallat, 1989] propose un schéma de décomposition en ondelette basé sur l’utilisation de filtres : un filtre passe haut $g(x)$ permettant d’obtenir les coefficients d’approximations et un filtre passe bas $h(x)$ permettant d’obtenir les coefficients de détails. En 3D, 8 images sont générées pour un niveau de décomposition : une image pour les coefficients d’approximations et sept pour les coefficients de détails. Les coefficients de détails permettent d’obtenir une description des hautes fréquences d’une image dans une direction donnée.

2.3. CARACTÉRISATION FRÉQUENTIELLE DES TEXTURES VOLUMÉTRIQUES

Après le processus de décomposition, nous obtenons un ensemble de sous-bandes à partir duquel il est possible de calculer des caractéristiques manipulables par l'utilisateur. Les coefficients d'ondelettes présents dans chaque sous-bande ne sont pas réutilisés directement de par la présence d'une forte variance. Généralement, beaucoup de chercheurs [Unser, 1995, Arivazhagan et Ganesan, 2003, Li et Shawe-Taylor, 2005, Muneeswaran *et al.*, 2005] proposent d'utiliser des statistiques d'ordre 1 comme par exemple la moyenne, la variance, l'énergie, l'entropie, le contraste, etc. Parmi elles, l'une des plus utilisées est l'énergie. Celle-ci peut se calculer sur des images 3D via la formule suivante :

$$E(x, y, z) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |c(i, j, k)| \quad (2.15)$$

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 points de coordonnées (x, y, z) .

2.3.1 Estimation de la rugosité

Nous avons choisi d'utiliser cette transformée en ondelette discrète pour caractériser la rugosité d'une texture. Nous avons vu que la rugosité dans une image était synonyme de transitions spatiales rapides avec des amplitudes plus ou moins importantes. D'un point de vue fréquentiel, les aspérités d'une image dans le domaine spatial se traduisent par la présence de hautes fréquences. Pour estimer la rugosité d'une texture, nous nous intéressons uniquement aux coefficients de détails. Nous avons vu que chaque sous-bande de coefficients de détails permet 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 textures suivant :

$$f_{rug_\beta}(x, y, z) = \sum_{\alpha=1}^M \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |w_{\alpha,\beta}(i, j, k)| \right) / M \quad (2.16)$$

avec f_{rug_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 coefficients de détails pour une résolution.

2.3.2 Caractérisation de l'orientation

Dans nos travaux, nous nous intéressons au degré d'orientation d'une texture. Cela revient à déterminer si une texture est plutôt isotrope ou anisotrope.

Nous bénéficions d'une décomposition en ondelette discrète permettant d'avoir une description des textures sur plusieurs résolutions. A partir des coefficients de détails obtenus de la décomposition en ondelette, il est possible d'avoir des informations sur les directions privilégiées dans l'image. En 2D, les 3 sous-bandes coefficient de détails mettent en évidence 3 directions privilégiées, et ceci à chaque résolution (une par sous-bande) : diagonale, horizontale et verticale. En 3D, les 7 sous-bandes permettent d'obtenir des informations

sur 7 directions différentes. Afin d'estimer la force de la direction principale d'une texture, nous proposons de calculer la caractéristique suivante :

$$f_{dir_\beta}(x, y, z) = \max_\alpha \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |w_{\alpha,\beta}(i, j, k)| \right) - \sum_{\alpha=1}^M \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |w_{\alpha,\beta}(i, j, k)| \right) / M \quad (2.17)$$

avec f_{dir_β} la directionnalité 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 coefficients de détails pour une résolution.

2.4 Mesure statistique pour le contraste

[Haralick, 1979, Haralick *et al.*, 1973] proposent 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 permettant d'obtenir une estimation du contraste peut se révéler coûteuse en temps de calcul. Dans [Tamura *et al.*, 1978], les auteurs affirment que quatre 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 et 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. C'est cette mesure que nous avons choisi d'utiliser. 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.

$$\alpha_{4,\beta} = \frac{\mu_{4,\beta}}{\sigma_\beta^4} \quad (2.18)$$

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 :

$$f_{con_\beta}(x, y, z) = \frac{\sigma_\beta}{\alpha_{4,\beta}^n} \quad (2.19)$$

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. Enfin, les valeurs de σ_β et $\alpha_{4,\beta}^n$ sont calculées dans un cube de dimension N^3 centré aux coordonnées (x, y, z) .

2.5 Expérimentations psychologiques

La section précédente décrit l'ensemble des caractéristiques visuelles que nous avons sélectionné et les méthodes de construction que nous proposons pour les quantifier. L'objectif

2.5. EXPÉRIMENTATIONS PSYCHOLOGIQUES

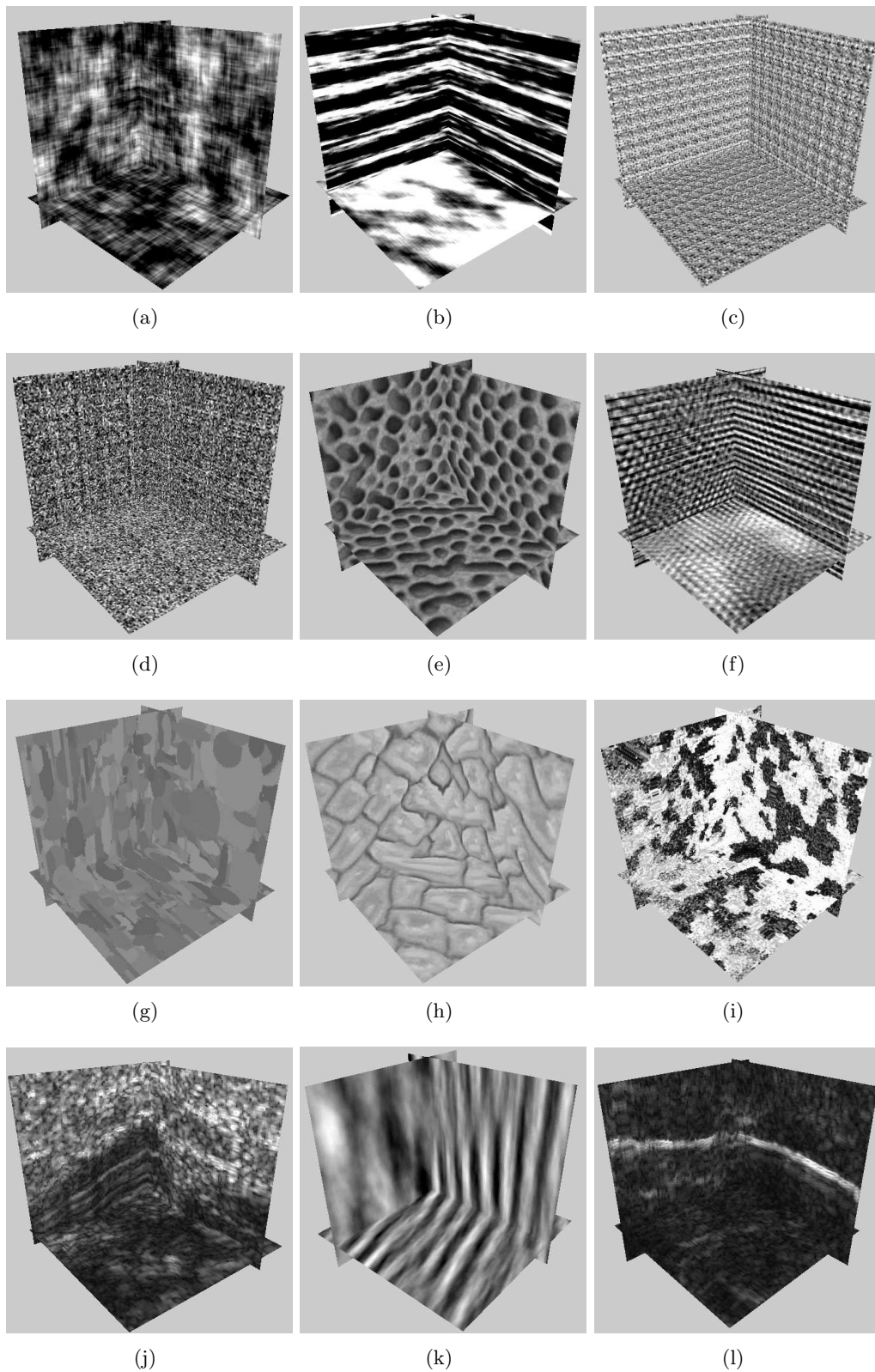


FIG. 2.8 – Ensemble des textures solides utilisées dans nos expérimentations psychologiques

des expérimentations présentées dans cette section consiste à montrer la forte correspondance entre les caractéristiques proposées et une qualification humaine des textures. Pour cela, nous proposons de construire un ensemble de prototypes psychométriques et de comparer les résultats fournis par des sujets humains avec ceux renvoyés par nos méthodes de mesure sur les textures.

Dans nos expérimentations, nous utilisons les textures solides présentées à la figure 2.8. Pour construire ces textures, nous avons utilisé les méthodes présentées dans [Kopf *et al.*, 2007, Paulhac *et al.*, 2009] excepté pour les textures (j) et (l) qui sont des sous-ensembles d’images ultrasonores 3D. Chacune d’elles correspond à une texture volumétrique (texture représentée dans le domaine 3D) de taille 128^3 avec 256 niveaux de gris. Elles ont été imprimées à partir d’une imprimante HP Color LaserJet 3700 et présentées à des sujets humains. Critère de la base de Riesz.

Le groupe de sujets humains ayant participé à notre expérimentation se compose de 15 hommes et 11 femmes. La majorité d’entre eux n’ont aucune connaissance en traitement d’image et analyse de textures. Nous leur avons distribué un questionnaire (voir annexe D) contenant un ensemble de textures (Figure 2.8) ainsi qu’une explication des caractéristiques de textures utilisées dans notre modèle. Pour chaque caractéristique, nous demandons aux volontaires de classer les textures dans un ordre décroissant, c’est à dire de la plus rugueuse à la plus lisse, de la plus régulière à la plus irrégulière, etc. Grâce à l’ensemble des résultats des questionnaires, nous avons construit un classement de ces textures pour chacun des attributs de textures présentés. Pour une caractéristique donnée, un score est assigné à une texture en fonction de son rang. Par exemple, la texture la plus rugueuse prend la valeur +12 (pour la caractéristique de rugosité), la deuxième +11, la dernière +1 et ceci sur chacun des questionnaires. L’addition des scores de l’ensemble des questionnaires pour chaque texture permet d’obtenir un classement final pour une caractéristique de textures donnée.

En utilisant nos méthodes de calcul de caractéristiques, nous avons également généré un classement des images pour chacun des attributs de textures. Pour cela, un vecteur de sept caractéristiques est calculé pour chaque texture solide du questionnaire. Le tableau 2.5 montre la correspondance entre le classement humain et nos caractéristiques à la première résolution. Le tableau 2.7 présente la corrélation entre le classement humain et les attributs de notre méthode à la deuxième résolution.

2.5.1 Comparaison du classement humain et du classement obtenu à partir de nos méthodes de calcul

Afin de comparer le classement obtenu avec nos méthodes de calcul et celui résultant de notre groupe de sujets humains, nous proposons de déterminer le degré de correspondance existant. Pour cela, nous avons choisi d’utiliser le coefficient de corrélation de Spearman qui est calculé de la façon suivante :

$$r_s = 1 - \frac{6}{n^3 - n} \sum_{i=1}^n d_i^2 \quad (2.20)$$

avec n le nombre d’individus, et d_i la différence entre les rangs assignés au $i^{\text{ème}}$ objet dans les deux mesures. Les valeurs de ce coefficient sont comprises entre -1 et 1 . La valeur 1

2.5. EXPÉRIMENTATIONS PSYCHOLOGIQUES

correspond à un parfait accord des deux classements et la valeur -1 à un classement inversé. La table 2.5 présente les coefficients de corrélation de Spearman entre le classement obtenu avec nos méthodes de calcul et le classement humain.

f_{gran}	f_{comp}	f_{vol}	f_{reg}	f_{rug}	f_{cont}	f_{dir}
0,83	0,9	0,61	0,82	0,75	0,65	0,7

TAB. 2.5 – Degré de correspondance des caractéristiques de textures à partir des différents classements humains et ceux obtenus à partir de nos méthodes de calculs pour la résolution 1

f_{gran}	f_{comp}	f_{vol}	f_{reg}	f_{rug}	f_{cont}	f_{dir}
0,73	0,66	0,42	0,61	0,71	0,45	0,6

TAB. 2.6 – Degré de correspondance des caractéristiques de textures à partir des différents classements humains et ceux obtenus à partir de nos méthodes de calculs pour la résolution 2

Les résultats présentés dans le tableau 2.5 montrent une forte corrélation entre le classement obtenu via les sujets humains et celui obtenu à partir de nos méthodes de calcul. Concernant le volume f_{vol} le coefficient de Spearman indique qu'il y a un lien entre les deux mesures avec un taux de confiance compris entre 95% et 98%. La caractéristique de compacité donne la meilleure correspondance avec un taux de confiance qui tend vers 100%. Sur l'ensemble des caractéristiques, le volume donne le résultat de corrélation le plus faible. Nous pouvons supposer qu'il est difficile pour un sujet humain de visualiser, d'imaginer le volume des motifs à cause de la troisième dimension.

Dans le tableau 2.6, les correspondances entre le classement humain et le classement informatique sont moins élevées mais restent tout de même assez importantes. Ce phénomène est compréhensible car nous pouvons considérer que les sujets humains ont observé le questionnaire de façon relativement fine renvoyant davantage à la résolution 1 de notre système.

	f_{rug}	f_{comp}	f_{vol}	f_{reg}	f_{cont}	f_{dir}
f_{gran}	0,67	0,63	-0,53	0,47	-0,01	-0,02
f_{dir}	0,29	0,18	-0,13	0,29	0,34	—
f_{cont}	-0,17	-0,25	0,47	-0,23	—	—
f_{reg}	0,57	0,59	-0,52	—	—	—
f_{vol}	-0,42	-0,45	—	—	—	—
f_{comp}	0,59	—	—	—	—	—

TAB. 2.7 – Degré de corrélation obtenu à partir des classements informatiques de chaque caractéristique à la résolution 1

Le tableau 2.7 présente les coefficients de corrélation entre les différentes caractéristiques obtenues à partir de nos méthodes de calcul informatique et le tableau 2.8 correspond aux coefficients de corrélation calculés à partir des classements humains. Grâce à ces résultats, nous pouvons constater qu'il y a une corrélation importante entre les caractéristiques rugosité, compacité et granularité. Nous retrouvons cette correspondance aussi

2.6. CONCLUSION

	f_{rug}	f_{comp}	f_{vol}	f_{reg}	f_{cont}	f_{dir}
f_{gran}	0,73	0,67	-0,39	0,52	0,13	-0,35
f_{dir}	-0,17	-0,24	-0,32	0,08	0,42	—
f_{cont}	0,28	-0,24	0,12	-0,03	—	—
f_{reg}	0,52	0,50	-0,25	—	—	—
f_{vol}	-0,55	-0,48	—	—	—	—
f_{comp}	0,60	—	—	—	—	—

TAB. 2.8 – Degré de corrélation obtenu à partir des classements humains de chaque caractéristique

bien dans le classement informatique que dans le classement humain. Une texture granuleuse, c'est à dire avec un nombre de motifs important, peut, dans certains cas, présenter un certain nombre d'irrégularités donnant visuellement un aspect rugueux. De la même façon, un regroupement important de motifs donne un aspect plutôt compact. Nous pouvons également constater que la caractéristique de volume est plutôt anti-corrélée si nous la comparons avec les trois précédentes. Concernant la caractéristique de directionnalité, nous pouvons constater qu'elle est très peu corrélée avec l'ensemble des autres caractéristiques. La plus proche est la caractéristique de contraste. Si une texture est anisotrope alors un fort contraste renforcera la valeur du module directionnel. Il faut noter toutefois que les textures choisies dans notre expérience peuvent influencer le fait que certaines caractéristiques de textures soient plus ou moins corrélées (ce qui est vrai dans beaucoup de tests de corrélation). Même s'il existe une corrélation entre certaines caractéristiques, elles ne sont pas pour autant inutiles et peuvent se révéler indispensables dans la discrimination d'un très grand nombre de textures. Il est tout à fait possible de trouver un ensemble de textures granuleuses qui ne soient pas forcément très rugueuses et inversement. A travers ces tests nous espérons faire ressortir ce qui est vrai la plupart du temps dans la réalité.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un ensemble de caractéristiques qualificatives de textures dont la définition est compréhensible par un être humain : la granularité, le contraste, le volume, la compacité, la régularité, la directionnalité et la rugosité. Cela permet à un utilisateur du système de sélectionner facilement les caractéristiques susceptibles d'être les plus efficaces pour traiter la problématique envisagée dans le cadre d'une application. Pour que ces caractéristiques soient compréhensibles, nous nous sommes inspiré du vocabulaire employé par les êtres humains lorsqu'ils décrivent des textures. Les méthodes de construction de ces descripteurs tirent parti de l'ensemble des travaux antérieurs produits dans le domaine, ainsi que des nombreuses expérimentations que nous avons menées. Les modes de calcul combinent méthodes fréquentielles d'analyse multirésolution (ondelettes) et méthodes spatiales (composantes connexes multi-niveaux). De cette façon, l'ensemble des caractéristiques proposées garantit une certaine généralité et ne se limite pas au traitement d'une problématique bien spécifique. Les expérimentations psychologiques que nous présentons prouvent la forte correspondance entre les valeurs relatives prises par les des-

2.6. CONCLUSION

cripteurs proposés et l'appréciation humaine des textures.

Après avoir décrit la base de textures solides que nous avons mis en place, le chapitre suivant présente des tests de classification et de segmentation sur des textures solides afin de valider de façon quantitative notre méthode. Dans le dernier chapitre, des résultats de segmentation sur des images échographiques 3D seront présentés. L'objectif est de démontrer l'efficacité de notre proposition dans le cadre d'applications concrètes diverses (adaptabilité du système).