

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT DE L'ELECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme d'Ingénieur d'Etat
en Electronique

Option : Contrôle

Thème:

**Segmentation d'images texturées par filtrage
multi-échelle**

Proposé et encadré par :

M^{me} : D.AMAZIT

Etudié et réalisé par:

M^{elle}: BENLAKHAL Nadia

M^{me}: MOUZARINE Hayat Ep. MAINI

Année universitaire 2010/2011.

Remerciement

Tout d'abord, nous présentons nos remerciements les plus sincères à notre promotrice M^{me} AMAZIT, pour sa disponibilité et son encadrement, ainsi pour son soutien tout au long de l'année. C'est grâce à elle que nous avons pu mener à bien ce travail.

Nous tenons ensuite à remercier chacun des membres de jury pour nous avoir fait l'insigne honneur d'accepter d'examiner notre travail.

Nos remerciements et notre gratitude vont aux professeurs et enseignants de l'ELN ainsi que son personnel côtoyés tout au long de notre cursus universitaire.

Nous remercions également toute personne ayant contribué à notre éducation et notre formation.

Dédicaces

Louange à dieu, le seul et l'unique,

Je dédie ce modeste travail à :

Mes très chers parents que Dieu les gardes pour moi,

Mes frères Rachid, Mourad et Hamid,

Ma sœur Aldjia et sa famille,

Mes très chères amis (e), Nadjia, Sonia, Samia,

Mon binôme et sa famille,

Mes proches grands et petits,

Tous ceux qui ont participés de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.

NADIA

Dédicaces

Dieu merci, Dieu merci, Dieu merci...

Je dédie notre modeste travail à :

Ø Mes très chers parents pour leur aide et leur soutien tout au long de mes études.

Ø Amon mari, Pour son soutien moral.

Ø A mon ange petit enfant Amayas.

Ø A ma grande mère.

Ø A mon cher frère said.

Ø A mes très chères sœurs : Taous, Samira, Farida, Ouardia.

Ø Toute ma promotion notamment mes camarades de l'option contrôle.

Ø Tous ceux que j'aime, à tous ceux qui m'aiment.

Hayat

Sommaire

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I : généralités sur le traitement d'image	
I. Introduction	3
I.1 Définition d'image	3
I.2 Image numérique	3
I.3 Notions d'image	4
I.3.1 Pixel	4
I.3.2 Dimension	4
I.3.3 Résolution	4
I.3.4 Contours et Textures	5
I.3.5 Contraste	5
I.3.6 Image vectorielle	5
I.3.7 Image matricielle	5
I.4 Différents Types d'une image numérique	5
I.4.1 Image binaire	6
I.4.2 Image en niveau de gris	6
I.4.3 Image couleur	6
I.4.4 Images indexées	7
I.5 Traitement à base d'histogrammes	8
I.5.1 Egalisation d'histogramme	8
I.5.2 Normalisation d'histogramme	9
I.5.3 Seuillage	10

I.6 Le filtrage	11
I.6.1 Filtrage non linéaire	12
I.6.2 Filtre médian	12
I.6.3 Filtrage linéaire	13
I.6.4 Filtrage de lissage	13
I.6.2.1.1 Filtre moyen	13
I.6.2.1 Détection de contour	15
I.6.5 Filtrage dans le domaine de Fourier	15
Discussion	16

Chapitre II : texture et segmentation

II.1 Introduction	17
II.2 Définition de la texture	17
II.3 Méthodes d'analyse de la texture	19
II.3.1 Méthodes structurelles-géométriques	19
II.3.2 Méthodes basées sur un modèle	20
II.3.3 Méthode statistiques	21
II.3.3.1 Les matrices de cooccurrences	21
II.3.3.2 Matrices de longueurs de plages	25
II.4 Définition de la segmentation	26
II.5 Méthodes de segmentation d'images	26
II.5.1 Segmentation par analyse des propriétés spatiales	27
II.5.1.1 Segmentation par croissance de régions (approche région)	27
II.5.1.2 Segmentation par division de régions (split)	27

II.5.1.3	Segmentation par fusion de régions (merge)	28
II.5.1.4	Segmentation par division-fusion.....	29
II.5.2	La segmentation basée sur les pixels (approche classification)	30
II.5.2.1	Méthode de K plus proches voisins	31
II.5.2.2	K-means	31
II.5.3	Segmentation basée sur les contours	31
II.5.3.1	Approche gradient	33
II.5.3.2	Approche laplacien	33
	Conclusion	35

Chapitre III : Analyse spatio fréquentielle et la méthode mise au point

III.1.	Introduction	36
III.2.	La transformée de Fourier	36
III.2.1	Cas continu	36
III.2.2	Cas discret	38
III.3.	Transformée de Fourier à fenêtre glissante	39
III.4.	Les ondelettes.....	39
III.4.1	Transformation en ondelettes discrète	42
III.4.2	L'analyse multirésolution.....	42
III.4.2.1	Algorithme de Mallat	42
III.4.2.2	Algorithme à trous de Dutilleux	44
III.5.	La méthode élaborée	45
III.5.1	Décomposition en ondelette	46
III.5.2	Extraction des attributs	47
III.5.3	La classification	47

Conclusion	48
-------------------------	-----------

Chapitre IV : Tests et résultats

IV.1	Présentation des données	49
IV.2	Application aux images texturées	49
IV.3	Résultats de segmentation	51
IV.3.1	Indices énergie et moyenne	53
IV.3.2	Indices d'énergie et entropie	55
IV.3.3	Indices corrélation et entropie	55
IV.4	Interprétation des résultats	56
Conclusion		56
Conclusion générale		57

Annexe

Bibliographie

Introduction Générale

Introduction générale

Grace aux avancées du système informatique et des techniques d'analyses et traitement, les images font maintenant partie de notre quotidien et deviennent notre source d'information privilégiée. Vu la variété des systèmes d'acquisition l'accès aux informations portées par ces images devient aussi complexe, d'où la nécessité d'un traitement, en effet de nombreux chercheurs ont mis en place un certain nombre de modèles permettant le traitement d'une image et son analyse.

De manière assez générale, segmenter une image consiste à délimiter dans l'image des plages régulières ou cohérentes c'est-à-dire des zones dans lesquelles les valeurs de l'image suivent à un certain degré un modèle donné d'organisation : zones relativement homogènes en intensité, en texture ou en couleur, zones relativement planes, lisses (de variation lentes), etc. La segmentation automatique est une tâche importante de l'analyse d'image. Plusieurs techniques de segmentation ont été développées. Chacune d'entre elles possède des avantages et des inconvénients. Une technique peut être mieux adaptée à un type d'images ou à un problème donné.

Du fait de cette diversité, il est difficile de définir de manière absolue une bonne segmentation. En effet, le choix d'une technique de segmentation reste un problème posé. L'application de différents algorithmes à une même image donne souvent des résultats différents. De faibles variations des paramètres de la méthode peuvent impliquer des changements remarquables sur les résultats.

La méthode que nous allons présenter, consiste à analyser le contenu textural d'une image à différentes échelles, en utilisant les ondelettes comme un outil de décomposition à différentes résolutions. Suivie par l'étape d'extraction des paramètres de la texture en se basant sur des paramètres de second ordre qui sont utilisés par la suite pour la séparation des zones de l'image.

Notre travail s'inscrit dans cette optique, il consiste en une analyse multirésolution basée sur la décomposition exploitant l'algorithme à trous.

Le présent mémoire est structuré en quatre chapitres :

- Ø Dans le premier chapitre nous abordons des généralités sur le traitement d'images et nous citons les différentes opérations du prétraitement.

- ∅ Le deuxième chapitre est consacré aux rappels de quelques notions sur la texture et des Méthodes de segmentation.
- ∅ Dans le troisième chapitre nous présentons quelques définitions et propriétés sur la théorie des ondelettes et nous décrivons les différentes étapes de la méthode élaborée.
- ∅ Le dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats obtenus sur des images tests, tirées de l'album Brodatz et à leur interprétation.

Chapitre I :

Généralités sur le traitement

d'image

I. Introduction

L'analyse d'image est une étape préliminaire à l'extraction des caractéristiques. Il englobe les domaines de la restauration, de l'accentuation et de la compression des données images. Il s'agit donc d'un domaine très vaste, qui trouve de plus en plus les champs d'applications.

I.1 Définition d'image

L'image est représentée comme une grille rectangulaire finie bidimensionnelle de taille $N = m \times n$ contenant un ensemble de sites $S = s_i$ avec $1 < i < N$ appelé pixels. À chaque site est associé un descripteur représentant l'état du site, pouvant être un scalaire (niveau de gris, label ou étiquette) ou un vecteur (spectre).

I.2 Image numérique

Une image numérique est définie comme un signal fini bidimensionnel échantillonné à valeurs quantifiées dans un certain espace de couleurs, elle est constituée de points (pixels).

- **Signal fini** : C'est une image qui possède des dimensions finies.
Exemple : 640x480, 800x600 points...
- **Signal bidimensionnel** : C'est une image à deux dimensions : largeur, hauteur.
- **Signal échantillonné** : C'est l'image dont les pixels sont régulièrement espacés sur une grille carrée, après échantillonnage.
- **Valeurs quantifiées** : les valeurs des pixels appartiennent à un intervalle borné connu.
- **Espace de couleur** : il existe de nombreuses façon de percevoir les couleurs d'une image, l'espace de représentation le plus connu est l'espace RVB (Rouge-Vert - Bleu). Autrement dit, une image est une matrice $M \times N$ de valeurs entières prises sur un intervalle borné $[0, N_g]$ où N_g est la valeur maximale du niveau de gris, $P_{(i,j)}$ est le niveau de gris du pixel de coordonnées ligne i et colonne j dans l'image. $P_{(i,j)} \in [0, N_g]$, les valeurs des niveaux de gris sont des entiers.

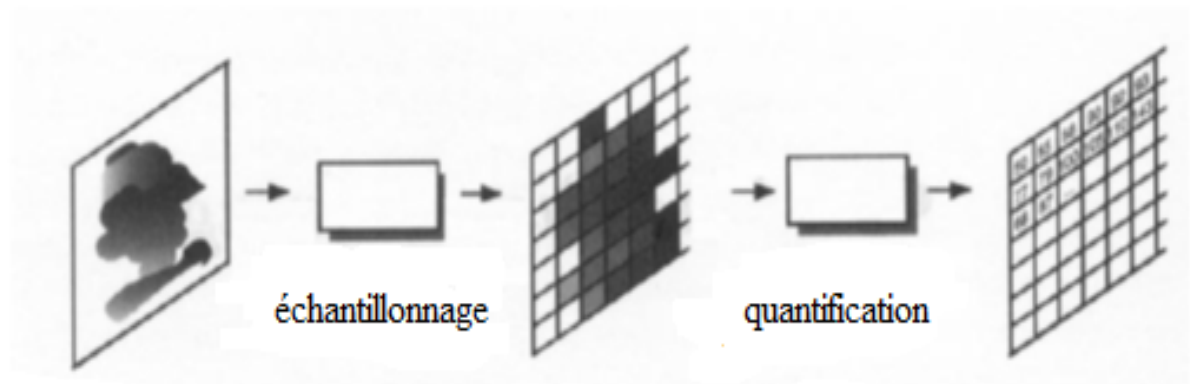


Fig. I.1 : Numérisation d'une image.

I.3 Notions d'image [20] [1]

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants:

I.3.1 Pixel

Le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification.

I.3.2 Dimension

C'est la taille de l'image, Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

I.3.3 Résolution

La résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur.

I.3.4 Contours et textures

Les contours représentent les frontières entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci, l'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.

I.3.5 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$$

I.3.6 Image vectorielle [21]

Les images vectorielles sont constituées d'un ensemble d'objets géométriques (points, lignes, cercles, rectangles, polygones, ...) définis par différents attributs (coordonnées, couleur, épaisseur de trait, remplissage, ...).

I.3.7 Image matricielle

Elle est composée comme son nom l'indique d'une matrice (tableau) de points ou des pixels à plusieurs dimensions, chaque dimension représente une dimension spatiale (hauteur, largeur, profondeur), temporelle (durée), ou autre (par exemple, un niveau de résolution).

Plus la densité des points sont élevés, plus le nombre d'informations est grand et plus la résolution de l'image est élevée. (Les images vues sur un écran de télévision ou une photographie sont des images matricielles).

I.4 Différents types d'une image numérique [1] [22]

Principalement il existe trois types d'images numériques qui sont :

I.4.1 Image binaire

Une image binaire est une image $M \times N$ où chaque point peut prendre uniquement la valeur 0 ou 1, les pixels sont noirs (0) ou blancs (1), donc on utilise qu'un seul bit pour coder un niveau de gris.

I.4.2 Image en niveau de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir jusqu'au blanc en passant par un nombre fini des niveaux intermédiaires, donc pour représenter les images en niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée, Cette valeur peut être comprise entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la "couleur" de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

I.4.3 Image couleur

Une image couleur est la composition de trois images en niveaux de gris sur trois composantes. On définit donc trois plans de niveaux de gris (rouge, vert et bleu), la couleur finale est obtenue par synthèse additive de ces trois composantes.

Elle consiste à utiliser 24 bits pour représenter chaque point de l'image, huit bits sont employés pour décrire chacune des trois composantes : rouge (R), vert (V) et le bleu (B). Il est ainsi possible de représenter environ 16,7 millions de couleurs différentes simultanément, ce qui est pratiquement impossible.



Fig. I.2 : Les différents types d'images.

I.4.4 Images indexées

Afin de diminuer la charge de travail nécessaire pour manipuler des images en 24 bits, on peut utiliser le mode de représentation en couleurs indexée. Le principe consiste à déterminer le nombre de couleurs différentes utilisées dans l'image, puis à créer une table de ces couleurs en attribuant à chacune une valeur numérique correspondant à sa position dans la table, cette dernière, appelée palette, comporte également la description de chacune des couleurs sur 24 bits.



Fig. I.3 : Exemple d'image indexée.

I.5 Traitement à base d'histogrammes

L'histogramme est un outil très utilisé en traitement d'images. Il représente la distribution des niveaux de gris d'une image. On lit en abscisse les différents niveaux de gris et en ordonnée le nombre de pixels ayant pour valeur ce niveau de gris.

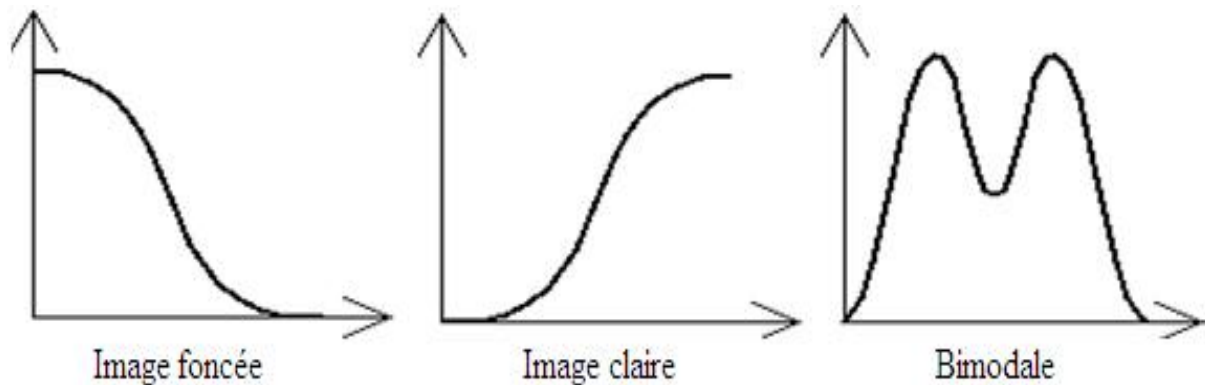


Fig. I.4 : Dilatation des zones sombres et claires d'une image.

I.5.1 Egalisation d'histogramme [23]

L'histogramme d'une image est rarement plat ce qui traduit une entropie non maximale. La transformation d'égalisation est construite de telle façon que l'histogramme de l'image transformée soit le plus plat possible. Cette technique améliore le contraste et permet d'augmenter artificiellement la clarté d'une image grâce à une meilleure répartition des intensités relatives.

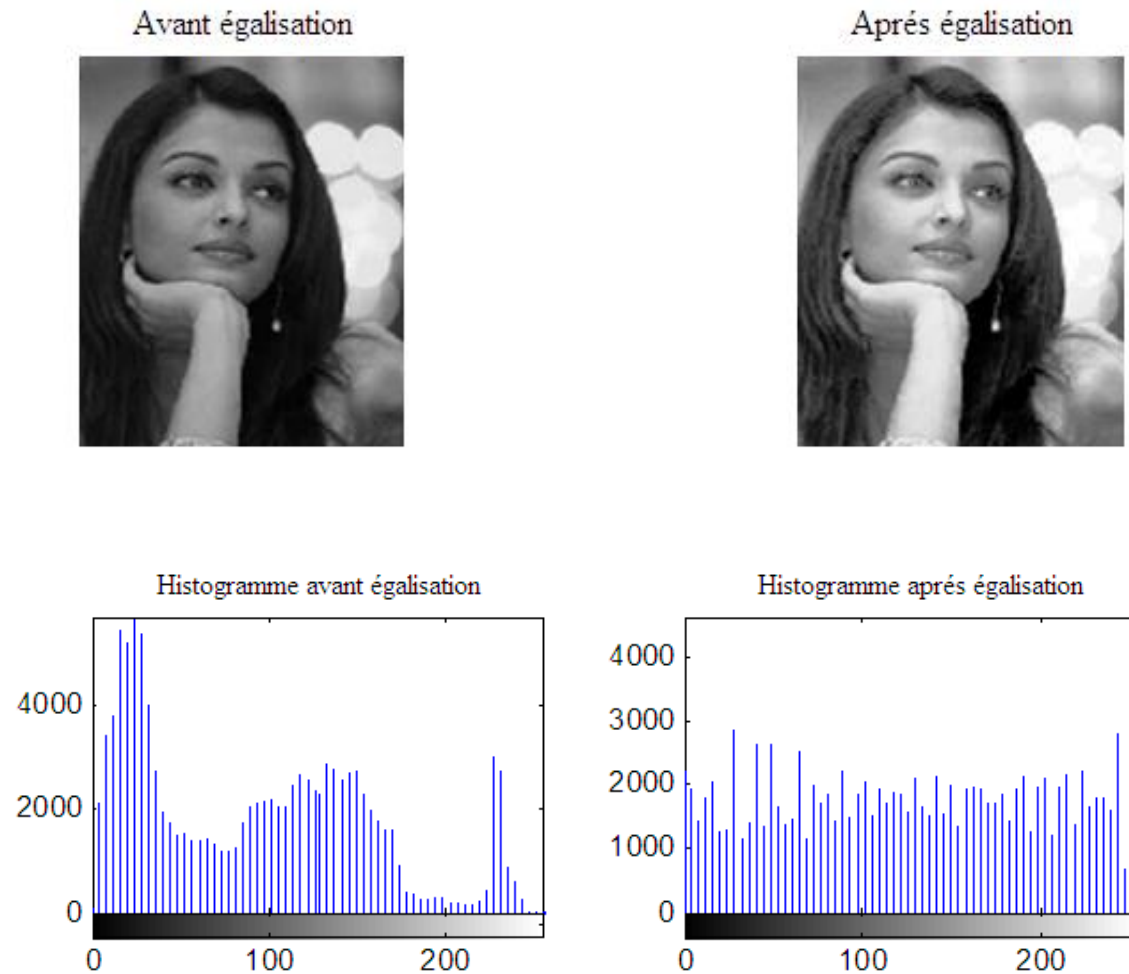


Fig. I.5 : Egalisation d'histogramme.

I.5.2 Normalisation d'histogramme [2]

La normalisation d'histogramme, ou expansion de dynamique, est une transformation affine du niveau de gris des pixels de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique de représentation.

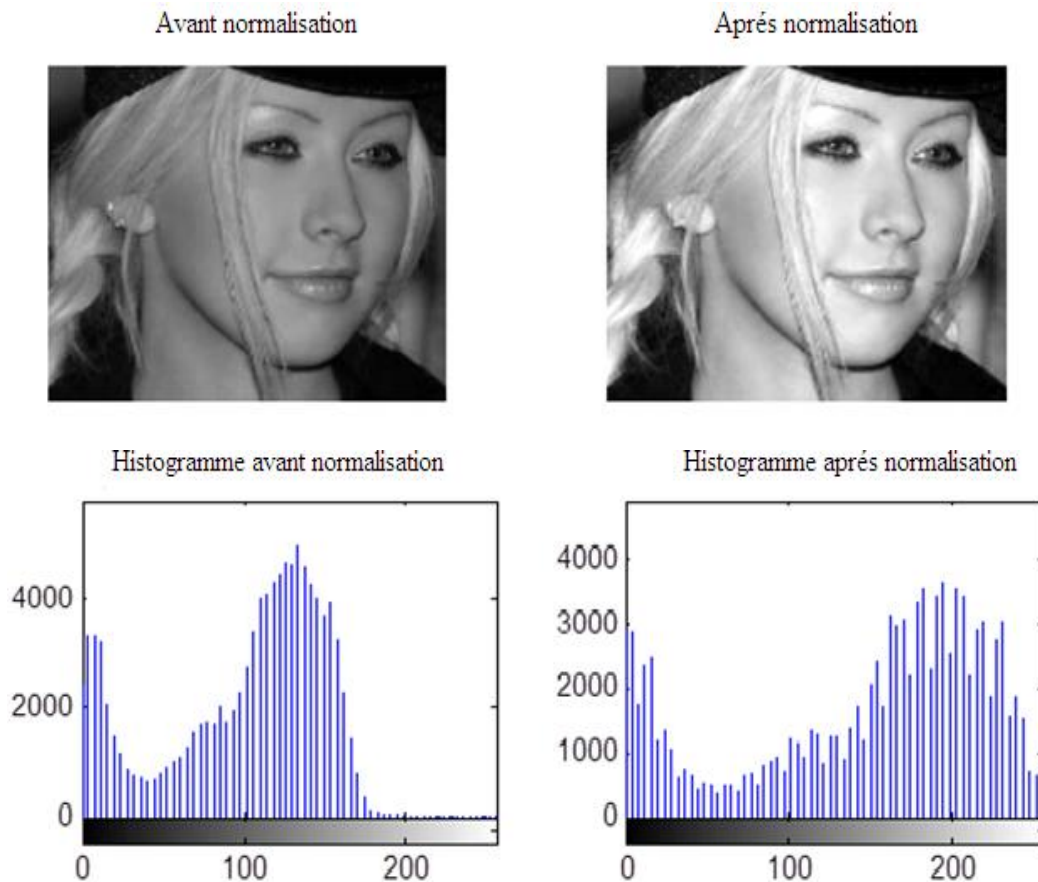


Fig. I.6 : Normalisation d'histogramme.

I.5.3 Seuillage [24]

Le seuillage consiste à affecter le niveau 255 aux pixels dont la valeur est supérieure à un seuil S et le niveau 0 aux autres. On peut avoir une approche plus « sélective » du seuillage en choisissant d'extraire une fenêtre d'intensité avec cette transformation, la nouvelle image ne visualise que les pixels dont le niveau d'intensité appartient à l'intervalle $[a, b]$. Sous réserve d'une connaissance a priori de la distribution des niveaux de gris des objets de l'image originale, cette technique permet une segmentation d'objets particuliers de l'image. Le graphe de ces transformations est le suivant :

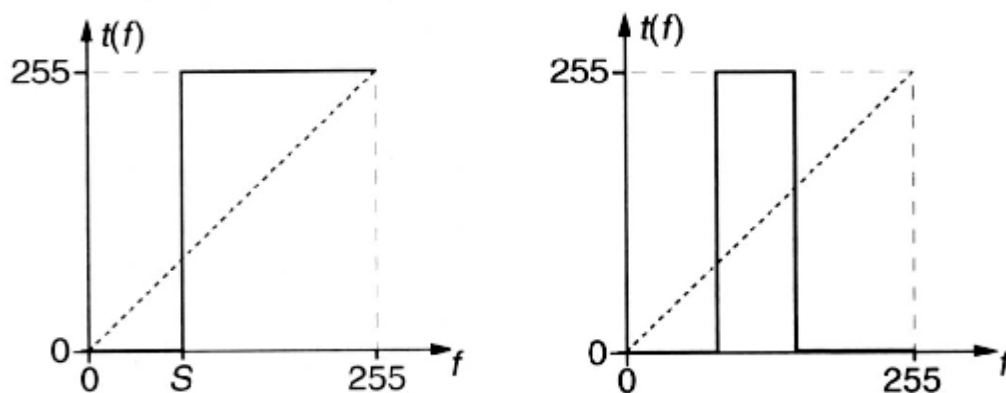


Fig. I.7 : Fonctions de seuillage et « fenêtre d'intensité ».



Fig. I.8 : Seuillage d'une image.

I.6 Le filtrage [25]

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine.

Dans le filtrage global, chaque pixel de la nouvelle image est calculé en prenant en compte la totalité des pixels de l'image de départ. Dans cette catégorie on trouve, par exemple, les opérations sur les histogrammes ou les opérations qui nécessitent de passer dans l'espace de Fourier.

Dans le filtrage local, chaque pixel de la nouvelle image est calculé en prenant en compte seulement un voisinage du pixel correspondant dans l'image d'origine. Il est d'usage de choisir un voisinage carré et symétrique autour du pixel considéré. Ces voisinages sont donc assimilables à des tableaux à deux dimensions (matrices) de taille impaire.

I.6.1 Filtrage non linéaire

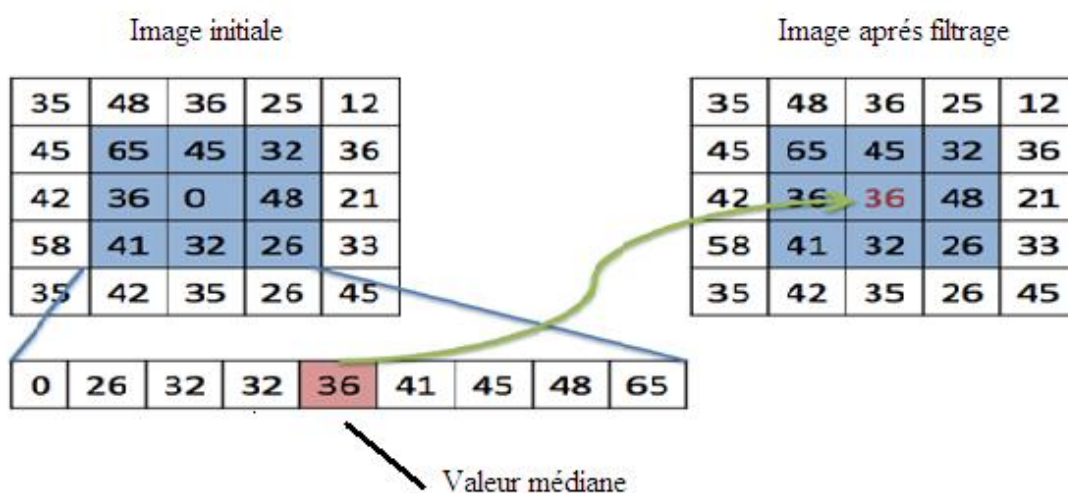
Les filtres non-linéaires consistent à remplacer chaque pixel par une valeur égale à une loi non-linéaire de ses voisins. Il peut arriver que la valeur d'un pixel soit négative ou supérieure à 255. Dans le premier cas, soit on a la valeur 0, soit on prend la valeur absolue. Dans le second cas, on attribue généralement au pixel la valeur limite (i.e. 255 dans la majorité des cas).

I.6.1.1 Filtre médian [26]

Le principe du filtre Médian est souvent défini dans le cas d'une image discrète, dont l'implantation pratique est directe. A partir des concepts discrets, il est possible d'en donner une version continue qui sera adaptée à l'étude théorique de certaines de ses propriétés.

Le filtrage médian procède tout d'abord par un tri des valeurs de niveau de gris du voisinage suivi d'une sélection de l'élément milieu du tri. Le tri se fait par ordre croissant généralement.

On remplace le pixel central (sur lequel est positionnée la fenêtre) par la valeur médiane des pixels inclus dans la fenêtre.



I.6.2 Filtrage linéaire

L'opération de filtrage linéaire n'est autre que l'application d'un produit de convolution. Les masques de convolution sont des matrices carrées de dimension impaire centrée sur le pixel cible.

Généralement ce type de filtrage est utilisé pour le lissage et l'accentuation du contenu de l'image.

I.6.2.1 Filtrage de lissage [27]

Le lissage est utile dans le cas des bruits "poivre et sel", c'est-à-dire dans le cas des bruits très localisés et très perturbants. Ces bruits induisent des trous ou des coupures sur des formes ou des frontières pas très nettes. La solution est alors d'appliquer un lissage dont le but est d'affecter un niveau uniforme aux pixels pertinents et d'éliminer les autres.

I.6.2.1.1 Filtre moyen

C'est un cas particulier de filtre de convolution « passe-bas », qui remplace chaque pixel par la moyenne des valeurs des pixels adjacents et du pixel central.

$$\begin{pmatrix} 15 & 18 & 14 \\ 29 & \mathbf{27} & 13 \\ 12 & 19 & 21 \end{pmatrix} * \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \longrightarrow \begin{pmatrix} 15 & 18 & 14 \\ 29 & \mathbf{19} & 13 \\ 12 & 19 & 21 \end{pmatrix}$$

Zone de l'image

Noyau de

Zone de l'image

avant filtrage

convolution (3x3)

après filtrage

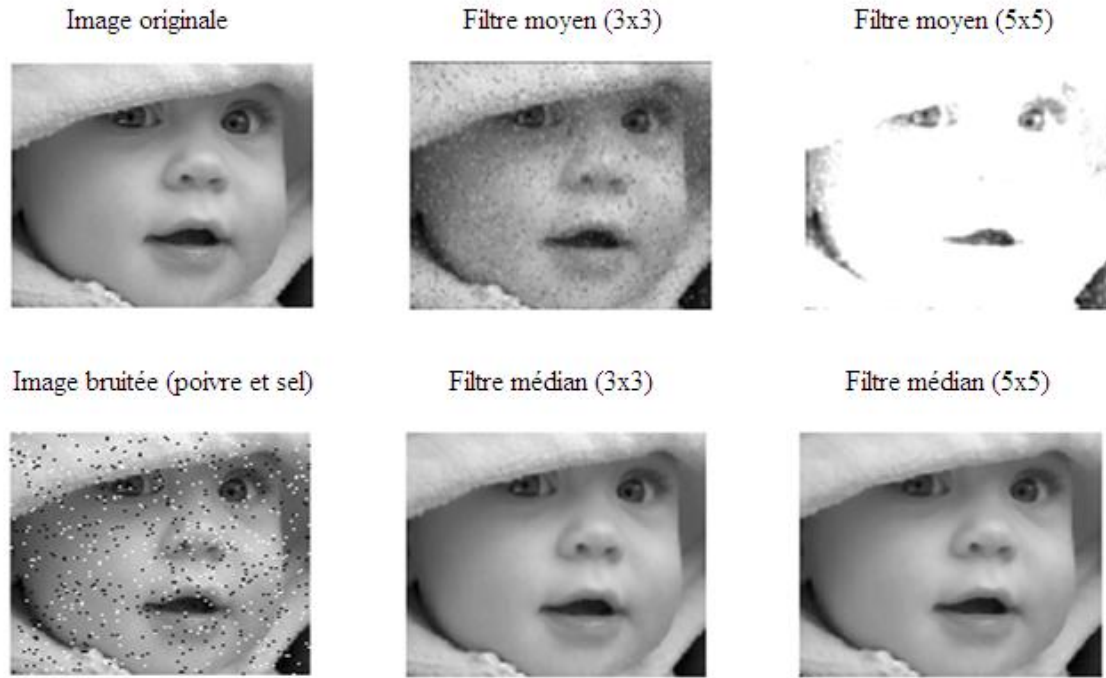


Fig. I.9 : Exemple de filtrage moyen et médian (poivre et sel).



Fig. I.10 : Exemple de filtrage moyen et médian (uniforme).

I.6.2.2 Détection de contour

Cette opération est l'inverse du lissage, car elle consiste à une amplification des hautes fréquences spatiales qui met en relief les transitions rapides. Une image peut être rehaussée par application d'un opérateur permettant de détecter les contours : le résultat additionné à l'image initiale permettra alors d'obtenir une image rehaussée.

La détection de contours permet de repérer les différents objets qui constituent la scène de l'image. Il existe de nombreuses méthodes pour trouver les contours des objets, la plupart sont basées sur les dérivées premières et secondes de l'image.



Fig. I.11 : Détection de contour par Prewitt et Canny.

I.6.3 Filtrage dans le domaine de Fourier

Le filtrage par transformée de Fourier traite des images dans leur totalité sans perte d'informations ce que n'autorise pas les filtres de convolutions. Pour atténuer la gamme de fréquences indésirables (basse ou haute fréquence).

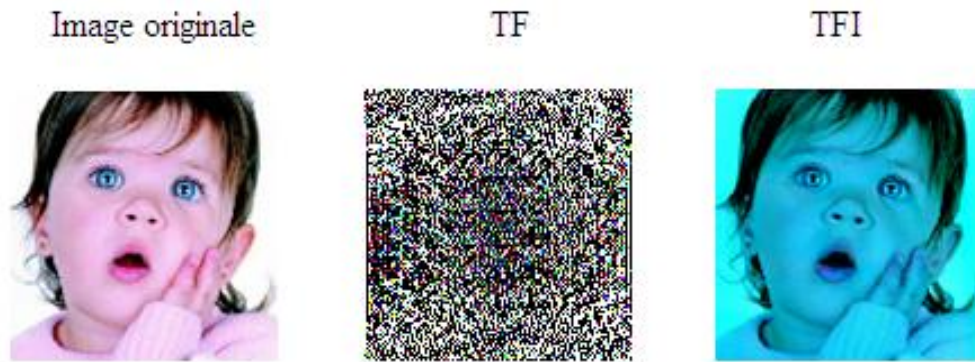


Fig. I.12 : Filtrage par transformée de Fourier.

Discussion

Dans ce chapitre nous avons donnée quelques définitions et généralités sur le traitement d'images et nous avons cité les différentes opérations du prétraitement, parmi ces opérations, nous avons étudié quelques types du filtrage basés sur l'étude des histogrammes. L'histogramme résume une image à l'ensemble des couleurs présentes et offre un moyen simple d'appréhender son contenu. Il ne contient néanmoins aucune information quant à la répartition spatiale des niveaux de gris ou de couleur. Le filtrage d'image à pour but d'améliorer la qualité de celle-ci. Chaque filtre cherche à atténuer un type de défaut bien précis. Il n'y a pas de filtre universel capable de corriger tous les défauts, il est nécessaire de choisir des filtres adéquats suivant les défauts à corriger, afin de préparer l'image à d'éventuels traitements.

Chapitre II :

Texture et Segmentation

II.1 Introduction

Dans le traitement d'images, l'analyse de textures joue un rôle très important. Elle permet l'identification et l'extraction des informations contenues dans l'image. Il est difficile de caractériser précisément la texture, vu qu'elle n'est toujours pas défini.

La segmentation d'image constitue une étape clé dans l'unité de traitement d'image. Elle permet d'engendrer une description plus compacte de l'image (contours, régions) et plus exploitable que l'ensemble des pixels. La réussite de cette étape dépend fortement de la qualité de l'image à segmenter.

II.2 Définition de la texture [3]

Plusieurs définitions de la notion de texture ont été présentées au cours des 20 dernières années. Ces définitions sont rarement génériques et portent plutôt sur un aspect ou une application de la notion de texture.

Toutefois, on peut réaliser une synthèse de ces définitions en introduisant les deux concepts qui sont à la base de la notion de texture : les statistiques portant sur les pixels et la répartition spatiale de motifs plus ou moins réguliers.

UNSER [12]: « Une texture est une région d'une image pour laquelle il est possible de définir une fenêtre de dimensions minimales, telle qu'une observation au travers de celle-ci se traduit par une perception (impression) visuelle identique pour toutes les translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée ».

HARALICK : « une texture est un phénomène à deux dimensions :

- La première concerne la description des éléments de teinte 'tonal primitives' ou unité de paysage, qui sont les éléments de base à partir desquels est formée la texture.
- la deuxième dimension est relative à la description des relations spatiales ou interaction entre ces éléments ».

À partir de ces définitions, UNSER se base dans leur définition sur la vision humaine et l'échelle d'observation, par contre HARALICK se base sur les dimensions des motifs composant l'image et leurs interactions.

Les textures présentes dans ces images se manifestent non seulement comme un agencement spatial plus ou moins régulier d'éléments qui constituent un ensemble, mais aussi par des informations visuelles qui permettent de les décrire qualitativement à l'aide d'adjectifs tels que contrastées, grossières, fines, lisses, tachetées, granuleuses, marbrées, régulières ou irrégulières.

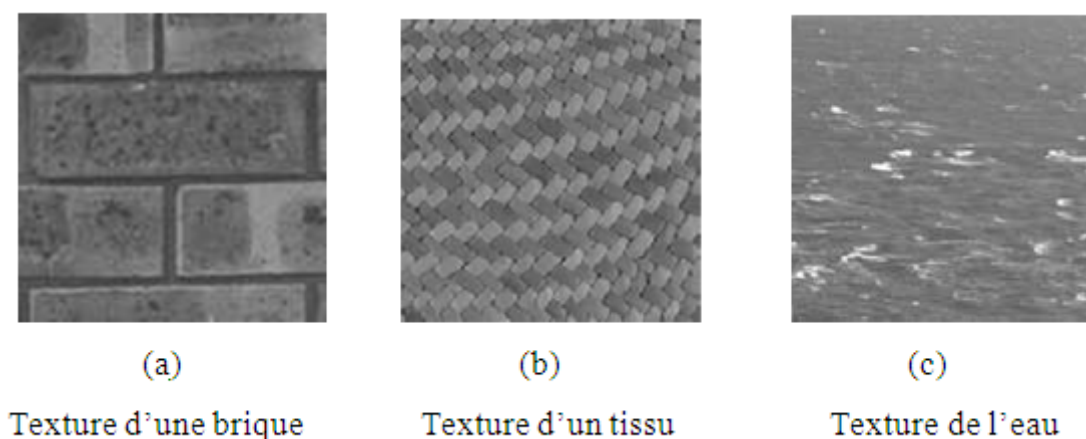


Fig. II.1 : Exemples de textures.

Bien qu'il soit aisé de décrire une texture visuellement, il reste difficile d'en donner une définition précise. D'un point de vue formel, il est généralement admis que la texture est fonction des variations spatiales de niveaux de gris des pixels de l'image, et dans la pratique, il existe deux approches pour la définir [CP95] :

La première correspond à une observation du type macroscopique et fait appel à la notion de *texton* définie par Julesz [Jul81]. Dans ce contexte, la texture est considérée comme la répartition spatiale répétitive ou périodique d'un motif élémentaire, également appelé *primitive* (une primitive est un ensemble connexe de pixels qui partagent des propriétés similaires [Her99]). C'est le cas de l'image de la figure II.2 (a) où la primitive considérée correspond à un pavé. La texture peut alors être définie selon une approche déterministe (ou structurelle) dans la mesure où les motifs de base se répartissent de manière régulière et ordonnée dans l'image en suivant des règles précises de direction et de placement

La seconde approche considère que l'observation doit se faire à un niveau microscopique où les pixels obéissent localement aux règles d'une distribution à déterminer.

Ce propos est illustré par l'image de la figure II.2 (b) où la primitive de la texture est cette fois-ci considérée au niveau d'un voisinage de chaque pixel. Elle peut alors être définie selon un approche probabiliste (ou aléatoire) dans la mesure où la distribution des niveaux de gris des pixels apparaît irrégulière et désordonnée dans l'image.

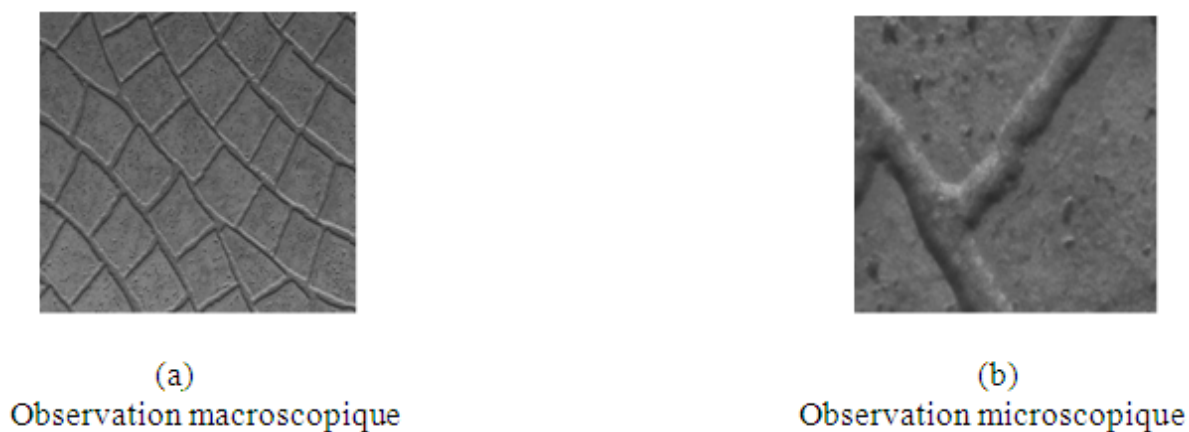


Fig. II.2: Illustration des approches microscopique et macroscopique de la texture.

II.3 Méthodes d'analyse de la texture

L'étude de la texture a fait l'objet de nombreux travaux de recherche qui ont engendré une multitude de méthodes d'analyse. Ces méthodes ont pour objet de caractériser, décrire, discriminer, ..., segmenter les textures. Nous nous attacherons plus loin à la présentation de certaines méthodes de segmentation.

II.3.1 Méthodes structurelles-géométriques

Les méthodes géométriques considèrent la texture comme un ensemble d'éléments de base appelés « textons » dont la disposition est organisée grâce à des règles de placement. L'idée générale sous-tendant ces méthodes est une recherche et une description de primitives suivies d'une définition de la structure, c'est-à-dire d'un ensemble de règles régissant ces primitives. La méthode d'auto corrélation reste l'approche la plus utilisée.

La fonction d'auto corrélation est un attribut qui donne des renseignements sur la taille des primitives de base constituant une texture. Elle peut être utilisée afin d'évaluer le taux de

régularité comme la finesse de la texture présente dans l'image. On définit une telle fonction comme suit :

$$R(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^{N_{lig}} \sum_{v=0}^{N_{col}} I(u, v) I(u + x, v + y)}{\sum_{u=0}^{N_{lig}} \sum_{v=0}^{N_{col}} I^2(u, v)} \quad (II.1)$$

N_{lig} : Nombre de lignes de l'image.

N_{col} : Nombre de colonnes de l'image.

Cette fonction définit donc une moyenne de similarité entre pixels pour une distance (x, y) donnée. L'évolution des moyennes de similarité en fonction de l'évolution des distances (x, y) permet de mesurer la régularité de la texture (elle évalue les relations spatiales entre les primitives de texture).

- Pour de petites primitives, la fonction varie rapidement lorsque la distance grandit.
- Si la fonction croît et décroît périodiquement avec la distance, alors les primitives sont périodiques.
- Pour des textures régulières, la fonction d'auto corrélation présente des pics et des vallées.

II.3.2 Méthodes basées sur un modèle

Ces méthodes se basent sur la construction d'un modèle d'image, choisi suivant des paramètres caractérisant la texture. Le rôle de ce modèle n'est pas la description de la texture mais sa synthèse par ces paramètres, qui capture l'essentiel de la qualité de perception de la texture.

Donc identifier une texture consiste à trouver la combinaison de paramètres, qui engendre une texture similaire à l'observateur. Néanmoins l'inconvénient de cette méthode réside dans la complexité des algorithmes d'estimation et de détermination des paramètres du modèle, et la nécessité d'avoir des connaissances sur le contenu déterministe de la texture.

II.3.3 Méthode statistiques

Dans les méthodes statistiques la texture est considérée comme une organisation spatiale des niveaux de gris. Pour caractériser la texture, on définit des paramètres texturaux discriminants en se basant sur des outils statistiques parmi ces méthodes nous pouvons citer les matrices de cooccurrences [Haralick, 1979] et les matrices de longueurs de plage [Galloway, 1975].

II.3.3.1 Les matrices de cooccurrences [5]

Du fait de leur richesse en information de texture, les matrices de cooccurrences sont devenues les plus connues et les plus utilisées pour extraire les caractéristiques de textures. Elles estiment des propriétés des images relatives à des statistiques de second ordre.

Une matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Elle est basée sur le calcul de la probabilité $P(i, j, d, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de couleur i apparaît à une distance relative d d'un pixel de niveau de couleur j et selon une orientation θ donnée. Les directions angulaires θ classiquement utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés.

Les caractéristiques extraites à partir de ces matrices contiennent des informations notamment sur l'homogénéité, les dépendances linéaires entre les niveaux de gris, le contraste et la complexité de cette image.

Les matrices obtenues selon ces quatre directions sont alors calculées comme dans (1), (2), (3) et (4), où (k, l) sont les coordonnées d'un pixel de niveau de couleur $i \in [0, n^{max} - 1]$ et (m, n) celles du pixel de niveau de couleur $j \in [0, n^{max} - 1]$. Ou n^{max} est le nombre de niveaux de gris.

$$P(i, j, d, 0) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \text{ tq } (k - m = 0, |l - n| = d, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j) \right\} \right| \quad (1)$$

$$P(i, j, d, 45) = \left| \left\{ \left((k, l), (m, n) \right) \in (N \times M)^2 \text{ tq } \left((k - m = d, l - n = -d) \vee (k - m = -d, l - n = d), I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \right) \right\} \right| \quad (2)$$

$$P(i, j, d, 90) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \text{ tq } (k - m = d, |l - n| = 0, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j) \right\} \right| \quad (3)$$

$$P(i, j, d, 135) = \left| \left\{ \left((k, l), (m, n) \right) \in (N \times M)^2 \text{ tq } \left((k - m = d, l - n = d) \vee (k - m = -d, l - n = -d), I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \right) \right\} \right| \quad (4)$$

La Fig. II.3 montre un exemple de calcul des $P(i, j)$ à partir d'une région d'une image 4×4 composée de quatre niveaux de gris (0,1,2,3) Cet exemple se limite au cas $d = 1$ et $\theta = 0$. L'élément (2,3) de la matrice $P(1,0)$ est égal à 2, cela signifie qu'il existe 2 configurations dans l'image ou un pixel de niveau de gris 2 est séparé horizontalement d'un autre pixel de niveau de gris 3 par une distance 1. Ces configurations sont représentées en trait sur l'image.

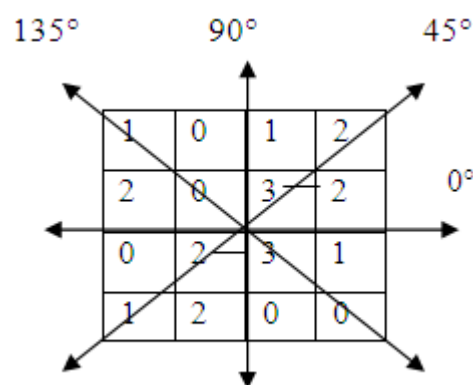


Image transposée dans la matrice.

i/j	0	1	2	3
0	2	2	3	1
1	2	0	2	1
2	3	2	0	2
3	1	1	2	0

 $P(i, j, 1, 0^\circ)$

i/j	0	1	2	3
0	2	2	1	0
1	2	0	1	0
2	1	1	0	4
3	0	0	4	0

 $P(i, j, 1, 45^\circ)$

i/j	0	1	2	3
0	2	2	2	1
1	2	0	2	1
2	2	2	4	0
3	1	1	0	2

 $P(i, j, 1, 90^\circ)$

i/j	0	1	2	3
0	0	1	2	3
1	1	0	1	1
2	2	1	2	0
3	3	1	0	0

 $P(i, j, 1, 135^\circ)$

Fig. II. 3 : Les matrices de cooccurrences associées.

La taille des matrices de cooccurrence est de 256×256 . On s'aperçoit ainsi que ces matrices comptabilisent une très grosse quantité d'informations difficile à exploiter directement. C'est pourquoi, un certain nombre d'auteurs comme Zucker [7] ont essayé d'extraire de l'information de ces matrices afin de mettre en évidence la structure des textures. Mais c'est Haralick et al [6] qui ont proposé les premiers 14 paramètres, caractérisant les textures, issus de ces matrices. Voici 6 paramètres considérés comme étant les plus utilisés et les plus pertinents :

L'énergie

Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce dernier cas, les valeurs élevées d'énergie sont obtenues pour les matrices $P(d, \theta)$ lorsque (d, θ) correspond à la période.

$$ENE = \sum_i \sum_j (p_{ij}(d, q)^2) \quad (II.2)$$

Le contraste

La valeur est d'autant plus élevée que la texture présente un fort contraste. Ce paramètre est fortement non corrélé à l'énergie.

$$CST = \sum_i \sum_j ((i - j)^2 p_{ij}(d, q)) \quad (II.3)$$

L'entropie

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire. Elle est fortement corrélée (par l'inverse) à l'énergie.

$$ENT = - \sum_i \sum_j (\log p_{ij}(d, q) p_{ij}(d, q)) \quad (II.4)$$

La variance

La variance mesure l'hétérogénéité de la texture. Elle augmente lorsque les niveaux de gris différent de leur moyenne. La variance est indépendante du contraste.

$$VAR = \sum_i \sum_j ((i - m)^2 p_{ij}(d, q)) \quad (II.5)$$

La corrélation

La corrélation mesure la dépendance linéaire (relativement à (d, θ)) des niveaux de gris de l'image. La corrélation n'est corrélée ni à l'énergie, ni à l'entropie.

$$COR = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y) p_{ij}(d, q)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (II.6)$$

Avec $\mu_x \mu_y \sigma_x \sigma_y$: moyennes et écarts types des marginales horizontales et verticales

Le moment inverse

Le moment inverse (Inverse Difference Moment) mesure l'homogénéité de l'image. Ce paramètre est corrélé à une combinaison linéaire des variables ENE et CST.

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{p_{ij}(d, q)}{1 + (i - j)^2} \quad (II.7)$$

De nombreuses études ont été menées afin de caractériser, classifier, modéliser les textures à l'aide de ces paramètres. La méthode d'extraction de ces paramètres basée sur le calcul des matrices de cooccurrence est une des méthodes les plus proches de la notion de texture. Elles mettent effectivement en avant les relations qui existent entre les pixels de l'image en faisant intervenir l'aspect local (les niveaux de gris) et l'aspect spatial $((d, \theta))$.

II.3.3.2 Matrices de longueurs de plages

Les longueurs de plage (ou isosegments) est une méthode d'ordre supérieur. On appelle une plage un ensemble de pixels consécutifs et dans une direction donnée ayant le même niveau de gris. La longueur d'une plage est alors le nombre de pixels pour une plage donnée.

L'objet qui caractérise les textures dans cette méthode est alors un ensemble de matrices $P_\theta = (P_\theta(i, j))$. Chaque case (i, j) de la matrice P_θ contient le nombre de plages de longueur j et de niveau de gris i dans la direction θ .

Tout comme pour les méthodes vues précédemment, les longueurs de plages peuvent être étudiées sur toute l'image ou bien sur des régions précises. Il est pour cela nécessaire d'en extraire quelques attributs :

- Nombre de longueurs de plage.
- Proportion de petites plages.
- Proportion de grandes plages.
- Hétérogénéité des niveaux de gris.
- Hétérogénéité des longueurs de plage.

- Pourcentage de plages.

Cette méthode permet une bonne caractérisation des textures des régions. Cependant, elle reste relativement lente et efficace sur des images comportant peu de niveaux de gris.

II.4 Définition de la segmentation

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image I en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'union de toutes les régions donne l'image originale. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines. Le but de la segmentation est d'extraire les entités d'une image pour y appliquer un traitement spécifique et interpréter le contenu de l'image. La segmentation est normalement basée sur les discontinuités (les arêtes, les changements abruptes, etc.), les similitudes (intensités, couleurs, textures, etc.).

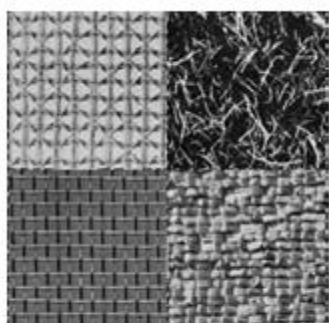


Image originale texturée



Segmentation en régions

Fig. II.4 : Exemple de la segmentation d'image texturée.

II.5 Méthodes de segmentation d'images

La segmentation d'images est une étape essentielle car elle conditionne la qualité de l'interprétation future des éléments composants l'image. De nombreuses méthodes de segmentation d'images donnent de très bon résultat, le choix d'une méthode est lié à la nature

de l'image et aux primitives à extraire. Cependant, toutes les méthodes existantes font références aux notions de différence et similarité perçue par le système visuel humain.

On peut classer ces méthodes en trois types :

II.5.1 Segmentation par analyse des propriétés spatiales [8]

Cette première partie est consacrée aux méthodes qui considèrent une région comme un ensemble de pixels connexes dont les couleurs sont proches les unes des autres. Ces méthodes procèdent par un balayage de l'image afin de construire les régions et font intervenir l'information colorimétrique pour la prise de décision.

On peut distinguer quatre approches :

II.5.1.1 Segmentation par croissance de régions (approche région) [8]

Ce type de segmentation consiste à faire croître des régions en y ajoutant successivement les pixels adjacents qui satisfont un critère d'homogénéité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels sont traités.

L'étape initiale consiste à sélectionner les germes des régions qui correspondent généralement à un pixel. Puis, les régions sont construites en y ajoutant successivement les pixels qui leur sont connexes et qui vérifient un critère de similarité colorimétrique.

La plupart des algorithmes de croissance de régions sont régis par un parcours de l'image selon le balayage de gauche à droite et de haut en bas.

L'avantage de la croissance de régions est de préserver la forme de chaque région de l'image. Cependant, une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.

II.5.1.2 Segmentation par division de régions (split) [8]

L'approche segmentation par division de régions consiste à diviser l'image originale en régions homogènes au sens d'un critère donné. Ce processus est récursif et considère que la région initiale correspond à l'image à analyser. Si une région ne respecte pas un prédicat

d'homogénéité, elle est divisée en quatre sous-régions de taille égale. Chaque sous-région est ensuite analysée. L'algorithme récursif s'arrête lorsque toutes les régions respectent le prédicat d'homogénéité.

A cause des divisions en quatre régions, cette méthode est plutôt adaptée à des images carrées ayant un nombre de lignes et de colonnes égales à une puissance de deux, et dans lesquelles les régions sont de forme rectangulaire. D'autre part, cette méthode a tendance à faire apparaître des effets de blocs.

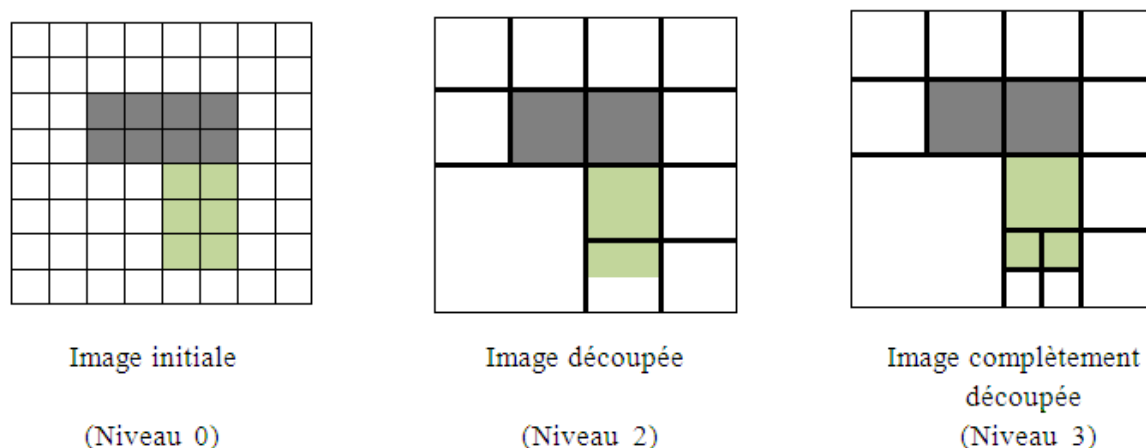


Fig. II.5 : le processus de division par la méthode split.

II.5.1.3 Segmentation par fusion de régions (merge) [8]

L'approche de fusion de régions est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions qui analyse une image présegmentée, constituée d'un ensemble de régions. C'est une structure de données constituée d'un graphe non-orienté dont chaque nœud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux régions.

L'analyse du graphe d'adjacence de régions permet de fusionner des régions d'une image sur segmentée. Le procédé consiste à fusionner deux nœuds reliés par une arête à condition qu'ils respectent un critère de fusion.

Les méthodes d'analyse des graphes d'adjacence de régions se distinguent selon l'ordre de parcours des différents nœuds du graphe et selon les critères de fusion. L'exemple suivant montre comment se fait la fusion avec le graphe d'adjacence des régions.

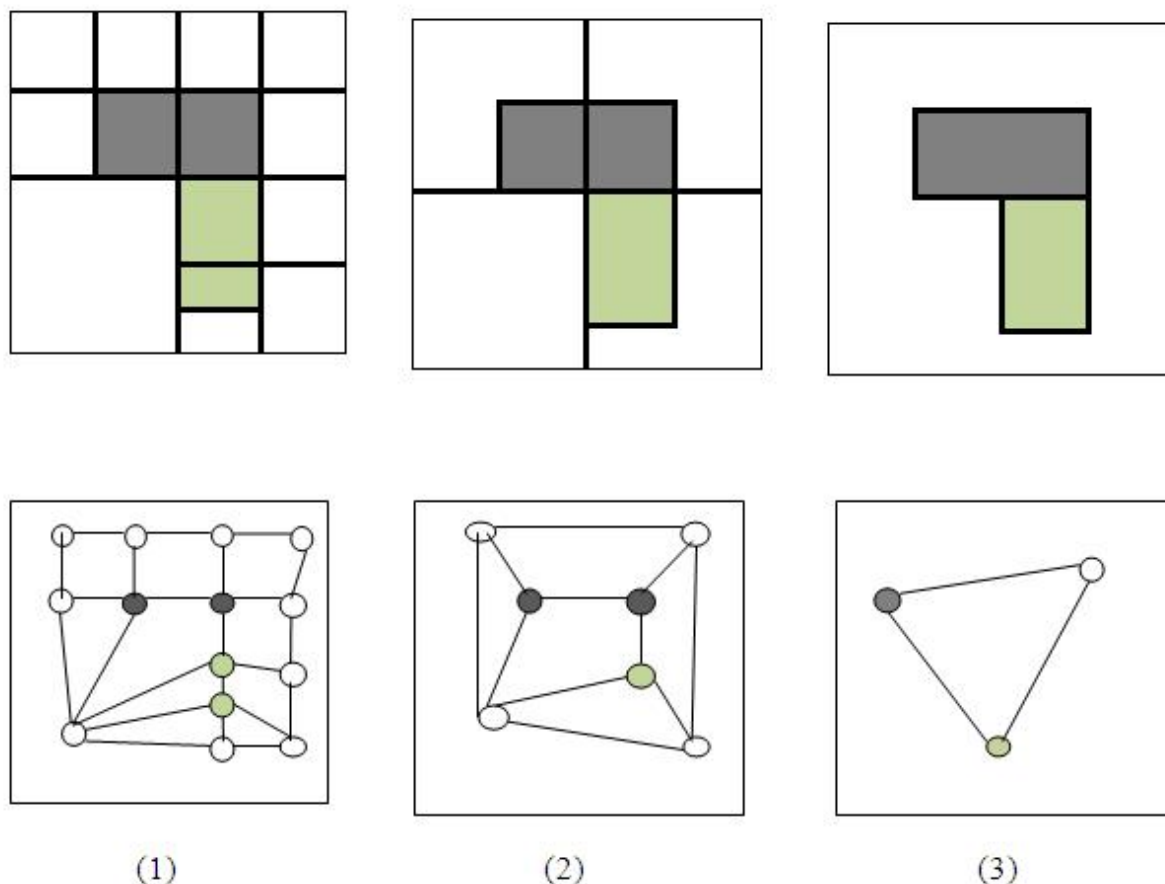


Fig. II.6 : la procédure de fusion avec le graphe d'adjacence de région.

II.5.1.4 Segmentation par division-fusion [19]

Ces méthodes font partie des méthodes fondamentales de la segmentation en régions. Elles se basent sur deux phases successives qui sont la division de ces blocs suivant certains critères d'homogénéité. Le principe est simple: une région qui n'est pas homogène doit être divisée en plusieurs régions. Deux régions connexes ayant des caractéristiques communes doivent être fusionnées. Si le résultat donne une région homogène, ces deux opérations sont répétées jusqu'à ce que la fusion ne soit plus possible.

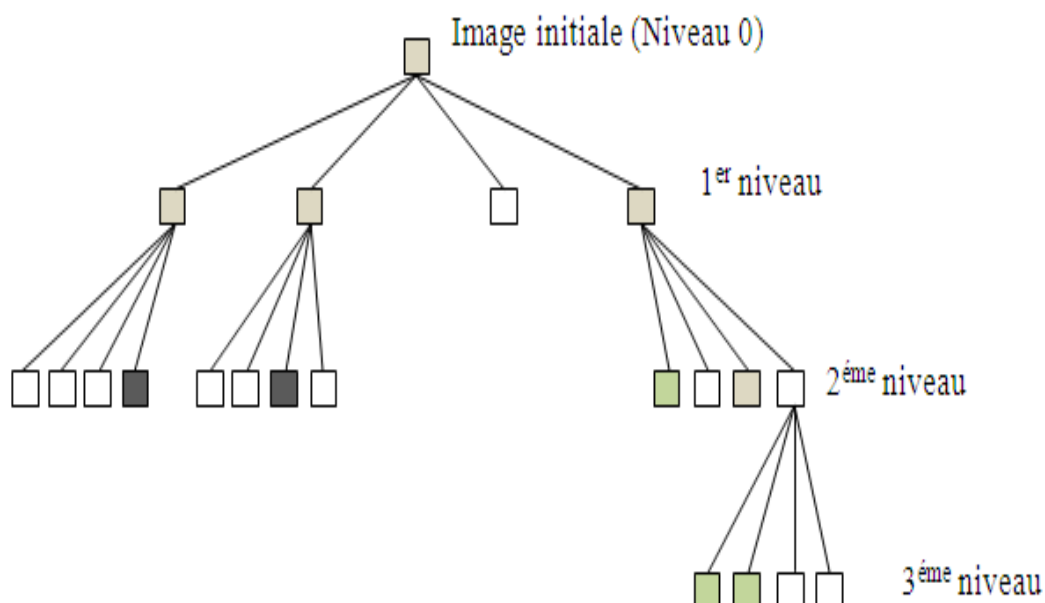


Fig. II.7 : Exemple d'application de la méthode quadtree.

II.5.2 La segmentation basée sur les pixels (approche classification) [9]

Ces méthodes de segmentation font parties du domaine de la classification des pixels. Ceci revient à partitionner l'image originale en un ensemble de régions (classe), ces régions sont considérées comme des ensembles de pixels qui répondent à certains critères de segmentation (couleur, niveau de gris,...etc). Ces méthodes de classification ne prennent pas en compte la répartition spatiale des pixels dans l'image, elles considèrent la distribution des couleurs dans l'espace utilisé. Ce type de segmentation utilise les algorithmes qui identifient en premier lieu les classes de pixels présents dans l'image, puis affectent à chaque pixel une étiquette qui indique la classe à la quelle il appartient.

Il existe deux grandes tendances : la classification supervisée, basée sur l'apprentissage de propriétés discriminantes sur un échantillon de données déjà classées, et la classification non supervisée basée sur une mesure de distance entre les vecteurs d'attributs.

Nous présentons ici deux méthodes de classification qui nous paraissent être les plus utilisées :

II.5.2.1 Méthode de K plus proches voisins [9]

La méthode de K-plus proche voisins se base sur le principe de comparaison, cet-à-dire on compare le vecteur d'attribut de chaque pixel à ceux des K-plus proches voisins en termes d'attribut puis on lui affecte l'étiquette des voisinages qui dominant.

II.5.2.2 K-means [19]

L'algorithme de k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters, l'algorithme de k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters. Il renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

L'algorithme de k-means est itératif, qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Les objets de cluster sont changés jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. (Ré-)Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune ré-affectation ne soit faite.

II.5.3 Segmentation basée sur les contours [10]

Un contour peut être défini comme une frontière entre deux régions de niveaux de gris différents. En effet, un contour présente en générale une transition de niveaux de gris. Ainsi, les contours peuvent être détectés par l'examen des variations locales de niveaux de gris au

voisinage de chaque point de l'image. Il s'agit, en effet, d'utiliser des opérateurs locaux qui sont sensibles aux variations de la fonction image. Le plus souvent, les contours correspondent aux extrema locaux du gradient ou aux zéros du laplacien de la fonction de niveaux de gris.

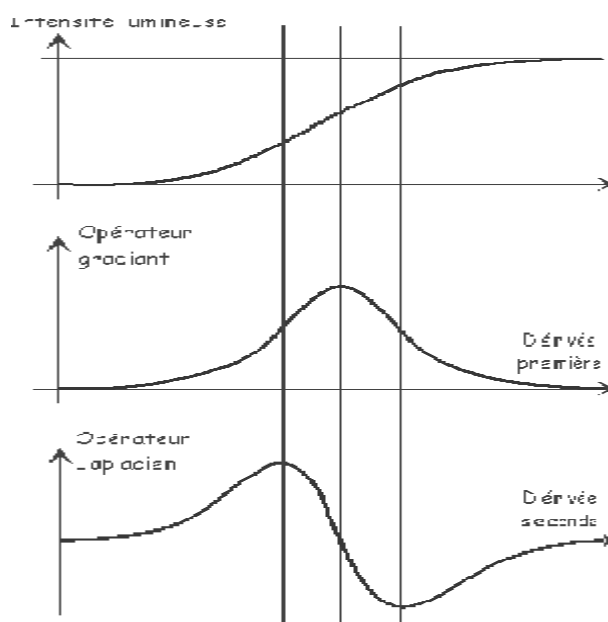


Fig. II.8: Les opérateurs de gradient et de laplacien.

Le gradient en un point d'une image est un vecteur G telles que ses composantes sont données par :

$$G_x(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \quad (\text{II.8})$$

$$G_y(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \quad (\text{II.9})$$

Sa norme peut donc s'écrire:

$$G = (G_x^2 + G_y^2)^{\frac{1}{2}} \quad (\text{II.10})$$

Le laplacien en un point d'une image se calcule comme suit :

$$L(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (II.11)$$

La détection de contours s'effectue classiquement de deux manières :

II.5.3.1 Approche gradient [10]

Cette approche consiste à calculer le gradient en chaque point de l'image, et à extraire les extréma locaux de la norme du gradient. Dans la pratique, il s'agit de sélectionner les points de norme de gradient supérieur à un seuil prédéfini.

Il existe plusieurs masques de convolution, nous pouvons citer Les opérateurs de Roberts, Prewitt et Sobel.

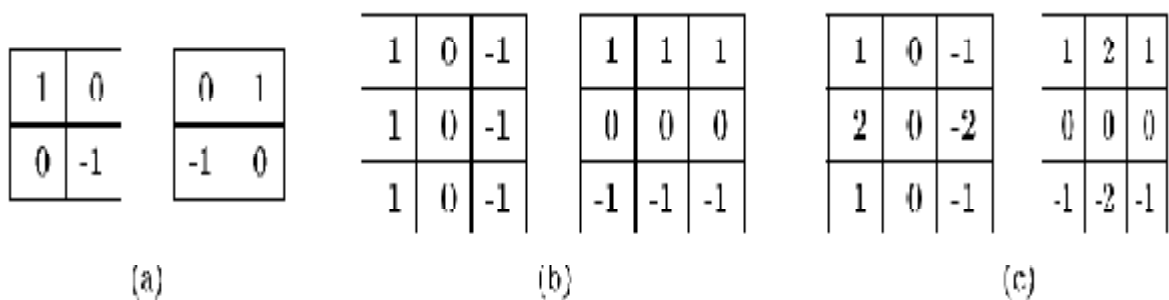


Fig. II.9 : Masques de convolutions des opérateurs de : (a) Roberts, (b) Prewitt et (c) Sobel.

II.5.3.2 Approche laplacien [11]

Dans le cas de l'approche laplacien, il s'agit de calculer le laplacien en tout point de l'image, et de sélectionner les points de laplacien nul (ou faible).

Pour une image discrète, il s'agit de trouver un moyen pour approximer la valeur du laplacien en tout point de l'image.

-1	0	-1
0	4	0
-1	0	-1

Figure II.10: Masque d'approximation du laplacien.

- Opération de Roberts : les masques de Roberts [12] sont de simples différences de niveaux de gris, sans aucun lissage.
- Opération de Prewitt : la méthode de Prewitt [Pre70] consiste à calculer la différence des valeurs moyennes de chaque côté du pixel central dans les directions verticale et horizontale. Le moyennage rend la méthode plus robuste au bruit.
- Opération de Sobel : l'opérateur de Sobel [Sob90] se distingue de celui de Prewitt en donnant plus d'influence au plus proche pixel de chaque côté du pixel central, ce qui a pour effet de réduire un peu le lissage, mais aussi d'améliorer légèrement la précision de localisation.

Ces opérateurs peuvent donner des résultats acceptables sur des images peu bruitées, mais il existe des méthodes beaucoup plus performantes comme ce lui de canny [13] et de Deriche [14].

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons cité les différentes méthodes d'analyses de la texture, la segmentation et ces différentes approches. Parmi les méthodes d'analyses de la texture nous avons décrit la méthode des matrices de cooccurrence et celle des longueurs de plage qui donnent de bons résultats. Elles sont cependant assez lourdes en termes de calculs, elles sont moins sensible au bruit et plus puissantes, pour conserver les structures d'une image.

La segmentation d'images est une étape fondamentale et importante dans plusieurs applications. C'est une étape primordiale pour l'interprétation d'images, qui consiste à découper l'image en régions connexes, présentant une homogénéité à partir des critères choisis. L'algorithme de k-means est l'un des méthodes de classification les plus connu et les plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en oeuvre et son efficacité.

Chapitre III :

Analyse spatio fréquentielle et la

méthode mise au point

III.1. Introduction

La représentation des images se fait dans le domaine spatial ou fréquentiel. Dans le domaine fréquentiel, l'image n'est plus représentée par la valeur de ses pixels en fonction de leur position dans l'espace, mais par l'amplitude et la phase de sinusöide en fonction de leur fréquence. Le passage du domaine spatial au domaine fréquentiel et vice versa, se fait par la transformée de Fourier.

La transformée de Fourier est Un outil mathématique utilisé depuis très longtemps en traitement du signal (image) il sera présenté en précisant ses avantages et quelques inconvénients. Nous présentons par la suite, l'analyse en ondelettes qui sera exploitée dans ce chapitre.

III.2. La transformée de Fourier [15] [29]

Le mathématicien Joseph Fourier a introduit en 1822 l'idée que toute fonction périodique peut être décomposée en une somme de sinus et de cosinus.

La transformée de Fourier est un outil mathématique qui permet de projeter un signal sur une base de fonctions sinus et cosinus de différentes fréquences. Le signal transformé est la représentation fréquentielle du signal de départ.

III.2.1 Cas continu

L'emploi de la transformée de Fourier est bénéfique lorsque l'on manipule des produits de convolution. Rappelons la définition usuelle de la transformée de Fourier d'une fonction $x(t)$:

$$\mathbf{X}[x(t)] = \mathbf{X}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-2j\pi ft} dt \quad (\text{III. 1})$$

Où $x(t)$ est une fonction continue. Si $x(t)$ et $X(f)$ sont intégrables, la transformation inverse existe :

$$\mathbf{X}^{-1}[\mathbf{X}(f)] = \mathbf{x}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{X}(f) e^{+2j\pi f t} df \quad (\text{III. 2})$$

La fonction $x(t)$ est réelle mais sa transformée de Fourier $X(f)$ est généralement complexe et elle peut être représentée par sa partie réelle et sa partie imaginaire, ou bien par son module $|X(f)|$ et son argument. Le module est appelé densité spectrale de $x(t)$.

Exemple:

Soit la fonction $f(x)$ telle que $f(x) = a$ pour $0 < x < X$ et $f(x) = 0$ ailleurs.

Le calcul de la transformée de Fourier est très simple et conduit à :

$$F(u) = \int_0^x a e^{-2j\pi u x} dx = \frac{a}{\pi u} e^{-2j\pi u x} \sin(\pi u X)$$

$$|F(u)| = aX \left| \frac{(\pi u X)}{\pi u X} \right|$$

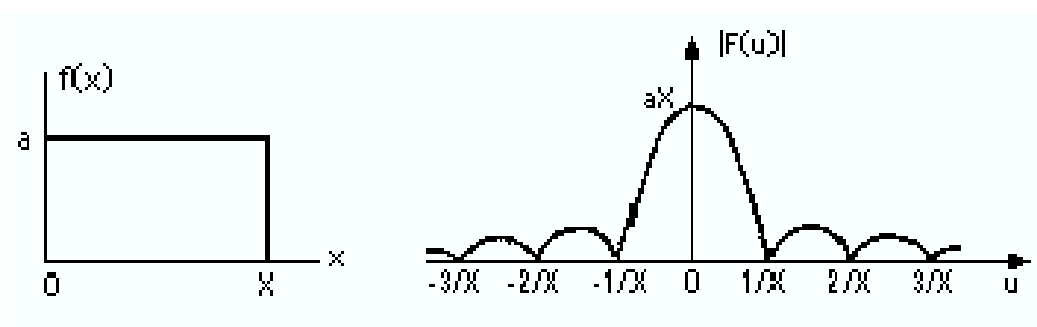


Fig. III.1: Signal et sa transformée de Fourier.

III.2.2 Cas discret

Pour le traitement d'image, il nous faut considérer des fonctions discrètes qui s'appliquent aux pixels d'une image. Etant donné une fonction f prenant ses valeurs sur un ensemble de valeurs discrètes : 0, 1, 2, 3,, N-1, on définit la transformée de Fourier de cette fonction par :

$$\mathbf{F}[f(\mathbf{k})] = \mathbf{F}(\mathbf{k}) = \sum_{n=0}^{N-1} f(n) e^{-\frac{2j\pi kn}{N}} \quad (\text{III. 3})$$

La transformation inverse est définie par :

$$\mathbf{F}^{-1}[\mathbf{F}(\mathbf{k})] = f(n) = \int_{n=0}^{N-1} \mathbf{F}(\mathbf{k}) e^{+\frac{2j\pi kn}{N}} \quad (\text{III. 4})$$

La définition s'étend au cas de deux dimensions :

$$\mathbf{F}[f(x, y)] = \mathbf{F}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-\frac{2j\pi(xu+yv)}{N}} \quad (\text{III. 5})$$

$$\mathbf{F}^{-1}[\mathbf{F}(\mathbf{u}, \mathbf{v})] = f(x, y) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \mathbf{F}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) e^{+\frac{2j\pi(xu+yv)}{N}} \quad (\text{III. 6})$$

Dans les notations ci-dessous k , x et y sont les variables spatiales, n , u et v les variables fréquentielles.

III.3. Transformée de Fourier à fenêtre glissante [15]

Pour pallier au problème de manque de résolution, Gabor [Gab46] a introduit la transformée de Fourier à fenêtre glissante. Dans cette méthode, on considère le signal à analyser comme appartenant à une fenêtre de longueur fixe qui glisse sur le signal pendant la transformation.

$$\mathbf{X}_t(\mathbf{f}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{x}(t) * \mathbf{g}(t - \tau) * e^{-j2\pi\mathbf{f}(t-\tau)} dt \quad (\text{III. 7})$$

Où τ représente le paramètre de localisation de la fenêtre g . $X\tau(\mathbf{f})$ correspond au spectre du signal f autour de τ , f est le paramètre de fréquence.

$g(t)$ est la fonction fenêtre (Gabor avait choisi une fenêtre gaussienne) qui permet une localisation spatiale du spectre fréquentiel fourni par la transformée de Fourier. Cette approche permet d'avoir une meilleure résolution spatiale que la transformée de Fourier, mais la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. [Tru98a].

III.4. Les ondelettes [16]

La théorie des ondelettes mise en place dans les années 80 et développée dans les années 90 a connu un succès important dans des domaines d'application aussi variés que le traitement de l'image et du signal, la compression et la transmission de données, le débruitage, les solutions numériques des équations différentielles et intégrales. La clef de son succès tient dans le fait que pour une classe de fonctions, la majeure partie de l'information contenue dans la fonction est concentrée dans un petit nombre de coefficients d'ondelettes.

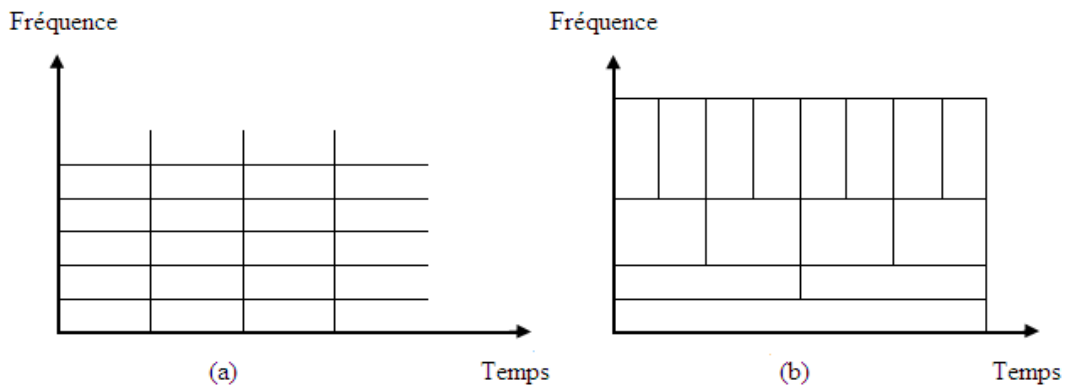


FIG. III.2 : Pavage du plan temps-fréquence. (a) Transformée de Fourier, (b) transformée en ondelettes.

Une ondelette mère ψ est une fonction de base que l'on va translater et dilater pour recouvrir le plan temps-fréquences et analyser le signal. L'ondelette doit être une fonction de moyenne nulle ; en d'autres termes, y doit être une onde ! Ce qui s'écrit mathématiquement :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} y(t) dt = 0 \quad (\text{III. 8})$$

A partir d'une ondelette mère, une famille d'ondelettes $y_{a,b}$ est créée par opérations de dilatation (ou contraction) et de translation telles que :

$$y_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} y\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{III. 9})$$

Où a est le facteur d'échelle et b le paramètre de translation. Le facteur d'échelle est lié à la fréquence : pour $a > 1$, l'ondelette est plus étalée et correspond à une fréquence plus faible,

alors que pour $a < 1$, l'ondelette est plus étroite et correspond à une fréquence plus élevée (Fig.III.3). Le facteur de normalisation $\frac{1}{\sqrt{a}}$ assure que l'énergie reste la même pour tout a, b .

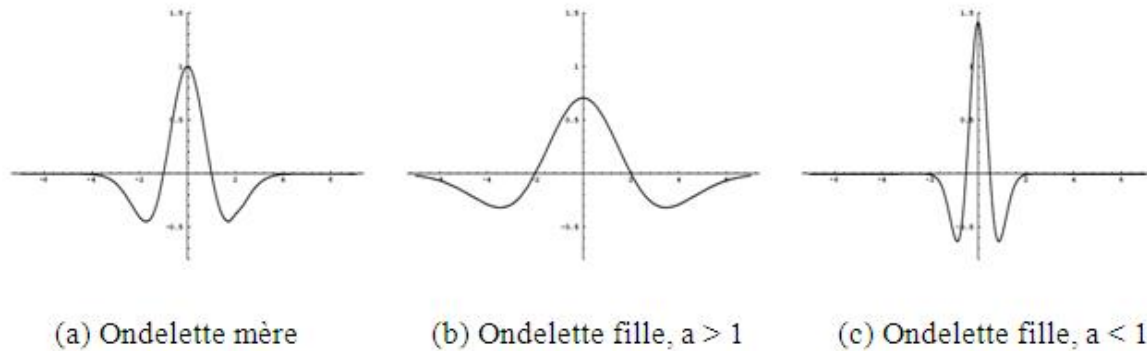


Fig. III.3 : Influence du facteur d'échelle sur la représentation temporelle et fréquentielle des ondelettes.

Dans le cas unidimensionnel, la transformée en ondelette (TO) de la fonction $f(t)$ est alors définie comme le produit scalaire entre l'ondelette $y_{a,b}$ et la fonction $f(t)$ tel que :

$$wf(a, b) = \langle f, y_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) y\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{III.10})$$

La transformée en ondelette continue est obtenue en balayant le facteur d'échelle a de manière continue sur R^{+*} et le pas de translation b sur R . Cette transformation est très redondante et nécessite beaucoup de calculs. Il est donc généralement désirable, suivant l'application, d'optimiser la discrétisation de la variation des paramètres a et b afin de limiter, voir annuler la redondance et accélérer le calcul.

III.4.1 Transformation en ondelettes discrète [30]

Nous décrivons dans cette partie, la théorie des ondelettes en mettant l'accent sur les aspects pratiques. Nous décrivons comment à partir d'une analyse multirésolution, on peut mettre en œuvre la transformée en ondelettes discrète (TOD).

III.4.2 L'analyse multirésolution

L'analyse multirésolution destinée à décomposer une image en approximations et détails à plusieurs échelles. Cela permet de choisir le type de structure à traiter dans la décomposition et par exemple, traiter une image à basse résolution puis augmenter la résolution si nécessaire. Nous présentons dans cette section les bases de l'AMR et les algorithmes (décomposition dyadique et algorithme à trous) qui seront utilisés par la suite. La présentation générale concerne les signaux unidimensionnels puis elle est étendue à deux dimensions.

Dans la pratique, seule une version discrète de la fonction f est disponible, qui est généralement assimilée à une approximation à une échelle donnée. Principalement, deux algorithmes permettent de décomposer cette donnée en approximation et détails, ce sont

- l'algorithme de Mallat [Mallat, 1989] qui est linéaire et fait appel à un sous-échantillonnage. Il a le défaut de ne pas être invariant par translation.
- l'algorithme à trous [Holschneider et al, 1989] qui conduit à une redondance des données mais qui est invariant par translation.

Le passage à la version discrète a fait l'objet de nombreuses études qui se sont rapidement concentrées sur l'Analyse Multirésolution (AMR) dyadique.

III.4.2.1 Algorithme de Mallat [17]

Mallat (Mallat, 1989) montra que la transformée en ondelette discrète (TOD) peut être implémentée grâce à un banc de filtres comprenant un filtre passe bas (PB) et un filtre passe-haut (PH). Dans la figure III.4 qui illustre ces bancs de filtre, le signal d'entrée subit un filtre passe-haut et un filtre passe-bas. Après une opération de sous-échantillonnage, le filtrage reprend sur chaque sous-bande.

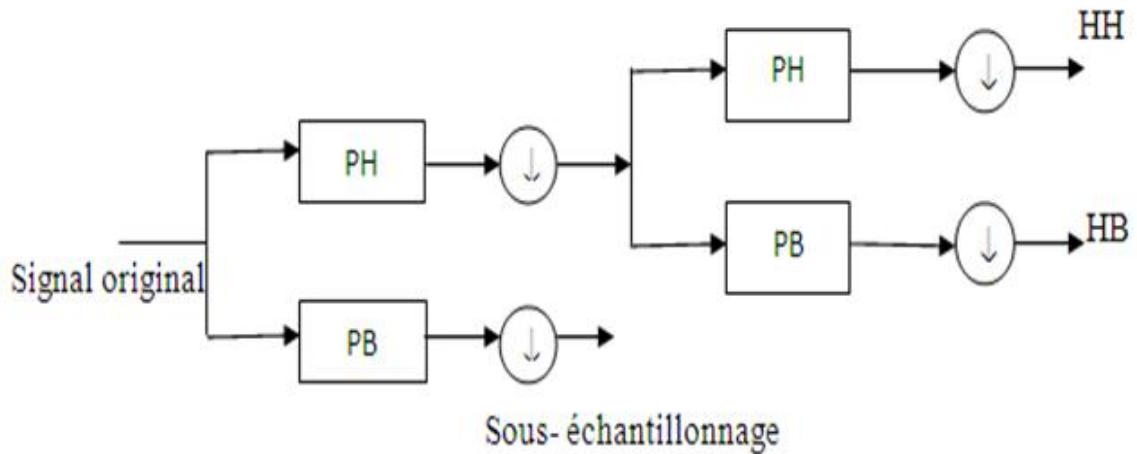


Fig. III.4 : Décomposition d'un signal en approximation et détails.

Pour le cas d'un signal 2D, la TOD est appliquée d'abord ligne par ligne, puis colonne par colonne. Quatre images sont alors générées à chaque niveau (Xianfeng, 2001). La fig.III.5 montre un exemple de décomposition de l'image sur deux niveaux.

A2	V2	V1
H2	D2	
H1		D1

Fig. III.5 : Les sept canaux résultant de la décomposition sur deux niveaux.

III.4.2.2 Algorithme à trous de Dutilleux [18]

L'algorithme à trous, a été l'un des premiers algorithmes proposé pour réaliser une transformée en ondelettes discrète sur un signal monodimensionnel (Dutilleux, 1987). Dans cet algorithme, la dilatation de l'ondelette n'est pas effectuée comme précédemment par sous-échantillonnage de l'image. Ceci n'entraîne que les différentes approximations de l'image (les images de contexte) ainsi que les images de coefficients (les images de détails ou structures) auront toutes la même dimension que l'image originale. Dans le cas monodimensionnel, l'approximation du signal à la résolution 2^{j+1} se calcule à partir de l'approximation du signal à la résolution 2^j à l'aide de l'équation suivante:

$$f_{j+1}(t) = \frac{1}{4}f_j(t - 2^j) + \frac{1}{2}f_j(t) + \frac{1}{4}f_j(t + 2^j) \quad (\text{III. 11})$$

Où les coefficients appliqués aux échantillons de l'approximation à la résolution 2^j pour le calcul de la nouvelle approximation à la résolution, 2^{j+1} correspondent à la réponse impulsionnelle d'un filtre passe-bas. La différence d'information entre deux approximations successives est décrite par les coefficients d'ondelettes:

$$c_{j+1}(t) = f_{j+1}(t) - f_j(t) \quad (\text{III. 12})$$

La reconstruction du signal à partir de l'approximation du signal à une résolution donnée 2^j et des coefficients d'ondelettes, s'effectue par simple sommation comme suit:

$$f(t) = f_j(t) + \sum_{j=1}^N c_j(t) \quad (\text{III. 13})$$

L'application de cet algorithme sur l'image s'effectue d'une manière similaire, donc l'approximation de l'image à la résolution 2^j se calcule à partir de l'approximation de l'image à la résolution 2^{j+1} à l'aide d'un filtre passe-bas donné par:

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{bmatrix}$$

Cet algorithme ne produira qu'une seule image non directionnelle de coefficients d'ondelettes pour chaque résolution. Il est à noter que cet algorithme n'est pas une analyse multirésolution orthogonale ou biorthogonale. Il possède cependant la propriété de reconstruction exacte.

Dans notre étude nous avons choisis L'algorithme à trous pour L'analyse multirésolution.

III.5. La méthode élaborée

Les différentes étapes suivies à fin de segmenter une image texturées sont illustrées par la figure suivante :

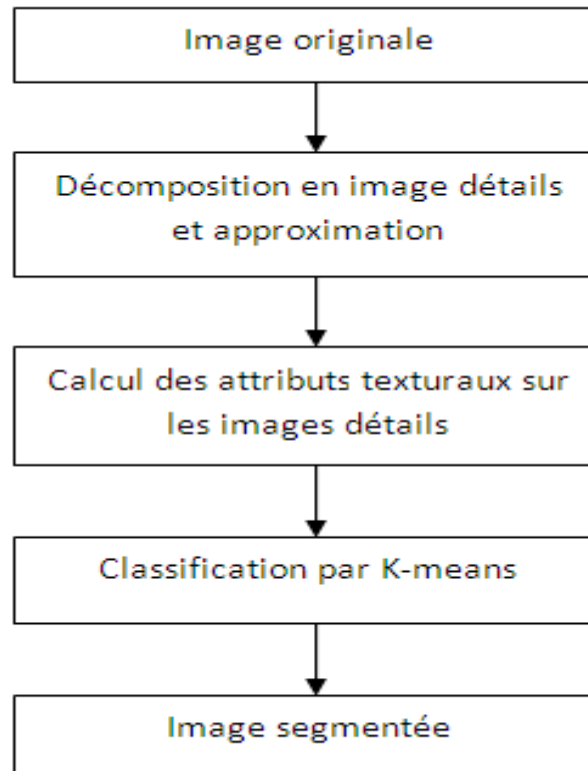


Fig. III.6 : méthode élaboré.

Le principe de cette méthode se base sur trois étapes essentielles. Premièrement nous décomposons l'image à traiter en images approximées et détails. Par la suite, des attributs texturaux sont extraits de ces dernières. Cette étape d'analyse est suivie d'une classification pour aboutir à une image segmentée.

III.5.1 Décomposition en ondelette

Cette étape consiste à filtrer l'image originale par un filtre isotrope pour obtenir une image filtrée. L'image détails est la différence entre l'image originale et l'image filtrée et on refait les mêmes étapes sur l'image filtrée à l'aide du même filtre sur échantillonné pour obtenir plusieurs niveaux de résolutions.

L'algorithme à trous permet une reconstruction parfaite de l'image originale, en effectuant la somme entre la dernière image approximation et toutes les images détails.

III.5.2 Extraction des attributs

La plus grande information dans l'image est traduite par la texture. Afin de caractériser les régions texturées, nous avons choisis de caractériser les pixels composant ces régions par un vecteur d'attributs, le principe est de calculer à chaque position de la fenêtre d'analyse, un ensemble d'attributs (énergie, moyenne, entropie, corrélation) qui sont affectés par la suite au pixel centrale, leurs expressions sont données en annexes.

III.5.3 La classification

Après le calcul des attributs texturaux sur les images détails. On procède à leur classification par l'algorithme de K-means.

En premier lieu, il faut déterminer le nombre de classes au début du traitement. Une quantité de pixels équivalente à ce nombre est déterminée aléatoirement : ces pixels constitueront les centres des classes à la première itération. Ensuite chaque pixel est mis dans la classe ayant le centre le plus proche : ce qui nous donne le nombre de classes désiré.

On prend les centres de gravité de ces nouveaux ensembles : ils deviennent les nouveaux centres de classe et on réitère l'opération consistant à rattacher chaque pixel à la classe qui possède le centre le plus proche. En principe, on continue ce processus jusqu'à ce qu'il y ait stabilité des classes et de leurs centres, ou lorsqu'on atteint un nombre maximum d'itération.

La distance entre un individu et le centroïde d'une classe est calculée généralement par une distance euclidienne :

Soient V_i le centroïde ou prototype de la classe i ,

D_{ki} est une métrique choisie au sens d'une norme. Généralement, il s'agit de la norme euclidienne. Ainsi $D_{ki} = \|X_k - V_i\|^2$: distance entre le vecteur X_k et le prototype V_i .

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons rappelé quelques notions importantes sur la transformée de Fourier, nous avons vu que la transformée de Fourier considère le signal dans son intégralité, alors que la transformée de Fourier fenêtre s'intéresse à des fenêtrées limitées dans le temps. La transformée de Gabor utilise des fenêtres adaptées et celle en ondelettes translate des fonctions de base pour analyser le signal. Nous avons par la suite présenté les bases d'analyse multirésolution sous sa forme classique, ainsi que les algorithmes qui en découlent (algorithmes de Mallat et à trous). Dans cette optique, l'Analyse multirésolution offre un cadre où la décomposition de l'image en détails et approximations est contrôlée puisque la reconstruction est parfaite. En fin nous avons présenté la méthode adaptée pour la segmentation d'images texturées. Au cours de cette présentation, nous avons mis en évidence l'intérêt d'avoir recours à l'utilisation de la décomposition en ondelettes de l'image à segmenter.

Chapitre IV :

Tests et résultats

Chapitre IV

Tests et résultats

IV.1 Présentation des données

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme d'écrit, nous allons tester cette technique sur des images de textures tirées de l'album de Brodatz, en utilisant les attributs classiques énergie, moyenne, entropie et corrélation.

Les programmes élaborés pour développer les applications que nous avons exposées sont réalisés sous MATLAB sous l'environnement Windows. On rappelle que MATLAB est une abréviation de MATrix LABoratory.

IV.2 Application aux images texturées

Pour tester l'algorithme de segmentation sur des images texturées, nous avons utilisé des images synthétiques de taille différentes constituées d'une mosaïque de textures de Brodatz. Les images que nous avons testées sont constituées de deux, quatre et cinq textures dont les frontières sont très difficiles à discriminer.

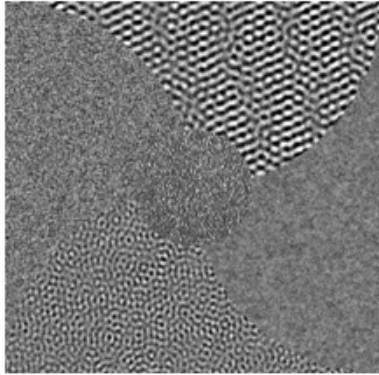


Image 1 : 5 textures

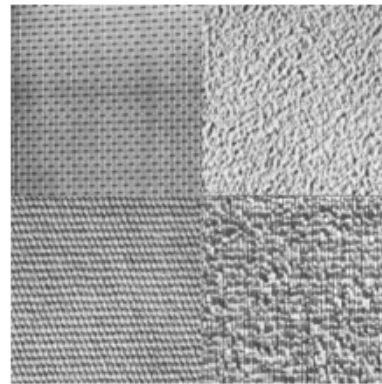


Image 2 : 4 textures

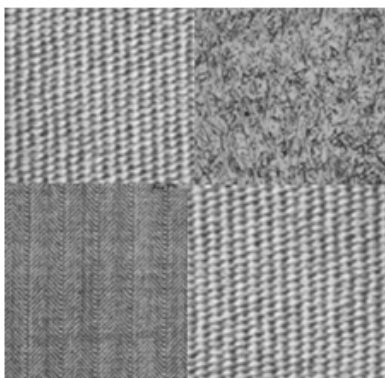


Image 3 : 3 textures

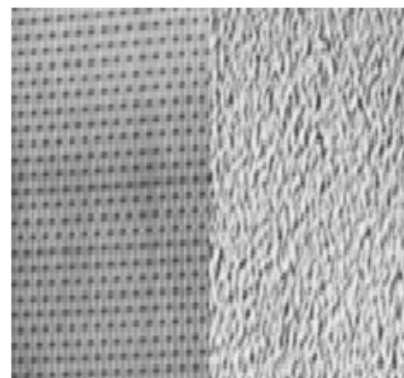


Image 4 : 2 textures

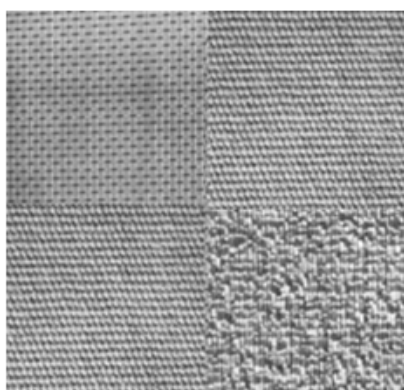


Image 5 : 3 textures

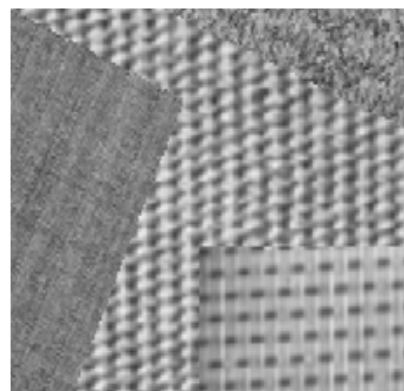
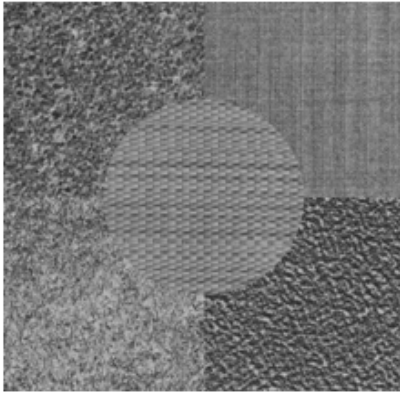
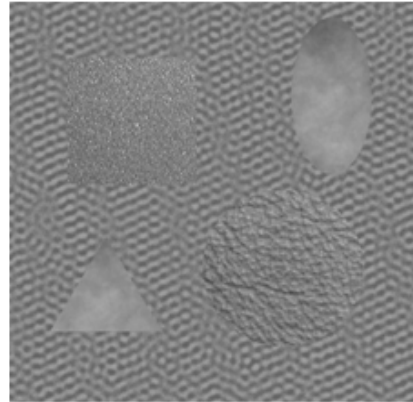
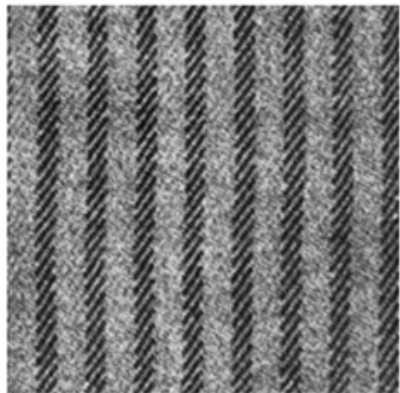
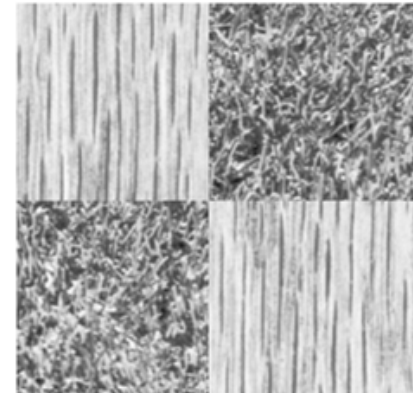


Image 6 : 4 textures

**Image 7 : 5 textures****Image 8 : 4 textures****Image 9 : 2 textures****Image 10 : 2 textures****Fig. IV.1 : Images texturées de Brodatz.**

IV.3 Résultats de segmentation

Nous effectuons une décomposition à quatre niveaux, nous utilisons les indices de textures qui sont calculés pour chaque image détails. L'estimation se fera localement sur une fenêtre glissante.

Le choix de la taille de la fenêtre s'est fait, après une série de tests sur chaque image détails, un critère visuel nous a permis de retenir les tailles de fenêtre suivantes : 17×17 pour l'image 3, 21×21 pour les images 5 et 6, 31×31 pour les images 9 et 10, 41×41 pour les images 1, 2, 4, 7 et 8.

Le tableau TAB. (IV. 1) suivant, illustre le réglage des différents paramètres pour chaque image tests.

Images	Attributs	La fenêtre
1	Energie : d1, d3 Moyenne : d1	41X41
2	Energie : d2, d3, d4 Moyenne : d4	41X41
3	Energie : d1, d2 Moyenne : d4	17X17
4	Energie : d1, d3 Moyenne : d3	41X41
5	Energie : d3, d4 Moyenne : d1, d4	21X21
6	Energie : d2, d3, d4 Moyenne : d4	21X21
7	Energie : d1, d2 entropie : d2, d3	41X41
8	Energie : d2, d3 entropie : d4	41X41
9	Corrélation : d4 Entropie : d1, d4	31X31
10	Corrélation : d1 Entropie : d1, d2	31X31

TAB. IV. 1 : Illustration des différents paramètres pour chaque image tests.

IV.3.1 Indices énergie et moyenne

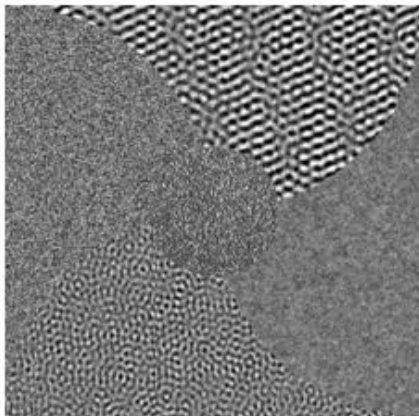


Image 1

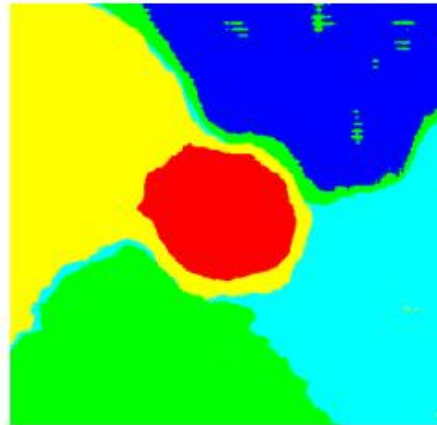


Image segmentée

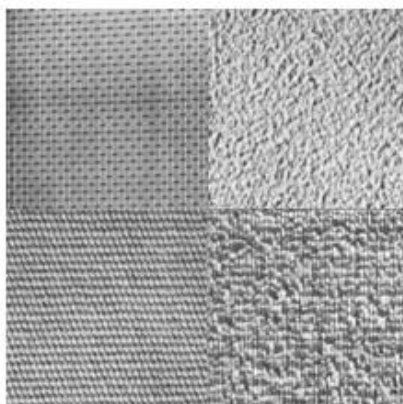


Image 2



Image segmentée

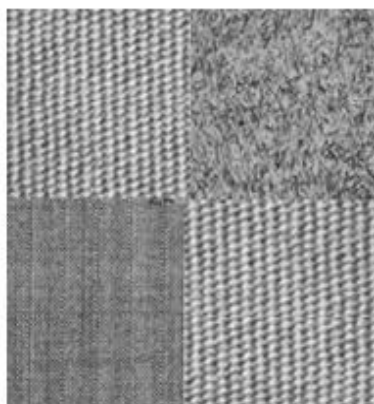


Image 3

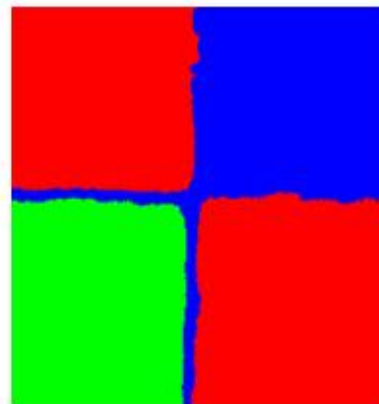


Image segmentée

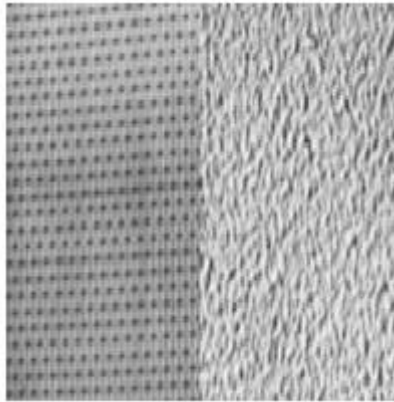


Image 4

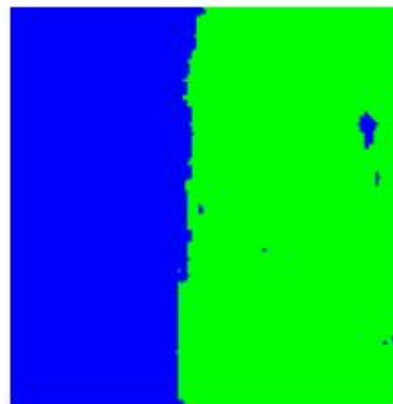


Image segmentée

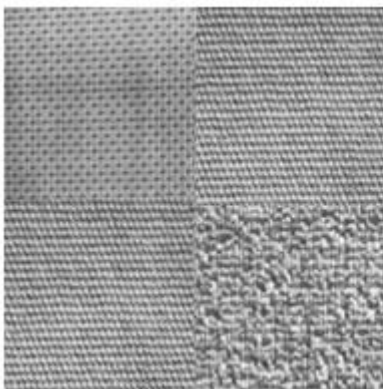


Image 5

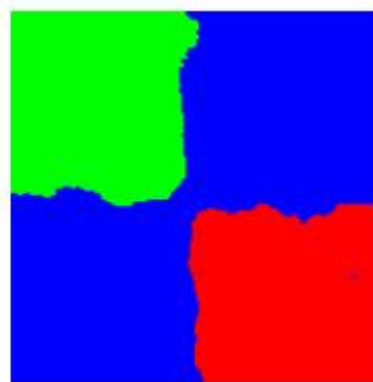


Image segmentée

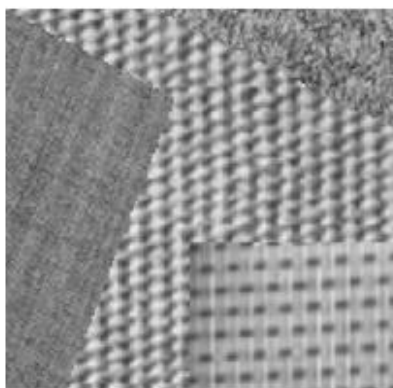


Image 6

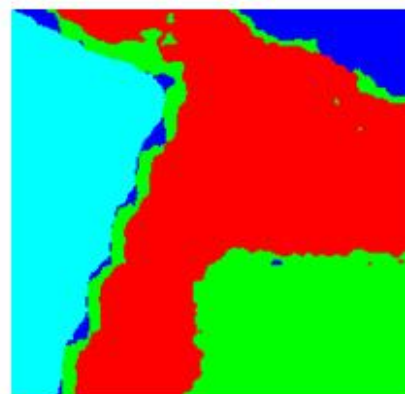


Image segmentée

Fig. IV.2 : Les résultats obtenus avec les indices énergie et moyenne.

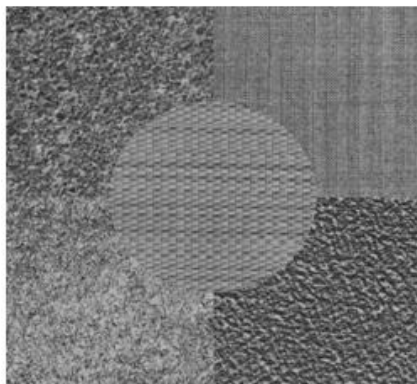
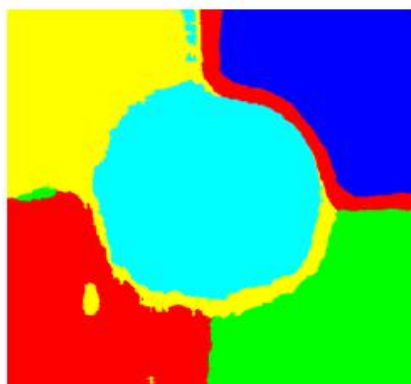
IV.3.2 Indices d'énergie et entropie**Image 7**

Image segmentée

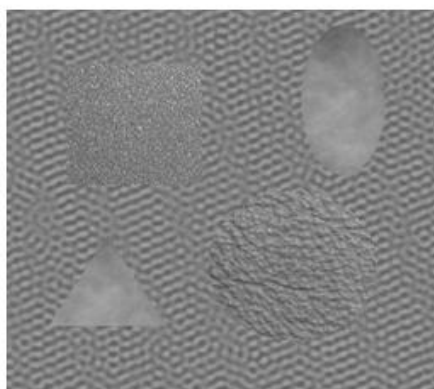
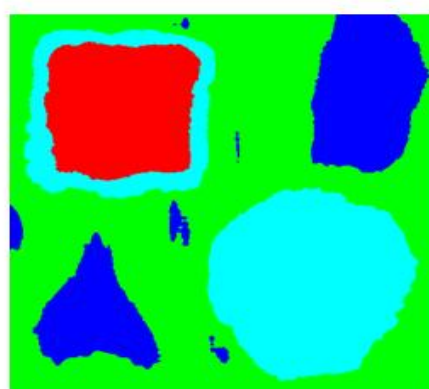
**Image 8**

Image segmentée

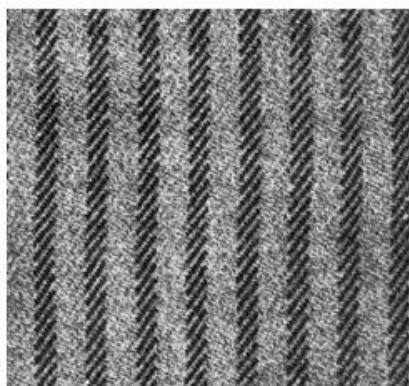
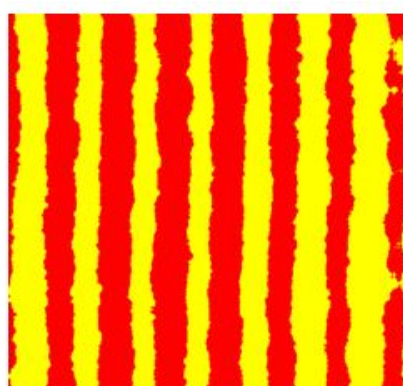
Fig. IV.3 : Les résultats obtenus avec les indices énergie et entropie.**IV.3.3 Indices d'énergie et entropie****Image 9**

Image segmentée

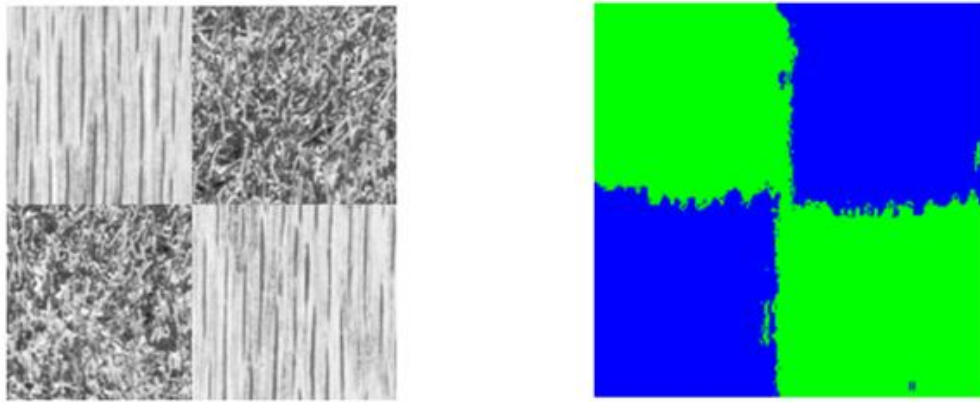


Image 10

Image segmentée

Fig. IV. 4 : Les résultats obtenus avec les indices corrélation et entropie.

IV.4 Interprétation des résultats

Les différents résultats de segmentation obtenus avec les différents indices que nous avons utilisé (énergie, moyenne, corrélation, entropie) montre une bonne discrimination des textures. Nous avons utilisé pour les tests un ensemble d'attributs organisés, ces attributs sont issus de la transformée en ondelettes des images à quatre niveaux de résolution. Par conséquent, pour toutes les images, les régions de textures différentes ont été pratiquement séparées, par contre, une légère délocalisation des frontières entre les différentes textures est constatée sur les images résultats.

Conclusion

Dans ce travail nous avons présenté une nouvelle approche de segmentation d'image texturées basée sur la transformée en ondelette et l'analyse multirésolution. Les résultats expérimentaux ont montré l'efficacité de l'analyse multirésolution pour la segmentation des images texturées.

Nous avons axé notre travail sur l'extraction de plusieurs attributs à plusieurs niveaux de résolutions afin de pouvoir traiter mieux nos images. De plus pour minimiser le temps de calcul, nous avons réduit le nombre d'attributs.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire décrit une méthode de segmentation d'images texturées. Cette méthode est fondée sur la transformée en ondelette et l'analyse multirésolution par l'algorithme à trous et requiert la connaissance du nombre de textures présentes dans l'image à segmenter. Le principe de cette méthode est fondé sur trois étapes essentielles. En premier lieu on décompose l'image à différentes échelles, on obtient les différentes images détails pour chaque résolution, en utilisant la décomposition en ondelettes et l'analyse multirésolution. En second lieu des paramètres descriptifs de la texture de second ordre sont extraits pour chaque niveau de résolution. Cette étape est suivie d'une classification utilisant l'algorithme de k-means se basant sur la similarité entre les attributs. Ce choix a été fait pour obtenir un bon compromis entre le temps de calcul et la qualité des résultats de segmentation.

Suite aux tests effectués, nous avons constaté que le résultat de segmentation dépend du niveau de décomposition, de la taille de la fenêtre et du nombre d'attributs utilisé pour la segmentation. En effet, un mauvais choix de ces paramètres, conduit à un problème de localisation des frontières et de sur segmentation. À cet effet et comme perspective de ce travail, il serait souhaitable de définir une manière automatique pour la détermination du niveau maximum de la décomposition et la fenêtre optimale d'analyse ainsi que la sélection des attributs choisis pour optimiser les résultats de segmentation et pour rendre les algorithmes plus simples et rapides.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Medrouk Hayet, « Toucherift Souad, Segmentation par classification d'une partie de l'image », mémoire d'ingénieur, Université Mouloud Mammeri, 2010.
- [2] M. Harbi Rania, M. GUICI Dehboucha, « Segmentation d'images par combinaison des paramètres texturaux des matrices des cooccurrences et des ondelettes », mémoire d'ingénieur, Université Mouloud Mammeri, 2010.
- [3] C. Germain, « Contribution à la caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées », Thèse Doctorat, université bordeaux I, 1997.
- [4] M. Unser, « Description statistique de la texture. Application à l'inspection Automatique », Thèse Doctorant, EPFL, Lausanne, 1984.
- [5] H. Majdoulayne, « Extraction de caractéristiques de texture pour la classification, d'images Satellites », Thèse Doctorat, Université de Toulouse, 2009.
- [6] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. Proceedings of the IEEE In Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 5, pages 786–804, may 1979.
- [7] S.W. Zucker and D. Terzopoulos. Finding structure cooccurrence matrices for texture analysis. Computer Vision Graphics and Image Processing, 12:286–308, 1980.
- [8] M. Fontaine, « Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels », Thèse Doctorat, Université de Lille 1, 2001.
- [9] Boukherouf Moloud, Ould Dris Kamel, « Segmentation d'images texturées en utilisant la décomposition en ondelette », mémoire d'ingénieur, Université Mouloud Mammeri, 2009.
- [10] Najeh maher, « Filtrage et analyse des images radar », Mémoire pour l'obtention du grade de Maître en Sciences (M.Sc.), université laval, 1997.
- [11] Sébastien Mavromatis, « Analyse de texture et Visualisation scientifique », Thèse Doctorat, Université de la Méditerranée, 2001.
- [12] L.G. Roberts. Machine perception of 3-d solids. In OE-OIP65, pages 159–197, 1965.

[13] J.F. Canny. Finding edges and lines in images. In MIT AI TR, 1983.

[14] R. Deriche. Optimal edge detection using recursive filters. ICCV, 1987.

[15] Jérôme Landré, « Analyse multirésolution pour la recherche et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données images -application à la base d'images paléontologique Trans'Tyfpal », Thèse Doctorat, Université de Bourgogne.f.r. Sciences et Techniques, 2005.

[16] Etienne Baudrier, « Comparaison d'images binaires reposant sur une mesure locale des Dissimilarités Application à la classification », Thèse Doctorat, Université de Reims Champagne-Ardenne, 2005.

[17] Sahbani Mahersia Hela, Hamrouni Kamel, « Segmentation d'images texturées par transformée en ondelettes et classification C-moyenne floue », Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, 2005.

[18] Youcef SMARA, Réduction du speckle dans les images radar SAR : concepts et algorithmes, International conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 27-31, 2005 – TUNISIA.

[19] AMIR Samir, « Evaluation de la segmentation d'images sans référence Étude et implémentation », mémoire d'ingénieur, Université de BLIDA, 2005.

Sites internet

[20] http://www.u-picardie.fr/gagou/TraitImage/Cours_Trait%20Image_2008.pdf.

[21] http://www.iut-arles.univ-provence.fr/thon/A2/IN_CC/A2%20-%20CCIN%20-%20Chapitre%201%20-%20Introduction.pdf.

[22] http://www.isir.upmc.fr/UserFiles/File/clady_homepage/EPU/matlab_ti.pdf.

[23] http://www.isir.upmc.fr/UserFiles/File/clady_homepage/EPU/matlab_ti.pdf.

[24] <http://cel.archives-ouvertes.fr/docs/00/34/97/75/PDF/Coursimage09.pdf>

[25] <http://x.heurtebise.free.fr/Enseignements/SRC0811/S3/ImInfo/filtres.pdf>.

[26] <http://web.mac.com/maitine.bergounioux/PagePro/ImageM2.html>.

- [27] <https://moodle.insa-rouen.fr/file.php/167/cours/cours2.pdf>.
- [28] http://tcts.fpms.ac.be/cours/1005-07-08/speech/projects/2005/dhondt_elkhayati.pdf
- [29] http://foad.refer.org/IMG/pdf/D226_Chapitre-5.pdf.
- [30] http://foad.refer.org/IMG/pdf/Representation_d_images.pdf.

Annexes

Les attributs de texture

<p>Energie :</p> $\mathbf{ENE} = \sum_i \sum_j \mathbf{P}(i, j)^2$	<p>Corrélation :</p> $\mathbf{COR} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)\mathbf{P}(i, j)}{\sigma_x \sigma_y}$ <p>Avec $\mu_x \mu_y \sigma_x \sigma_y$: moyennes et écarts types des marginales horizontales et verticales</p>
<p>Moyenne :</p> $\mathbf{M} = \sum_i \sum_j \mathbf{P}(i, j) $	<p>Entropie :</p> $\mathbf{ENT} = - \sum_i \sum_j \mathbf{P}(i, j) \ln(\mathbf{P}(i, j))$

TAB 1: les attributs que nous avons utilisé pour la segmentation.

De manière assez générale, segmenter une image consiste à délimiter dans l'image des plages régulières ou cohérentes c'est-à-dire des zones dans les quelles les valeurs de l'image suivent à un certain degré un modèle donné d'organisation : zones relativement homogènes en intensité, en texture ou en couleur, zones relativement planes, lisses (de variation lentes), etc.

La segmentation automatique est une tâche importante de l'analyse d'image. Plusieurs techniques de segmentation ont été développées. Chacune d'entre elles possèdent des avantages et des inconvénients. Une technique peut être mieux adaptée à un type d'images ou à un problème donné.

Du fait de cette diversité, il est difficile de définir de manière absolue une bonne segmentation. En effet, le choix d'une technique de segmentation reste un problème posé.

L'application de différents algorithmes à une même image donne souvent des résultats différents. De faibles variations des paramètres de la méthode peuvent impliquer des changements remarquables sur les résultats.