



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

Mémoire de fin d'études

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

Option : instrumentation

Thème:

Segmentation d'images texturées par analyse multi résolutions utilisant la décomposition en ondelettes

Proposé et dirigé par :

M. SEHAD Mounir

Présenté par :

Melle SIAHMED samia

Melle TOUIL ghania

Année universitaire 2008/2009

Soutenu le : 08/07/2009

DEDICACE

Je dédie notre travail qui est le résultat de tant d'effort et de sacrifice :

A mon adorable Maman que je remercie pour tous le soutien qu'elle m'apporte

A mon adorable père et mes très chers grands parents qui m'ont donné tout d'amour et m'ont soutenu et encouragé, tout au long de mes études.

A ma source de bonheur, volonté et affection, mon très cher fiancé Abderrahmane.AS qui n'a pas arrêté de me soutenir et m'encourager à réaliser ce travail

A mes très chères sœurs Fadila et Nassima et sa petite fille Imane

A mes très chers frère Mokhtar, Yahia, Toufik et surtout Nourdine qui m'a vraiment aider

A mes cheres tantes surtout Nadia, Ouardia

A mes oncles chers et ses épouses

A mes cousins et mes cousines Sonia et surtout Mouh et Sara

A belle famille surtout a ma belle mère Yamina et mon beau père Tahar

A mon amie et binôme Ghania et sa famille

A mes amies Ghania, Malika, Lynda, Roza, Nacera, Nora, Nadia, Samira, Lamia, Sonia

A tous ceux qui m'ont soutenu et encouragé à terminer et réussir ce travail.

Samia

Dedicaces

Je dédie ce modeste travail :

*A ma source de bonheur, volonté et affection, mon adorable Maman
que je*

Remercié pour tous le soutien qu'elle m'apporte

A mon adorable père qui n'a jamais cessé de m'apporté son soutien

*A mes très chers frères : Mohamed-Hakim et son épouse Cidalia-
Rachid*

*A mes très chères sœurs : Karima et son époux Mohamed-Sabrina et
son époux Said*

A yema kheloudja et ses belles filles : Malika-Nora

A la mémoire de mon grand frère Rabah

*A tous mes neveux et nièces surtout Boubah-Amélia-Lukaghiles-
Nassim*

A tous mes cousins et cousines

A mon amie et binôme Samia et sa famille

*A mes amies : Nadia-Ghania-Aldjia-Nacira-Nora-Samira-Khadidja-
Frizaet sa famille*

*A tous ceux qui m'ont soutenu et encouragé à terminer et réussir ce
travail.*

Ghania

SOMMAIRE

Introduction.....	1
 Chapitre I : généralités sur le traitement d'image	
I. Préambule	3
II. Définition de l'image	3
II.1 : Image analogique	3
II.2 : Image numérique	3
III. Caractéristiques d'une image numérique	4
III.1 : Pixel	4
III.2. Dimension	5
III.3. Résolution	5
III.3.1.Résolution spatiale	5
II.3.2.Résolution tonale.....	5
II.4.Le Bruit	6
III.5.Histogramme	6
a. Histogramme unimodal	6
b. Histogramme bimodal	7
c. Histogramme multimodal... ..	7
III.6.Luminance	7
III.7.Le contraste.....	7
III.8.Contours et textures	7
IV. Notion de couleur	8

IV.1. Image en niveau gris	8
IV.2 Image en couleur	8
V. Notion de voisinage	9
VI. Qualité de l'image numérique	9
VII- Les systèmes de traitement d'image	10
VII.1. Acquisition des données images.....	10
VII.1.1. Disposition de numérisation d'image.....	11
VII.1.2. Prétraitement et post traitement	11
VII.1.2.1. Modification d'histogramme	12
a- Egalisation d'histogramme	12
b- Etirement d'histogramme.....	12
C- Le seuillage	14
VII.3. Réduction du bruit.....	15
VIII.4. Filtrage numériques	15
a. Les filtres linéaires	16
a-1- Filtre passe-bas.....	16
a-2- Filtre passe haut.....	18
b- Les filtres linéaires.....	18
-Filtre d'ordre.....	19
VII.5. Rehaussement de contraste.....	19
a) Convolution.....	20
b) La segmentation.....	20
c) Visualisation	21
VIII. Conclusion.....	21

Chapitre II. Segmentation d'image texturée

I. Introduction	22
II. Définition de la texture	22
• Micro textures.....	23
• Micro textures.....	23
III. Méthode d'analyse de texture	24
III.1. Extraction des données structurelles.....	24
III.2.Extraction de données spatio-fréquentielles	25
III.2.1.Masque de Laws	25
III.3. Extraction des données statistiques	29
- Méthodes basées sur les corrélations spatiales	29
IV. Segmentation d'image	30
V. Segmentation de texture	32
VI. Méthodes des segmentations des images texturées.....	33
VI.1. Méthodes de segmentation par régions.....	33
a- Méthode par séparation (quad-tree)	33
b- Méthode par fusion	34
c- Méthode par séparation et fusion	34
VI.2.Méthodes de classification	34
a- Méthodes multidimensionnelles	34
• la classification supervisée	35
• la classification non supervisée	35
VII- Discussion.....	35

Chapitre III. Généralité sur les ondelettes

I. Introduction.....	37
II. Transformée de Fourier	37

III. Transformée en Ondelettes	40
III.1. Définition	40
III.2. Transformée en ondelettes continues (TOC).....	42
III.3. Transformée en ondelettes discrète (T.O.D)	42
IV. Ondelettes et analyse multi résolution	44
V. Algorithme de décomposition	45
VI. Algorithme de reconstruction	46
VII. Quelques types d'ondelettes	46
VII.1. Les ondelettes de Haar	46
VII.2. Ondelettes de Daubechies	48
VII.3. Ondelettes bi-orthogonales	49
VIII. Discussion	50

Chapitre IV. Description de la méthode adoptée

I. Préambule.....	51
II. Description de la méthode adoptée.....	51
II.1. Transformée en ondelettes	51
II.2)- Calcul des trois facteurs de forme.....	53
II.3. Classification primaire.....	55
II.4. Segmentation par la méthode de K-means.....	57
III. Schéma général de l'algorithme.....	57
IV. Discussion	58

Chapitre V. tests et résultats

I. Présentation des données.....	59
----------------------------------	----

I.1. Image de Brodatz.....	59
I.2. Images ENVISAT.....	59
II. Tests et résultats.....	60
II.1. Résultats de segmentation au niveau de décomposition 2.....	63
II.2. Interprétation des résultats obtenus.....	68
II.3. Résultats de segmentation au niveau de décomposition 3.....	68
II.4. Interprétation des résultats obtenus.....	73
III. Conclusion.....	73
IV. Application de la méthode sur d'autres types d'images.....	73
Conclusion	77

Annexes

Annexe 1

Annexe 2

Annexe 3

Bibliographie

introduction

Introduction

Le traitement d'image désigne une discipline des mathématiques appliquées qui étudie des images numériques et leurs transformations dans le but d'améliorer leur qualité, ou d'en extraire de l'information dédiée aux images et aux données dérivées comme la vidéo.

Dans le traitement d'image, la segmentation est une étape fondamentale dans la mesure où elle conditionne l'interprétation de l'image. En effet, elle a pour objectif l'extraction des éléments pertinents, et permet également la description de l'information contenue dans l'image en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable. A cet effet, de nombreux algorithmes de segmentation d'images ont été proposés durant les dernières décennies, reposant sur les différentes approches : contour, région et texture [1].

Dans ce mémoire, nous présentons une méthode de segmentation pyramidale de texture fondée sur une décomposition en ondelettes. Nous calculons trois facteurs de forme qui permettent de discriminer les différentes textures présentes dans l'image. Le facteur de forme s'obtient par combinaison de l'information de plusieurs niveaux de décomposition, en suite des vecteurs de degré d'appartenance sont calculés. Ainsi, pour chaque pixel on lui associe un vecteur d'attribut, composé des trois facteurs de forme et un vecteur de degré d'appartenance. Ensuite, nous effectuerons une classification selon ces attributs de textures. Notre méthode est appliquée aux images Brodatz et aux images de télédétection collectées par le satellite ENVISAT, afin de décerner les différentes régions constituant ces images.

La rédaction de notre mémoire a été organisée en cinq chapitres.

Dans le premier chapitre, nous présentons des généralités sur le traitement d'image.

Dans le second chapitre nous présentons des notions fondamentales sur la segmentation d'image texturées.

Le troisième chapitre aborde les concepts de base des ondelettes et son application dans le traitement d'image.

Le quatrième chapitre détaille la méthode adoptée pour la segmentation des images texturées.

Le dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats et leurs interprétations.

Enfin, notre travail se complète par une conclusion générale dont on signale la perspective de l'étude.

CHAPITRE I

Généralité sur le traitement d'image

I. Préambule :

L'image reste de nos jours l'un des moyens les plus efficaces pour communiquer avec autrui. C'est aussi un moyen où chacun peut analyser l'image à sa manière.

De ce fait, le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et techniques permettant d'améliorer facilement et efficacement l'aspect visuel d'une image, pour en extraire des informations précises et jugées pertinentes.

Dans ce chapitre, nous rappelons quelques notions fondamentales qui vont servir à notre étude en vue d'une segmentation d'image.

II. Définition de l'image :

De façon générale, une image représente la reproduction d'un objet matériel au moyen d'un système optique.

La description des objets contenus dans une image peut être basée sur plusieurs paramètres (niveau de gris, couleur, texture).

L'image peut être décrite sous deux formes qui sont :

*Image analogique.

*Image numérique.

II.1 : Image analogique :

Elle est sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

II.2 : Image numérique :

On désigne sous le terme d'image numérique toute image qui est sous forme binaire (Suite de 0 et 1). Une image numérique est une image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés pixels ou cellules, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou une teinte de couleur prélevée à l'emplacement correspondant de l'image réelle.

La numérisation de l'image est la conversion de celle-ci de son état analogique (Distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan xoy) en une image numérique représenté par une matrice bidimensionnelle de valeurs numérique $F(x, y)$ où :

x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$F(x, y)$: niveau de gris en ce point.

III. Caractéristiques d'une image numérique :

III.1 : Pixel :

Contraction de l'expression anglaise «Picture éléments» :

Eléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image. Il représente une surface. Il peut soit la décrire avec un niveau de gris ou bien avec une couleur. Si le bit est la plus petite entité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. La lettre **A**, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessus : (Fig I-1)

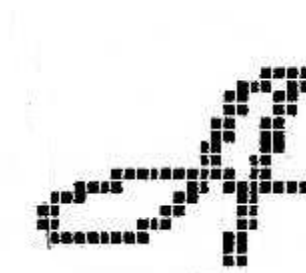


Fig.I.1.Image présentant l'affichage des pixels

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre image monochromes et couleurs. En général, dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est $8 \times$ nombre de ligne \times nombre de colonnes. Dans une image couleur (R.V.B) un pixel est représenté par trois octet : un octet pour chacune des couleurs.

III.2. Dimension :

C'est la taille de l'image, cette dernière se représente sous forme de matrices dont les éléments sont des valeurs numérique représentatives des niveaux de gris des pixels.

Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

III.3. Résolution :

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par une image. Il ya deux type de résolution :

La résolution spatiale

La résolution tonale

III.3.1. Résolution spatiale :

La résolution spatiale dépend de la surface représentent les pixels. Plus la surface est grande plus la résolution diminue est cette résolution dépend aussi de l'échantillonnage. On trouve dans la Fig. (I-2) différentes résolution spatiale de la même image.



Fig.I.2.différentes résolutions spatiales de la même image

II.3.2. Résolution tonale :

La résolution tonale représente le nombre de niveaux de gris présent dans l'image. Cette résolution dépend de la quantification. On trouve dans la Fig. (I-3) différentes résolutions tonales de la même image

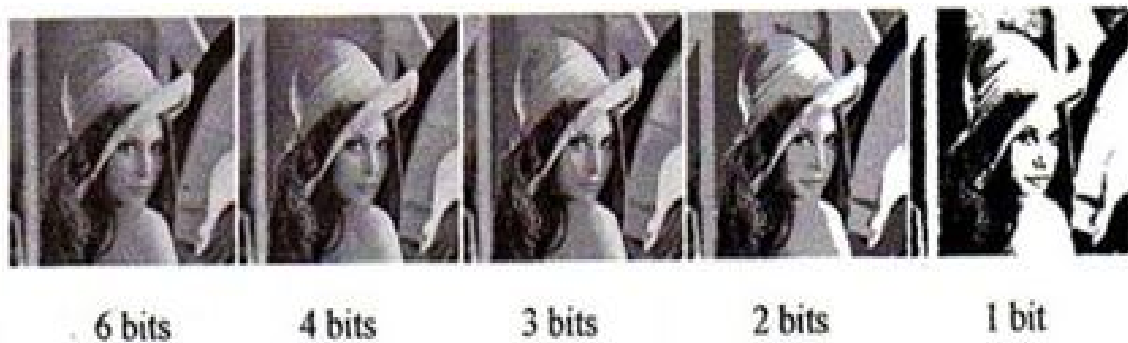


Fig.I.3. image avec différentes résolutions tonales

II.4.Le Bruit :

Il s'agit de défauts parasites venant dégrader la qualité de l'image .Ce bruit est d'autant plus présent que l'intensité du signal baisse : il se distingue mieux sur les zones sombres ou les plages homogènes comme un ciel bleu que sur les valeurs très claires ou les détails complexes.

C'est pour cette raison que l'on mesure l'effet du bruit, par le rapport signal/bruit. Quand cette valeur augmente, cela signifie que la proportion du signal parasite dans le signal d'origine diminue, le bruit « pollue » donc moins notre perception de l'information, quelque soit son intensité. Pour prévenir à un bon résultat, il faut donc soit augmenter le signal ou baisser le bruit.

III.5.Histogramme :

L'histogramme est une fonction qui exprime le nombre de pixels associé à chaque niveau de gris évoluant de 0 à 255. Soit la fréquence d'apparition des niveaux des gris dans l'image.

Selon l'image à considérer, l'histogramme nous renseigne sur la constitution de celle-ci. On remarquera alors une répartition unimodale, bimodale et multimodale.

***Histogramme unimodal :**

Cet histogramme est formé d'un seul mode correspondant à un seul pic, il représentera alors soit un objet soit un fond.

***Histogramme bimodal :**

Cet histogramme est formé de deux modes bien séparés, On dit qu'il est bimodal (deux pics séparés par une vallée), et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.

***Histogramme multimodal :**

Cet histogramme est constitué de plusieurs modes, cela correspond à plusieurs pics séparés par des vallées, il nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

III.6.Luminance :

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par :

-Des images lumineuses.

-Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir ; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.

-L'absence de parasite.

III.7.Le 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'image.

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 : $C = (L_1 - L_2) / (A_1 - A_2)$

III.8.Contours et textures :

Les contours représentent la frontière entre les régions de l'image dont les niveaux de gris présentent une différence significative.

La texture est définie comme étant un phénomène à deux niveaux [2] : Le premier niveau concerne la description d'éléments de base ou primitives (Le motif) à partir desquels est formée la texture. Le second niveau est relatif à la description de l'organisation spatiale de ces primitives.

IV. Notion de couleur :

IV.1. Image en niveau de gris :

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La valeur du pixel peut prendre des valeurs allant de noir au blanc en passant par un nombre fini de 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 par exemple 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 niveau de gris dépend du nombre de bits utilisés. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux. On peut calculer le nombre de niveaux de gris différents qu'on peut avoir avec un nombre de bit K en appliquant la loi (I.1)

$$\text{Nombre de niveaux de gris} = 2^k \quad (\text{I.1})$$

IV.2 Image en couleur :

Ces images sont codées en utilisant le codage des trois couleurs fondamentales (rouge, vert, bleu), On parle alors d'images RVB. Chaque couleur est codé sur 1 octet, d'où :

Une composante rouge d'intensité de 0 à 255.

Image RVB

Une composante verte d'intensité de 0 à 255.

Une composante bleue d'intensité de 0 à 255.

On code ainsi $2^{24} = 16777216$ couleurs différentes. Cela est cependant théorique, car aucun écran n'est capable d'afficher 16 millions de points. Dans la plus haute résolution (1600*1200), l'écran n'affiche que 1920000 points. Par ailleurs, l'œil humain n'est pas capable de distinguer autant de couleurs.

La fig.I.4 illustre ce type d'images.



a. Image couleur

b. image à niveau de gris

c. image binaire

Fig.I.4. exemple d'images

V. Notion de voisinage :

Tout pixel d'une image est caractérisé par un couple de coordonnées spatiales (i, j) .

Le voisinage du pixel est défini comme étant l'ensemble des pixels qui l'entourent dans toutes les directions possibles (8 directions : 2 horizontales, 2 verticales, 4 diagonales)

Ces 8 voisins forment la fenêtre 3*3 des pixels (voir fig.I.5)

$(i-1, j-1)$	$(i-1, j)$	$(i-1, j+1)$
$(i, j-1)$	(i, j)	$(i, j+1)$
$(i+1, j-1)$	$(i+1, j)$	$(i+1, j+1)$

Fig.I.5. les 8 voisins d'un pixel

VI. Qualité de l'image numérique :

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et, d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en numérique. Elle dépend aussi de :

- La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc...

- La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles simultanément, calibrage de l'écran etc....
- Les critères de l'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation.

VII- Les systèmes de traitement d'image :

Tout système de traitement numérique d'images est composé de plusieurs parties à savoir l'acquisition de l'image, son prétraitement, son analyse son post-traitement, puis sa visualisation ou son stockage ou tout simplement sa transmission. Un schéma général d'un système de traitement d'image es donnée par la fig.I.6

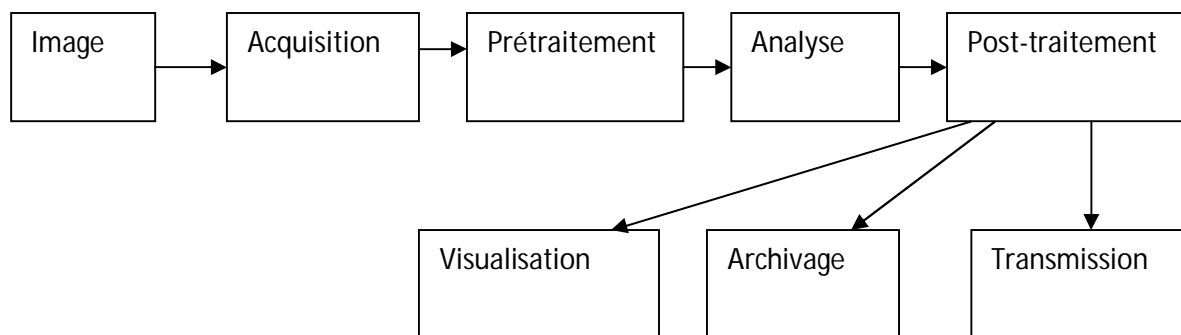


Fig.I.6. : Schéma d'un système de traitement d'image.

VII.1. Acquisition des données images :

L'acquisition d'une image est l'opération qui permet le passage de l'information réelle à une représentation numérique. Ce passage appelé aussi numérisation qui est une conversion d'un signal analogique en un signal numérique.

Elle est réalisée en plusieurs étapes.

- Le transfert des images optiques qui est une opération permettent de transformer le signal optique en une information électrique (signal analogique).

- L'échantillonnage de ce signal analogique qui consiste à multiplier ce dernier par une série d'impulsions dans le but d'avoir des échantillons.
- La qualification qui est une traduction des échantillons en valeurs numériques selon une règle de codage choisi.

VII.1.1. Disposition de numérisation d'image :

La procédure de numérisation [3] d'une image est schématisée par la fig.I.7

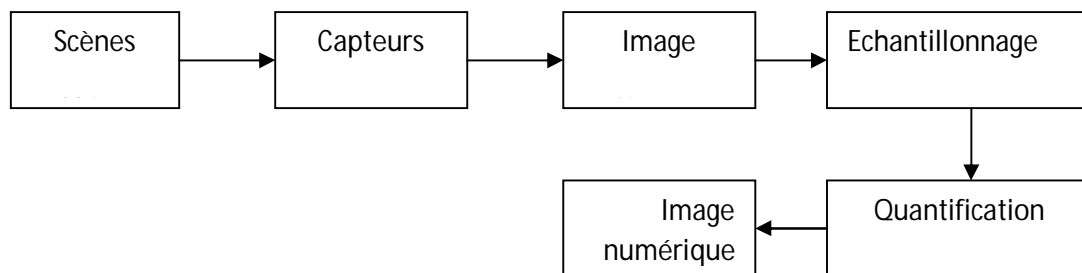


Fig.I.7. Numérisation d'une image.

VII.1.2. Prétraitement et post traitement :

Le prétraitement est la première étape du traitement de l'information visuelle, son but est d'améliorer la perception de certains détails et de réduire le bruit induit notamment par les capteurs. Il permet aussi de faciliter l'analyse d'une image en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Le prétraitement est nécessaire notamment dans les cas suivants :

- Image est bruitée.
- Faible contraste.
- Eclairage de l'image non uniforme.

Les méthodes de prétraitement les plus utilisées sont :

- modification de l'histogramme.
- Réduction de bruit (filtrage).

VII.1.2.1. Modification d'histogramme :

a-Egalisation d'histogramme :

L'égalisation d'histogramme est un outil qui permet d'améliorer la qualité visuelle des images (mauvais contraste, image trop sombre ou trop claire, mauvaise répartition des niveaux d'intensité, etc...). Cette transformation consiste à rendre le plus plat possible l'histogramme des niveaux de gris, ce qui donne une meilleure dynamique et un fort contraste à l'image.

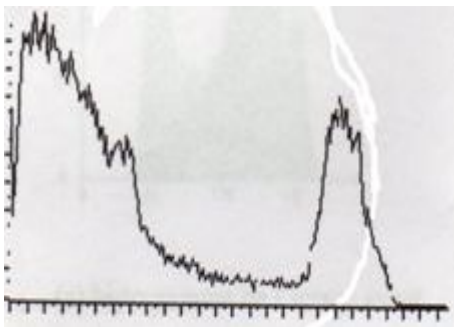
La figure I.8 illustre ce type de traitement.



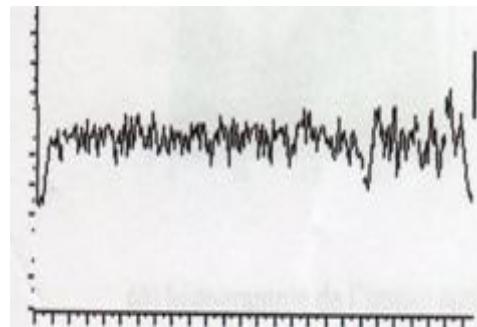
a- image avant égalisation d'histogramme



b. image après égalisation d'histogramme



c. histogramme avant égalisation



d. histogramme après égalisation

fig.I.8.égalité d'histogramme

b- Etirement d'histogramme :

L'étirement d'histogramme (auss appelé linéarisation d'histogramme) consiste à répartir les fréquences d'apparition des pixels sur la largeur de l'histogramme. Ainsi il s'agit d'une opération consistant à modifier l'histogramme de telle manière à répartir aux mieux les

intensités sur l'échelle des valeurs disponibles. Ceci revient à étendre l'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible soit à zéro et que la plus haute soit à la valeur maximale.

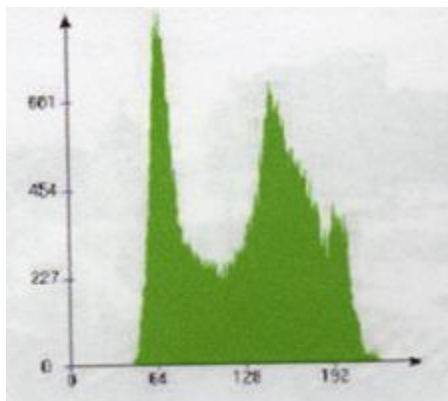
De cette façon, si les valeurs de l'histogramme sont très proches les une des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleure répartition afin de rendre les pixels claires encore plus claires et les pixels foncés proche du noir. La figure I.9 illustre ce type de transformation.



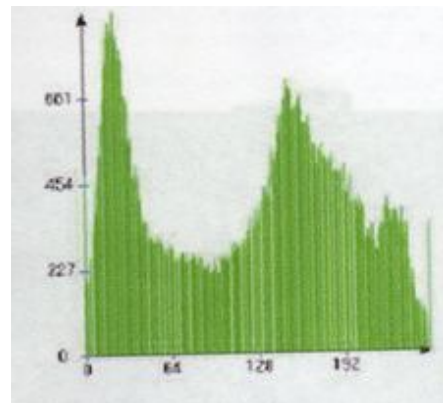
a. image avant étirement



b. image après étirement



c. histogramme de l'image avant) étirement



d. histogramme de l'image après étirement

Fig .I.9. Étirement d'histogramme

C. Le seuillage :

L'opération dite de « Seuillage simple » consiste à mettre à zéro '0' tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (appelée seuil) et à un « 1 », les pixels ayant une valeur supérieure à ce seuil. Ainsi le résultat du seuillage est une image binaire contenant les pixels noirs et blancs, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est employé. Le seuillage permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image. Toutefois, la difficulté réside dans le choix du seuil à adopter.

Voici une image en 256 niveaux de gris et les résultats d'une opération de seuillage avec les valeurs respectives de seuil de 125 et 200 Fig.I.10

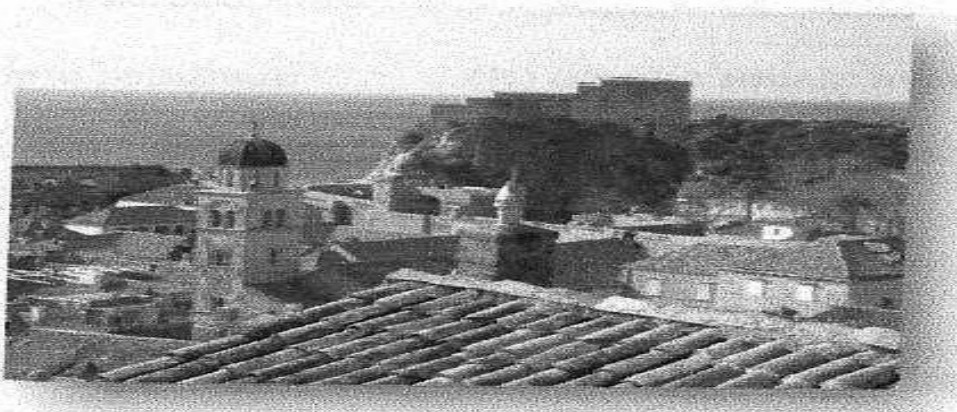


Fig.I.10.1. Image avant binarisation

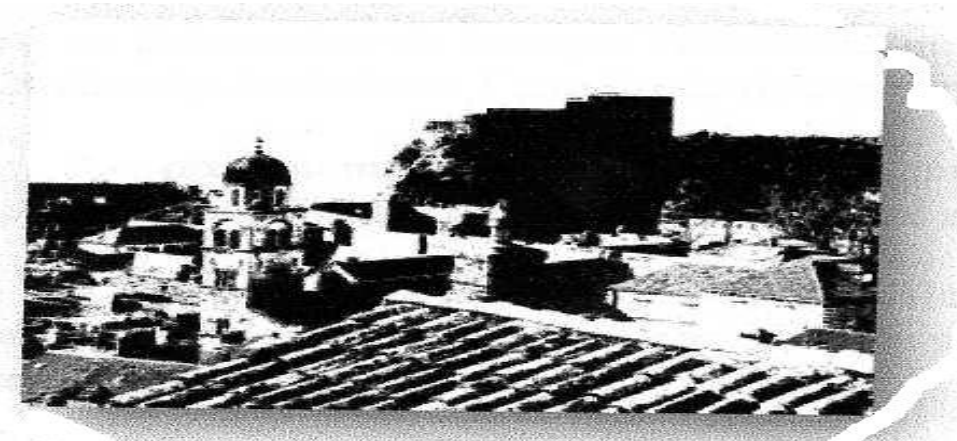


Fig.I.10.2. Image après binarisation avec un seuil de 125

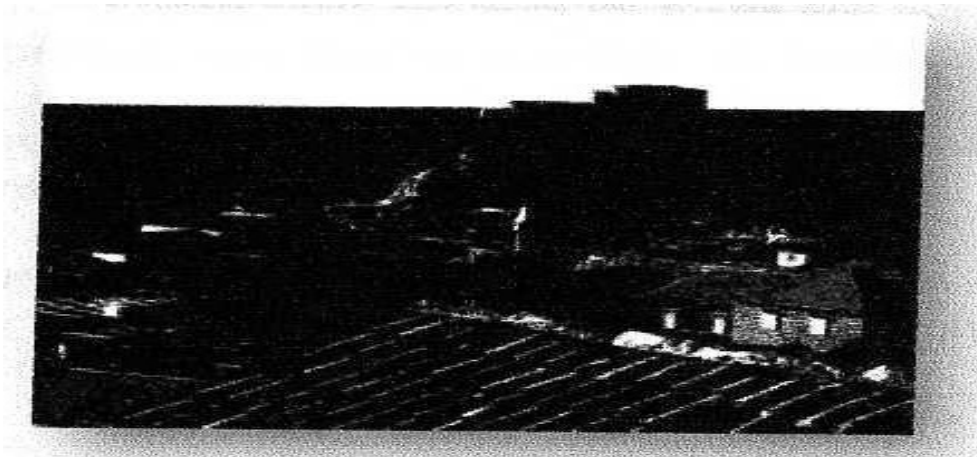


Fig.I.10.3. Image après binarisation avec un seuil de 200

Fig.I.10. Résultat d'une opération de seuillage

VII .3..Réduction du bruit

Les régions formant l'image sont caractérisées par leur intensité moyenne. Les fluctuations autour de cette intensité moyenne, peuvent provenir soit du dispositif d'acquisition (camera, amplificateurs, quantification,...), soit de la scène elle-même (poussière, rayures....) Elles constituent des perturbations qui affectent la qualité de la segmentation, et sont généralement désignées sous le terme de BRUIT D'IMAGE. Ce dernier est un phénomène de brusque variation d'un pixel par rapport à ces voisins. Dans une image, on cherche à diminuer l'amplitude de ces perturbations, sans toucher aux zones de transitions.

Le prétraitement se ramène alors à un problème de traitement de signal, c'est-à-dire retrouver par filtrage les niveaux d'intensité nominaux de chacune des régions.

Le filtrage de l'image consiste à recalculer la valeur de chaque pixel en analysant les radiométries sur un voisinage, par exemple pour lisser l'image ou au contraire pour accentuer les contrastes

VII.4.Filtrage numériques :

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets de bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage.

Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données. Le système linéaire utilisé est appelé filtre numérique.

a.les filtres linéaires :

Les filtres de lissage sont des opérateurs qui éliminent des éléments perturbateurs / non significatifs dans les images numériques, soit pour améliorer leur visualisation, soit pour les simplifier en but d'un traitement postérieur.

Un filtre linéaire est la convolution d'une image $\mathbf{I}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ avec une fonction $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ qui s'appelle réponse impulsionnelle du filtre.

Dans le cas continu, l'image filtrée est donnée par :

$$\mathbf{I} \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{f} * \mathbf{I})(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \iint_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{f}(\mathbf{x}', \mathbf{y}') \cdot \mathbf{I}(\mathbf{x} - \mathbf{x}', \mathbf{y} - \mathbf{y}') d\mathbf{x}' d\mathbf{y}' \quad (\text{I.2})$$

Dans le cas discret, les domaines de \mathbf{I} et de \mathbf{f} sont bornés.

Le domaine de \mathbf{I} est $[-\frac{N}{2}, +\frac{N}{2}]$, et le domaine de \mathbf{f} est $[-\frac{k}{2}, +\frac{k}{2}]$

On a nécessairement $K \leq N$, N^2 étant la taille de l'image, K^2 est la taille de la fenêtre de traitement.

Dans le cas discret la convolution s'écrit :

$$\mathbf{I} \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{f} * \mathbf{I})(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=-k/2}^{+k/2} \sum_{j=-n/2}^{+n/2} \mathbf{f}(i - i', j - j') \mathbf{I}(i', j') \quad (\text{I.3})$$

Le filtrage linéaire consiste donc à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des points voisins ; les coefficients de cette combinaison sont définis par réponse impulsionnelle du filtre.

a-1-Filtre passe-bas

Il consiste à éliminer les fréquences élevées, mais aussi à réduire les hautes fréquences qui étaient naturellement présentes dans l'image, il en résultera un adoucissement des contours (impression de léger flou) : lissage ou filtrage d'adoucissement car il adoucit

considérablement les contours. Pour réaliser ce genre de filtrage, on effectue le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage définie d'une façon générale par :

$$Hb = \left[\frac{1}{(b+2)} \right]^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{I.4})$$

Où $\left[\frac{1}{(b+2)} \right]^2$

est un facteur de normalisation.

Pour $b=1$: c'est un filtre moyenneur, car il prend directement la moyenne algébrique de tous les pixels avec des poids identiques.

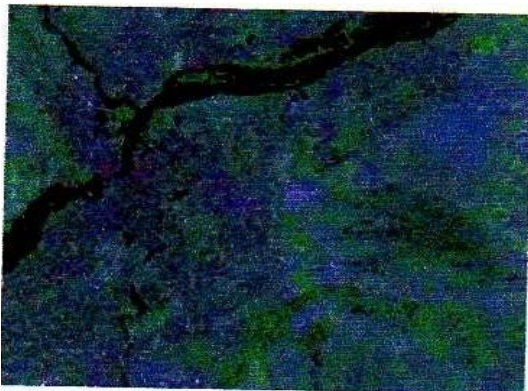


Fig.I.11.1. Image originale

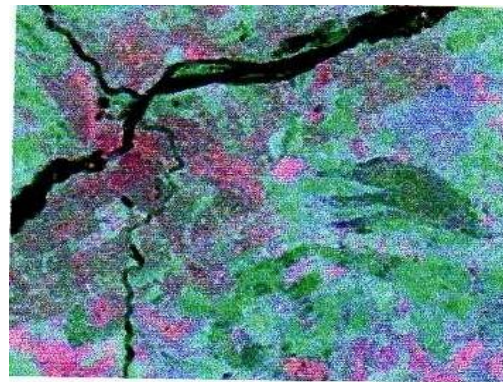


Fig.I.11.2. Image lissée (filtre passe bas)

Fig I.11. Résultat d'une image après lissage.

Pour $b=2$: filtre bas le plus utilisé, on affecte au pixel central le poids le plus grand par rapport à son voisinage.

La fig.I.11 nous donne le résultat d'une image après lissage

De façon générale, les filtres passe bas sont caractérisés par des coefficients de fenêtre positifs avec un coefficient de valeur maximale pour le point central. Ils éliminent les bruits de fond de l'image.

a-2-Filtre passe haut.

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence. Comme dans le cas des filtres passe-bas, on peut attribuer à chaque point du voisinage d'une fenêtre passe haut, des poids statistiques différents.

$$H1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H2 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H3 = \begin{bmatrix} -3 & 1 & -3 \\ 1 & 8 & 1 \\ -3 & 1 & -3 \end{bmatrix}$$

b- Les filtres non linéaires :

Deux aspects du lissage sont concernés par le filtrage non linéaire :

- Le bruit impulsionnel : les filtres linéaires éliminent mal les valeurs aberrantes.
- L'intégrité des frontières : on souhaiterait éliminer le bruit sans rendre flous les frontières des objets.

Dans ce type de filtre la nouvelle valeur du pixel n'est plus une combinaison linéaire des pixels voisins, mais une autre forme de calcul excluant toute relation linéaire entre le pixel et son voisinage.

a. Filtre d'ordre :

Ce filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur de rang que l'on veut avoir.

Pour le rang **5** on obtient le filtre médian du voisinage. Il produit un adoucissement de l'image comme un effet passe bas ;

Considérons le voisinage suivant :

$$\begin{bmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 3 & [1] & 6 \\ 3 & 7 & 8 \end{bmatrix}$$

On obtient après un tri croissant ce qui suit :

1 1 3 3 [4] 5 6 7 8 donc le point central qui est 1 sera remplacer par le point 4.

Le filtre médian garde la netteté de l'image pour les éléments de dimension importante par rapport au noyau du filtre, mais élimine les détails fins de manière irrémédiable.

Ce filtre est particulièrement efficace pour éliminer les bruits qui affectent seulement un petit nombre de pixels, mais en modifiant très fortement l'intensité des pixels touchés.

Ce filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur médiane du voisinage.

VII.5. Rehaussement de contraste :

Rehausser le contraste de l'image consiste à diminuer l'étendue de la zone de transition sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre. On limite ainsi le risque de fusion intempestive des régions distinctes lors de la phase de segmentation.

L'opérateur de rehaussement de contraste devra, si possible, réduire le bruit dans les zones stationnaires et éviter les phénomènes de dépassement. Ce type l'opérateur est réalisable au moyen de méthodes linéaires ou non linéaires. Un exemple de rehaussement de

contraste est représenté des a fig.I.12.



a. Image originale



b. image contrastée

Fig.I.12 : Rehaussement de contraste

On peut citer les traitements suivant :

d) Convolution

La convolution est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire de ses voisins. Elle consiste à faire balayer une fenêtre (masque) sur l'ensemble des points de l'image.

e) La segmentation :

On est conduit pour analyser une image à la partager en un certain nombre de domaines connexes (unis) : ce processus joue un rôle de plus en plus important en traitement numérique des images.

Deux points appartiennent à un même domaine s'ils possèdent une même propriété caractéristique **P** est si on peut les joindre par une chaîne continue de points voisins ayant cette propriété **P**. Une segmentation est donc définie par le type de propriété et par la définition du voisinage

f) Visualisation :

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

La transformation du signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observation se fait grâce aux différents types de supports tel que : Moniteur vidéo, cliché photographique impression sur papier.

VIII. Conclusion :

Nous avons rappelé dans ce chapitre quelque notion de base de traitement d'image.

Le traitement d'image possède l'aspect multidisciplinaire.

On trouve ses applications dans des domaines très variés tel que les télécommunications (Tv, Vidéo...).

La médecine (radiographie, ultrason...) la biologie, l'astronomie, l'imprimerie, la météorologie...

Dans le chapitre suivant, nous allons nous intéresser aux images texturées et nous allons exposer quelque méthode d'analyse de celle-ci.

Chapitre II

Segmentation des images texturées

I. Introduction :

Le traitement des images texturées est d'une grande importance dans tous les domaines de la science, allant de l'imagerie aérienne et satellitaire, aux technologies biomédicales, à la robotique ainsi qu'aux contrôles de qualité des surfaces. A chaque objet dans la nature correspond une texture propre et bien particulière, c'est donc une propriété naturelle de chaque surface. Elle véhicule d'importantes informations sur l'organisation structurelle d'une surface. Aussi il est souvent facile pour l'œil de la reconnaître et de la décrire en terme empiriques et intuitifs.

Bien que la texture joue un rôle non négligeable dans le domaine de l'analyse d'image, l'étude de celle-ci dans le cadre de la segmentation et de la classification demeure toujours un problème d'actualité.

Etant donné que cette texture semble apporter une information utile pour classer et discriminer des objets, il est important de développer des paramètres de texture et de choisir ceux qui permettront d'atteindre les objectifs fixés.

II. Définition de la texture :

Par définition, la texture est une répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace. Cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. La notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image. La texture se manifeste donc par une information visuelle qui permet de la décrire qualitativement à l'aide des adjectifs suivants : grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière. De nombreuses études psycho visuelles ont été faites sur la discrimination de texture par le système visuel humain [4]. Une conjecture importante et valide dans beaucoup de cas est que l'œil humain ne peut discerner instantanément deux textures dont les statistiques du second ordre sont identiques [Vautrot, 1996]. Cependant, il existe des cas où des textures ayant les mêmes statistiques du second ordre sont néanmoins discriminables sur la base de propriétés locales.

Haralick [1] élargit la définition en décrivant une texture comme un phénomène à deux dimensions : la première concernant la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquels est formée la texture ; la deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives. Pour Unser [5], la texture se présente comme une structure disposant de certaines propriétés spatiales homogènes et invariantes par translation.

Une autre approche serait encore de définir la texture à partir de deux types d'informations essentielles que comporte l'image :

- 1) Les contours, de type monodimensionnel, qui marquent les frontières entre régions homogènes ;
- 2) L'aspect de surface, de type bidimensionnel, qui définit les régions homogènes.
- 3) Cependant, la description d'une texture peut s'avérer erronée à une autre échelle d'observation, c'est-à-dire en changeant la résolution.

En pratique, on distingue deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perception ;

- **les macro textures** : qui présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex : peau de lézard, mur de brique), donc une approche structurelle est déterministe.

- **Les micro textures** : qui présentent des primitives « microscopiques » distribuées de manière aléatoire (ex : sable, laine tissée, herbe) d'où une approche probabiliste cherchant à caractériser l'aspect anarchique et homogène.

Gagalowicz [6] propose une synthèse des deux approches en considérant la texture comme « une structure spatiale constituée de l'organisation de primitives ayant chacune un aspect aléatoire, donc une structure hiérarchique à deux niveaux »

En outre, une région dans une image a une texture constante si un ensemble de statistiques locales ou autres propriétés locales de la région sont constantes, ou varient doucement, ou sont approximativement périodiques [7], La fig.II.1 illustre quelques exemples de textures naturelles.



Fig.II.1.Exemples de textures naturelles

III. Méthode d'analyse de texture :

Le but de l'analyse de texture est de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviront à l'identifier.

Dans ce sens, les critères visuels qui ont été retenus pour la texture sont : le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité et la rugosité. Une multitude de méthodes, de variantes et de combinaisons de méthodes ont déjà été proposées dans la littérature et éprouvées en pratique

III.1. Extraction des données structurelles :

Les méthodes structurelles cherchent à extraire des textures, les primitives des textures et leur localisation.

Ces méthodes s'avèrent donc adaptées aux macros textures (les textures à grains larges), ou une structure spatiale forte se dégage par l'intermédiaire d'un motif plus au moins répétitif.

Principalement, ces méthodes utilisent des techniques d'auto-corrélation pour retrouver le placement dans la texture de la primitive initialement extrait, afin d'en déduire une règle de déplacement [8].

Pour extraire la primitive de l'image, notons les techniques utilisées par Matsuyama [9] où l'élément de texture est déterminé par une croissance de régions composées de pixels connexes de même niveau de gris.

Il est important de noter que la diversité des techniques employées très liées à la nature des images. Le trait caractéristique de ces méthodes est que toutes se déroulent en deux étapes.

L'extraction de la primitive puis la recherche de la règle de placement.

III.2.Extraction de données spatio-fréquentielles :

Initialement, une approche fréquentielle à été adopté par [10] l'intermédiaire d'une décomposition du spectre de Fourier de l'image en question, pour cette méthode l'information de localité spatiale est perdue.

Ainsi, vu à cette perte de localisation, ces méthodes fréquentielle seront abandonnées.

Les méthodes spatio-fréquentielles permettent maintenant et d'obtenir une bonne localisation à la fois dans le domaine spatial et fréquentiel [4].

Ces méthodes s'appuient sur les opérateurs de filtrage appliqués sur l'image. Parmi les méthodes de caractérisations les textures les plus répandues, on trouve la méthode mise en œuvre par les masques directionnels de Laws [11], celle-ci consiste en la modélisation des champs récepteurs des cellules du cortex-strié de l'œil humain, et les filtres de type passe bande orientés comme les filtres basés sur la fonction de Gabor 2D qui sont bien détaillés en annexe 1.

III.2.1.Masque de Laws :

En se basant sur la détection de contour , bords et tâches pour caractériser les textures par rapport à des propriétés statiques estimées sur l'image, Laws a mis point un ensemble de masques dérivés de trois cellules de base en forme de vecteurs à trois composantes définis ci-dessous :

$$L_3 \equiv (1,2,1)$$

$$E_3 \equiv (-1,0,1)$$

$$S_3 \equiv (-1,2,-1)$$

Les masques de Laws sont générés par la convolution avec ces primitives et sont regroupés en deux catégories

***Masques 3*3 :**

Une opération de multiplication entre les 3 vecteurs L_3, E_3, S_3 est effectuée, on aura pour résultat neuf masques de dimension 3*3. Le titre de chaque masque symbolise l'opération de multiplication de chaque vecteur d'origine, tel représente l'opérateur de transposition d'un vecteur donné.

$$\text{Law1} \rightarrow L_3^T L_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(121)} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law2} \rightarrow L_3^T E_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-101)} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law3} \rightarrow L_3^T S_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-12-1)} = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law4} \rightarrow E_3^T L_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}^{(121)} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law5} \rightarrow E_3^T E_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-101)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law6} \rightarrow E_3^T S_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-12-1)} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law7} \rightarrow S_3^T L_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}^{(121)} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law8} \rightarrow S_3^T E_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}^{(-101)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Law9} \rightarrow S_3^T S_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}^{(-12-1)} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

*** Masques 5x5:**

D'autres masques à 5 coefficients sont calculés par convolution entre les vecteurs à 3 dimensions.

$$L_5 \equiv (1,4,6,4,1) = L_3 * L_3$$

$$S_5 \equiv (-1,0,2,0,-1) = L_3 * S_3 = E_3 * E_3$$

$$E_5 \equiv (-1,-2,0,2,1) = L_3 * E_3$$

$$R_5 \equiv (1,-4,6,-4,1) = S_3 * S_3$$

L_5 correspond à une détection des lignes.

S_5 correspond à une détection des taches.

E_5 correspond à une détection des bords.

R_5 correspond à une détection des ondulations.

$$\text{Laws10} \rightarrow L_3 * E_5 \rightarrow L_2^T E_5 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 6 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1-2021)} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -6 & -12 & 0 & 12 & 6 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws11} \rightarrow E_5 * S_5 \rightarrow E_5^T S_5 = \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-10201)} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 4 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws12} \rightarrow L_5 * S_5 \rightarrow L_5^T S_5 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 6 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1020-1)} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -6 & 0 & 12 & 0 & -6 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws13} \rightarrow R_5 * R_5 \rightarrow R_5^T R_5 = \begin{pmatrix} 1 \\ -4 \\ 6 \\ -4 \\ 1 \end{pmatrix}^{(1-46-41)} = \begin{bmatrix} 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ 6 & -24 & 36 & -24 & 6 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ -1 & -4 & 6 & -4 & 1 \end{bmatrix}$$

Les filtres obtenus sont de types passe-bas, passe bande on coupe bande.

III.3. Extraction des données statistiques :

– Méthodes basées sur les corrélations spatiales :

La méthode la plus connue pour la segmentation de textures est la dépendance spatiale de niveaux de gris d'une image. Par exemple, Haralik et Al [2] ont proposé d'utiliser les matrices de cooccurrence pour calculer une famille d'attributs afin de rendre compte de la granulosité et de l'orientation des textures. Les matrices de dépendances spatiales prennent en compte l'information des environnements des points textures ; à la coordonnée (i , j) de la matrice , on calcule les fréquences relatives pour que deux cellules voisines (un pixel ou une zone de l'image séparée d'une distance **d** suivant une orientation **θ**) possèdent respectivement les niveaux de gris **i** et **j**. ces matrices de dépendances spatiales de niveaux de gris dépendant de l'angle entre deux cellules voisines ainsi que la distance entre elles. Cela correspond à une matrice dont les dimensions sont égales au nombre de niveau de gris dans l'image pour chaque distance et chaque orientation.

A partir de la matrice de cooccurrence, Haralick et Al [2] on proposé de calculer plusieurs paramètres dont les plus utilisés sont le contraste, l'entropie, le moment d'ordre 2 angulaire et la corrélation.

Le contraste :

$$\text{CON} = \sum_{i,j} (i - j)^2 * \Pi_{cooc}(i, j) \quad (\text{II}, 1)$$

Mesure la variation locale présente dans une image

Le moment d'ordre 2 angulaire :

$$ASM = \sum_{i,j} \Pi_{cooc}(i,j)^2 \quad (\text{II}, 2)$$

Il est sensible aux grandes valeurs dans la matrice de cooccurrence, il mesure l'homogénéité d'une image.

L'entropie :

$$ENT = \sum_{i,j} \Pi_{cooc}(i,j) * \log(\Pi_{cooc}(i,j)) \quad (\text{II}, 3)$$

Mesure la complexité de l'image.

La corrélation :

$$COR = \frac{\sum_{i,j} ij \Pi_{cooc}(i,j) - UligUcol}{EligEcol} \quad (\text{II}, 4)$$

Ou Ulig est la somme des lignes de la matrice de cooccurrence Π_{cooc} , Elig est la variance de la somme des lignes de Π_{cooc} , Ucol, Ecol sont la moyenne et la variance de la somme des colonnes de Π_{cooc} .

Ce paramètre mesure les dépendances linéaires entre les niveaux de gris de l'image.

IV. Segmentation d'image :

La segmentation d'une image est un traitement qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés régions.

Une région est un ensemble connexe de pixels ayant une propriété commune (intensité, texture....) qui les différencient des pixels des régions voisines.

Les régions obtenues par segmentation doivent vérifier :

$$\left\{ \begin{array}{ll} \forall i, R_i \neq \emptyset & (1) \\ \forall i, j; i \neq j; R_i \cap R_j = \emptyset & (2) \\ I = \cup R_i & (3) \\ \forall i, R_i \text{ connexe} & (4) \end{array} \right. \quad (II.5)$$

(1) : Une région doit contenir au moins un pixel.

(2) : Les régions obtenues doivent être disjointes.

(3) : La réunion de l'ensemble des régions obtenues doit former l'image en entier.

(4) : Les régions obtenues doivent toutes être connexes.

Une zone est connexe si et seulement si, quelque soit le couple de points choisis appartenant à la région, il existe un chemin de points adjacents les reliant et totalement inclus dans la zone connexe.

Plus explicitement, la segmentation consiste à diviser une image en différentes régions homogènes (fig.II.2.1 et fig.II.2.2).

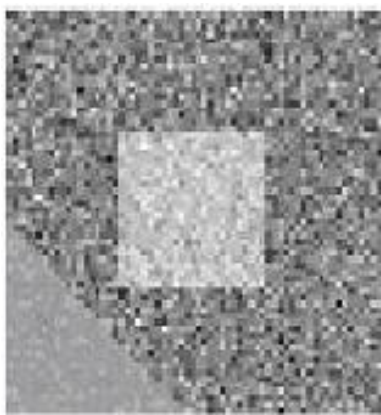


Fig.II.2.1. Image originale

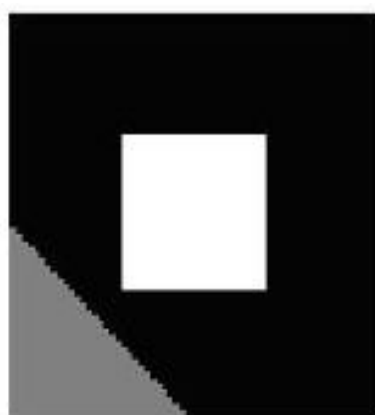


Fig.II.2.2. Image segmentée.

En effet, la segmentation est fondamentale en traitement des images ; elle intervient en amont de traitement plus complexes (interprétation, reconnaissance de formes par exemple) et elle renvoie une image « simplifiée ».

V. Segmentation de texture :

La reconnaissance des différentes régions d'une image est une application de l'analyse de texture. Par exemple, dans la Fig.II.3, on peut reconnaître cinq textures différentes et les identifier.

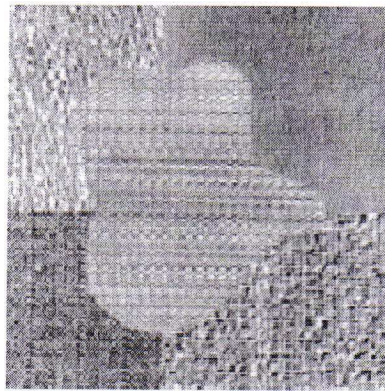


Fig.II.3.Image composée de cinq régions texturées

La texture est l'information la plus importante qui permet d'identifier ces types de régions. Ceci est appelé la classification. Le but de la classification est donc de créer une carte de l'image identifiant chaque région de texture uniforme à la classe de texture à laquelle elle appartient.

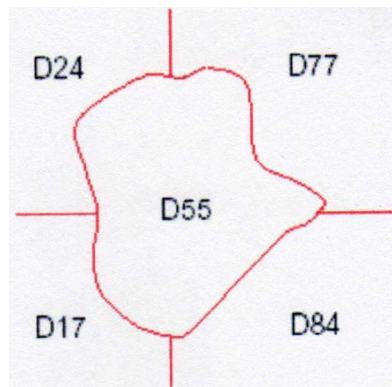


Fig.II.4.La classification étiquette chaque région dans une catégorie de texture.

La seconde démarche consiste à trouver les frontières des régions de l'image de la fig. II.4 sans pour autant être capable d'identifier les textures présentes dans l'image.

Ce second type de problème est appelé la segmentation. Le but de la segmentation est d'obtenir une carte des frontières

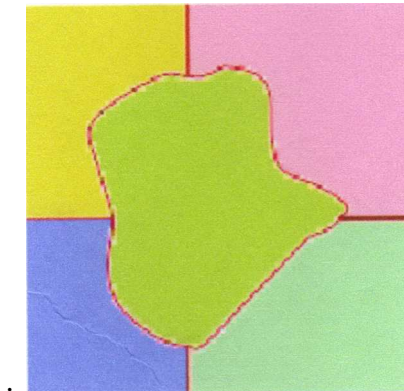


Fig.II.5 .La segmentation sépare les régions de textures différentes.

La segmentation est un problème difficile car on ne connaît pas à priori les types des textures présentes dans l'image à analyser. En fait, il n'est pas nécessaire de connaître quelles sont précisément les textures existantes. Ce qu'il faut, c'est exprimer que deux textures habituellement dans des régions adjacentes de l'image sont différentes.

VI. Méthodes des segmentations des images texturées :

VI.1. Méthodes de segmentation par régions :

Ces méthodes utilisent les propriétés globales de l'image. Elles sont basées sur la construction de régions suivant un critère d'homogénéité. Elles se décomposent globalement suivant trois approches.

d- Méthode par séparation (quad-tree) :

Elle consiste à tester un critère d'homogénéité sur une zone large de l'image. Si le critère est respecté, la segmentation est terminée. Sinon, on décompose la zone en quatre zones plus petites et on réapplique la méthode sur chaque petite zone, jusqu'à ce que le critère soit validé. Cela correspond à réaliser un arbre de zones segmentées.

e- Méthode par fusion :

Inversement à la méthode précédente, elle consiste à explorer l'image par petites zones et à les faire croître jusqu'à ce que le critère soit validé.

f- Méthode par séparation et fusion :

Elle combine les deux méthodes précédentes.

On applique d'abord la division par quad-tree, puis on parcourt l'arbre dans le sens inverse en fusionnant les régions satisfaisant le critère d'homogénéité.

VI.2.Méthodes de classification :

Ces méthodes consistent à classer des individus en exploitant leurs similarités. Elles convergent vers un but principal et commun qui est la segmentation et la classification de ces individus (pixels) en régions homogènes. Dans le cas d'une image texturée, il s'agira de diviser l'image de départ en régions chacune d'elles étant censée contenir une seule et même texture.

Cependant, les méthodes classiques de segmentation basées sur le niveau de gris ne peuvent pas être directement appliquées.

L'information concentrée uniquement sur le niveau de gris ne permet pas à elle seule d'identifier les zones texturées, il convient donc de rajouter à la donnée du niveau de gris un ensemble d'attributs qui constituent les vecteurs paramétriques [4].

On parle alors de méthodes monodimensionnelles ne prenant en compte qu'un seul attribut (le niveau de gris), et de méthodes multidimensionnelles qui exploitent plusieurs attributs.

b- Méthodes multidimensionnelles :

Ces méthodes consistent à classer les pixels de l'image en fonction d'un ensemble d'attributs.

A chaque pixel correspond un vecteur de N attributs. C'est dans l'espace des attributs ou espace de représentation de dimension N que la classification s'effectue. [15]

On considère alors un vecteur $X=[X_1, X_2, \dots, X_n]$ de mesures, pour chaque pixel de coordonnées (j,k) de l'image.

Considérons le cas de classification sous un espace à deux dimensions ; donc chaque vecteur X sera représentée par deux attributs. $X=[X_1, X_2]$. (Figure II.6)

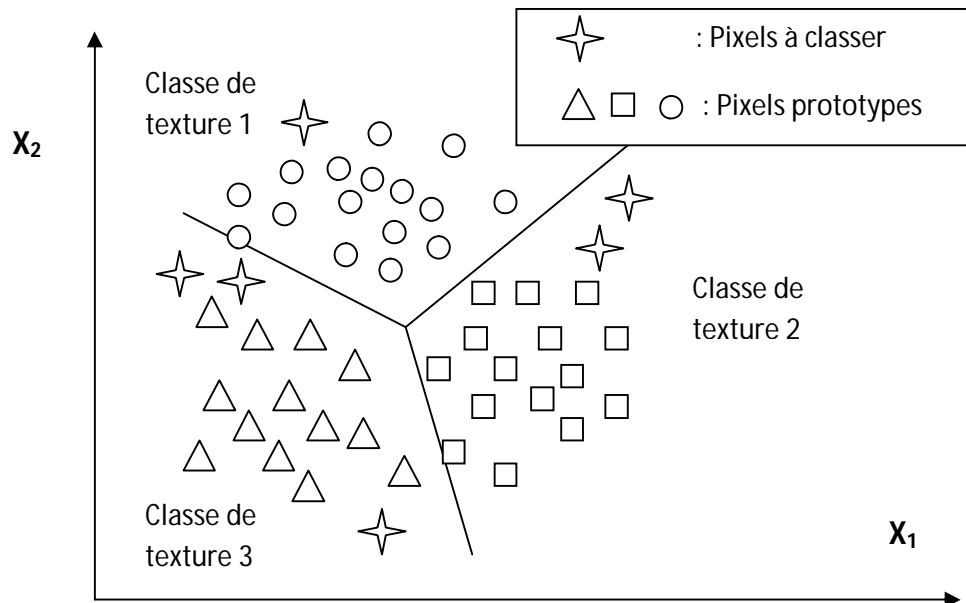


Fig.II.6.Exemple de regroupement de données suivant deux attributs

Suivant deux attributs, on observe la répartition en trois classes des pixels individuellement.

Il existe deux types de méthodes de classification multidimensionnelles :

- **la classification supervisée :**

Cela nécessite la présence d'un superviseur qui va apprendre au système comment classifier un ensemble connu de données, puis le système sera en mesure de connaître des informations à priori sur les images à classer ou à segmenter.

- **la classification non supervisée :**

Elle a pour but de retrouver des partitions d'un ensemble d'individus (pixels) en fonction d'un critère de proximité de valeurs de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer de la classification sans connaissance à priori sur l'image. [16]

VII- Discussion :

Choisir l'une ou l'autre des méthodes d'extraction de caractéristiques dépend des images à segmenter. Ainsi, il est important d'analyser des images à étudier. Devant la

diversité des images où la distribution des niveaux de gris fait ressortir une impression de texture, il semble raisonnable de dire qu'il n'existe pas une famille d'attributs universels ou une méthode d'extraction universelle.

Les études comparatives entre les familles d'attributs aident à clarifier le problème de choix des attributs, de même que l'association des familles des attributs avec des classes de textures.

Chapitre III

Généralités sur les Ondelettes

I. Introduction

Traiter un signal donné consiste à le transformer, en se basant sur des outils mathématiques, en une forme plus appropriée pour l'utilisation envisagée et à pouvoir le reconstruire à la fin. Parmi ces outils, on trouve des transformées permettant d'effectuer le traitement d'un signal donné. La plus célèbre et la plus ancienne est la transformée de Fourier, elle permet d'explorer la composition fréquentielle d'un signal [17].

L'absence d'une localisation temporelle est l'un des inconvénients de la transformée de Fourier. L'apparition de la Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante (TFFG) a permis de donner un aperçu fréquentiel du signal tout en préservant sa localisation temporelle. Elle permet en d'autres termes une représentation temps-fréquence du signal [17].

L'analyse par Ondelettes a été introduite au début des années 1980, son origine vient de le TFG, et son invention est attribuée au géophysicien Jean Morlet dans un contexte d'analyse du signal et d'exploitation pétrolière [18]. Il s'agissait à l'époque de donner une représentation des signaux permettant de faire apparaître simultanément des informations temporelles (localisation dans le temps) et fréquentielles, facilitant par là l'identification des caractéristiques physique de la source du signal. La transformée par ondelettes n'a depuis lors cessé de se développer, elle a été appliquée avec succès pour résoudre de nombreux problèmes de traitement du signal tels que le codage de source (compression de son, images, données), le dé bruitage, la détection, etc.....

II. Transformée de Fourier

La TF est un outil mathématique largement utilisé en physique et en traitement de signal, elle effectue une transformation d'une représentation spatiale d'un signal à une représentation fréquentielle, c'est-à-dire elle nous renseigne sur l'aspect fréquentiel du signal à analyser.

Pour une fonction $f(t)$ intégrable à une seule variable elle s'écrit [19]

$$TF\{f(t)\} = F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (\text{III.1})$$

La transformation de Fourier inverse est définie par:

$$TF^{-1}(F(v)) = f(t) = \int_R F(v)e^{jvt} dv \quad (\text{III.2})$$

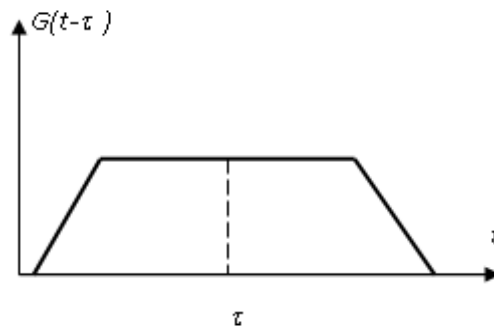
L'analyse de Fourier nous enseigne qu'un signal quelconque peut s'écrire comme une somme de sinusoides, de fréquences et d'amplitudes variables. Un signal est entièrement caractérisé par l'ensemble des amplitudes des sinusoides, qui forme ce que l'on appelle sa transformée de Fourier. La transformée de Fourier est porteuse de précieuses informations sur le signal analysé (elle contient en fait toutes les informations disponibles). On sait par exemple que si elle n'a que de faibles valeurs pour des valeurs élevées de la variable de fréquence, ceci signifie que le signal varie lentement. Inversement, si elle prend des valeurs importantes pour les hautes fréquences, le signal contient une quantité non négligeables de hautes fréquences, et donc varie rapidement, au moins dans certaines zones. Et c'est précisément là que nous touchons du doigt l'une des limitations importantes de l'analyse de Fourier usuelle. La transformée de Fourier du signal est incapable de localiser les portions du signal dans lesquelles les variations sont rapides, ni celles où elles sont lentes.

En 1946, Denis Gabor [19] a introduit la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFG), Gabor suggérait de rendre locale l'analyse de Fourier, en s'aidant de fenêtres. Une fenêtre est une fonction régulière, lentement variable, et bien localisée (ce qui signifie qu'elle est nulle en dehors d'une certaine zone, son support). En multipliant la fonction étudiée par une fenêtre, on obtient une version "locale", dont on peut déterminer le contenu fréquentiel par analyse de Fourier classique.

La fonction de la fenêtre de Gabor [7] est donnée par :

$$G(t) = \frac{1}{2\sqrt{\pi\alpha}} e^{-\frac{t^2}{4\alpha}} \quad (\text{III.3})$$

Et sa représentation est donnée par la fig.III.1 avec un décalage du temps τ :



figIII.1. Fenêtre de Gabor décalée d'un temps τ

On renouvelle alors l'opération en déplaçant la fenêtre d'analyse. L'ensemble de ces transformées de Fourier ainsi localisées forme la transformée de Gabor du signal, et fournit donc une analyse fréquentielle (voir fig.III.2)

L'équation (III-1) devient :

$$TFG(f(t)) = \int_R f(t).G(t-\tau).exp.(-j\omega t) dt \tag{III.4}$$

τ : est le paramètre de translation de la fenêtre de Gabor.

$G(t-\tau)$: représente la fenêtre de Gabor en déplacement sur tout le domaine de définition du signal $f(t)$.

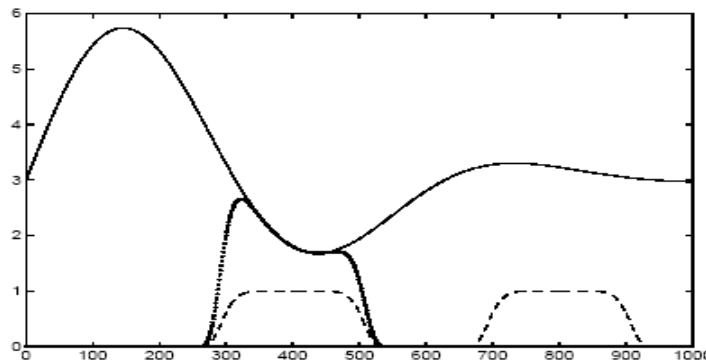


Fig.III.2. Multiplication du signal $f(t)$ par une fenêtre glissante $G(t-\tau)$

Nous nous heurtons ici à une barrière infranchissable, connue sous le nom d'inégalité de Heisenberg et que l'on peut exprimer ainsi ; ce que nous avons gagné en localité, en précision temporelle, est irrémédiablement perdu en précision sur les fréquences. En d'autres termes, en cherchant à préciser les notions temporelles, nous avons rendu floues les notions fréquentielles ; il revient à l'utilisateur de décider quelle est la part de précision temporelle et de précision fréquentielle dont il a besoin. Il est bien évident que la loi de variation de la fréquence en fonction du temps est porteuse d'informations, très difficiles à extraire par analyse de Fourier. L'analyse de Gabor fournit souvent une réponse satisfaisante à ce problème ; le signal peut être reconstruit à partir de sa transformée de Gabor. Cette reconstruction est remarquablement simple ; le signal peut être synthétisé comme somme de Gaborettes, qui ne sont autres que des sinusoides localisées par des fenêtres du même type que celles utilisées pour la transformation de Gabor. A chacune de ces Gaborettes, sont attachés une fréquence et un temps bien déterminés.

III. Transformée en Ondelettes

III.1. Définition

Les ondelettes permettent, comme les fonctions sinus et les cosinus, de décomposer un signal. Les ondelettes sont localisées en temps et en fréquence. Le caractère localisé de l'ondelette s'exprime par le fait que la fonction est non nulle sur un intervalle fini et nulle partout ailleurs. Avec les ondelettes, on sait donc en quelques sortes quand un événement se produit et comment il se produit, avec une certaine incertitude due au principe d'Heisenberg [18] que l'on peut néanmoins fixer de manière arbitraire. Les ondelettes sont des dilatations (dilater ici, a le sens étirer et comprimer) et des translations d'une ondelette initiale que l'on nomme ondelette mère $\psi(t)$ de la variable t , dont les supports dans les domaines fréquentiel et spatial (temporel) sont limités. Localisée et oscillante, l'ondelette mère $\psi(t)$ engendre les autres ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ lorsqu'elle est contractée et translatée par un paramètre b [20]. Les ondelettes ainsi générées sont définies par :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{Avec } a > 0, b \in R \quad (\text{III.5})$$

Où a est le paramètre d'échelle ou de dilatation et b le paramètre de translation. Ψ doit être de moyenne nulle, c'est-à-dire : $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$, ou en d'autre mot ψ doit être une onde ; et elle doit être aussi centrée au voisinage de 0 et d'énergie finie $\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < +\infty$, ψ doit donc être de carrée sommable.

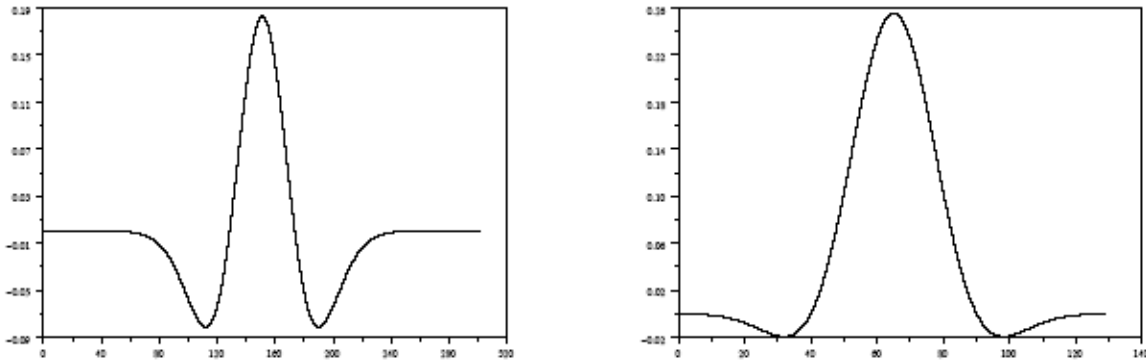


Fig.III.3. Ondelette 'mère' de Chapeau Mexicain et Morlet

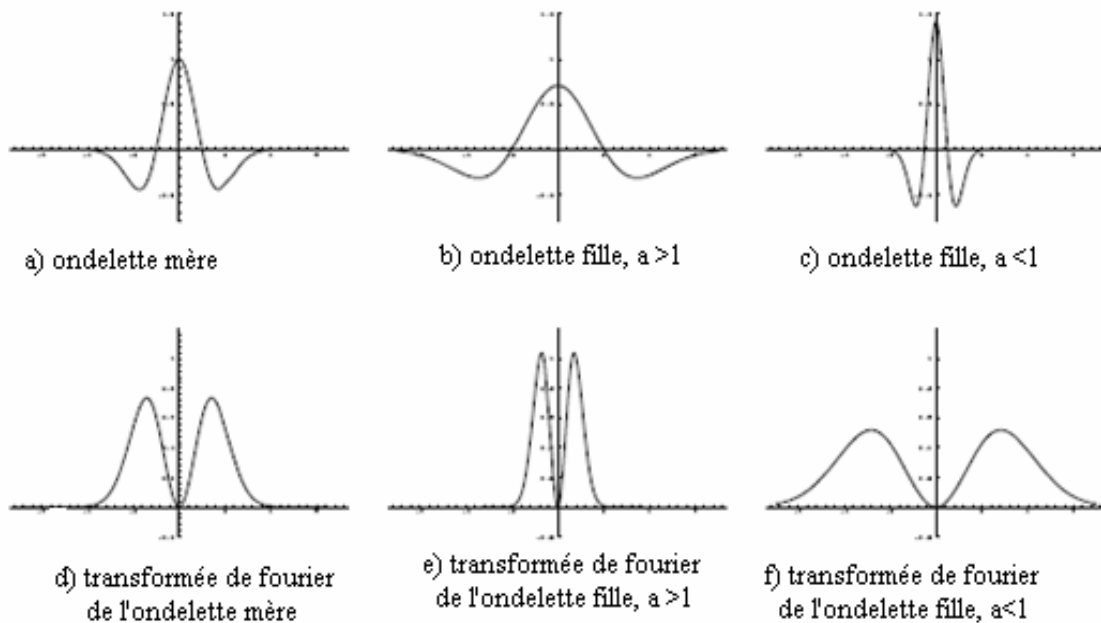


Fig.III.4. Exemple des ondelettes

III.2. Transformée en ondelettes continues (TOC)

Si les paramètres « a » et « b » varient d'une façon continues dans $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$, la transformée en ondelettes continue d'une fonction $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ sera de la forme [20]:

$$TOC = \langle \psi_{a,b}, f \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) f(t) dt \quad (III.6)$$

ψ^* représente le conjugué de ψ .

La TOC permet de calculer les coefficients qui représentent la corrélation entre une ondelette et une partie du signal à analyser. Le décalage et la translation de cette ondelette permettent d'obtenir une très bonne corrélation. En pratique, chaque coefficient est obtenu par le produit de l'ondelette et de chaque partie du signal correspondant. Si $\psi(t)$ vérifie la condition d'admissibilité [19] alors le signal admet une inverse de la TOC qui est de la forme suivante [20]:

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \iint_{\mathbb{R}} \langle \psi_{a,b}, f \rangle \psi_{a,b}(t) \frac{dadb}{a^2} \quad (III.7)$$

III.3. Transformée en ondelettes discrète (T.O.D)

Le facteur d'échelle a et le paramètre de translation b sont des réels, on peut les faire varier continûment, la transformation en ondelette est continue et donc redondante ; c'est-à-dire que l'on obtient plus de coefficient d'ondelette qu'il n'en est nécessaire pour décrire le signal de manière complète. Le pavage temps-fréquence obtenu (voir fig.III.6) suggère une méthode de discrétisation exponentielle pour les échelles et pour le temps.

Comme il a été cité auparavant, le pas de translation à l'échelle a est $\frac{b}{a}$. On posera :

$$a = a_0^m \text{ et } b = nb_0 a_0^m \text{ avec } a_0, b_0 \in \mathbf{Z} \quad (III.8)$$

D'où découle la transformée en ondelettes discrète

$$TODf(m, n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi(a_0^{-m}t - nb_0) dt = \langle f(t), \psi_{m,n}(t) \rangle \quad (\text{III.9})$$

La notion $\langle f, g \rangle$ représente le produit scalaire :

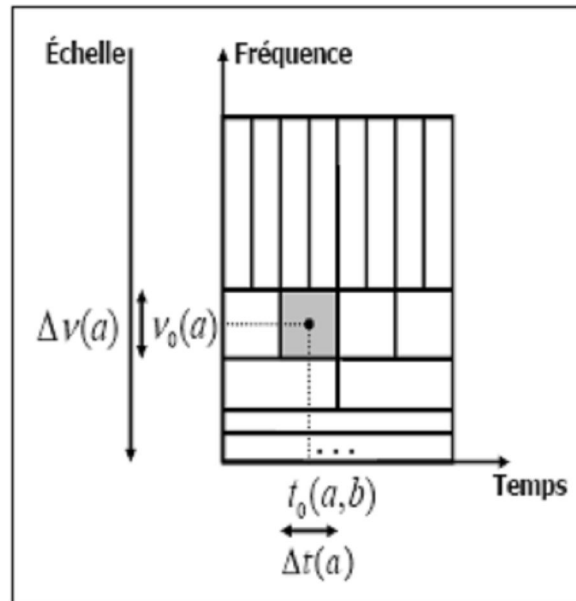
$$\langle f, g \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)g(x)dx \quad (\text{Pour les fonctions réelles})$$

En 1985, Meyer [22] découvre que si on choisit des opérateurs de dilation et de translations dyadiques ($a_0 = 2, b_0 = 1$), on obtiendrait une représentation non redondante de l'information et une reconstruction optimum. Et la nouvelle fonction analysante est [Cohen, 1992]:

$$\psi_{m,n} = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad m, n \in \mathbf{Z} \quad (\text{III.10})$$

La transformée est donc obtenue par échantillonnage des coefficients d'échelle et de temps sur la grille dyadique, et la nouvelle famille des ondelettes a pour expression :

$$\psi_{m,n} = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m}t - n) \quad m, n \in \mathbf{Z} \quad (\text{III.11})$$



FigIII.5. Pavage temps échelle

NB : C'est important de remarquer que c'est la transformée qui est discrète et non pas l'ondelette qui reste une fonction continue.

IV. Ondelettes et analyse multi résolution

La multi résolution hiérarchique permet de représenter une image sous un format réduit. L'ensemble des images aux différentes résolutions a l'aspect d'une pyramide, d'où le nom souvent utilisé d'approche pyramidale. Ceci présente un grand avantage en traitement d'images du fait que l'image réduite occupe moins d'espace en mémoire, ce qui permet d'accélérer les traitements. Une pyramide est une « pile » d'images dont l'image de base est l'image de pleine résolution (image originale). Les images d'une pyramide sont couramment désignées par I_N ou "image de niveau N". I_0 est l'image de la base et l'image d'un niveau N a une résolution double par rapport à la résolution de l'image du niveau précédent (N - 1). Plusieurs études sur l'analyse multi résolution des images ont déjà été effectuées [23]. Les ondelettes permettent de représenter la différence d'informations existant entre le signal de départ et son approximation à une résolution plus grossière.

V. Algorithme de décomposition

En utilisant l'algorithme de décomposition de Mallat (fig.III.6) [18] en 2 D, une valeur sur deux de l'image originale est supprimée selon les lignes et selon les colonnes à chaque passage de l'ondelette.

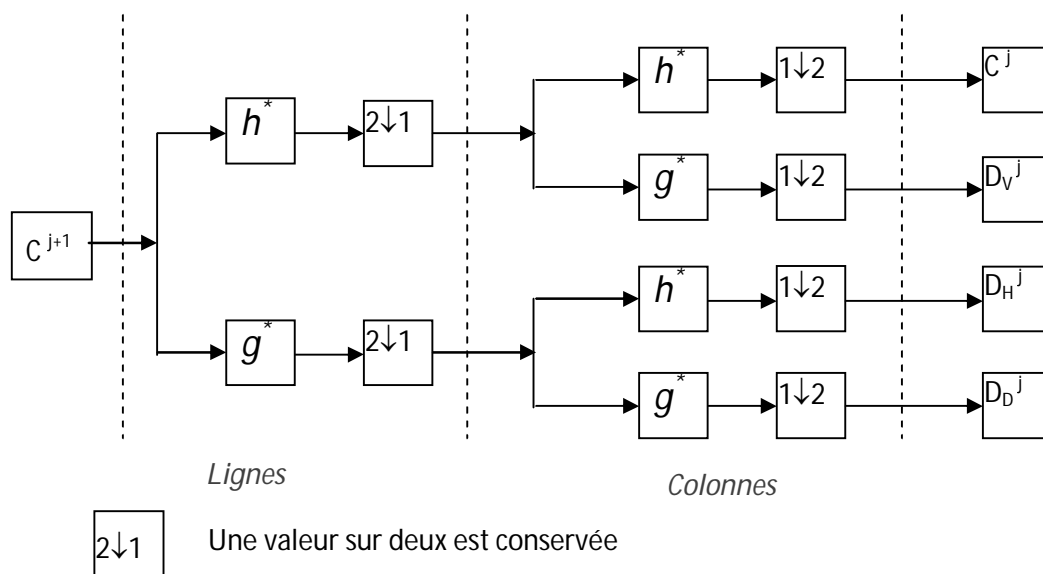
Les résolutions des approximations découlant de la décomposition sont donc toujours réduites par rapport à l'image précédente. Chaque passage d'ondelette a pour effet de produire une nouvelle image d'approximation et trois images de détail, dont la résolution vaudra:

$$r_i = r_0 2^j$$

j : niveau de décomposition

r_0 : résolution de l'image originale

r_i : résolution à l'approximation en question



FigIII.6. Schéma de décomposition selon l'algorithme de Mallat

VI. Algorithme de reconstruction

La transformée en ondelettes inverse permet de reconstruire parfaitement le signal. En 2D, on peut déterminer l'image de niveau de décomposition $(j-1)$ à partir de l'image d'approximation C_j et des trois images de détail. La reconstruction des approximations bidimensionnelles est schématisée par la fig.III.7 :

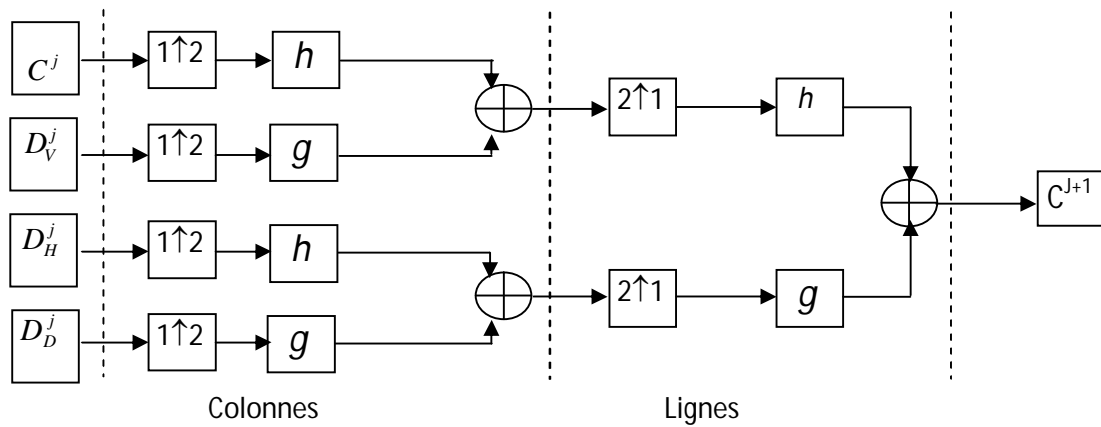


Fig.III.7. Algorithme de reconstruction 2D

VII. Quelques types d'ondelettes

VII.1. Les ondelettes de Haar

Le mérite revient à Alfred Haar d'avoir construit en 1909 des bases considérées aujourd'hui comme le fondement de la théorie des ondelettes [22]. En effet, Haar a défini une fonction $h(x)$ telle que :

$$h(x) = \begin{cases} -1 & \text{pour } 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 1 & \text{pour } \frac{1}{2} \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad \text{(III.12)}$$

Pour $n \geq 1$, il a construit une base orthonormée de $L^2 [0 ; 1]$ avec des fonctions définies par l'équation (III.13) :

$$h_n(x) = 2^{\frac{j}{2}} h(2^j x - K) \text{ Avec} \tag{III.13}$$

avec

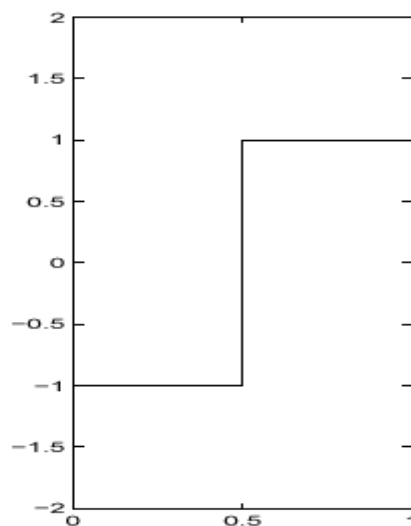
$$n = 2^j + K, \quad j \geq 0, \quad 0 \leq K \leq 2^j$$

Dans l'équation (III.13), $L^2[0;1]$ est l'espace des fonctions de carré intégrable sur l'intervalle $[0;1]$. Le support de $h_n(x)$ est l'intervalle dyadique défini par l'équation (II.14) :

$$I_n = [K2^{-j}; (K + 1)2^{-j}] \subset [0;1[\tag{III.14}$$

$h_n(x)$ peut aussi s'écrire selon l'équation (II.15):

$$h_n(x) = 2^{\frac{j}{2}} h(2^j x - K) = \frac{1}{\sqrt{2^{-j}}} h\left(\frac{x - K 2^{-j}}{2^{-j}}\right) \tag{III.15}$$



FigIII.8. Ondelette de Haar

VII.2. Ondelettes de Daubechies :

Ingrid Daubechies (1990) a complété l'oeuvre de Haar en 1987 [24]. Pour toute valeur r , Daubechies construit une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$ de la forme, $2^{\frac{j}{2}}\psi_r(2^j x - K)$, $j \in \mathbb{Z}, K \in \mathbb{Z}$ qui vérifie les propriétés énoncées plus haut. En effet, ψ_r est définie sur un support compact $[0, 2r + 1]$ et satisfait l'équation (III.16) :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi_r(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} x^r \psi_r(x) dx \quad (\text{III.16})$$

Où $\psi_{r(x)}$ possède r dérivées continues.

Lorsque $r = 0$, $\psi_{r(x)}$ est définie sur $[0 ; 1]$, on retombe sur le système de Haar.

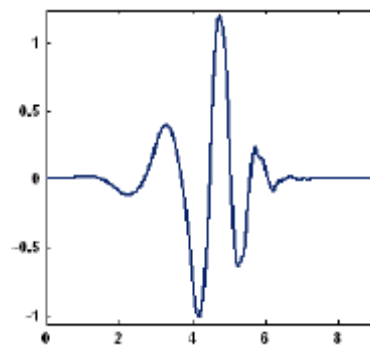


Fig.III.9. Ondelette de Daubechies 5

NB : Les ondelettes de Haar et de Daubechies font partie du groupe des ondelettes appelées ondelettes orthogonales. Ces ondelettes sont des fonctions de base vérifiant les conditions présentées par l'équation (III.17) [24] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \langle \phi_k^j | \psi_l^j \rangle = \delta_{k,l} \\ \langle \psi_k^j | \psi_l^j \rangle = \delta_{k,l} \end{array} \right. \quad \text{Pour tout } j, k, l \quad (\text{III.17})$$

Où $\delta_{k,l}$ est défini par l'équation (III.18) :

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1 & \text{pour } l = k \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.18})$$

Dans l'équation (III.17), $\langle a | b \rangle$ représente le produit scalaire de a et b . $\phi(x)$ et $\psi(x)$ sont des fonctions permettant de définir respectivement les coefficients des filtres d'analyse passe-bas et passe-haut de l'ondelette.

VII.3. Ondelettes bi-orthogonales

Pour définir les ondelettes bi-orthogonales, il est nécessaire d'introduire les fonctions duales $\tilde{\psi}(x)$ et $\tilde{\phi}(x)$, de $\phi(x)$ et $\psi(x)$, respectivement. Les conditions présentées par l'équation (III.19) sont alors vérifiées :

$$\left\{ \begin{array}{l} \langle \phi_k^j | \tilde{\phi}_l^j \rangle = \delta_{k,l} \\ \langle \psi_k^j | \tilde{\psi}_l^j \rangle = \delta_{k,l} \end{array} \right. \quad \text{Avec } \delta_{k,l} = \begin{cases} 1 & \text{pour } l = k \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

Une ondelette bi-orthogonale est telle que la fonction d'échelle originale est orthogonale à l'ondelette duale et l'ondelette originale est orthogonale à la fonction d'échelle duale. Autrement dit, les ondelettes bi-orthogonale vérifient les conditions présentées par l'équation (III.20) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \langle \phi_k^j | \tilde{\phi}_l^j \rangle = 0 \\ \langle \psi_k^j | \tilde{\psi}_l^j \rangle = 0 \end{array} \right. \quad \text{Pour tout } j, k, l \quad (\text{III.20})$$

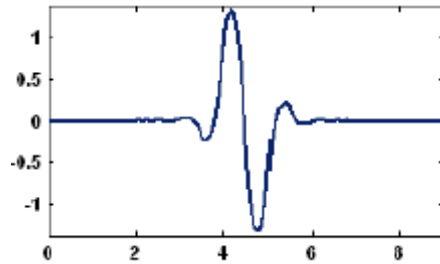


Fig.III.10. Ondelette biorthogonale 1.5

VIII. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons donné un bref aperçu sur la théorie des ondelettes. En effet, les algorithmes de décomposition et de reconstruction à deux dimensions font l'objet de ce chapitre. Par l'algorithme de décomposition, une image se décompose en quatre sous-images: l'image d'approximation, l'image de détails horizontaux, l'image de détails verticaux et l'image de détails diagonaux. Ce qui permet une analyse complète du signal (image). Cependant, il est impératif de noter que le choix d'une ondelette analysante par rapport à une autre ne peut se faire que sur la base du problème à résoudre. Pour la reconstruction de l'image, cette opération suit le cheminement inverse de la décomposition en effectuant l'interpolation et le filtrage monodimensionnel selon les colonnes puis selon les lignes. Dans le prochain chapitre, nous allons appliquer la décomposition en Ondelettes pour la discrimination des textures.

Chapitre IV

Description de la méthode adoptée

I. Préambule

La segmentation des images texturées a été largement étudiée durant ces dernières années. Ce type de segmentation cherche à extraire des attributs pouvant permettre de caractériser au mieux les différentes textures de l'image afin de les différencier. Les travaux de recherche récents sur le système visuel humain qui n'éprouve aucune difficulté apparente à reconnaître des textures différentes, ont inspiré le modèle de filtrage multicanaux pour l'analyse de textures [21]. Ce filtrage peut être modélisé mathématiquement par les fonctions de Gabor et les ondelettes [21]. Nous présentons dans ce chapitre une méthode de segmentation qui se fonde sur une décomposition en ondelettes.

Les ondelettes ont déjà été appliquées à la segmentation d'images [25]. Notre méthode diffère des précédentes par le mode de caractérisation des textures et par le processus de segmentation employé. A chaque niveau de résolution, des attributs de texture appelés facteur de forme sont déterminés en combinant les informations des différents niveaux de résolution.

Une classification primaire est effectuée au niveau de résolution courant (le nombre c de classes est déterminé au niveau de résolution de l'image de départ). Une image partitionnée en c classes est ainsi obtenue au niveau de résolution courant. Au terme de cette étape, on calcule le vecteur de degré d'appartenance de chaque pixel de l'image considérée. Ainsi, à chaque pixel, on associe un vecteur d'attribut formé des trois facteurs de forme et un vecteur de degré d'appartenance. Une fois le vecteur d'attributs est calculé pour chaque pixel, une classification selon le Kmeans est effectuée.

II. Description de la méthode adoptée

La méthode de segmentation que nous décrivons s'articule autour de quatre points essentiels : la décomposition en ondelettes, le calcul des trois facteurs de forme, la classification primaire qui permet de calculer un vecteur de degré d'appartenance pour chaque pixel, et la segmentation par la méthode de Kmeans.

II.1. Transformée en ondelettes

La Transformée en ondelettes (T.O.) permet de représenter une image à différents niveaux de résolutions. Elle fournit au niveau de résolution j :

- une approximation I_{-j} de l'image de départ, et

- trois images de détail D_{-j}^1 , D_{-j}^2 et D_{-j}^3 privilégiant chacune une orientation particulière: horizontale (indice 1), verticale (indice 2), et diagonale (indice 3). Ces images renferment les informations perdues lors du passage du niveau de résolution précédent $j-1$ au niveau j .

La mise en oeuvre pratique de la T.O. est généralement réalisée au moyen de deux filtres H (passe-bas) et G (passe-haut) conjugués en quadrature, dont les sorties sont sous-échantillonnées (un échantillon sur deux est conservé) [18]. Le filtrage réalisé par ces filtres est d'abord effectué suivant les lignes puis les colonnes de l'image. Ce qui permet d'obtenir dans un premier temps deux sous-images intermédiaires, puis les quatre sous-images résultats de la transformation. La décomposition est orthogonale, complète et s'effectue sans redondance d'informations.

Le processus de base peut être appliqué de façon récursive aux images d'approximation successives. Il conduit alors à une représentation hiérarchique pyramidale de l'image originale. Les fig.IV.1 et fig.IV.2 illustrent respectivement un exemple de la première et de la deuxième décomposition en ondelettes de Haar d'une image SPOT.

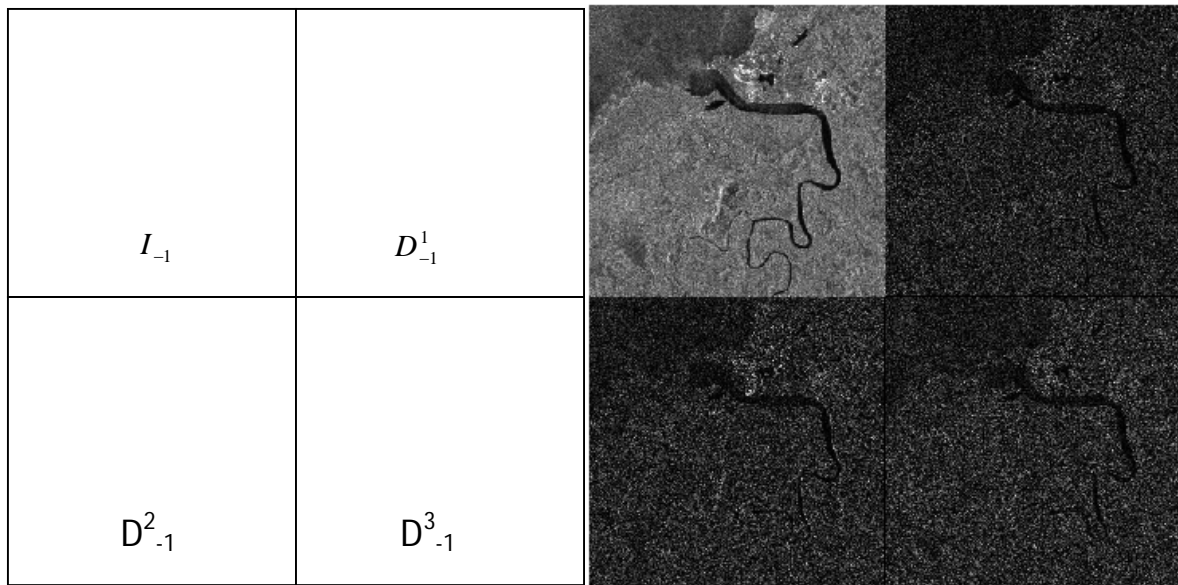


Fig.IV.1. Première décomposition en ondelettes de Haar d'une image SPOT.

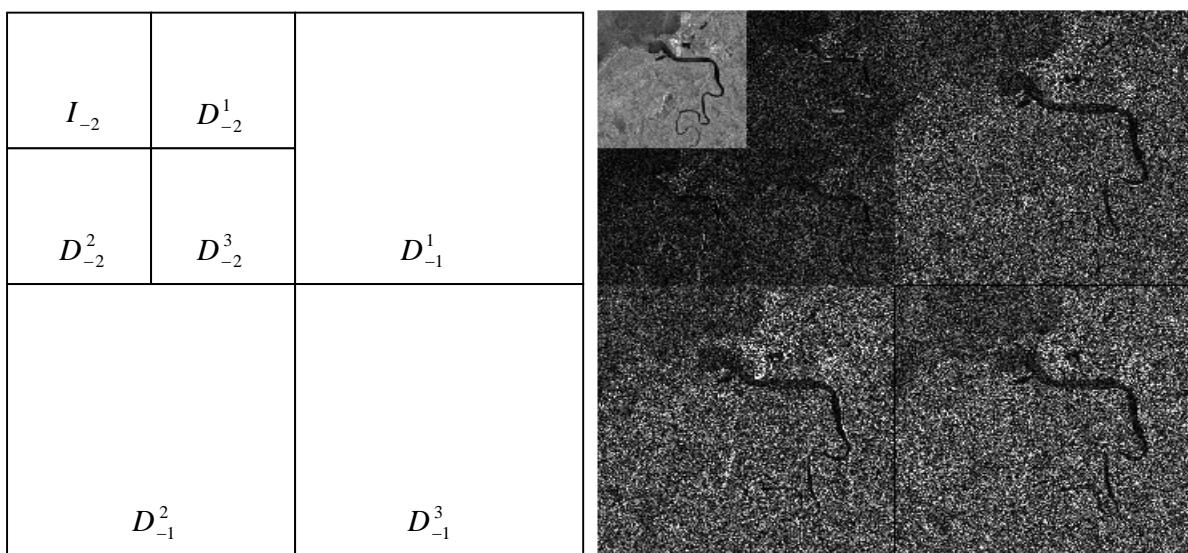


Fig.IV.2. Deuxième décomposition en ondelettes de Haar d'une image SPOT.

II.2)- Calcul des trois facteurs de forme

La décomposition en ondelettes sur J niveaux d'une image originale discrète I_0 supposée de niveau de résolution 0, s'écrit :

$$I_0 = I_{-J} + D_{-J}^1 + D_{-J}^2 + D_{-J}^3 + D_{-J+1}^1 + D_{-J+1}^2 + D_{-J+1}^3 + \dots + D_{-1}^1 + D_{-1}^2 + D_{-1}^3$$

Si les coefficients de l'image d'approximation I_{-j} et de l'image de détail D_{-j}^l d'orientation l ($l = 1, 2 \text{ et } 3$) sont désignés respectivement par $i_{-j,k}$ et $d_{-j,k}^l$ alors, le facteur de forme associé au pixel k du niveau de décomposition J [21], est défini par:

$$ff_j^l(k) = \frac{\sqrt{(i_{-j,k})^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{b \in V_j(k)} (d_{-j,b}^l)^2}}{|i_{-j,k}|} \quad (\text{IV.1})$$

Où j est l'indice de résolution et $V_j(k)$ le voisinage du pixel k correspondant au niveau de décomposition j . Pour j fixé, $V_j(k)$ correspond à un voisinage de taille $2^{J-j} \times 2^{J-j}$

(voir fig.IV.3).

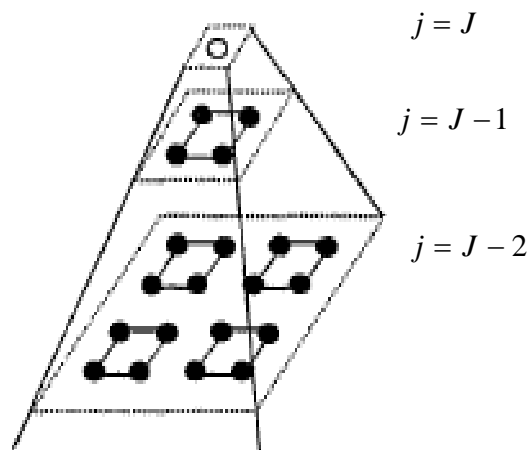


Fig.IV.3. Exemple de voisinage $V_j(k)$

Il est intéressant de remarquer que :

- Le facteur de forme s'obtient par combinaison des informations des différents niveaux de résolutions de la décomposition.
- Les différentes directions préférentielles de la T.O. permettent de calculer à chaque niveau de résolution trois facteurs de forme. Ces facteurs de forme directionnels sont utiles pour la discrimination des textures [21].

II.3. Classification primaire

Cette phase de classification primaire consiste à partitionner l'image de niveau de résolution courant en c classes sans prendre en compte la répartition spatiale des pixels. La détermination du nombre de classes se fait au niveau de résolution de l'image de départ. En effet, l'objectif de cette classification est de réduire le nombre de niveaux de gris codant chaque pixel tout en conservant la disposition spatiale des régions texturées. C'est une phase importante puisque le nombre de classes déterminé conditionne les performances de la segmentation.

Au terme de cette phase de classification, le calcul de vecteurs de degré d'appartenance est effectué en considérant tous les pixels appartenant à la fenêtre de voisinage centrée sur ce pixel. Le choix de la taille de la fenêtre est également un paramètre fondamental de la segmentation. Ceci permet d'attribuer à un pixel donné, un degré d'appartenance aux différentes classes en présence. Ainsi, dans une classe donnée, les pixels ayant un degré d'appartenance élevé, peuvent être considérés comme les meilleurs prototypes de la classe.

L'algorithme de classification que nous avons utilisé dans cette phase est celui de seuillage fondé sur l'analyse de l'histogramme. En effet, l'algorithme de seuillage va déterminer un seuil ou plusieurs seuils, cela dépendra de la nature de l'image et de son histogramme associé. Ainsi, il permet d'identifier les classes en présence et affecte à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Cet algorithme est illustré en détail dans le premier chapitre.

Le vecteur de degré d'appartenance de chaque pixel est calculé comme suit :

Considérons une fenêtre de taille $n \times n$ dans une image partitionnée en c classes, le vecteur de degré d'appartenance de pixel x centré sur cette fenêtre est $U = (u^{(1)}, u^{(2)}, \dots, u^{(c)})$ où $u^{(k)}$, désigne le degré d'appartenance du pixel x à la classe c_k , tel que :

$$u^{(c)} \in [0 \quad 1] \quad \text{et} \quad \sum_{k=1}^c u^{(k)} = 1$$

Le degré d'appartenance $u^{(k)}$ est calculé par:

$$u^{(k)} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n 1_{x(i,j)=k}}{n \times n} \quad (\text{IV.2})$$

où $x(i, j)$ est un pixel appartenant à la fenêtre et localisé sur la fenêtre par ses coordonnées spatiales respectivement i et j , n est un entier impair.

Exemple :

Soit une fenêtre de taille 5×5 pixels prise dans une image partitionnée en 8 classes :

1	2	4	5	7
2	4	5	7	8
4	5	7	8	1
5	7	8	1	2
7	8	1	2	4

Le vecteur de degré d'appartenance associé au pixel central est

$$U = \left(\frac{4}{25}, \frac{4}{25}, 0, \frac{4}{25}, \frac{4}{25}, 0, \frac{5}{25}, \frac{4}{25} \right).$$

Pour obtenir le vecteur de degré d'appartenance de chaque pixel de l'image partitionnée en 8 classes, l'itération se poursuivra pour chaque pixel marquant le centre d'une fenêtre.

II.4. Segmentation par la méthode de K-means

En effet, à chaque pixel de l'image de niveau de résolution courant est caractérisé par un vecteur d'attribut formé des trois facteurs de forme et un vecteur de degré d'appartenance. La classification par la méthode de Kmeans est effectuée selon le vecteur d'attribut. Cette classification requiert la connaissance du nombre de classes (nombre de textures présente sur l'image originale). C'est ainsi que nous obtenons une segmentation de l'image de niveau de résolution considéré.

A ce niveau, l'image résultat obtenue est interpolée pour être ramenée au niveau de résolution inférieur. Ensuite, Afin de lisser les frontières obtenues après cette interpolation, l'image est soumise à un filtrage médian. Le processus est itéré jusqu'au niveau de décomposition 0.

III. Schéma général de l'algorithme

Etape 1. Réalisation de la décomposition en ondelettes de l'image jusqu'au niveau de décomposition J .

Etape 2. Calcul des trois facteurs de forme pour chaque niveau de résolution ($1 \leq j \leq J$).

Etape 3. Au niveau de décomposition J , une classification primaire est effectuée pour le calcul de vecteur de degré d'appartenance associé à chaque pixel.

Etape 4. Segmentation par la méthode de K-means selon le vecteur d'attributs formé des trois facteurs de forme et un vecteur de degré d'appartenance.

Etape 5. Interpolations successives de l'image résultat de niveau de décomposition J pour être ramenée au niveau de décomposition 0. L'image résultat est soumise à un filtrage médian après chaque interpolation.

IV. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode adoptée 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. En

effet, les facteurs de forme obtenus prennent en compte les informations de plusieurs niveaux de résolution, ce qui constitue la particularité de cet attribut. Dans le prochain chapitre, nous allons appliquer notre méthode pour la segmentation des images tirées de l'album de Brodatz [26] et des images prises par le satellite ENVISAT.

Chapitre V

Application de la méthode

I. Présentation des données

Pour l'application de notre méthode, nous disposons d'une base de données composée de deux types d'images : des images tests tirées de l'album de Brodatz [26] et des images collectées par le satellite ENVISAT. Le satellite ENVISAT a pour fonction l'observation de la Terre, de l'atmosphère, des terres et de la glace.

I.1. Image de Brodatz

Afin d'évaluer les performances de notre méthode, nous l'avons, dans un premier temps, appliquée sur des images tests tirées de l'album de Brodatz. La taille de ces images est de 180 x 180 pixels avec 256 niveaux de gris. Toutes ces images disposent des régions fortement texturées (voir fig.V). L'image test1, comme l'image test3, est constituée de trois régions de textures différentes. L'image test2 présente quatre régions texturées.

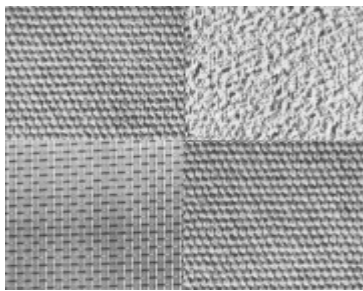


image test1

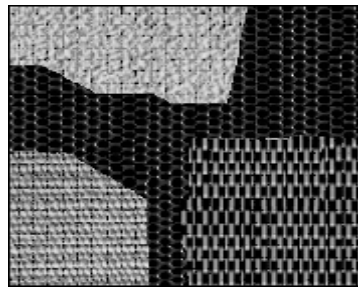


image test2

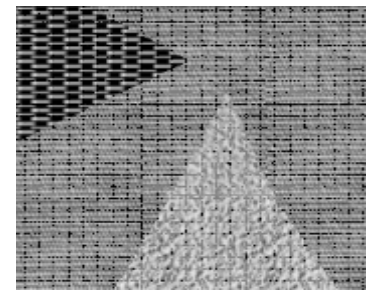


image test3

Fig. V. images texturées de Brodatz.

Les images satellitaires utilisées pour mettre en œuvre notre méthode sont des images de télédétection prises à partir de satellite ENVISAT dans les canaux visible (image1) et infrarouge proche (image2 et image3). La taille de ces images est de 256 x 256 pixels avec 256 niveaux de gris. Le choix de ce type d'images n'est par fortuit, car, en apparence, ces images montrent des régions fortement texturées. Généralement, on remarque sur ce type d'images que la forêt, le sol et/ou la glace se présentent comme des régions de textures différentes. Par contre, la mer est représentée par une région homogène.



Image1(Berlin-Germany /1999)

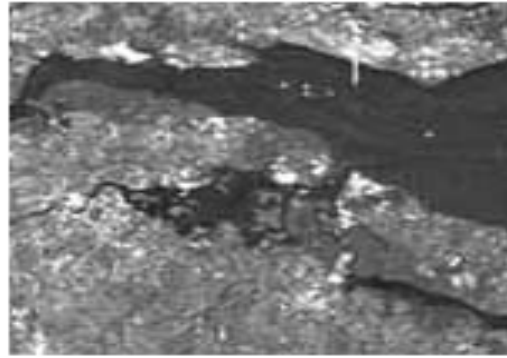


image2(La Marche-Angleterre/1999)

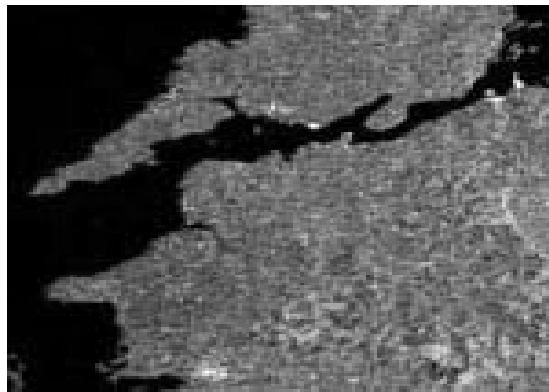


Image3 (Irlande-Irlande/1999)

Fig.V.2. Images ENVISAT prises dans les bandes spectrales visible et proche infrarouge.

II. Tests et résultats

Dans notre application, la décomposition en ondelettes a été effectuée jusqu'au niveau $J=2$ pour les premiers résultats et jusqu'au niveau $J=3$ pour les seconds résultats, et qui correspondent respectivement à un voisinage de taille 16×16 et 64×64 sur l'image originale ; l'ondelette utilisée est celle de Haar. La taille de la fenêtre choisie pour le calcul du vecteur de degré d'appartenance est 9×9 pour $J = 2$ et 7×7 pour $J = 3$. Ce choix tient compte du nombre de pixels des images des différentes résolutions. Le filtre médian final est de taille 7×7 . L'algorithme de segmentation a été implanté en langage de programmation MATLAB.

Afin de justifier le choix de l'utilisation de l'ondelette de Haar, nous avons effectué une étude comparative entre quelques résultats de segmentation obtenus sur une image SPOT (voir fig.V.3) utilisant plusieurs types d'ondelettes. Pour ce faire, nous avons utilisé les ondelettes de Haar, Debauchies et biorthogonales.

L'image SPOT que nous présentons correspond à une image fortement bruitée [27]. Les régions peuvent donc être considérées comme étant toutes texturées.

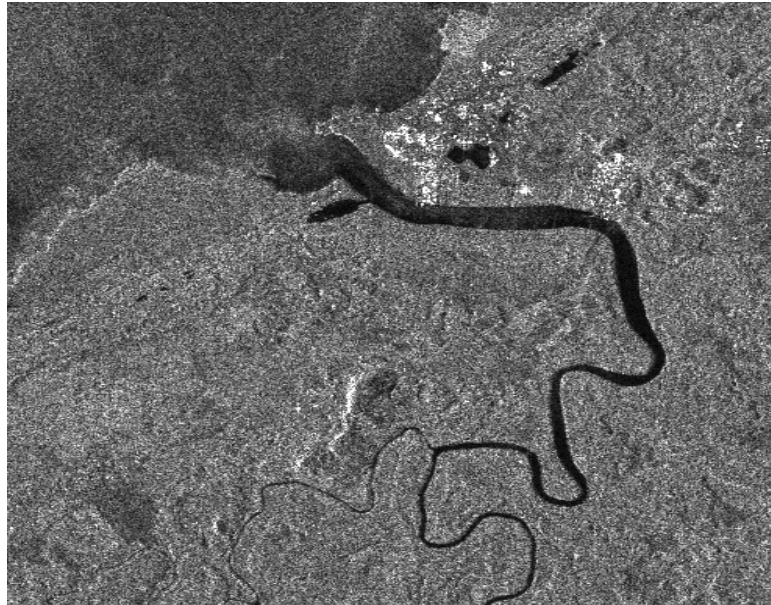
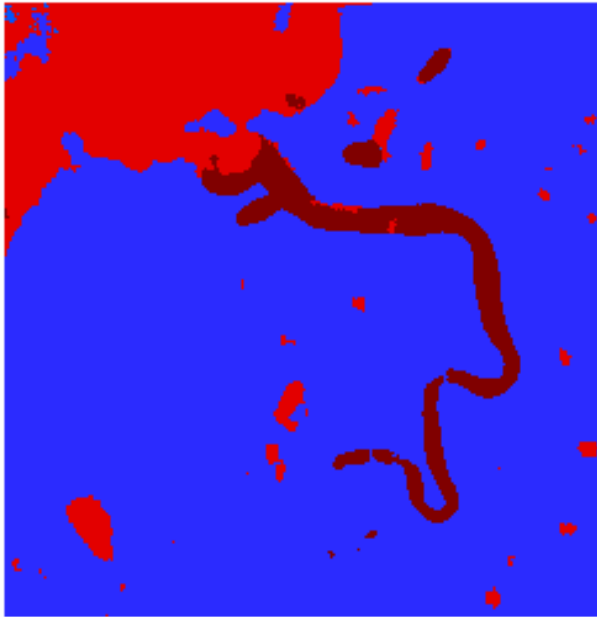
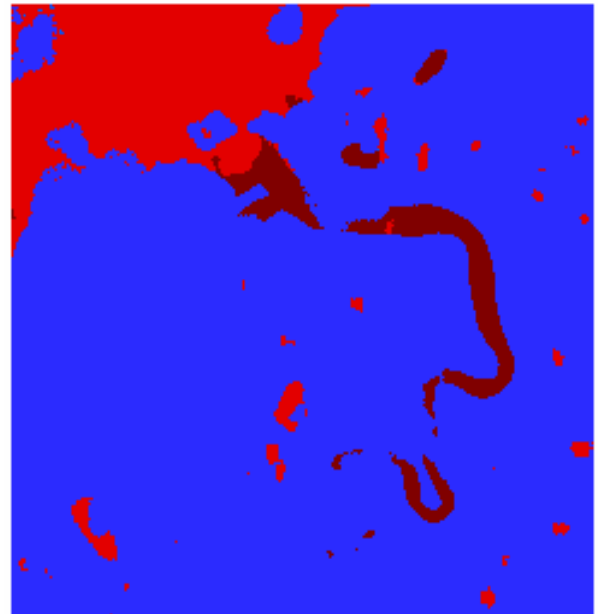


Fig.V.3. Image SPOT embarqué sur satellite

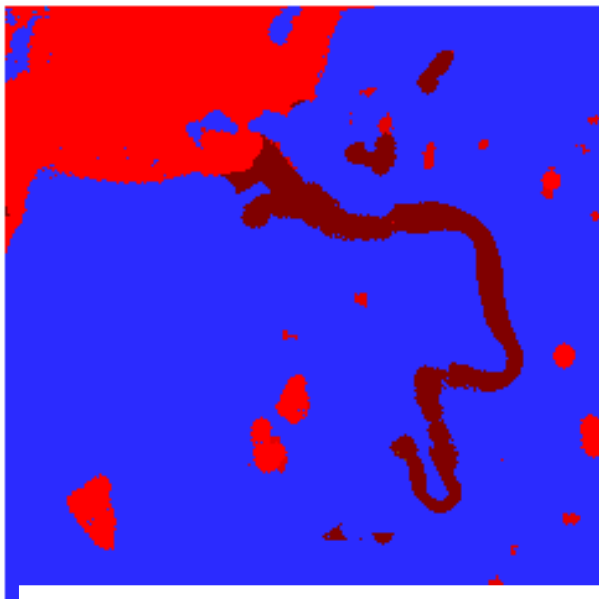
Pour les différents types d'ondelettes, les résultats de segmentation obtenus sont illustrés par la fig.V.4. :



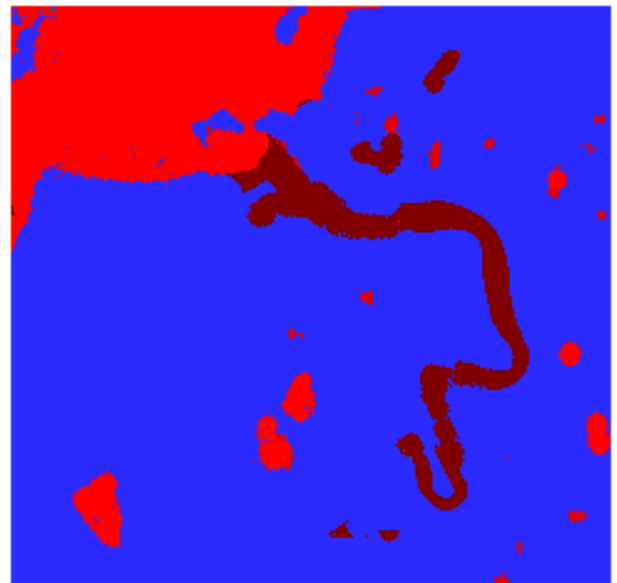
Résultat par ondelette de Haar



Résultat par ondelette biorthogonale



Résultat par ondelette Debauchies 1



Résultat par ondelette Debauchies2

Fig.V .4 Résultats de segmentation obtenus par différentes ondelettes

Type d'ondelettes	Haar	bio	db1	db2
Niveau de départ de la segmentation	3	3	3	3
Classification primaire (nombre de classe)	9	9	9	9
Nombre de textures	3	3	3	3
Durée de l'opération (s)	54	61	70	70

Tab.V.1. Données de segmentation par plusieurs types d'ondelettes.

Tous ces résultats ont été obtenus sur l'image d'approximation de niveau de décomposition 3 avant d'être ramenés au niveau 0 pour faciliter leur lecture. Visuellement, le meilleur résultat de segmentation, de notre point de vue, la segmentation par ondelette de Haar. Cette segmentation semble effectivement plus intéressante que celles obtenues par les ondelettes de Debauchies et biorthogonales.

En substance, l'ondelette de Haar présente pour notre application le double avantage d'être d'un coût faible en temps de calcul, et de conduire à un calcul des attributs sur des régions qui ne se recouvrent pas. Ce qui implique une réduction de l'ambiguïté sur la localisation exacte des contours. A cet effet, nous avons utilisé l'ondelette de Haar pour la segmentation des images de notre banque de données.

II.1. Résultats de segmentation au niveau de décomposition 2

Dans cette partie, nous allons présenter les premiers résultats de segmentation obtenus sur l'image d'approximation de niveau de décomposition 2. Notons que toutes les images résultats ont été ramenées au niveau 0 pour faciliter leur lecture.

Pour les images de Brodatz, les résultats de segmentation obtenus sont comme suit :

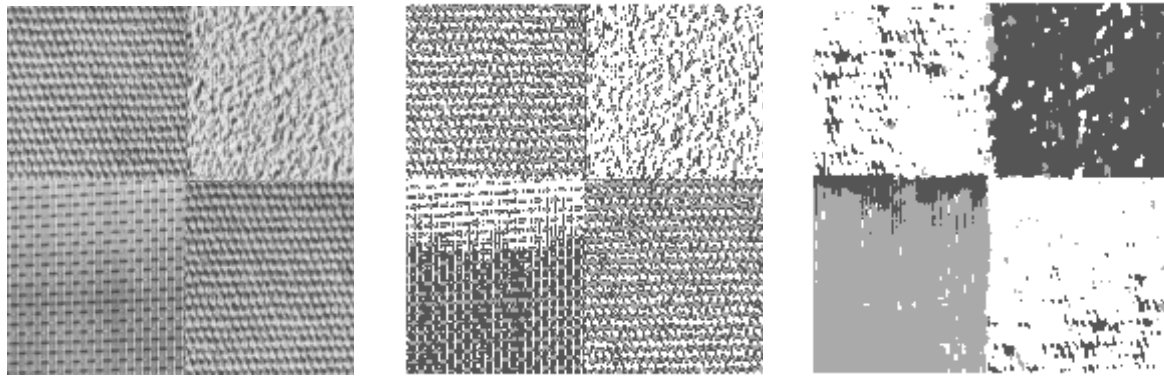


image originale

classification primaire

image segmentée

Fig.v.5.1.Résultats de segmentation de l'image test1.

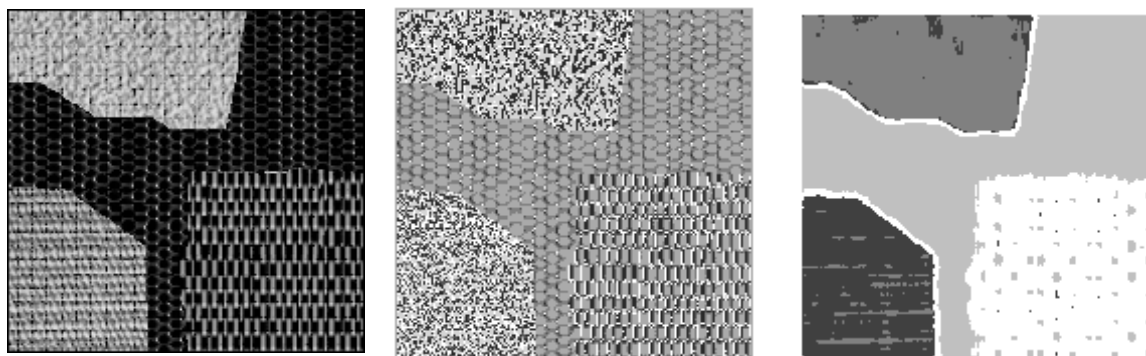


image originale

classification primaire

image segmentée

Fig.V.5.2.Résultats de segmentation de l'image test2.

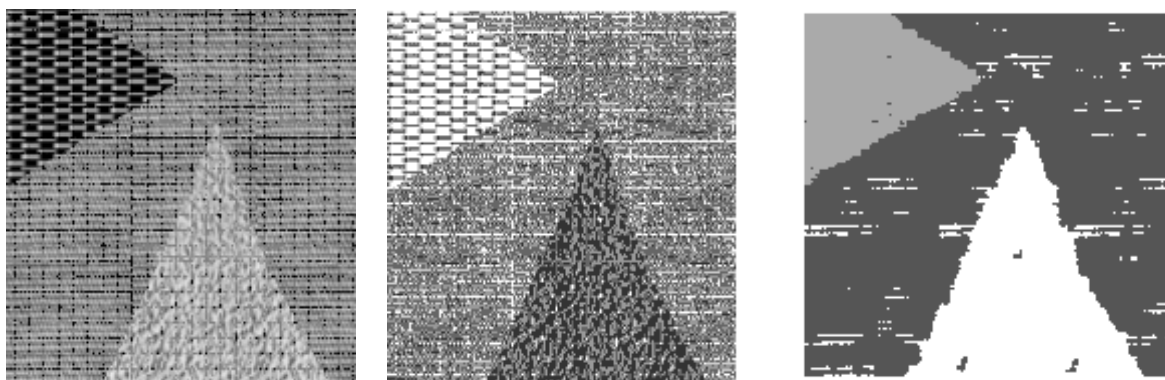


image originale

classification primaire

image segmentée

Fig .V.5.3.Résultats de segmentation de l'image test 3.

	Image test 1	Image test 2	Image test 3
Niveau de départ de la segmentation	2	2	2
Classification primaire (nombre de classe)	8	11	7
Nombre de textures	3	4	3
Durée de l'opération (s)	45	51	46

Tab.V.2. Données de la segmentation des images de Brodatz.

Les résultats de segmentation des images de télédétection du satellite ENVISAT sont présentés par les fig.V.6.1, fig.V.6.2 et fig.V.6.3

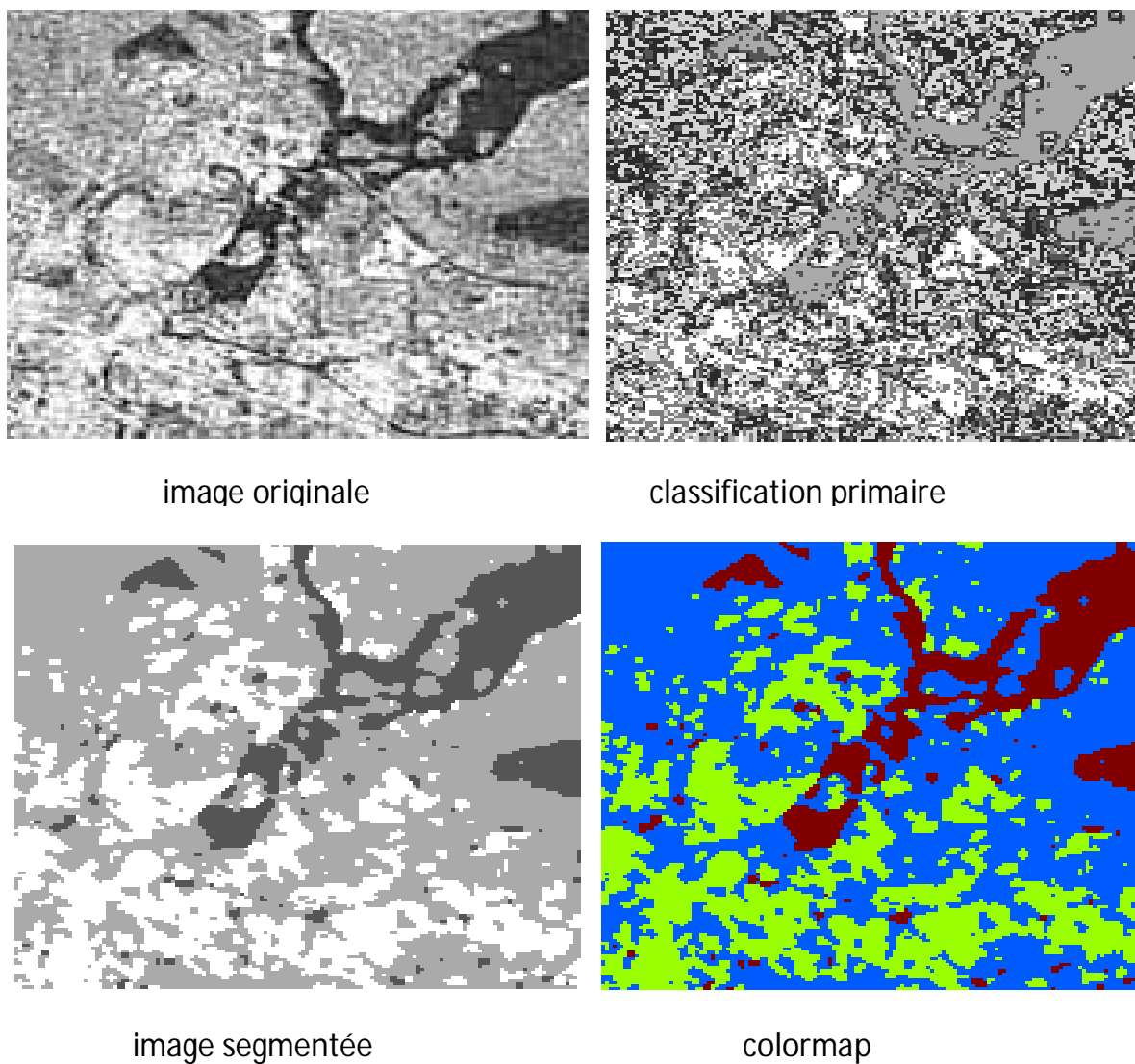


Fig.V.6.1. Résultat de segmentation de l'image 1.

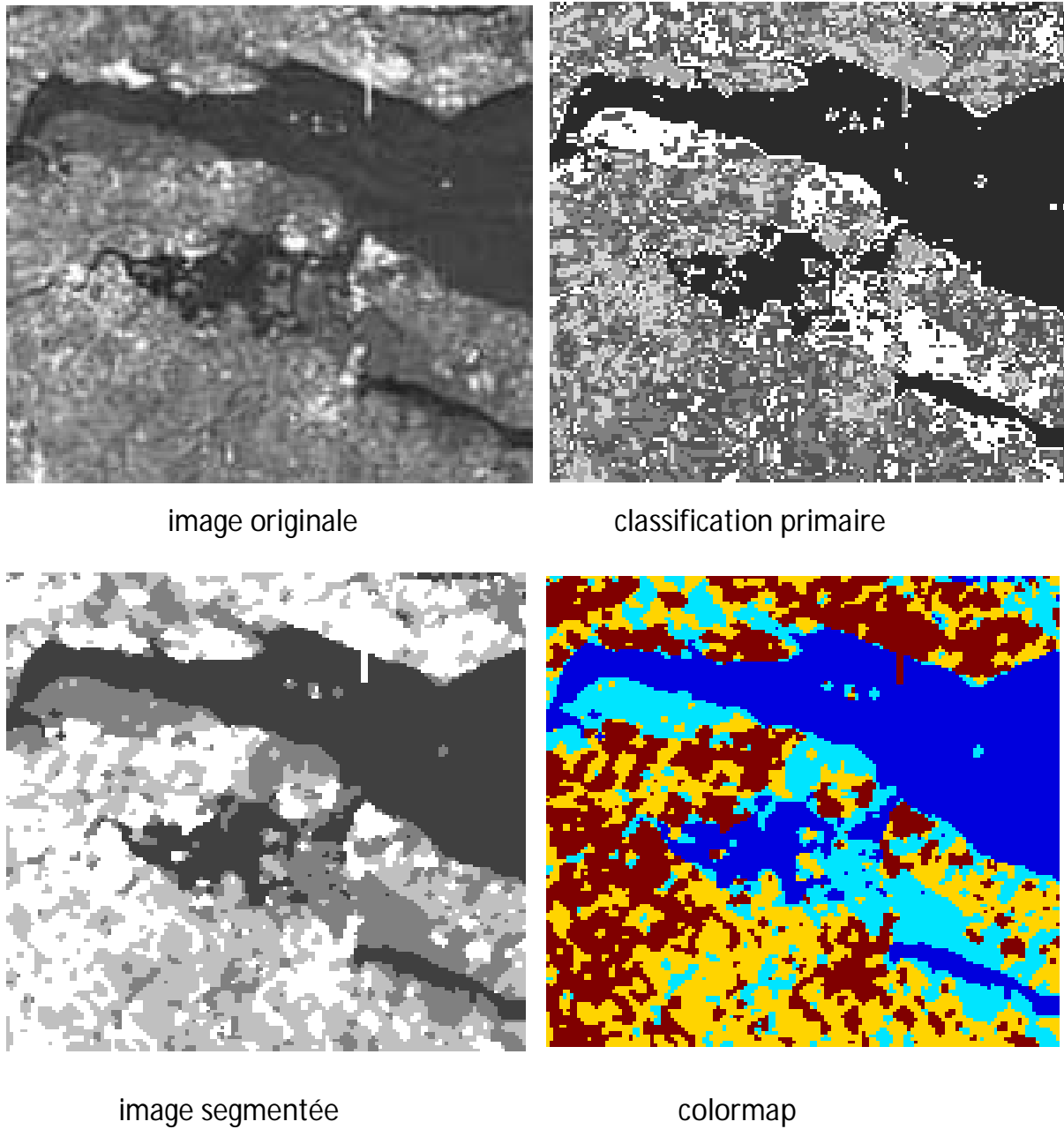


Fig .V.6.2.Résultat de segmentation de l'image 2.

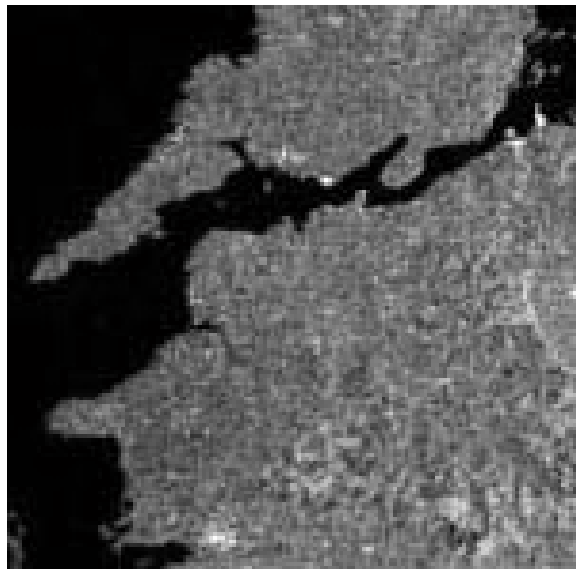


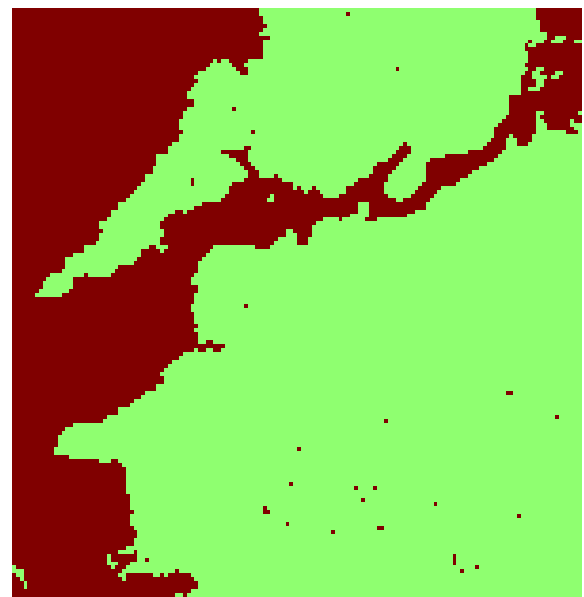
image originale



classification primaire



image segmentée



colormap

Fig.V.6.3.Résultat de segmentation de l'image

	Image1	Image 2	Image 3
Niveau de départ de la segmentation	2	2	2
Classification primaire (nombre de classe)	9	11	7
Nombre de textures	3	4	2
Durée de l'opération (s)	55	58	54

Tab.V.3. Données sur la segmentation des images de télédétection ENVISAT.

II.2. Interprétation des résultats obtenus

Visiblement, pour les deux types d'images, les résultats de segmentation de niveau de décomposition 2 montrent une bonne localisation des contours. En effet, les frontières des régions texturées ont été parfaitement localisées. Cependant, le pouvoir discriminant de textures reste l'inconvénient de ce niveau de décomposition. Pour rappel, les facteurs de forme s'obtiennent par combinaison des informations de plusieurs niveaux de résolution. Dans cette application, la décomposition s'est faite jusqu'au niveau 2. De ce fait, le facteur de forme combine uniquement entre les informations de niveau 1 et de niveau 2, ce qui a introduit une mauvaise discrimination des différentes textures.

II.3. Résultats de segmentation au niveau de décomposition 3

Les résultats de segmentation que nous présentons dans cette partie, sont obtenus sur l'image d'approximation de niveau de décomposition 3. De façon similaire, ces images résultats ont été également ramenées au niveau 0 pour faciliter leur lecture. Ainsi, nous montrons tout d'abord les résultats sur les images tests.

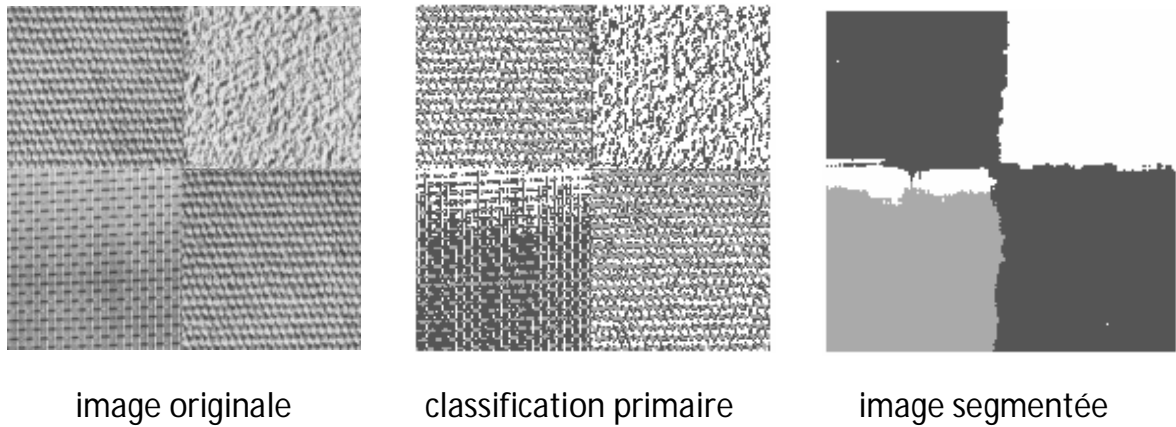


Fig.V.7.1.Résultat de segmentation de l'image test1

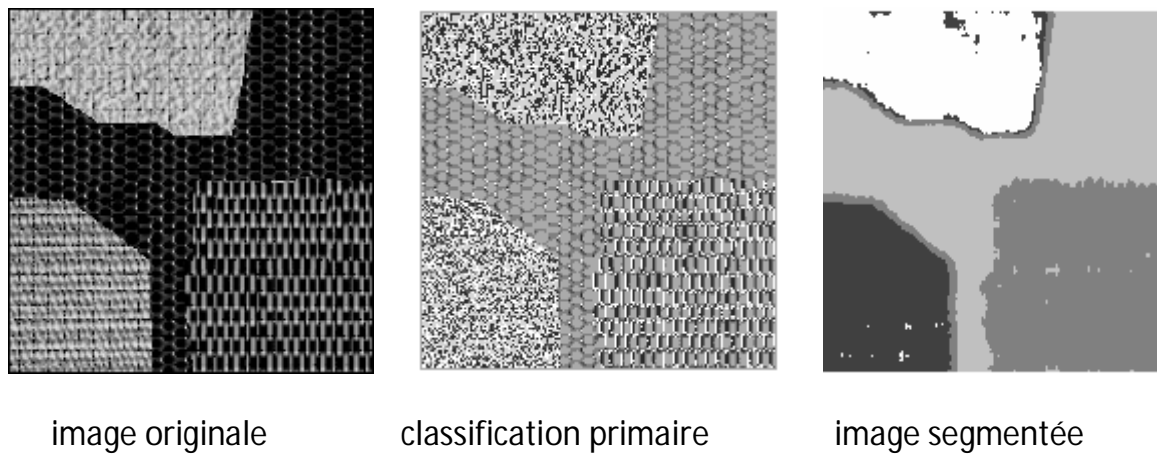


Fig.V.7.2.Résultat de segmentation de l'image test 2

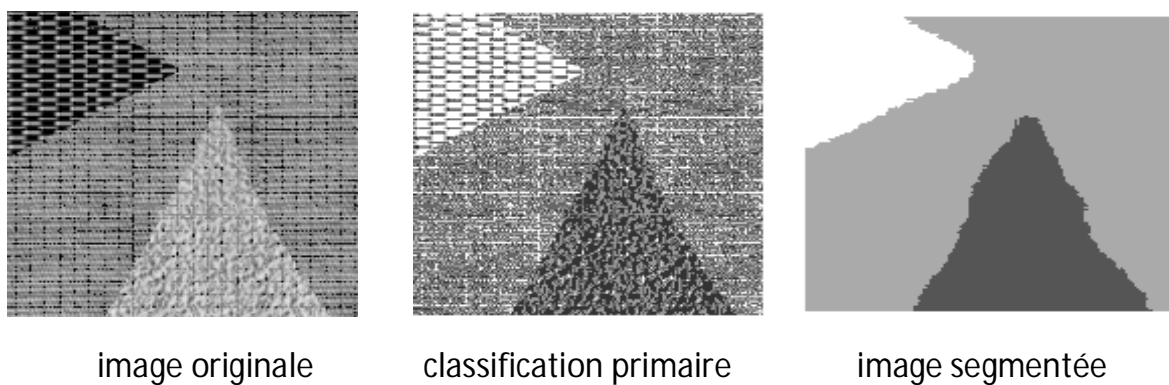


Fig.V.7.3.Résultat de segmentation de l'image test 3

	Image test 1	Image test 2	Image test 3
Niveau de départ de la segmentation	3	3	3
Classification primaire (nombre de classe)	8	11	7
Nombre de textures	3	4	3
Durée de l'opération (s)	38	42	40

Tab.V.4. Données sur la segmentation des images de Brodatz.

Pour les images de télédétection d'ENVISAT, les résultats de segmentation sont illustrés par les figures suivantes :

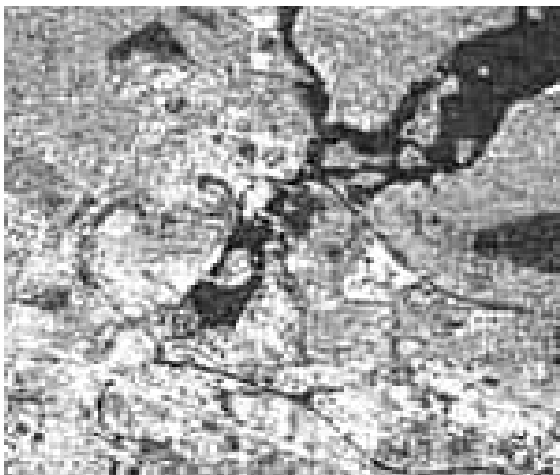
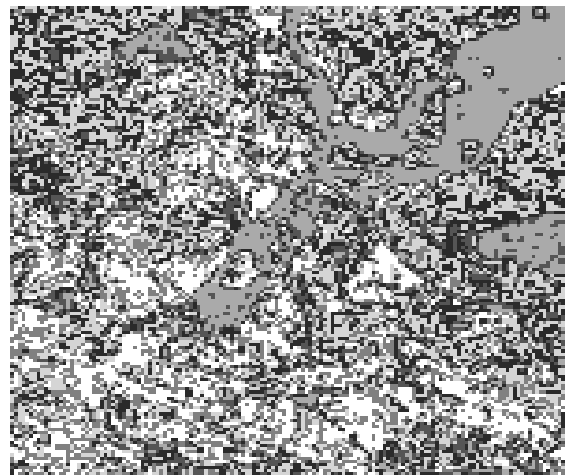


image originale



classification primaire

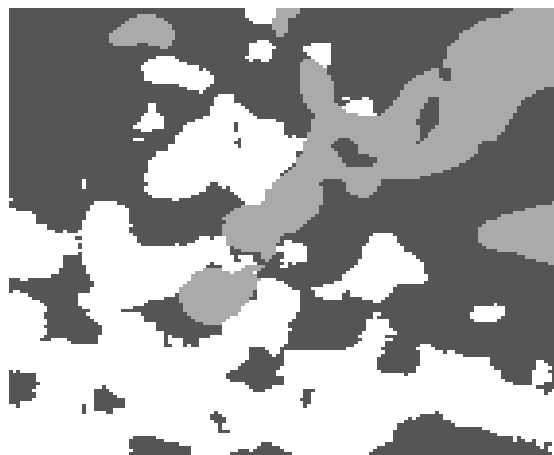
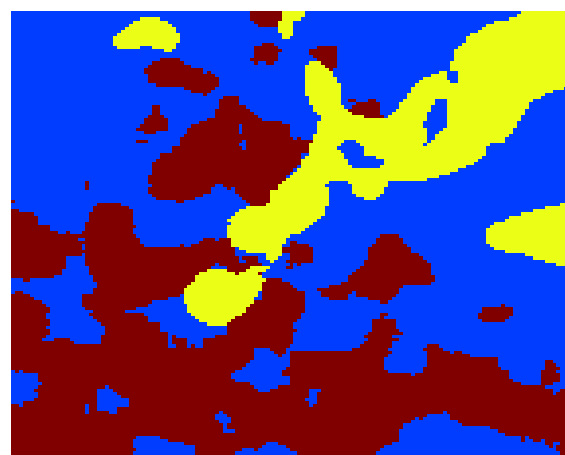


image segmentée



colormap

Fig.V.8.1. Résultat de segmentation de l'image 1

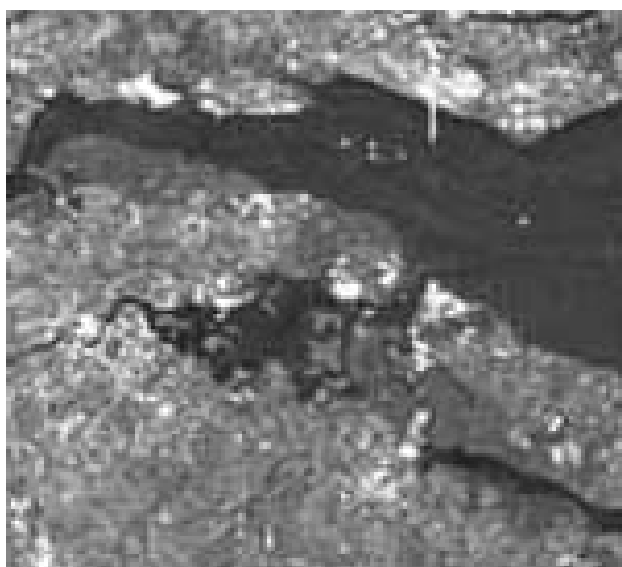
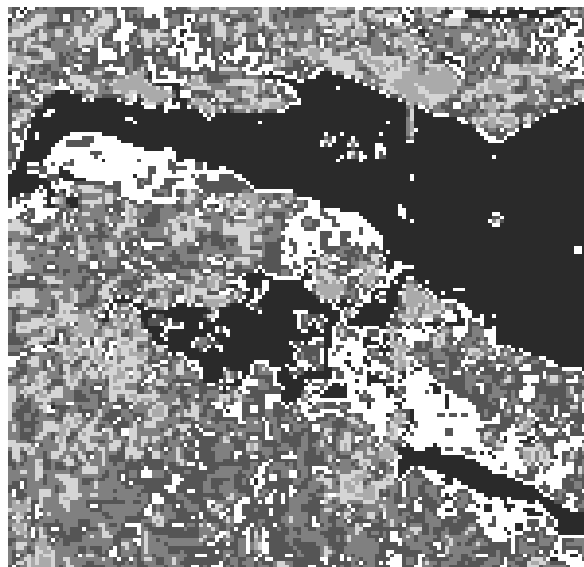


image originale



classification primaire

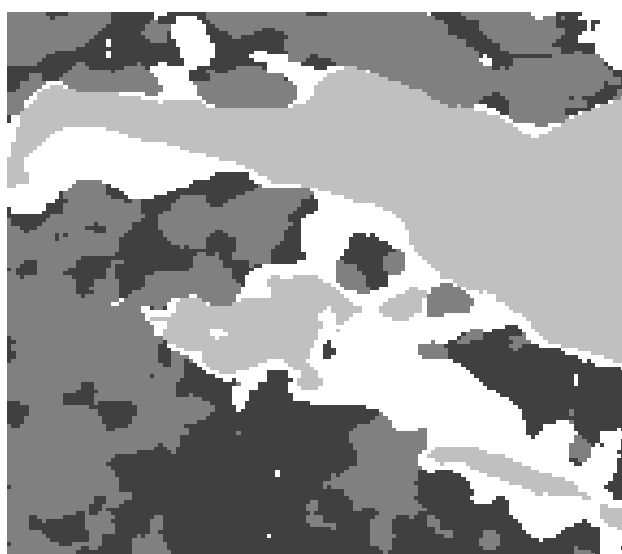
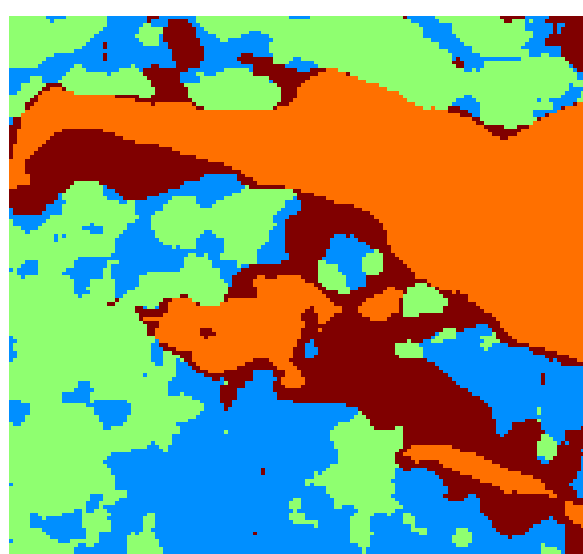


image segmentée



colormap

Fig.V.8.2. Résultat de segmentation de l'image2.



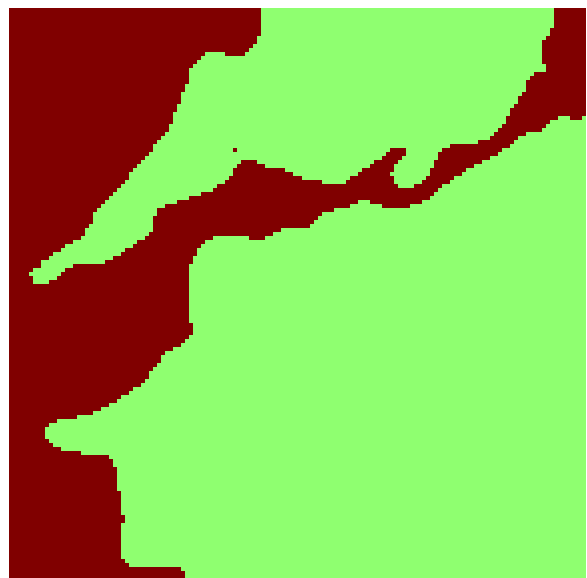
image originale



classification primaire



image segmentée



colormap

Fig.V.8.3.Résultat de segmentation de l'image 3

	Image1	Image2	Image3
Niveau de départ de la segmentation	3	3	3
Classification primaire (nombre de classe)	9	11	7
Nombre de textures	3	4	2
Durée de l'opération (s)	47	49	45

Tab.V.5. Données sur la segmentation des images de télédétection ENVISAT.

II.4. Interprétation des résultats obtenus

Contrairement aux résultats de niveau 2, les résultats de segmentation de niveau 3 montrent une bonne discrimination des textures. En effet, les facteurs de forme ont été calculés par combinaison des trois niveaux de résolutions. Par conséquent, pour les deux types d'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. Ceci est expliqué par la perte d'information lors de passage de niveau 2 au niveau 3.

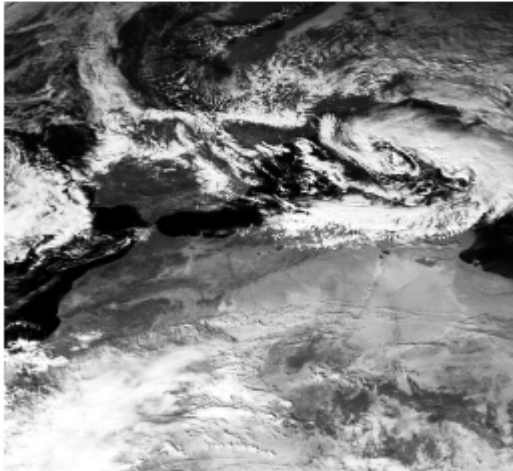
III. Conclusion

Les résultats obtenus par l'algorithme sont satisfaisants. En effet, les résultats illustrent le fort pouvoir discriminant du facteur de forme lors de la décomposition d'ondelette en plusieurs niveaux de résolution. De plus, ce procédé améliore les performances en temps de calcul de la segmentation. Néanmoins, la localisation des frontières entre les différentes textures est proportionnelle au niveau de la décomposition et devient de plus en plus mauvaise malgré l'effet de lissage du filtre médian. Par ailleurs, il est tout à fait évident de constater que le déroulement de notre algorithme introduit un compromis entre la qualité de segmentation et la localisation des frontières.

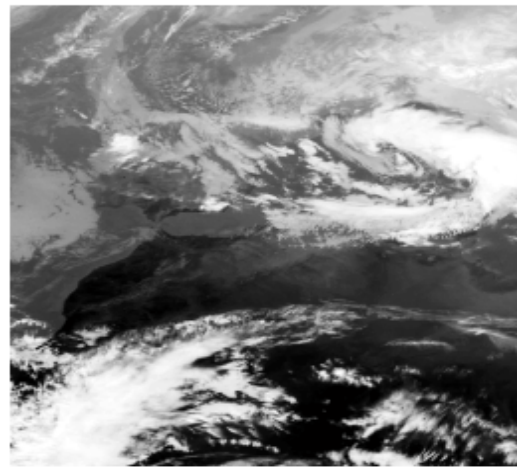
IV. Application de la méthode sur d'autres types d'images

Dans cette section, nous allons tester notre méthode sur une image METEOSAT prise dans les canaux infrarouge et visible (voir fig.V.9) et une image médicale (voir fig.V.10).

L'image METEOSAT et l'image médicale forment respectivement une fenêtre de taille 512 x 512 pixels et 256 x 256 pixels. Pour les deux types d'images, les valeurs possibles des niveaux de gris vont de 1 à 256.



L'image dans le canal visible.



L'image dans le canal Infrarouge.

Fig.V.9. Image prise par METEOSAT4 dans les bandes spectrales visible et infrarouge avec une résolution de 5x5 km².

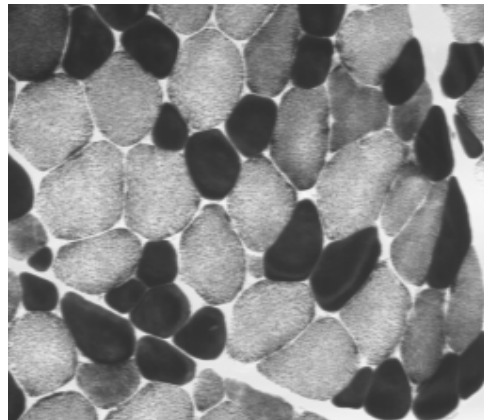


Fig. V.10. Image médicale (muscle)

Nous présentons les résultats de segmentation obtenus au niveau de décomposition 2. Pour les deux types d'images, les résultats sont donnés par les fig.V.11.1 et fig.V.11.2 pour l'image METEOSAT dans les deux bandes spectrales et la fig.V.11.3 pour l'image médicale.

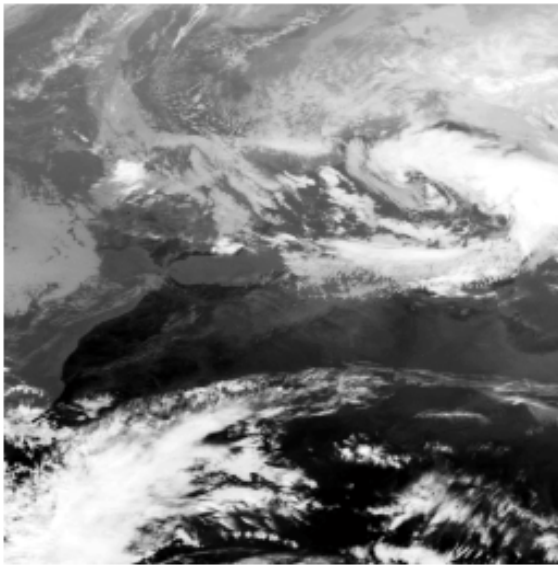
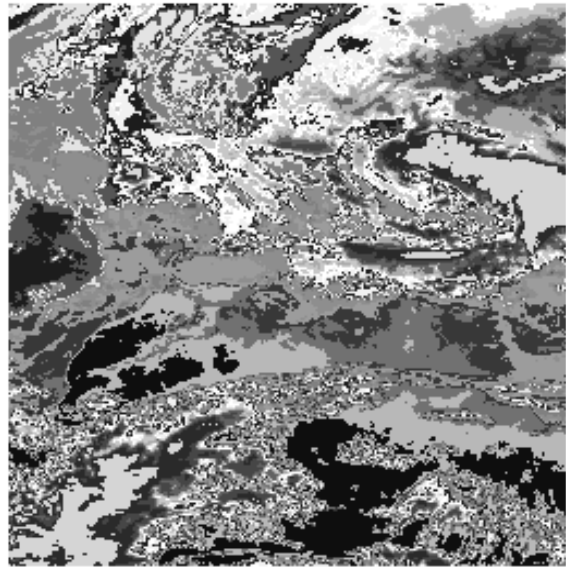


image originale



classification primaire

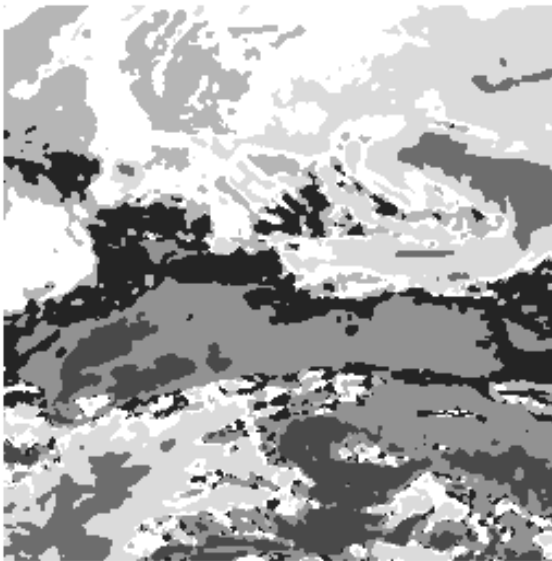
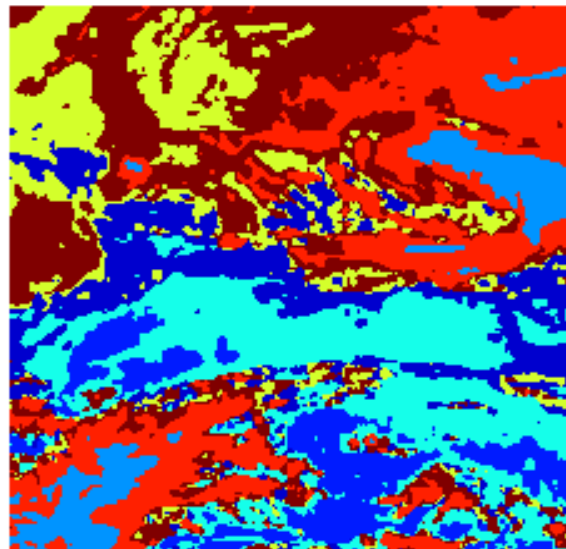


image segmentée



colormap

Fig.V.11.1. Résultat de segmentation de l'image METEOSAT infrarouge.

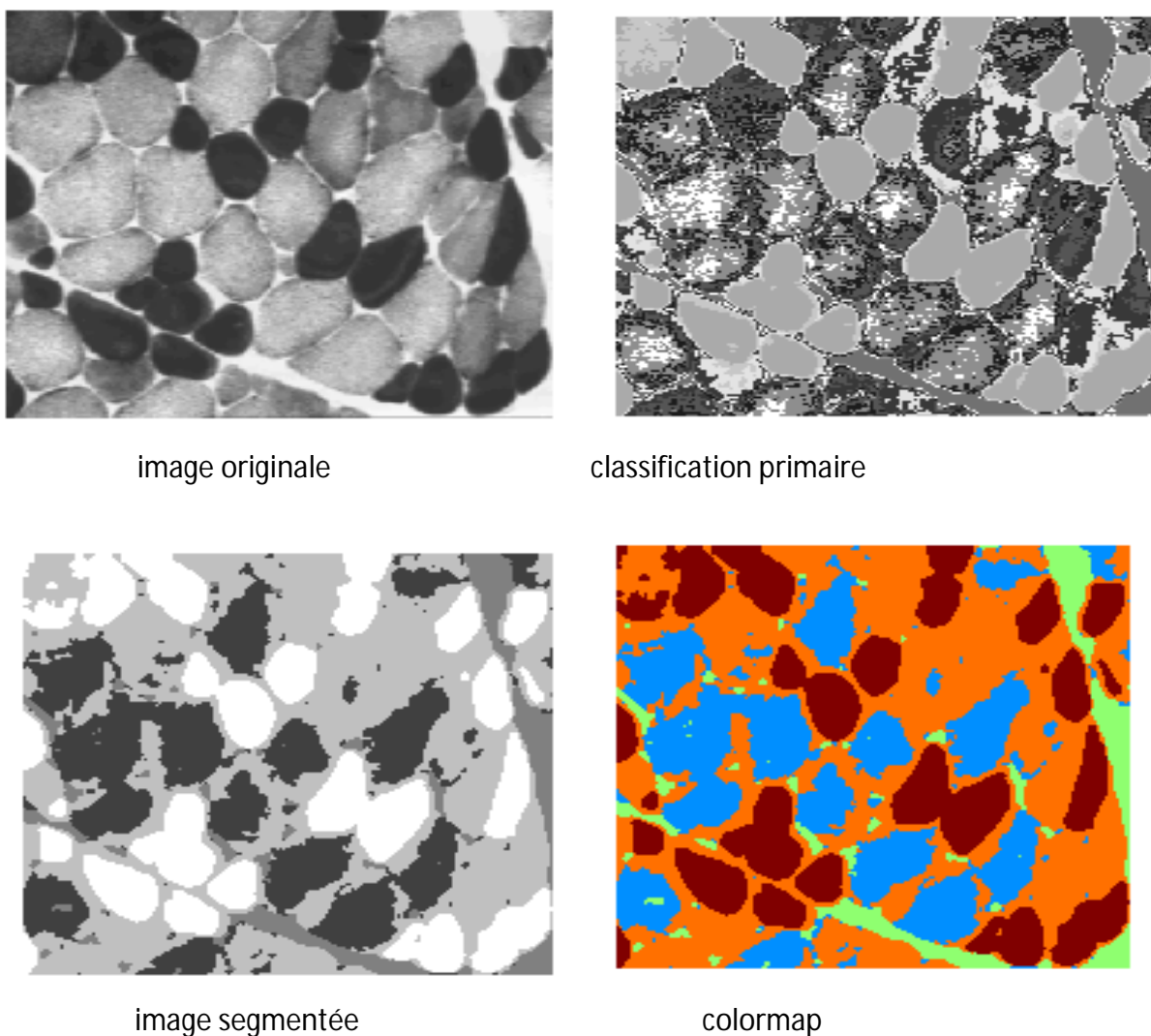


Fig.V.12. Résultat de segmentation de l'image médicale (muscle).

	Image inf.	Image vis.	Image medcl.
Niveau de départ de la segmentation	2	2	2
Classification primaire (nombre de classe)	17	19	11
Nombre de textures	8	7	4
Durée de l'opération (s)	78	81	51

Tab.V.6. Données de segmentation de l'image METEOSAT dans les deux bandes et de l'image médicale.

CONCLUSION

Conclusion

Le travail présenté dans ce mémoire décrit une méthode de segmentation d'images texturées. L'algorithme de cette méthode est fondé sur la décomposition en ondelette et requiert la connaissance du nombre de textures présentes dans l'image à segmenter. Le processus proposé consiste à effectuer une segmentation grossière au niveau le plus élevé de la décomposition, puis à affiner progressivement le résultat de la segmentation aux niveaux inférieurs.

Dans le cadre de ce travail, nous avons mis en évidence l'avantage de l'utilisation de la décomposition en ondelettes pour la discrimination des textures. A ce titre, nous avons traduit mathématiquement les trois directions désignant les décompositions successives effectuées sur l'image par le calcul des trois facteurs de forme correspondants. Ces derniers dévoilent leur fort pouvoir discriminant de texture. En outre, nous avons également introduit le vecteur de degré d'appartenance dans la segmentation finale. Notre algorithme de segmentation combine entre les paramètres calculés à partir des décompositions successives effectuées sur l'image et ceux calculés après la classification primaire.

Suite aux tests effectués, nous avons constaté que les résultats de la segmentation dépendent du niveau de décomposition. En effet, un mauvais choix conduit à un problème de localisation des frontières. A cet effet, et comme perspective de ce travail, il serait souhaitable de définir une manière automatique pour la détermination du niveau maximal de la décomposition. Dans le même contexte, l'algorithme proposé vers un algorithme de segmentation non supervisé peut être envisagée. Dans tous les cas, la segmentation employée devrait dépendre de l'objectif envisagé. Par conséquent, un système de segmentation doit être constamment guidé par les données.

Au terme de notre travail, nous avons constaté que le traitement d'image est un domaine vaste qui est encore loin d'être entièrement exploré. Nous espérons que le travail ainsi réalisé sera d'une grande utilité pour les futures applications.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

[1]: Haralick R.H.et Shapiro L.G.1985:

Image segmentation techniques .Computer vision graphics image processing ,29 :100-132

[2]: Haralick1979:

R.M.Haralick. Statistical and structural approaches to texture.

Proceedings of the IEEE.P:786-804

[4] : Vautrot P et Bonnet N, 1996 :

application des ondelettes splines à la segmentation d'images textures. Comparaison avec les filtres de Gabor .Thèse de doctorat .Université de Reims 21rus clément Ader 51100 REINS.

[5] : UNSER M .1993 :

Texture classification and segmentation using wavelets, personal communication.

[6] : Gagalowicz A.1983 :

Vers un modelée de textures, thèse de doctorat univ. Pierre et Marie curie, paris V.

[7]: Turner M.R.1986:

Texture discrimination by Gabor function .biological cyernetics.P:71-82.

[8]: BOVIK, 1990:

Multichannel texture analysis using localised spatial filters.IEEE Trans.Patt.Anal .Machine

[9]: Matsuyama T; Saburi K.et Nagao M; 1982:

A structure analyzer for regularly arranged textures .Comput.Graphics image process.

intelligence.

[10]: Weszka et al; 1976:

A comparative study of texture measures for terrain classification .IEEE Trans .Man and cybern; SMC 6(4):269-285.

[11]: LAW. k .I. 1979:

Texture energy measures. In proc .Image Understanting Workshop; P: 47-51

[12]: Keller J.M.1989:

Texture description and segmentation through fractal geometry. computer vision, Graphics and image processing; P:150-166.

[13] : Chaudhuri B.B.et Sarkar N.1992:

An efficient approach to estimate fractal dimension of texture images .Pattern Recognition.P:1035-1041

[14] :Peleg S1984:

Multiple resolution texture analysis and classification .IEEE Trans .Patte.Anal.Machine intelligence.

[15]:W.K.PRATT:

Digital image processing.

[16]:J.P cocquerez et S philip :

Analyse d'image filtrage et segmentation

Edition : Masson.

[17] : Chang T, Kuo C. C. 1992:

A wavelet transform approach for hierarchical texture segmentation. *Conference Record of The Twenfv-sixth Asilommm* , Vol. 2, pp.816-820

[18]: Mallat S.G., 1989:

A theory of multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Tans Pattern Anal. ilfuchine Intell.*, Vol. PAMI 11, pp. 674-693.

[19] : Truchetet F., 1998:

Ondelettes pour le signal numérique. Hermès, France.

[20] : Cohen A. 1992:

Ondelettes et traitement numérique du signal. Masson, Paris.

[21] : Loum G., Lemoine J., Petit E. et Provent P., 1995 :

"An Application of Wavelet Transform to Texture Analysis", *9th Conference on Image Analysis SCLA*, Uppsala, Sweden.

[22] : Meyer Y., 1990:

Ondelettes et opérateurs I- Ondelettes. Hemann, Paris

[23]: Burt P.J. 1984:

The Pyramid as a structure for efficient computation. In A. Rosenfeld (réd.) *Multiresolution Image Processing and Analysis.* Springer-Verlag, Berlin, p. 6-35.

[24]: Daubechies I., 1988:

Ten lectures on wavelets. SIAM, Philadelphia, PA.

[25] : Salari E. et Ling Z., 1995:

Texture segmentation using hierarchical wavelet decomposition. *Pattern Recognition*, Vol. 28, No. 12 pp. 1819- 1824.

[26]: Brodatz P.1966 :

Textures A Photographic Album for Artists and Designers, New York Dover, pp.583-590.

Abstract processes in texture discrimination. *Spatial vision*, P: 221-240.

[27] : Jain A. K. et Farrokhnia F. 1991 :

Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern recognition*. P: 1167-1186.

[28] : Koepfler G., Lopez C. et Rudin L. 1993 :

data fusion by segmentation. Application to texture discrimination. *In 14ème Colloque GRETSI, Juan-les- pins, france. P : 707-710.*

[29] : Alain Ratier, Hervé, Roquet, Johanes :

la météologie n°40 février 2003.

[30] :M.Djiones :

Estimation de la pluviométrie par imagerie satellitaire Météosat, thèse de magister en automatique UMMTO ,1997.

[31] : k .BARA :

Analyse de la texture en télédétection, application à la segmentation des images satellitaires,
Thèse de magister 1998.

ANNEXES

de dimensions dans l'analyse de composantes principales, des réductions de 20 à 30 filtres sont obtenues.

Cette technique de réduction du nombre de composantes est intéressante dans le cas d'images ayant la même gamme de granulosités, afin de ne retenir que quelques bandes de fréquences. Si les images sont de granulosités très diverses, elles couvriront tout le domaine fréquentiel et il faudra prendre en considération les sorties de tous les filtres implantés.

D'autres travaux ont été réalisés utilisant les filtres de Gabor pour détecter les frontières entre les textures [29]. Dans tout les cas, l'information de la phase issue des filtres de Gabor est prise en compte en traitant de façon dissociée les filtres pairs et impairs en quadrature.

Annexe II

II. Algorithme de K-means

Etape 1 : initialisation

- 1- lire la taille de l'image (m : nombre de lignes, n : nombre de colonnes).
- 2- lire la taille de la fenêtre de voisinage.
- 3- lire le nombre de classes (nombre de textures présentes dans l'image N_c).
- 4- Calculer les attributs de la texture pour chaque pixel.

Remarque : le calcul des attributs de chaque pixel se fait en prenant en considération tous les pixels appartenant à la fenêtre de voisinage centrée sur ce pixel.

Le vecteur d'attributs est noté par :

$$V_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{inp})$$

a_{ij} Constitue les attributs du pixel P_i avec $j = 1, 2, \dots, np$

np est le nombre d'attributs

Etape 2 : initialisation des centres de classes

Initialiser au hasard N_c centres de gravité $[g_1, g_2, \dots, g_{N_c}]$ qui correspond à

N_c classes.

$$\text{Avec } g_k = [g_{k1}, g_{k2}, \dots, g_{knp}]$$

Etape 3 : affectation

- 1- affectation de chaque pixel P_i à une classe C_K dont le centre est g_k . Un pixel P_i appartient à la classe C_K de centre g_k si seulement si $\|X_i - g_k\|$ est minimale pour tout $K = 1, \dots, Nc$.
- 2- mettre à jour la position du centre de gravité g_k de la classe C_K

$$g_{kj} = \frac{1}{N_K} \sum_{i \in C_K} a_{ij} \quad (\text{a.1})$$

Où N_K est le nombre de pixels de la classe C_K .

- 3- répéter à chaque fois l'étape 3 pour chaque individu, jusqu'à ce que deux étapes successives ne modifient pas le contenu des classes.

Annexe III

III.1. Description des images satellitaires

Une image satellitaire se présente comme une matrice de valeurs numériques, Elle est modélisée par une fonction $F(x, y, \lambda)$, ou x, y sont les coordonnées spatiales exprimées dans un repère arbitraire et ou f est l'intensité de luminance (réflectance) d'un point (x, y) pour une gamme de longueur d'onde donnée. La variable λ comprise entre deux constantes λ_1 et λ_2 ; appelée en pratique canal au bande spectrale.

III.2. Présentation du satellite météorologique « Météosat » :

Les satellites météorologiques opérationnels constituent depuis plusieurs décennies une composante essentielle dans le domaine météorologique mondiale, en fournissant des observations répétitives et cohérentes de l'atmosphère et des surfaces [30].

Météosat est un satellite météorologique européen à orbite géostationnaire situé à une altitude d'environ 36000 Km à la verticale du golf de Guinée, c'est un satellite cylindrique qui tourne 100 fois par minute autour de son axe de symétrie dont la direction reste parallèle à l'axe de des pôles de la terre. Son radiomètre fournit une vue générale du globe toute les 30 minutes dans trois fenêtres spectrale :

- Visible ($0.4\mu\text{m} - 1.14 \mu\text{m}$)
- Infrarouge thermique ($10.5 \mu\text{m} - 12.5\mu\text{m}$)
- Vapeur d'eau ($5.7\mu\text{m} - 7.7 \mu\text{m}$)

Il est géré par L'ESA (Européen Space Agency)

Qui nous fournit des images couvrant l'Europe, l'Afrique, une portion du Brésil et une grande partie de l'Océan Atlantique nord et sud [31].

III.3. Présentation des images météosat :

Les images météosat de résolution 512 lignes par 512 colonnes quantifiées sur 256 niveaux de gris.

III.3.1. Image du canal visible : (VIS)

Notons que cette gamme s'étend sur une partie de gamme du proche infrarouge, les valeurs des niveaux de gris dans les images prises dans le canal visible représentent le rayonnement solaire réfléchi par des objets en observations (fig.III.1)

La luminance d'un point de l'image, exprimée en niveau de gris, dépend de trois facteurs essentiels, liés à l'éclairement solaire, à la géométrie de prise de vue et au pouvoir de réflectance du corps en observation. En météorologie, ces images nous renseignent sur la texture des nuages et sur leur épaisseur [32]

III. 3.2. Image du canal infrarouge(IR) :

Ces images présentent un avantage certain du fait qu'elles peuvent être prises aussi bien la nuit que le jour.

L'image du canal infrarouge nous renseigne sur la température radiative de la surface terrestre et du sommet des nuages.

Tout corps émet des radiations électromagnétiques dans la bande infrarouge correspondant à sa température (fig.III.2).

III.3.3. Image du canal vapeur d'eau (WV) :

Le capteur vapeur d'eau de météosat mesure la luminance du rayonnement infrarouge émis dans la bande (5.7 μ m-7.7 μ m)

Dans la plupart des cas, ces images représentent la teneur en humidité. Les régions sèches apparaissent en gris sombre, tandis que les zones de forte humidité apparaissent en gris clair.



Fig.III.1. Image du canal visible

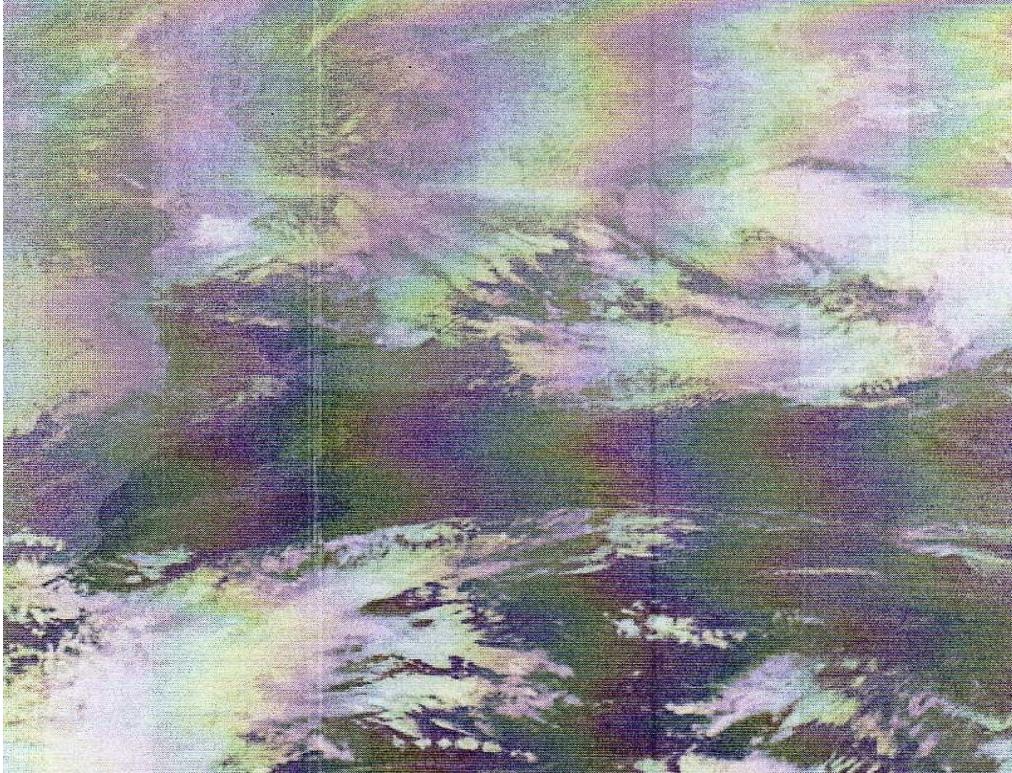


Fig.III.2. Image du canal infrarouge