

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



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 :
Communication & contrôle

Thème:

**Segmentation d'image par l'analyse
multirésolution en utilisant la méthode
Des matrices de cooccurrence**

Proposé et dirigé par :

Monsieur : MOHIA Yacine

Présenté par :

M^{er} : HAMAS Nassim
M^{elle} : OULD CHIKH Roza

Année universitaire 2008/2009



Remerciement

On tient d'abord à remercier chaleureusement notre promoteur monsieur MOHIA Yacine, d'avoir dirigé ce travail et pour sa disponibilité, et son soutien tout au long de notre travail.

On remercie aussi les membres de jury qui font l'honneur de juger notre travail.

Enfin nous remercions nos deux familles pour leurs soutiens durant tout le long de notre cursus.





Je dédie ce travail à mes chers parents que j'aime beaucoup et qui m'ont aidé durant le long de mes études.

-A mes deux frères.

-A mes sœurs.

-A mon binôme à qui j'ai l'honneur de partager ce travail.

-A tous ceux qui me connaissent.

Roza

Je dédie ce travail à toute ma famille, mes parents, ma seule sœur et son mari, mes frères, pour leur soutien durant toutes mes études.

-A mon binôme avec laquelle j'ai fait ce travail.

-A tous mes amis.

Nassim



Sommaire

Introduction générale

Chapitre I : Notions de traitement d'image.

I.1 Introduction.....	1
I.2 Définition d'une image	1
I.2.a Image binaire.....	1
I.2.b Image en niveau de gris	2
I.2.c Image couleur.....	2
I.3 Caractéristique d'une image numérique	3
Dimension d'une image numérique	3
Résolution d'une image numérique.....	3
Luminance d'une image numérique.....	3
Contraste d'une image numérique.....	3
Contour d'une image numérique.....	3
Notion de voisinage d'une image numérique.....	4
I.4 Histogramme.....	4
I.4.1- Types d'histogrammes.....	4
I.4.1.a Histogramme uni modal	4
I.4.1.b Histogramme bimodal	5
I.4.1.c Histogramme multimodal.....	5
I.5 Seuillage.....	6
I.6- modification d'histogramme.....	6
I.6.1- Egalisation d'histogramme	6
I.6.2- Expansion dynamique.....	8
I.7 Bruits.....	9
I.8 La segmentation	9
I.8.a Segmentation par approche « région »	9
I.8.a-1 : Algorithme de décomposition/fusion	10
I.8.a.2- Algorithme par croissance de régions	10
I.8.a.3- Algorithme fondés sur une modélisation statistique	10

I.8.b Segmentation par approche « frontière »	11
I.8.c Segmentation par classification ou seuillage	11
I.8.d Coopération.....	11
I.9 la texture.....	12
I.10 Conclusion	12

Chapitre II : Les ondelettes et la multirésolution

II.1- Introduction	13
II.2- Transformée en ondelettes	13
II.2-1- définition	13
II.2-2- transformée en ondelettes continues (TOC).....	15
II.2-3-transformée en ondelettes discrète (TOD)	15
II.3- Analyse multirésolution 1D	16
II.3-1 Analyse multirésolution et filtres numériques	17
II.3-2 L'analyse (décomposition).....	19
II.3-3 La synthèse (reconstitution)	21
II.4- Algorithme de MALLAT	21
II.5- Algorithme à trous.....	25
II.5-1 Décomposition	25
II.5-2 La reconstruction	26
II.6- les familles d'ondelettes	27
II. 6-1- les ondelettes simples	27
II. 6-2- les ondelettes infiniment régulières	28
II.6-3 les ondelettes orthogonales à support compact	28
II.6-4 Les paires ondelettes Bi-orthogonales à support compact	29
II.7- propriétés des ondelettes	29
II.7-1 Orthogonalité.....	29
II.7-2 Support compact	29
II.7-3 Symétrie	29
II. 7-4 Régularité	29
II.8- conclusion.....	30

Chapitre III : Description de la méthode adoptée

III.1- Introduction.....	31
III.2- Description de la méthode adoptée	31
III.2.1- La décomposition en ondelettes	33
III.2.2- Calcul des trois facteurs de forme	33
III.2.3- Matrices de cooccurrences	34
III. 2.4- Extraction des paramètres à partir de la matrice de cooccurrence	36
III.2.4.1-Contraste.....	37
III.2.4.2-Entropie	37
III.2.4.3-Corrélation	37
III.2.4.4-Homogénéité locale.....	37
III.2.5- Segmentation par la méthode de kmeans	38
III.3-conclusion	40

Chapitre IV : tests et résultats

IV.1- Introduction	41
IV.2- Présentation des images de l'album de Brodatz	41
IV.3- application de la méthode à la segmentation d'images de l'album de Brodatz	42
IV.4. Présentation des images MSG.....	45
IV.5. application de la méthode à la segmentation d'images MSG	45
IV.6. Discussion des résultats	52
Conclusion générale	53

Annexes.

Bibliographie.

Introduction générale

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. Il est souvent synonyme d'amélioration des images avec pour but l'obtention d'une plus grande lisibilité. Il n'y a pas création d'informations, mais mise en évidence de l'information pertinente déjà présente, destiné à préparer les images pour faciliter leur interprétation, leur stockage et leur transmission.

La segmentation automatique des images est une étape importante pour de nombreux systèmes de traitement de l'information. En effet, elle a pour objectif l'extraction des éléments pertinents de l'image, et permet également la description de l'information contenue dans l'image en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable.

Le sujet a déjà souvent été abordé et par de multiples approches. Ces approches reposent sur des outils variés tels que la morphologie mathématique, la décomposition en ondelettes, les contours actifs, les statistiques. Certaines sont fondées sur la détection de contours d'autres au contraire sur l'identification de régions. Chacune de ces classes de méthodes possède ses avantages et ses inconvénients. Dans ce mémoire nous nous focaliserons sur la méthode d'identification de régions fondée sur l'analyse multirésolution et la décomposition en ondelettes.

Notre démarche consiste à faire la décomposition en ondelettes de l'image à segmenter jusqu'au troisième niveau. A chaque niveau de résolution, on calcule les facteurs de forme qui permettent de discriminer les différentes textures présentes sur l'image. Au niveau de la décomposition final, On calcule les quatre matrices de cooccurrences correspondant aux quatre directions, à partir des ces matrices on calcule les paramètres texturaux. A la fin nous effectuerons une classification en utilisant la méthode des k-means. Ensuite, cette méthode est appliquer sur des

images test tirées de l'album de Brodatz, puis sur des images satellitaires prises par le satellite Météosat seconde génération.

Pour cela nous avons jugé utile de structurer notre travail comme suit :

Le premier chapitre est une présentation des notions fondamentales sur la segmentation d'images texturées.

Dans le deuxième chapitre nous allons aborder les concepts de base des ondelettes et de la multirésolution et l'intérêt que procurent ces derniers au traitement d'images.

La méthode adoptée pour la segmentation des images texturées fera l'objet du troisième chapitre.

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

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

Chapitre I : Notions de traitement d'image

I.1-Introduction :

Le traitement d'image désigne en informatique l'ensemble des traitements automatisés qui permettent à partir d'images numérisées, de produire d'autres images numériques ou d'en extraire de l'information.

La compréhension du traitement d'image commence par la compréhension de ce qu'est une image, le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées.

Dans ce chapitre, nous donnerons une brève explication sur les notions fondamentales, qui sont indispensables pour une étude sur la segmentation d'image.

I.2- Définition d'une image :

L'image est une représentation bidimensionnelle d'objet tridimensionnelle à l'échelle d'observation visuelle, mais sur un écran de visualisation, L'image numérique se présente comme un ensemble de points appelés pixel (Picture element) ayant L lignes et K colonnes. Le pixel est l'unité de base d'une image numérique.[1]

I.2.a-Image binaire :

L'image binaire est une matrice à $L \times K$ éléments (pixels), chaque pixel ne peut avoir pour valeur que 0 ou 1. Les pixels sont noirs (0) ou blancs (1).



Fig I-1-a: Image binaire

I.2.b-Image en niveau de gris :

Une image en niveau de gris autorise un dégradé de gris entre le noir et le blanc. Chaque pixel de l'image, représente l'intensité lumineuse entre 0 et 255, soit 256 nuances de gris.

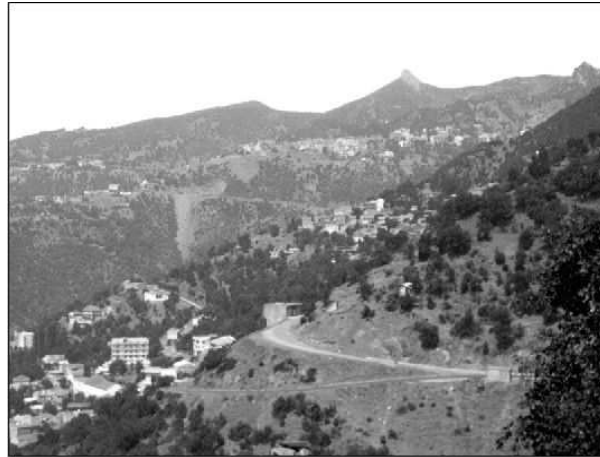


Fig I- 1-b : Image en niveau de gris

I.2.c-Image couleur :

Une image couleur contient trois plans de couleurs, rouge, vert et bleu (RVB). Chaque plan est codé comme une image en niveau de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Lorsque $R=V=B$; la valeur associée est un niveau de gris. D'autre part pour aller d'une image couleur à une image en niveau de gris on réalise la fonction suivante :

$$g(x) = \frac{R(x,y) + V(x,y) + B(x,y)}{3} \dots\dots\dots(I.1)$$



Fig I-1-c : Image couleur

I.3- Caractéristique d'une image numérique :

Une image numérique est caractérisée par les paramètres suivants :

➤ Dimension d'une image numérique

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice $L \times K$ dont les éléments sont des valeurs numériques qui représente des intensités lumineuses.

➤ Résolution d'une image numérique

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte lors de la production d'une image. Sur un écran d'ordinateur, la résolution représente le nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). Elle représente aussi le nombre total des pixels à afficher sur un écran ; plus ce nombre est grand mieux est la résolution.

➤ Luminance d'une image numérique

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'air apparent de cette surface. Pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué à l'éclat d'un objet.

➤ Contraste d'une image numérique

Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'image. Soit L_1 et L_2 les degrés de luminosité de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image. Le contraste est défini par le rapport :

$$C = \frac{L_1 \times L_2}{L_1 + L_2} \dots\dots\dots(I.2)$$

➤ Contour d'une image numérique

Les contours représentent les frontières entre les objets de l'image ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative.

➤ Notion de voisinage d'une image numérique

Soit un pixel P de coordonnées (i, j) , le voisinage est défini comme étant l'ensemble des pixels qui l'entoure dans toutes les directions possibles (8directions possibles) cette notion est très utilisée dans le traitement d'image.

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

I.4- Histogramme :

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (ou couleur) dans l'image. Celui-ci fournit un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (ou couleur). Il permet par exemple de voir dans quelle gamme est réparti la majorité des niveaux de gris (ou couleur). Il peut être utilisé pour améliorer en introduisant quelques modifications pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.[4]

I.4.1- Types d'histogrammes :

I.4.1.a- Histogramme uni modal :

L'histogramme uni modal n'a qu'un seul pic qui représente soit un objet soit un fond.

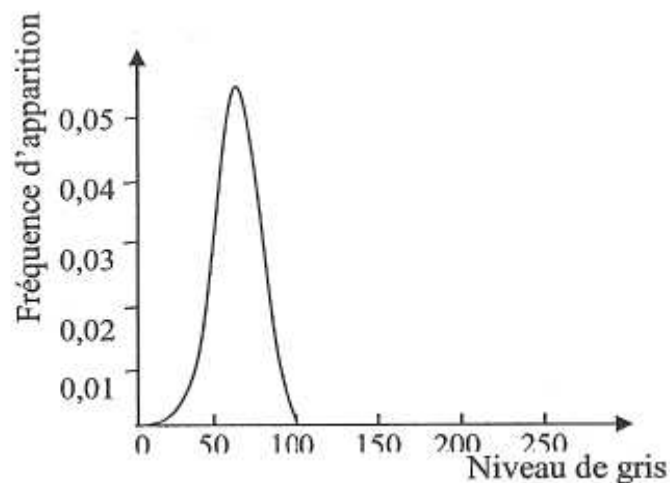


Fig I-3-a: Histogramme uni modal

I.4.1.b-Histogramme bimodal :

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

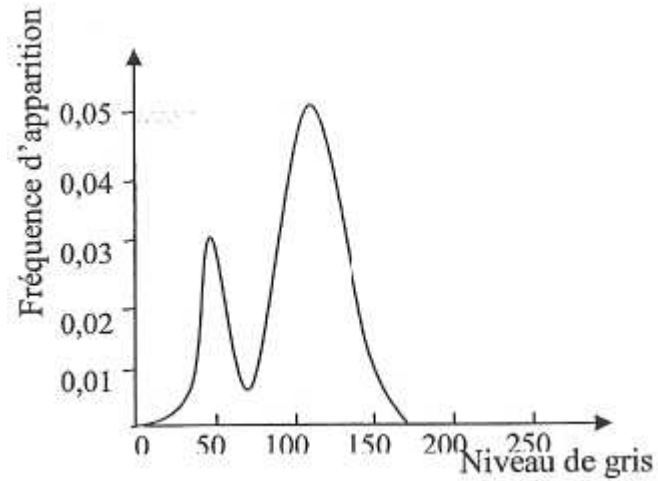


Fig I-3-b: Histogramme bimodal

I.4.1.C-Histogramme multimodal:

L'histogramme multimodal est formé de plusieurs modes séparés (plusieurs pics séparés par plusieurs vallées) qui nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

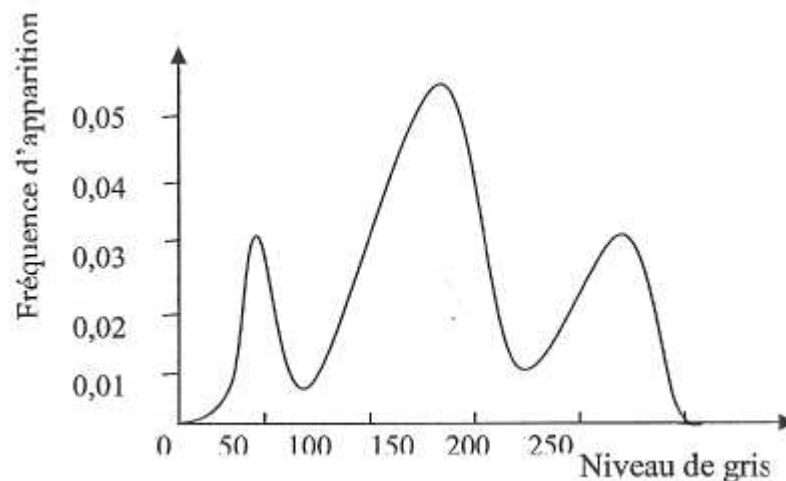


Fig I-3-c: Histogramme multimodal

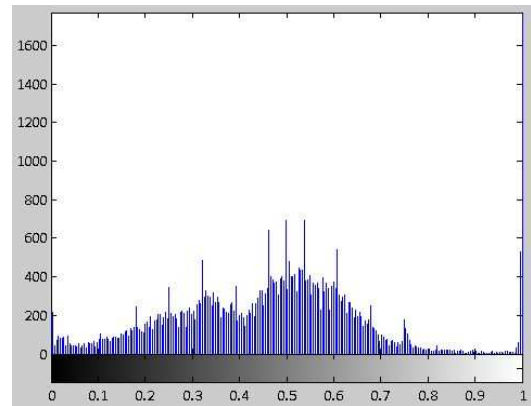
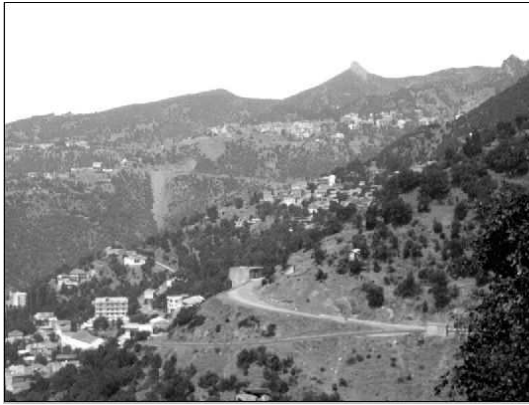


Fig I-3-d: Histogramme d'une image

I.5- Seuillage :

L'opération de seuillage consiste à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieure à une certaine valeur (appelé seuil), et à la valeur maximale les pixels ayant une valeur supérieure. Ainsi le résultat du seuillage d'une image binaire contenant les pixels noir et blanc. Le seuillage permet de mettre en évidence de formes ou des objets dans une image.[1]

I.6- modification d'histogramme :

On cherche à améliorer l'image en lui appliquant une transformation ponctuelle d'intensité.

Le bruit qui se répartit aléatoirement dans l'image, introduit une image sombre, ce qui rend la distinction des objets qu'elle contient difficile.

L'opération de modification d'histogramme consiste à normaliser des niveaux de gris afin d'augmenter le contraste de l'image.

I.6.1- Egalisation d'histogramme :

L'égalisation d'histogramme est un outil qui est parfois utile pour améliorer certaines images de mauvaise qualité (mauvais contraste, images trop sombres ou trop claires, mauvaise répartition des niveaux d'intensité, etc.). Il s'agit de déterminer une transformation f des niveaux d'intensité qui rend l'histogramme aussi plat que possible. Si un pixel a l'intensité i dans l'image originale, son intensité dans l'image égalisée est $f(i)$. En général, on choisit pour f une fonction en escalier, et on détermine la largeur et la hauteur des différentes marches de manière à aplatir l'histogramme de l'image égalisée. Citons deux méthodes:

a) Première méthode :

Elle permet de normaliser les valeurs des niveaux de gris d'une image afin d'augmenter son contraste. Cette technique associe une fonction $R(i)$ construite soit à partir de l'information fréquentielle, soit à partir de l'information spatiale des niveaux de gris et qui normalise la dynamique du gris.

Les images finales obtenues par cette méthode contiennent le même nombre de niveau de gris que les images initiales. Cette méthode ne fait que changer leur position de sorte que l'histogramme de l'image finale sera étalé, Fig.I.4.

En appliquant cette procédure sur des images bien contrastées, on remarque une saturation dans les parties bien éclairées. Pour éliminer cette saturation, on utilise une autre méthode basée sur l'information spatiale de niveaux de gris.

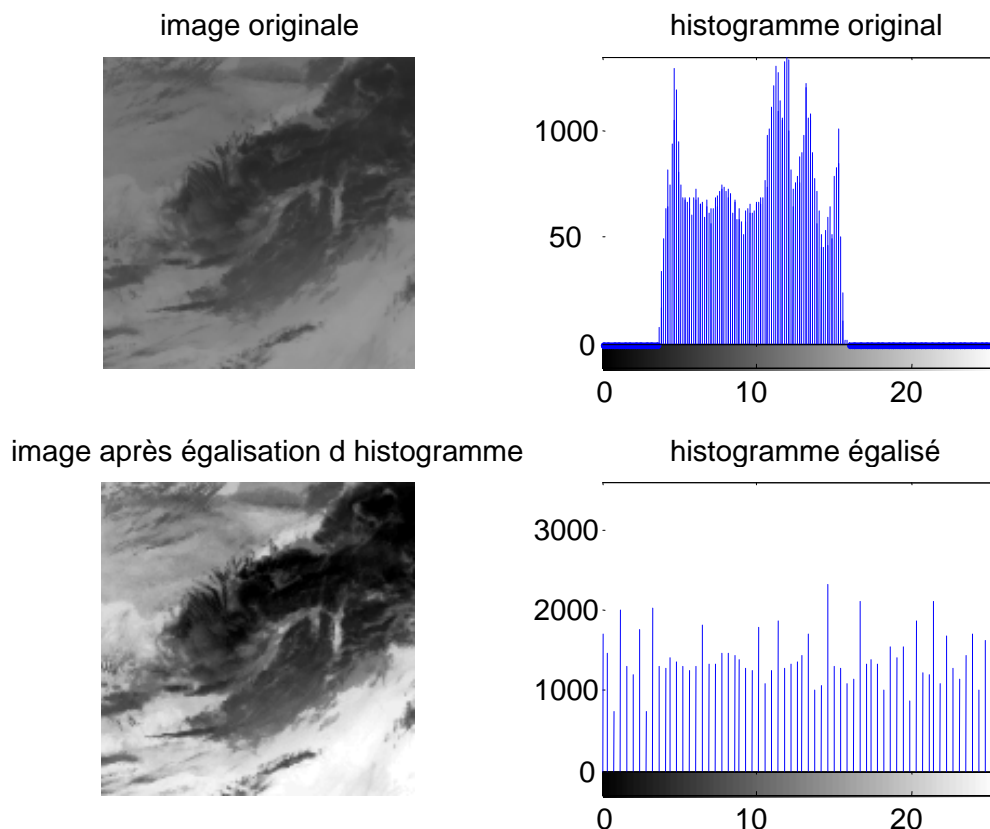


Fig.I.4 : Egalisation d'histogramme

b) Deuxième méthode (la méthode de Lee) :

Cette méthode consiste à remplacer la valeur d'un point $P(x, y)$ par une valeur calculée à partir des informations de son voisinage.

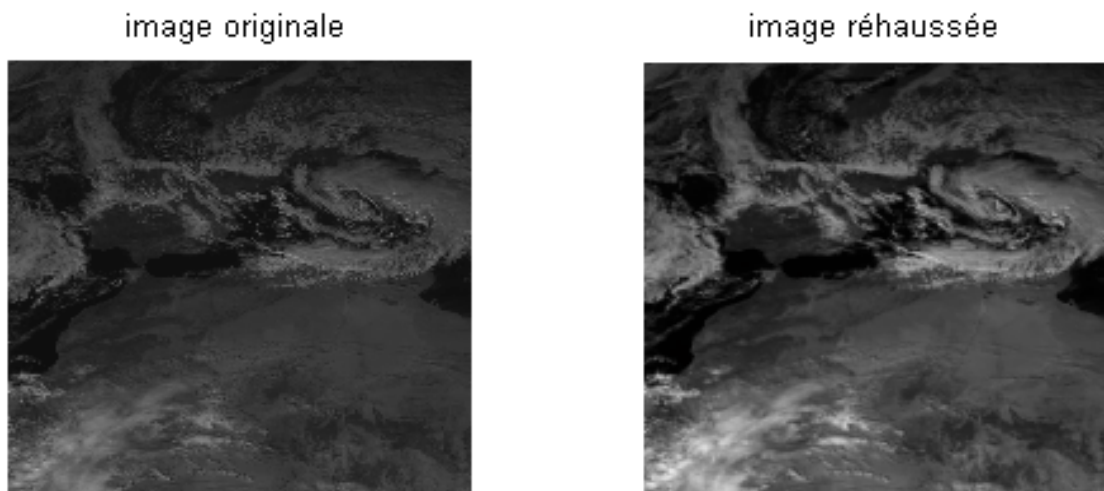
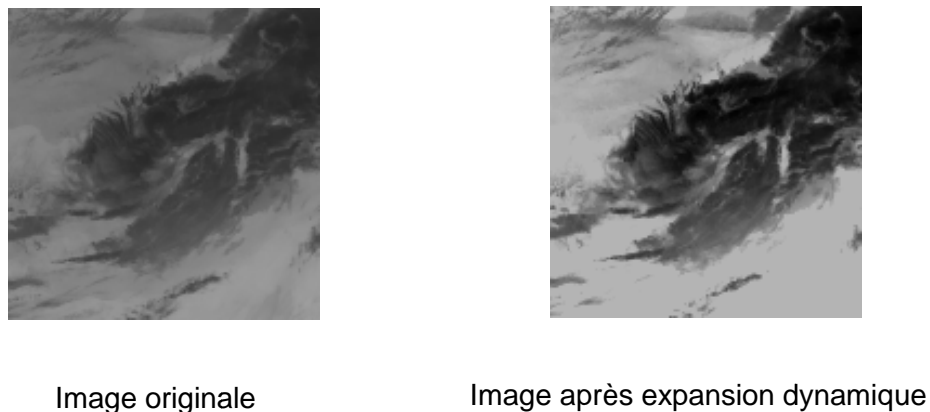


Fig.I.5 : La méthode de Lee.

I.6.2- Expansion dynamique :

Cette méthode consiste à utiliser au mieux la dynamique des niveaux de gris. Ainsi, si une image possède des niveaux de gris entre a_0 et a_1 , on va étendre la plage des niveaux de gris pour ramener à une dynamique comprise entre 0 et 255. Cette étendue réduite de niveaux de gris peut survenir suite à un éclairage de la scène trop faible.

Cette méthode ne fait qu'améliorer l'aspect visuel de l'image, elle ne change pas l'information présente dans le signal, Fig.I.6.



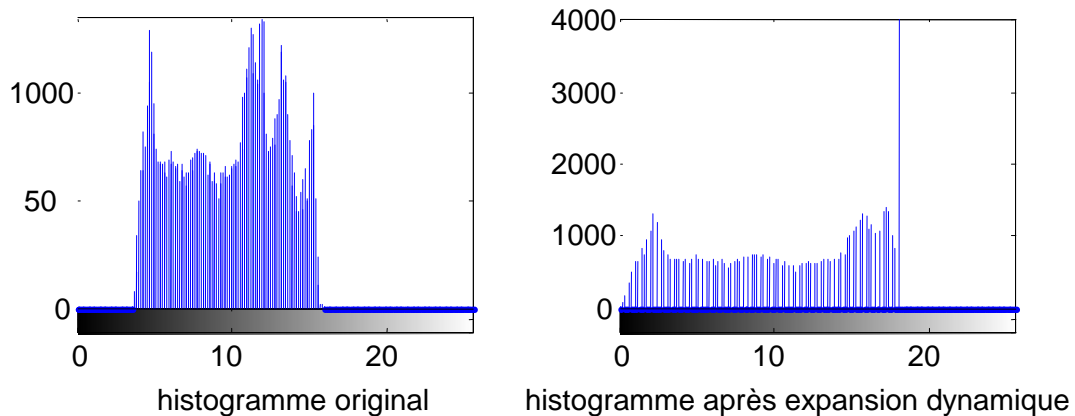


Fig.I.6 : Rehaussement par expansion dynamique.

I.7- Bruits :

Un bruit (ou parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il peut provenir de l'éclairage de dispositif optique et électronique du capteur.[1]

Deux principaux types de bruits :

- b- Uniforme : chaque pixel est modifié par l'ajout d'une valeur aléatoire.
- c- Pulsionnel : quelques pixels prennent des valeurs complètement aléatoires.

I.8-La segmentation :

La segmentation est un traitement qui consiste à diviser l'ensemble de pixels en régions connexes, homogènes et différentes. Ici, on ne cherche pas à déterminer ce que les régions représentent. La qualité de l'interprétation d'une image dépend fortement de celle de la segmentation. Malgré la grande diversité de méthodes, les résultats de segmentation restent moyens et varient beaucoup en fonction de la technique choisie. Une méthode de segmentation générale et automatique est difficile à concevoir étant donné les différents types de régions pouvant être présentes dans une image.

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en quatre principales classes [15] :

I.8.a- Segmentation par approche « région » :

Les méthodes de l'approche région cherchent à regrouper directement des pixels ayant une propriété commune; l'ensemble des regroupements de pixels définit à la fin une segmentation de l'image.

Les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Soit elles partent d'une première partition de l'image, qui est ensuite modifiée en divisant ou regroupant des régions, et on parle alors de méthodes de type décomposition/fusion (split and merge) ; soit elles partent de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute l'image soit couverte, et on parle alors de méthodes par croissance de régions. Des méthodes fondées sur la modélisation statistique conjointe de la régularité des régions et des niveaux de gris de chaque région existent également.

I.8.a-1 : Algorithme de décomposition/fusion :

Les algorithmes de type décomposition/fusion exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.). On cherche des couples de régions candidates à une fusion et on les note en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. On fusionne alors les couples de régions les mieux notés, et on réitère jusqu'à ce que les caractéristiques de l'image remplissent une condition prédéfinie : nombre de régions, luminosité, contraste ou texture générale donnée, ou alors jusqu'à ce que les meilleures notes attribuées aux couples de régions n'atteignent plus un certain seuil (dans ce dernier cas, on parle d'un algorithme avec minimisation de fonctionnelle).

I.8.a.2- Algorithme par croissance de régions :

Les algorithmes par croissance de régions partent d'un premier ensemble de régions, qui peuvent être calculées automatiquement (par exemple, les minima de l'image), ou fournies par un utilisateur de manière interactive. Les régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné, tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région. Les algorithmes de segmentation par ligne de partage des eaux, développés dans le cadre de la morphologie mathématique, appartiennent à cette catégorie.

I.8.a.3- Algorithme fondés sur une modélisation statistique :

Les algorithmes fondés sur une modélisation statistiques conjointe des régions et des niveaux de gris, notamment ceux s'appuyant sur les Champs de Markov Cachés, reposent sur la minimisation d'une fonction de vraisemblance (ou énergie). Cette fonction prend simultanément en compte la vraisemblance de l'appartenance du pixel à une région considérant son niveau de gris, et les régions

auxquelles appartiennent les pixels voisins. Cette fonction effectue un compromis entre la fidélité à l'image initiale et la régularité des régions segmentées.

I.8.b- Segmentation par approche « frontière » :

Cette approche cherche à exploiter le fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions connexes.

Les méthodes les plus anciennes utilisent des opérateurs de traitement d'images, pour mettre en évidence les pixels qui semblent appartenir à un contour. La construction d'une partition est alors souvent difficile.

Pour initier le processus, on recherche des points remarquables de l'image, tels que des points à l'intersection de trois segments au moins. De tels points sont appelés des graines (seeds).

L'intérêt principal des méthodes de segmentation selon l'approche frontières est de minimiser le nombre d'opérations nécessaires en cas d'itération du processus sur des séries d'images peu différentes les unes des autres (cas des images vidéo notamment). En effet, une fois que les contours des régions ont été trouvés dans la première image, l'application du modèle déformable à l'image suivante est plus efficace que de tout recalculer, si la différence entre les images est peu importante.

I.8.c- Segmentation par classification ou seuillage :

On part ici d'un rapport qu'entretient chaque pixel individuellement avec des informations calculées sur toute l'image, comme par exemple la moyenne des niveaux de gris de l'ensemble des pixels, ou la médiane, permettant de construire **N** classes d'intensité. Lorsque les classes sont déterminées par le choix d'un seuil, on parle de seuillage. Les pixels appartenant à une même classe et étant connexes forment des régions.

I.8.d- Coopération :

Concernant la segmentation, il est acquis depuis une dizaine d'années déjà qu'il faut faire coopérer les approches régions et les approches contours pour définir un bon critère de segmentation. Indépendamment des problèmes inverses à régulariser, de nombreux travaux ont été développés ces dernières années sur des modèles de contours. Ces modèles de contours sont développés pour la segmentation d'objet dans une image et n'étaient pas, jusqu'à récemment encore, envisagés comme des modèles de contours pour la segmentation par approche contour/région. Les travaux actuels tentent de combiner et d'unifier ces différents modèles.

I.9- la texture :

La définition littéraire de la texture est la suivante: "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.

Haralick [HARA79] 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.

Unser présente la texture 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 mono dimensionnel, qui marquent les frontières entre régions homogènes.
- 2) l'aspect de surface, de type bidimensionnel, qui définit les régions homogènes.

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:

1. les macrotextures 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 déterministe.
2. les microtextures présentant 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.[11]

I.10- Conclusion :

Les différentes définitions vues dans ce chapitre, vont nous permettre de passer aux chapitres suivants, afin de définir aisément notre méthode de segmentation.

Chapitre II : les ondelettes et La multirésolution

II. 1- Introduction :

La seule vision de la segmentation qui propose des méthodes de segmentation soit de type contour, soit de type région, présente des limites. Afin de cumuler les avantages de ses deux types d'approches sans avoir leurs inconvénients, de nouvelles approches basées sur la coopération de plusieurs méthodes ont été introduites.

L'approche multirésolution adoptée va consister à sélectionner, à différentes résolutions, des zones d'intérêt dans lesquelles il y a des objets à segmenter ce qui permet d'adapter la décomposition de l'image à son contenu. Nous allons ainsi segmenter chaque structure à la résolution qui lui est le mieux adaptée. Une structure de " grande taille " va être segmentée à faible résolution (la taille de l'image étant alors suffisamment petite pour être chargée en mémoire). Cette segmentation servira de masque pour segmenter une structure de taille plus petite dans une image de résolution plus fine. Le procédé peut être répété jusqu'à la localisation de structures très petites dans l'image à pleine résolution.

L'analyse par ondelettes a été introduite au début des années 1980, son origine vient de la Transformé de Fourier Glissante, et son invention est attribuée au géophysicien Jean Morlet dans un contexte d'analyse du signal et d'exploitation pétrolière. Il s'agissait à l'époque de donner une représentation des signaux permettant de faire apparaître simultanément des informations temporelles et fréquentielle, facilitant par l'identification des caractéristiques physiques de la source du signal. La transforme par ondelette n'a depuis l'ors cessé de se développer, elle a été appliquée avec succès pour résoudre de nombreux problèmes de traitement de signal.

II.2- Transformée en ondelettes :

II.2-1- définition :

L'analyse d'un signal par ondelette est réalisée par une fonction analysante spécifique ψ appelée ondelette mère (**figure II.1**). Cette dernière est positionnée

dans le domaine temporel afin de sélectionner la partie du signal à traiter. Elle peut être contractée ou dilatée afin de se concentrer sur une gamme de fréquence et pour couvrir tous le domaine de définition du signal traité.[7]

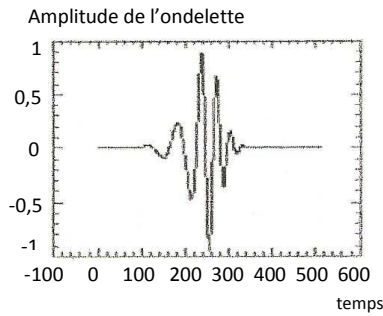


Figure II.1 : Ondelette mère

L'ondelette peut engendrer une famille $\psi_{a,b}(t)$ ($a>0$, b réel) par dilatation (paramètre a) (figure II.2), et par translation dans le temps (paramètre b)(figure II.3).

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \dots \dots \dots (II. 1)$$

Le facteur de normalisation $\frac{1}{\sqrt{a}}$ peut être aussi pris égal à 1 ou $\frac{1}{a}$

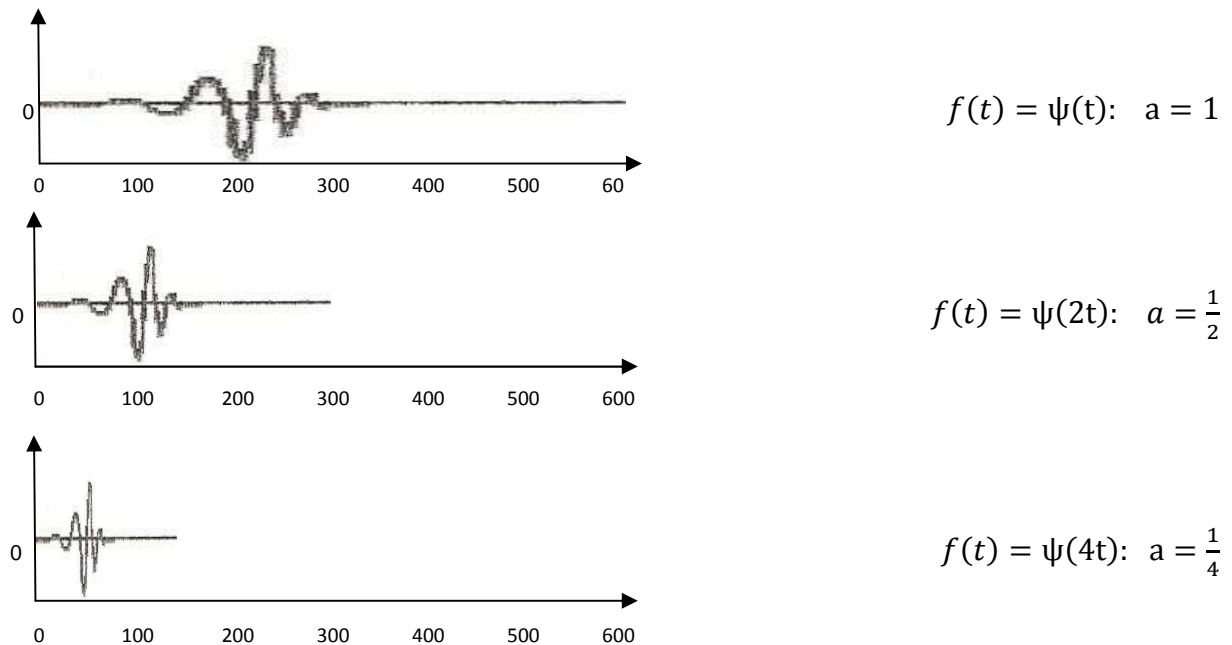


Figure II.2 : dilatation de l'ondelette $\psi(t)$

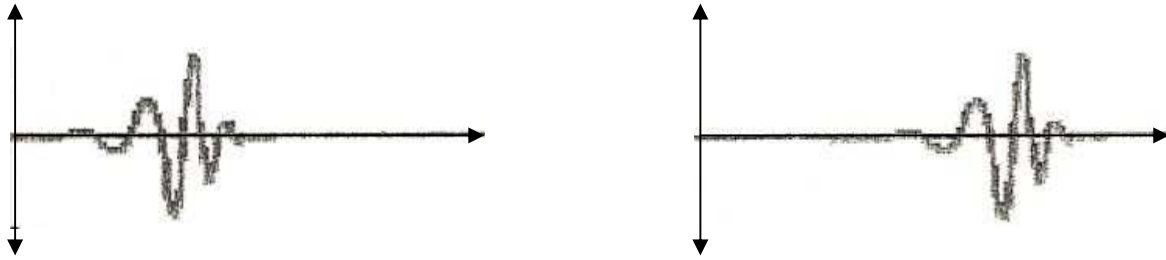


Figure II.3 : Translation de l'ondelette

II.2-2- transformée en ondelettes continues (TOC) :

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

$$TOC = (\Psi_{a,b}, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) f(t) dt \dots \dots \dots (II.2)$$

Ψ^* représente le conjugué de ψ .

La TOC permet de calculer les coefficients qui représentent la corrélation entre les ondelettes 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 de chaque partie du signal correspondant.[4]

Si $\psi(t)$ vérifie la condition d'admissibilité alors le signal admet un inverse de la TOC qui est de la forme suivante :

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \iint_{\mathbb{R} \times \mathbb{R}} (\psi_{a,b}, f) \psi_{a,b} \frac{b(t) da db}{a^2} \dots \dots \dots (II.3)$$

III.2-3-transformée en ondelettes discrète (TOD)

Pour d'autres applications d'analyse du signal, on choisit les valeurs des paramètres « a » et « b » de l'équation principale de façon à la rendre sous une forme discrète. Pour cela, on fixe un pas de dilatation $a_0 > 1$ et un pas de translation $b_0 \neq 0$. Les paramètres « a » et « b » se déduisent de la façon suivante :

$$a=a_0^j \quad b=kb_0a_0^j \quad \text{avec } (j, k) \in \mathbb{Z}^2.$$

$a > 0$: (pas de dilatation) $b \neq 0$: (pas de translation)

Nous obtenons ainsi une famille d'ondelettes discrètes qui ont l'expression générale suivante :

$$\Psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \dots \dots \dots (II. 4)$$

La transformée en ondelette discrètes associée au signal $f(t)$ est donnée par :

$$C_{j,k} = (f_{j,k}) = a \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(a_0^{-j}t - kb_0)f(t)dt. \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \dots \dots \dots (II. 5)$$

Avec j : paramètre échelle ; k : paramètre de translation

En 1985, Y.Meyer montre qu'en choisissant des valeurs des paramètres de translation et de dilatation ($a_0=2$ et $b_0=1$), nous obtenons la famille d'ondelettes suivante :

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2}\Psi(2^{-j}t - k) \dots \dots \dots (II. 6)$$

Un tel choix permet de construire des algorithmes numériques stables pour la reconstruction de l'information de la fonction $f(t)$ à analyser à partir des coefficients d'ondelettes $C_{j,k}$. la reconstruction exacte du signal échantillonné se fait à partir des équations suivantes :

$$F(n) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} C_{j,k} \Psi_{j,k}(n) \dots \dots \dots (II. 7)$$

$$\text{avec: } C_{j,k} = (f, \Psi_{j,k}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi_{j,k}(t)f(t)dt \dots \dots \dots (II. 8)$$

II.3- Analyse multirésolution 1D :

En 1986, S.MALAT et Y.MEYER ont pu construire des différentes bases d'ondelettes à partir de « l'analyse multirésolution » dans la quelle chaque fonction

$$h(t) = 2^{-1/2} \int_R \phi\left(\frac{1}{2}t\right) \phi(t-n) dx \dots \dots \dots (II. 13)$$

et
$$H(\omega) = \sum_{-\infty}^{+\infty} h(n)e^{-in\omega} \dots \dots \dots (II. 14)$$

H(ω) doit satisfaire les propriétés suivantes :

$$| H(0) | = 1$$

$$| H(\omega) | \neq 0 \forall \omega \in [0, \frac{\pi}{2}]$$

$$| H(\omega) |^2 + | H(\omega+\pi) |^2 = 1$$

Alors la fonction $\phi^*(\omega)$ est définie par :

$$\phi^*(\omega) = \prod_{p=1}^{+\infty} H(2^{-p}\omega) \dots \dots \dots (II. 15)$$

$\phi^*(\omega)$ est la transformée de fourier de la fonction d'échelle $\phi(x)$.

De la même façon soit $\psi(x)$ la fonction ondelette associée à une analyse multirésolution et G un filtre (passe-haut) de réponse impulsionnelle g défini comme suit :

$$g(n) = 2^{-1/2} \int_R \psi\left(\frac{1}{2}x\right) \phi(x-n) dx \dots \dots \dots (II. 16)$$

et
$$G(\omega) = \sum_{-\infty}^{+\infty} g(n)e^{in\omega} \dots \dots \dots (II. 17)$$

L'ondelette mère est la fonction dont les transformée de fourier donnée par :

$$\Psi^*(2\omega) = \phi^*(\omega)e^{-i\omega} H^-(\omega + \pi) \dots \dots \dots (II. 18)$$

et
$$\Psi^*(\omega) = G\left(\frac{\omega}{2}\right) \phi^*\left(\frac{\omega}{2}\right) \dots \dots \dots (II. 19)$$

D'après les relations (II.14), (II.18) et (II.19) on a :

$$G(\omega) = \frac{\psi^*(2\omega)}{\phi^*(\omega)} = e^{-i\omega} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(n)e^{in(\omega+\pi)} \dots \dots \dots (II. 20)$$

$$d_j(k) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g(l - 2k) \int_{-\infty}^{+\infty} f(u) \phi_{j+1l}(u) du = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g(l - 2k) \langle f, \phi_{j+1l} \rangle$$

$$d_j(k) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g(l - 2k) c_{j+1}(l)$$

Les relations :

$$c_j(k) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} h(l - 2k) c_{j+1}(l) \dots \dots \dots (II. 22)$$

$$d_j(k) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g(l - 2k) c_{j+1}(l) \dots \dots \dots (II. 23)$$

Définissent un algorithme de calcul des coefficients d'approximations et de détails à la résolution 2^j d'une fonction à partir de son approximation à la résolution 2^{j-1}

La décomposition est équivalente à l'application d'un banc de deux filtres H^* (passe-bas) et G^* (passe-haut) tels que :

$$\begin{cases} h^*(k) = h(-k) \\ g^*(k) = g(-k) \dots \dots \dots (II. 24) \end{cases}$$

Les filtres H^* et G^* sont appelés filtres miroirs, respectivement, de H et G .

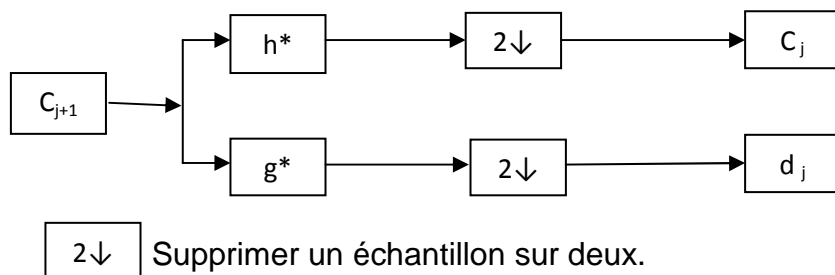


Figure II.4 : Schéma de l'analyse.

II.3-3 La synthèse (reconstitution) :

La transformée en ondelette inverse permet de reconstruire parfaitement le signal. Ainsi, on peut déterminer le signal à la résolution $(j+1)$ à partir du signal approximation C_j et détail d_j de la manière suivante :

$$C_{j+1}(k) = 2 \sum_{-\infty}^{+\infty} h(k-2n)c_j(n) + 2 \sum_{-\infty}^{+\infty} g(k-2n)d_j(n) \dots \dots (II. 25)$$

Cette reconstruction peut être schématisée par la figure suivante :

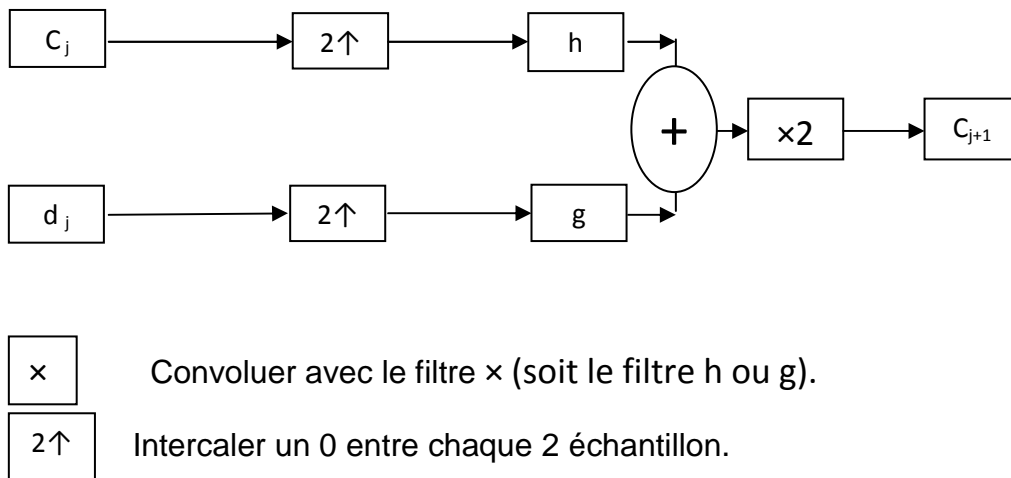


Figure II.5 : Schéma de reconstruction (synthèse)

Ainsi, chaque coefficient de l'approximation est obtenu par la somme du produit des coefficients du filtre H par les coefficients de l'approximation précédente, auxquels sont intercalés des zéro et du filtrage par G des coefficients de détails auxquels sont également intercalés des zéros.

II.4- Algorithme de MALLAT :

S MALLAT a exploité les propriétés, très intéressante, de l'analyse multirésolution et de la théorie des ondelettes pour construire des algorithmes de décomposition en coefficients d'ondelettes discrète de reconstruction des images 2 dimensions.[8]

Pour appliquer les concepts introduits en une dimension au cas bidimensionnel, et notamment aux images, le principe le plus utilisé est le produit tensoriel des opérateurs définie en une dimension tel que :

Soit $\psi(x)$ la fonction ondelette associée à $\phi(x)$. On peut construire les 4 fonctions suivantes :

$$\begin{cases} \phi(x, y) = \phi(x)\phi(y) \\ \Psi^1(x, y) = \phi(x)\psi(y) \\ \Psi^2(x, y) = \psi(x)\phi(y) \\ \Psi^3(x, y) = \psi(x)\psi(y) \end{cases} \dots\dots\dots(\text{II.26})$$

Par analogie au cas à une dimension on a alors :

$$\begin{cases} \phi_{jk}(x, y) = 2^{-j}\phi_{jk}(2^{-j}x - k_1, 2^{-j}y - k_2) = \phi_{jk1}(x)\phi_{jk2}(y) \\ \Psi^1_{jk}(x, y) = \phi_{jk1}(x)\Psi_{jk2}(y) = 2^{-j}\phi(2^{-j}x - k_1)\Psi(2^{-j}y - k_2) \\ \Psi^2_{jk}(x, y) = \Psi_{jk1}(x)\phi_{jk2}(y) = 2^{-j}\Psi(2^{-j}x - k_1)\phi(2^{-j}y - k_2) \\ \Psi^3_{jk}(x, y) = \Psi_{jk1}(x)\Psi_{jk2}(y) = 2^{-j}\Psi(2^{-j}x - k_1)\Psi(2^{-j}y - k_2) \end{cases} \dots\dots\dots(\text{II.27})$$

Un raisonnement analogue à ce luit fait en une dimension donne l'expression d'approximation et de détails d'une fonction bidimensionnel $f(x,y)$:

$$\begin{cases} C^j = \langle f, \phi_{j,k,l} \rangle = 2^j \langle f(x, y), \phi(2^j x - k, 2^j y - l) \rangle \\ D^j_V = \langle f, \Psi^1_{j,k,l} \rangle = 2^j \langle f(x, y), \Psi^1(2^j x - k, 2^j y - l) \rangle \\ D^j_H = \langle f, \Psi^2_{j,k,l} \rangle = 2^j \langle f(x, y), \Psi^2(2^j x - k, 2^j y - l) \rangle \\ D^j_D = \langle f, \Psi^3_{j,k,l} \rangle = 2^j \langle f(x, y), \Psi^3(2^j x - k, 2^j y - l) \rangle \end{cases} \dots\dots\dots(\text{II.28})$$

Ces coefficients peuvent être également obtenus par filtrage en utilisent les expressions suivantes :

$$\begin{cases} C^j = \sum_n \sum_m h(2k - n)h(2l - m)C^{j+1}_{n,m} \\ D^j_V = \sum_n \sum_m h(2k - n)g(2l - m)C^{j+1}_{n,m} \\ D^j_H = \sum_n \sum_m g(2k - n)h(2l - m)C^{j+1}_{n,m} \\ D^j_D = \sum_n \sum_m g(2k - n)g(2l - m)C^{j+1}_{n,m} \end{cases} \dots\dots\dots(\text{II.29})$$

Les figures suivantes illustrent le principe de calcul de ces coefficients.

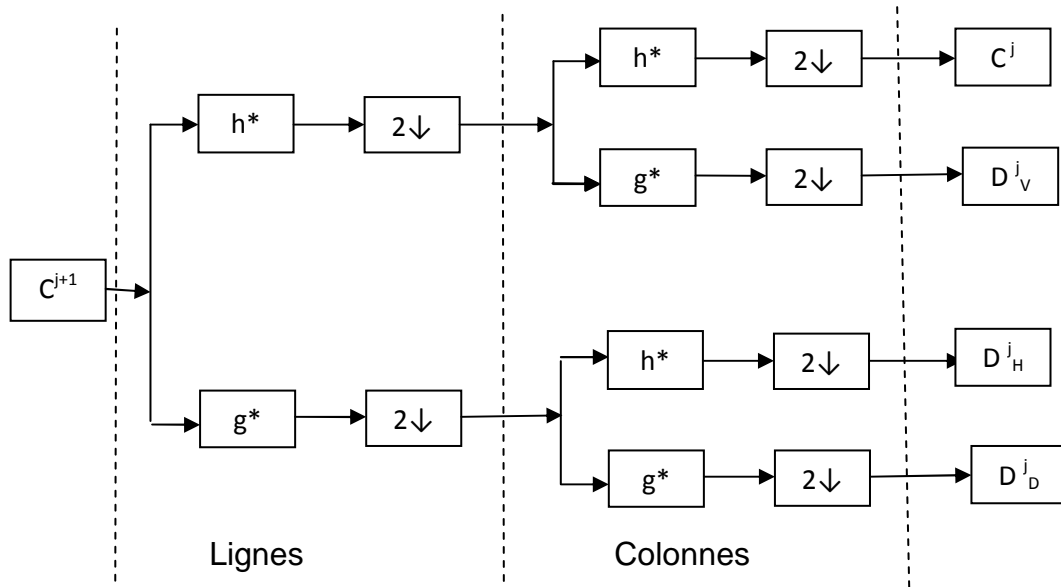


Figure II.6 : schéma de décomposition 2D

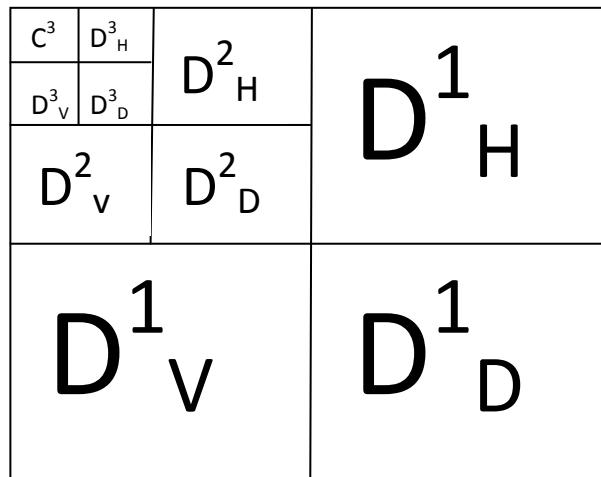


Figure II.7 : Algorithme de décomposition 2D

L'application de l'algorithme de décomposition de S.MALLAT, à une résolution j sur une image initiale C^0 de taille T , consiste à calculer l'approximation C^j à la dernière résolution et un ensemble de détails $\{D^{k,m}\}$ à tous les niveaux de résolution k inférieurs à j .

A chaque itération k de l'algorithme, nous obtenons l'approximation C^k de taille $2^{-2k} T$ et les trois bandes de détails (D^k_V, D^k_H, D^k_D) de taille $2^{-2km} T$ avec $1 \leq m \leq 3$. Le total nous donne la taille initiale T . à la première étape de l'algorithme, on décompose l'image original en C^1 par la transformée en ondelette discrète, c^1 représente l'approximation à la résolution 1 et un ensemble de détails (D^1_V, D^1_H, D^1_D) .

C^1 est obtenue en appliquant un filtre passe-bas h en prenant une colonne sur deux (décimation d'une colonne sur deux de C^0), ensuite nous appliquons le même filtre h en prenant cette fois-ci une ligne sur deux de C^0 (décimation d'une ligne sur deux de C^0).

Les détails (D^1_V, D^1_H, D^1_D) traduisent l'information perdue entre C^0 et C^1 , sont obtenus en appliquant respectivement les filtres résultant du produit tensoriel des filtres h et g en prenant soin de décimer une fois les colonnes et une fois les lignes.

De la même manière que dans le cas monodimensionnel, la reconstruction des approximations bidimensionnelles peut se faire selon le schéma suivant :

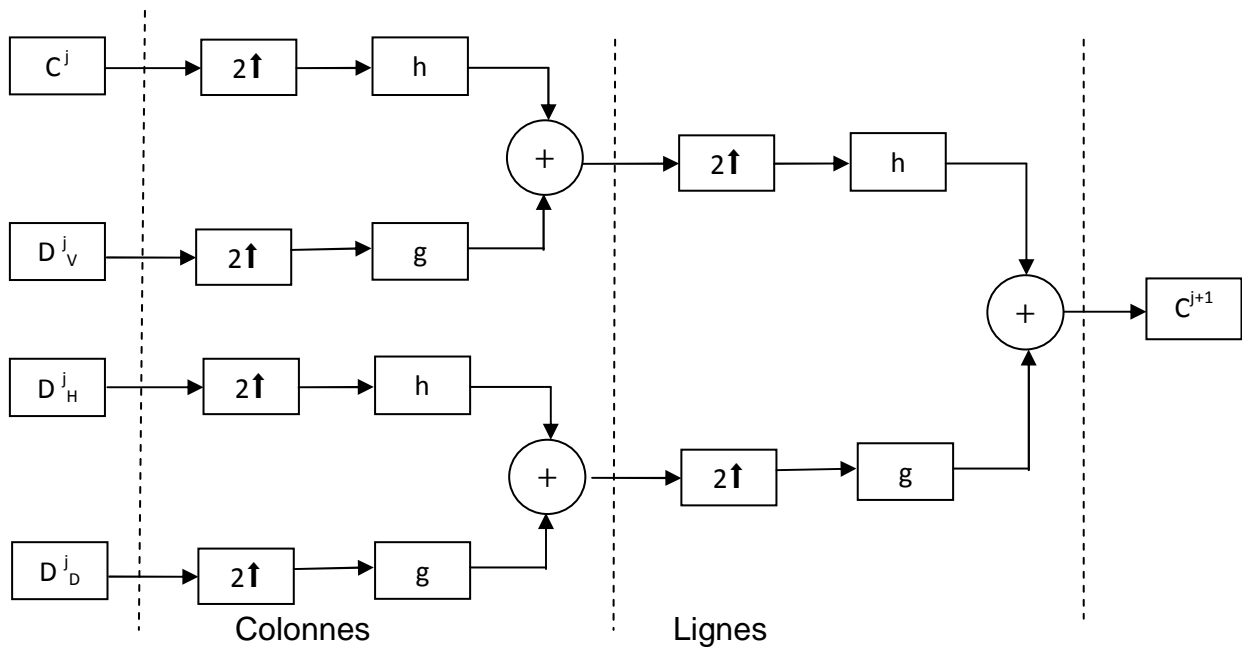


Figure II.8 : schéma de reconstruction 2D

II.5- Algorithme à trous :

L'algorithme à trous a été l'un des premiers algorithmes utilisés pour réaliser une translation en ondelettes discrètes sur un signal monodimensionnel, il est plus souple dans la mesure où les familles d'ondelettes ne sont pas orthogonales, les conditions sur les filtres, seront moins contraintes, de plus ne présentant pas de décimation, la transformée en ondelette par trous correspondante sera invariante en translation.[8]

Dans cet algorithme, la dilatation de l'ondelette n'est pas effectuée ceci entraîne que les différentes approximations de l'image (l'image contexte) ainsi que

les images coefficient (les images de structure) auront toutes la même dimension (celle de l'image originale).

On calcule la transformée en ondelette suivante :

$$W(2^j, k) = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi\left(\frac{t-k}{2^j}\right) f(t) dt \dots \dots \dots (II. 30)$$

En effectuant le changement de variable suivante : $t' = \frac{t-k}{2^j}$

$$W(2^j, k) = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi^*(t') f(2^j t' + k) dt' \dots \dots \dots (II. 31)$$

L'intégrale peut s'écrire :

$$d(2^j, k) = \sum_{-\infty}^{+\infty} \Psi^*(n) f(2^j n + k) \dots \dots \dots (II. 32)$$

II.5-1 Décomposition :

Soient d_k^j les coefficients d'ondelettes calculer par cet algorithme à la résolution 2^j et S_k^j les coefficients d'approximation correspondants :

$$S_j(k) = h \sum_n (n) S_{j-1}(k + 2^{j-1} n) \dots \dots \dots (II. 33)$$

Avec h un filtre passe-bas donnée :

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

On à donc une convolution avec le filtre h et avec un pas entre éléments de 2^{j-1} créant des trous, d'où le nom de l'algorithme.

Les coefficients en ondelettes à l'échelle j sont obtenus par :

$$d_j(k) = \left\langle f(x), \frac{1}{2} \psi\left(\frac{x-k}{2^j}\right) \right\rangle \dots \dots \dots (II. 34)$$

Si l'ondelette $\psi(x)$ est choisie comme étant le résultat de la différence de deux interpolation, alors les coefficients en ondelettes son donnée par :

$$d_j(k) = S_{j+1}(k) - S_j(k) \dots \dots \dots (II. 35)$$

une seule convolution est donc effectuée par échelle :

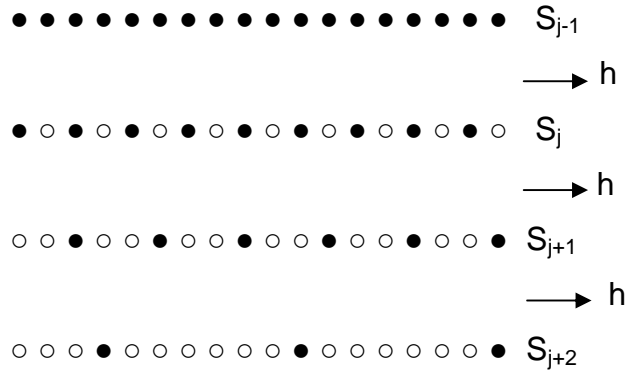


Figure II.9 : structure de calcul d'approximation par l'algorithme à trous

II.5-2 La reconstruction :

La reconstruction est effectuée en sommant tous les coefficients en ondelettes obtenus et l'approximation à la dernière échelle du signal (notée $S_N(k)$) :

$$S_1(k) = S_n(k) + \sum_n d_n(k) \dots \dots \dots (II. 36)$$

L'algorithme à trous s'étend facilement à la dimension 2. Contrairement à l'analyse multirésolution, une seule ondelette est nécessaire (au lieu de 3) et le calcul des coefficients est plus isotrope.

Le calcul des coefficients d'approximations peut alors se faire par une convolution 1D sur les lignes puis sur les colonnes et le calcul des coefficients d'ondelette se réduisent à faire la différence de deux plans d'approximation successive.

II.6- les familles d'ondelettes :

Il existe plusieurs familles d'ondelette,[7] classées selon leurs propriétés, on peut citer :

II.6-1- les ondelettes simples : qui permet une analyse continue mais les algorithmes de calcul rapide ne sont pas disponibles, à titre d'exemple on à :

a- L'ondelette de Morlet (1984) qui est donnée par l'équation suivante :

$$\Psi_{\omega}(t) = e^{i\omega t}e^{-t^2/2} - \sqrt{2}e^{-\omega^2/2}e^{-i\omega t}e^{-t^2} \dots \dots \dots (II. 37)$$

Et schématisée par la figure suivante :

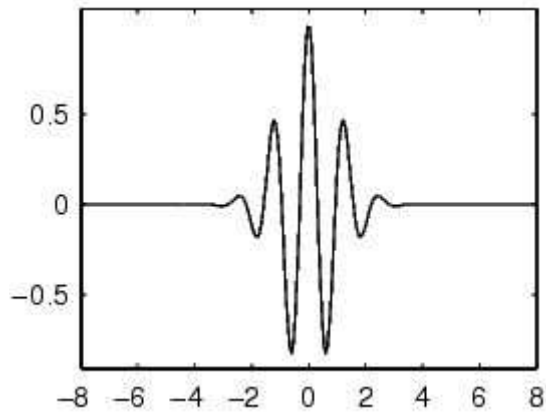


Figure II.10 : ondelette de Morlet

b- L'ondelette chapeau mexicain (Mixihat) qui est donnée par l'équation :

$$\Psi(t) = (1 - t^2)e^{-t^2/2} \dots \dots \dots (II. 38)$$

Et schématisée par la figure suivante :

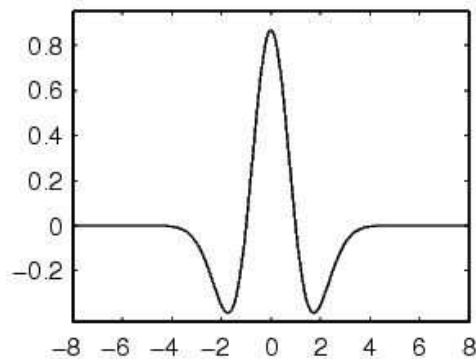


Figure II.11 : Ondelette Mixihat

II.6-2- les ondelettes infiniment régulières : c'est le cas d'ondelettes de Meyer qui permettent une analyse continue ainsi qu'une analyse discret mais sans utiliser les filtres numériques à réponse impulsionnelle finie, ce qui ne permet pas l'utilisation des algorithmes de calcul rapides.

Alfred Haar à construit en 1909 des bases considérées aujourd'hui comme le fondement de la théorie des ondelettes. Haar a défini une fonction h(x)

telle que présentée dans l'équation suivante :

$$\begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \text{pour } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \dots\dots\dots(\text{II.39})$$

Et schématisée par la figure suivante :

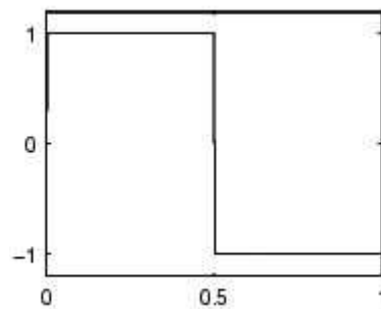


Figure II.12 : Ondelette de Haar

II.6-3 les ondelettes orthogonales à support compact : qui permettent une analyse continue et des algorithmes e calcul rapide, c'est le cas des ondelettes de Daubichies, qui nous permet de mettre en œuvre l'analyse par la transformée en ondelettes discrètes. Elles sont définies par l'équation suivante :

$$\Psi(t) = N [-\frac{1}{2}\varnothing(t + 1) + \varnothing(t) - \frac{1}{2}\varnothing(t - 1)] \dots\dots\dots(\text{II. 40})$$

Avec:
$$\varnothing(t) = \begin{cases} \frac{1}{6}(t + 2)^3 & \text{pour } -2 \leq t \leq -1 \\ \frac{2}{3} - t^2 \left(1 + \frac{t}{2}\right) & \text{pour } -1 \leq t \leq 0 \\ \frac{2}{3} + t^2 \left(1 - \frac{t}{2}\right) & \text{pour } 0 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Et :
$$N = 6\sqrt{\frac{70}{1313}} \quad \text{et tel que } \|\Psi\| = 1$$

II.6-4 Les paires ondelettes Bi-orthogonales à support compact : il s'agit d'utiliser deux ondelettes, une pour la décomposition et une pour la reconstruction.

II.7- propriétés des ondelettes :

Nous allons rappeler les propriétés importantes souhaitées pour une ondelette, cependant il n'est pas possible de construire des ondelettes ayant toutes ces propriétés, il faudra faire un compromis en rapport avec l'application voulue.[5]

II.7-1 Orthogonalité :

Si les ondelettes sont orthogonales, le domaine de la transformée on ondelette est parfaite et la décomposition numérique est stable, si l'AMR est orthogonale, les operateurs de projection dans les différents sous espaces conduisent à des approximations optimales.

II.7-2 Support compact :

Si la fonction d'échelle ϕ et l'ondelette ψ sont à support compacte, les filtres h et g sont des filtres à réponse impulsionnelle, ce qui est requis dans les implémentations. S'ils ne sont pas à support compact, une décroissance rapide est souhaitable de sorte que les filtres associés puissent être raisonnablement approchés par des filtres à réponse impulsionnelle finie.

II.7-3 Symétrie :

Si la fonction d'échelle et l'ondelette sont antisymétriques, alors les filtres sont à phase linéaire. S'il on n'a pas cette propriété, cela entraîne une distorsion de phase lors de la reconstruction.

II.7-4 Régularité :

Une ondelette est dite régulière d'ordre n si elle n fois continument dérivable, cela veut dire qu'elle appartient à la classe C^n , plus une ondelette est régulière, plus son spectre décroît rapidement à l'infinie, si l'on prend une ondelette peu régulière, la décroissance spectrale sera lente, introduisant des fréquences élevées dans le signal ce qui correspond à une certaine irrégularité.

II.8- conclusion :

Dans ce chapitre nous avons abordés les étapes nécessaire à la mise en ouvre de la théorie des ondelettes, nous avons vu que l'analyse multirésolution est l'outil déterminant pour exploiter tous les atouts de cette théorie, ainsi on à présenter les différents algorithmes de calcul de la transformée en ondelettes.

Dans le chapitre suivant nous allons expliquer comment appliquer la théorie des ondelettes avec nôtre méthode pour segmenter les images.

Chapitre III : Description de la méthode adoptée

III.1. Introduction :

La segmentation d'images consiste à localiser dans une image les régions (ensembles de pixels) appartenant à une même structure (objet ou scène imagée).

Aujourd'hui vue la simplicité de la définition de l'objectif de la segmentation d'images et la richesse des travaux effectués dans ce domaine on pourrait penser que la segmentation d'images est un problème en grande partie résolu.

Les ondelettes ont déjà été appliquées à la segmentation d'images. La méthode que nous abordons consiste à déterminer à chaque niveau de résolution, des attributs appelés facteur de forme en combinant les informations des différents niveaux de résolution.

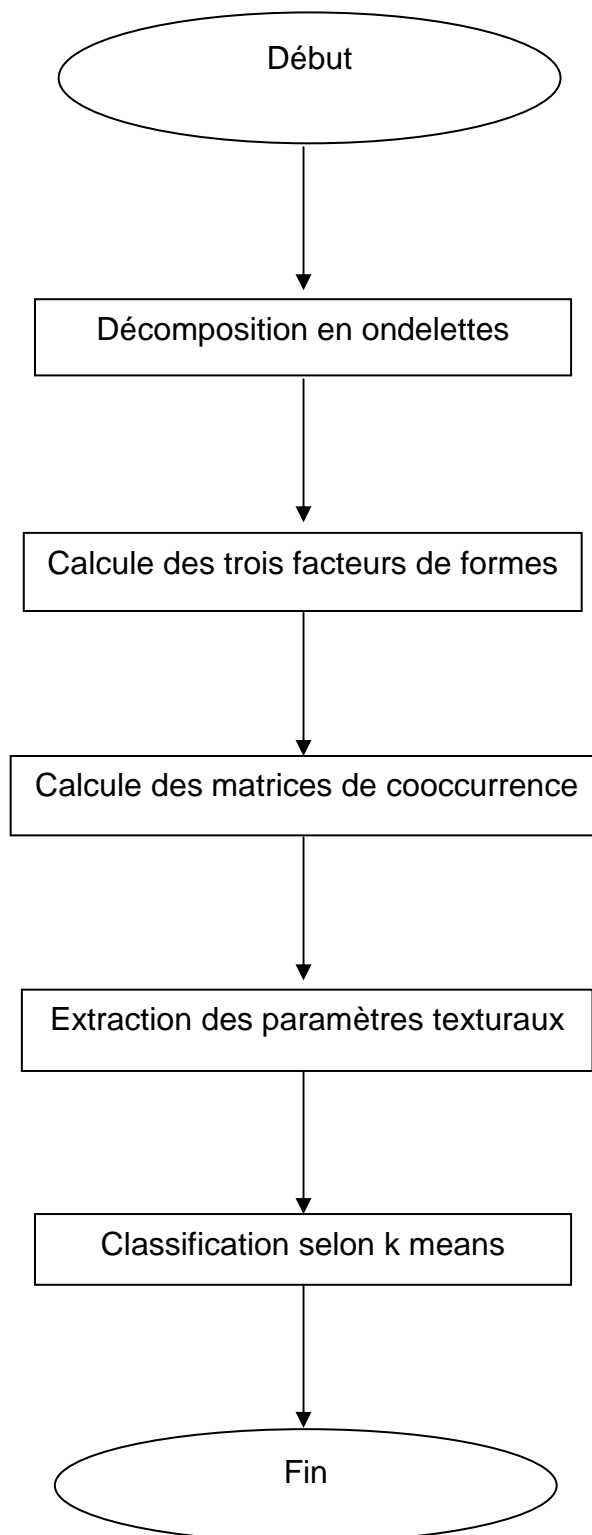
La méthode des matrices de cooccurrence est largement utilisée dans le monde du traitement d'image. Elle présente une grande simplicité de mise en œuvre et donne de bons résultats sur la plupart des types d'images. C'est ce qui justifie notre choix de l'assembler avec la méthode d'analyse multirésolution basée sur la transformation en ondelettes.

Quatre matrices de cooccurrences correspondant aux directions 0° , 45° , 90° et 135° sont obtenues pour chaque image. Pour faciliter les calculs, les 256 niveaux de gris $f(i,j)$ ont été regroupés en 32 intervalles égaux. $g(i,j) = f(i,j) / 8$ (avec i ou $j = 0, 1, \dots, 31$). Les paramètres texturaux retenus sont le contraste, l'entropie, la corrélation et l'homogénéité locale.

Une fois les facteurs de forme et les paramètres texturaux sont calculés pour chaque pixel, une classification selon le Kmeans est effectuée.

III.2. 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, le calcul des quatre paramètres texturaux, et la segmentation par la méthode de kmeans.

Organigramme de segmentation :**Organigramme de segmentation**

III.2.1- La décomposition en ondelettes

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

- une approximation C^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 décomposition en ondelettes sur $j=3$ niveaux d'une image originale discrète C supposée de niveau de résolution 0, s'écrit :

$$C_0 = C^3 + D^3_1 + D^3_2 + D^3_3 + D^2_1 + D^2_2 + D^2_3 + D^1_1 + D^1_2 + D^1_3 \dots \text{ (III.1)}$$

III.2.2- Calcul des trois facteurs de forme

Si les coefficients de l'image d'approximation C^j et de l'image de détail D^{j_1} d'orientation 1 ($l=1,2,3$) sont désignés respectivement par $C^{-j,k}$ et $d^{-j,k}_l$ alors, le facteur de forme associé au pixel k du niveau de décomposition j est défini par (Loum et al,1995)[6]:

$$ff^j_l(k) = \frac{\sqrt{(C^{-j,k})^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{b \in V_j(k)} (d_l^{-j,b})^2}}{|C^{-j,k}|} \dots \dots \dots \text{ (III.2)}$$

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 $2^{j-1} \times 2^{j-1}$ (voir fig. III.1).

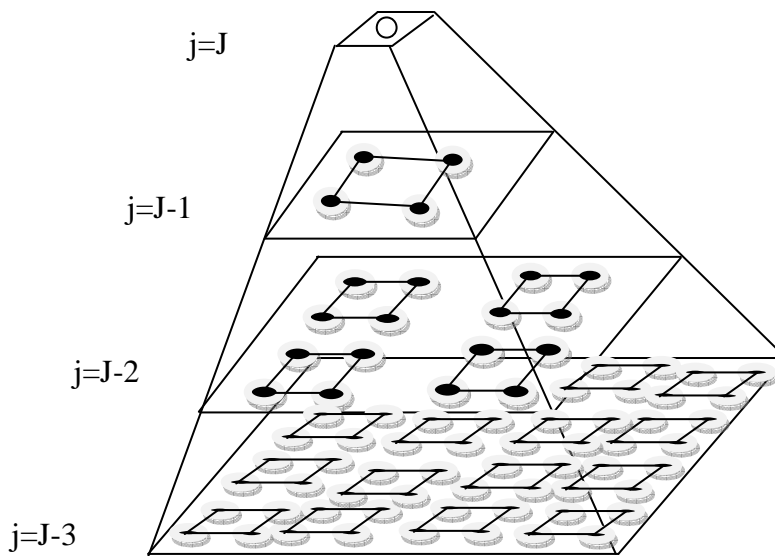


Fig.III.1. Exemple de voisinage $V_j(k)$

On 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 (Loum et al, 1995).

III.2.3- Matrices de cooccurrences :

Pour une translation t définie par l'orientation θ et la transition d , la matrice de cooccurrence MC_t d'une région R est définie pour tout couples de niveau de gris (i, j) par :

$$MC_{t(d,\theta)}(i,j) = \text{card} \{ (s,s+t) \in R^2 \} \dots\dots\dots (III.3)$$

s a pour niveau de gris i et $s+t$ a pour niveau de gris j .

$MC_t(i,j)$ est donc le nombre de couples de sites $(s, s+t)$ de la région considérée et ce, rapporté au totale de transitions.

Pour des raisons de simplification et d'optimisation du temps de calcul, on utilise des matrices symétriques en prenant en compte les transitions inverses (-d).

La matrice de cooccurrence symétrique peut alors s'écrire :

$$MC_{t(d,\theta)} = MC_{t1(d,\theta)} + MC_{t2(-d,\theta)} \dots\dots\dots (III.4)$$

Ces matrices fournissent des informations utiles sur la nature d'une texture donnée. Pour une image I, quantifiée sur Ng niveaux de gris elles sont de dimension Ng x Ng. En pratique on réduit généralement cet ensemble de niveau de gris à 8 ou 16 valeurs.

L'exemple suivant illustre le calcul des matrices de cooccurrences d'une façon générale sur une région de 15 pixels quantifiée sur 5 niveau de gris.

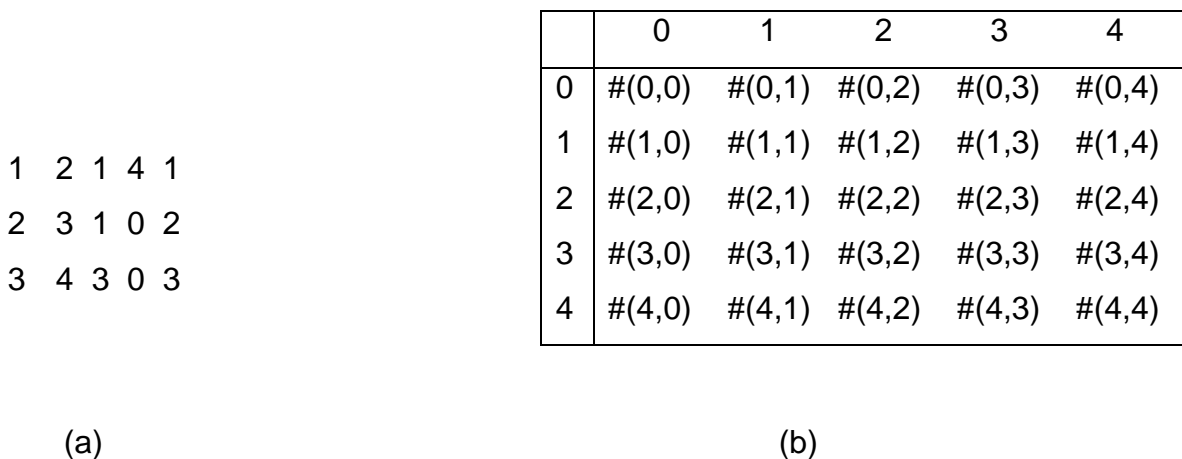


Fig III.2. (a) : région de 15 pixels.
 (b) : forme générale de la matrice de cooccurrence de la région.

Pour la région précédente, les matrices de cooccurrences correspondant à différentes valeurs d'orientation θ, et une translation d'un pixel (d=1), sont donnée par la figure III.2.

Les valeurs de la première ligne de la matrice de cooccurrence (θ=0) correspondent respectivement au nombre de fois que l'on trouve la transition (0 , j)

ou $j = 0, 1, 2, 3, 4$. De la même manière, nous calculons le nombre de transition correspondant aux niveaux de gris 1, 2, 3 et 4.

0	1	1	2	0
1	0	2	1	2
1	2	0	1	0
2	1	1	0	2
0	2	0	2	0

($\theta=0^\circ$)

0	1	1	1	0
1	0	0	1	2
1	0	2	0	0
1	1	0	2	0
0	2	0	0	0

($\theta=45^\circ$)

2	0	0	0	1
0	2	2	1	0
0	2	0	3	0
0	1	3	0	1
1	0	0	1	0

($\theta=90^\circ$)

0	2	0	1	0
2	0	1	1	0
0	1	0	0	2
1	1	0	2	0
0	0	2	0	0

($\theta=135^\circ$)

Fig III.3.

Les éléments de la matrice de cooccurrence sont normalisés en les divisant sur le nombre total de transition (pour $\theta=0$, ce nombre égale à 24).

Les matrices de cooccurrences contiennent une masse d'informations trop importante inexploitable directement dans un processus de classification. Ainsi plusieurs attributs de texture prenant en compte l'ensemble de ces matrices ont été définis par Haralick.[9]

III.2.4- Extraction des paramètres à partir de la matrice de cooccurrence :

A partir des matrices de cooccurrence, nous pouvons évaluer plusieurs paramètres caractérisant la texture. Le domaine de l'extraction de ces paramètres a

connu un essor important. Les plus utilisées sont le contraste, l'entropie, la corrélation et le moment de différence inverse (homogénéité locale).[12]

1- Contraste :

$$CONT = \sum_{|i-j|=0}^{NG-1} [|i-j|^2 \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} MC_t(i,j)] \dots\dots\dots(III.5)$$

Il favorise les fortes transitions de niveau de gris, ainsi il est élevé quand on passe souvent d'un pixel très claire à un pixel très foncé ou inversement.

2- Entropie :

$$ENT = - \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} MC_t(i,j) \text{Log} (MC_t(i,j) + \epsilon) \dots\dots\dots(III.6)$$

Avec: ϵ est une valeur faible (10^{-4}).

Elle fournit un indicateur de désordre que peut présenter une texture. Elle est faible si on a souvent le même couple de pixel, forte si chaque pixel est mal présenté.

3- Corrélation :

$$COR = \frac{1}{N_c \sigma_x \sigma_y} \left| \sum_i \sum_j (i - m_x) (j - m_y) MC_t(i,j) \right| \dots\dots\dots(III.7)$$

Cet indice prend compte de corrélation entre les lignes et les colonnes de la matrice, c'est-à-dire entre le niveau de gris du pixel d'origine et celui d'arrivée de la translation.

4- Homogénéité locale :

$$HOMLOC = \frac{1}{N_c} \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)} MC_t(i,j) \dots\dots\dots(III.8)$$

Ce paramètre est d'autant plus grand que la matrice de cooccurrence est concentrée sur sa diagonale principale. Donc plus l'homogénéité locale est grande,

plus les primitives de texture sont de grande taille. Il reflète l'existence de plage uniforme de textures.

Ces indices, bien que corrélés, réduisent l'information contenue dans la matrice de cooccurrence et permettent une meilleure discrimination des textures.

III.2.5- Segmentation par la méthode de *k*means :

La méthode des *k*-means est un outil de classification classique qui permet de répartir un ensemble de données en *K* classes homogènes. La plupart des images (photos, dessins vectoriels 2D, synthèses 3D, ...) vérifient localement des propriétés d'homogénéité, notamment en termes d'intensité lumineuse. L'algorithme des *k*-means permet donc d'apporter une solution à la segmentation d'images.

Les méthodes de classification issues de l'analyse de données permettent de regrouper des objets possédant des propriétés similaires. Elles constituent donc une approche naturelle pour réaliser une segmentation d'images.

La méthode des *k*-means a été très utilisée dans ce contexte, d'une part pour sa simplicité de mise en œuvre et d'autre part elle peut fournir une bonne approximation de la segmentation recherchée. Néanmoins cette méthode souffre d'un défaut qui a son importance en segmentation d'images : elle introduit des discontinuités spatiales assez fortes aux frontières des classes. Des méthodes de régularisation sont donc généralement employées pour renforcer la connexité et ainsi réduire le nombre de composantes connexes de chaque classe.[6]

L'algorithme du *K-means*

L'algorithme du *K-means* appliqué aux images hyper-spectrales regroupe les pixels en *K* ensembles distincts. Le nombre *K* est fixé à l'avance. Chaque ensemble est représenté par un pixel moyen (ou centre) calculé à partir de tous les autres pixels de cet ensemble. L'algorithme est itératif et procède de la manière suivante :

- affectation aléatoire des pixels aux *K* classes (1)
- calcul des *K* centres (2)
- boucler NB_ITERS fois (3)

- pour chaque pixel i (4)
- $C_i =$ classe du pixel i (5)
- déterminer la classe C_j dont le centre (6)
- est le plus proche du pixel (7)
- si $C_i \neq C_j$ (8)
- bouger le pixel i vers la classe C_j (9)
- recalculer les centres des classes C_i et C_j (10)

L'algorithme du *K-means*

Au départ, les pixels sont répartis aléatoirement entre les K classes (ligne 1). Les centres de chaque classe sont ensuite calculés à partir de cette répartition initiale (ligne 2). Puis l'algorithme rentre dans une phase itérative (ligne 3) où chaque tour de boucle parcourt l'image entière (ligne 4) : pour chaque pixel on détermine sa proximité par rapport aux K classes. Cela revient à calculer une distance entre ce pixel et les centres des classes (lignes 6-7). S'il s'avère que le pixel est plus proche d'une autre classe, alors il change de classe (ligne 9). Comme les classes sont modifiées, il faut alors recalculer de nouveaux centres (ligne 10).

Cet algorithme supporte de nombreuses variantes qu'il est hors de propos de détailler ici, notamment sur la manière d'initialiser les classes qui influe fortement sur le regroupement final.

Notons simplement que le nombre d'itérations (NB_ITER, ligne 3) peut être déterminé à l'avance ou calculé au cours de l'exécution. On peut décider de continuer tant que des pixels changent de classes, ou alors d'arrêter dès que l'on a atteint un faible pourcentage de mouvement entre classes. De même, la mise à jour des centres (ligne 10) n'est pas obligatoire dès qu'un pixel change de classe ; la solution la plus extrême est de faire une mise à jour à chaque fin de boucle. En pratique, on choisit une approche intermédiaire qui consiste à faire une remise à jour tous les B pixels : par exemple à chaque fois que l'on a traité une ou plusieurs lignes de l'image. Enfin, le calcul de la distance (lignes 6-7) est un paramètre important puisqu'il conditionne la notion de proximité entre pixels. Tous les types de distance

peuvent être acceptés, parmi lesquels les distances de Manhattan et Euclidienne sont souvent considérées.

III.3-conclusion :

Dans ce chapitre on a présenté notre méthode de segmentation, qui consiste à la décomposition en ondelettes, et à chaque niveau de résolution on calcule les facteurs de forme. Quatre matrices de cooccurrences correspondant aux quatre directions sont calculées. A partir de ces matrices on calcule les paramètres texturaux (le contraste, l'entropie, la corrélation et l'homogénéité locale). A la fin on fait la classification selon la méthode des K-means.

Dans le prochain chapitre, nous allons appliquer notre méthode pour la segmentation des images test tirées de l'album de Brodatz et des images prises par le satellite Météosat Seconde Génération.

Chapitre IV : tests et résultats

IV.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous présenterons d'abord les résultats obtenus sur quelques images tirées de l'album de Brodatz. Les textures sont parfaitement identifiées et le nombre de classes est connu. Cette méthode sera appliquée, aux images Météosat Second Génération (MSG). Dans notre application l'ondelette utilisée est celle de Haar, L'algorithme de segmentation a été implanté en langage de programmation MATLAB.

IV.2. Présentation des images de l'album de Brodatz :

Les images de Brodatz de la figure (IV.1) sont de taille 180×180 pixels codées sur 256 niveaux de gris. Elles sont constituées de textures naturelles confinées dans des surfaces dont les frontières sont très difficiles à discerner. L'image test1, comme l'image test3, est constituée de trois régions de textures différentes. L'image test2 présente quatre régions texturées.

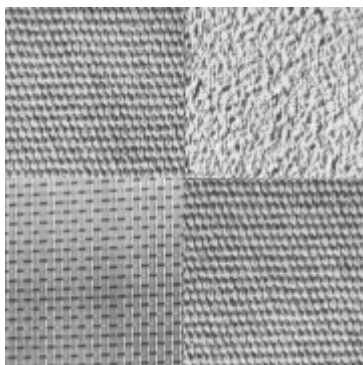


image test1

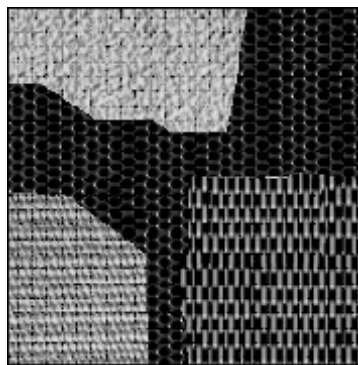


image test2

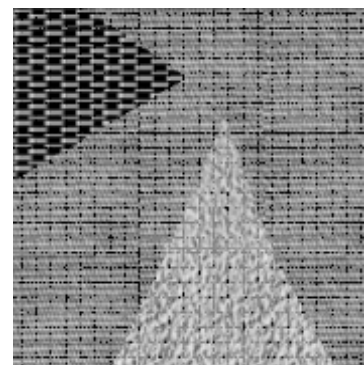


image test3

Fig. IV.1. Images texturées de Brodatz.

IV.3. Application de la méthode à la segmentation d'images de l'album de Brodatz :

Nous présentons les résultats de segmentation obtenus au niveau de la première décomposition.

IV.3.1-Image test1

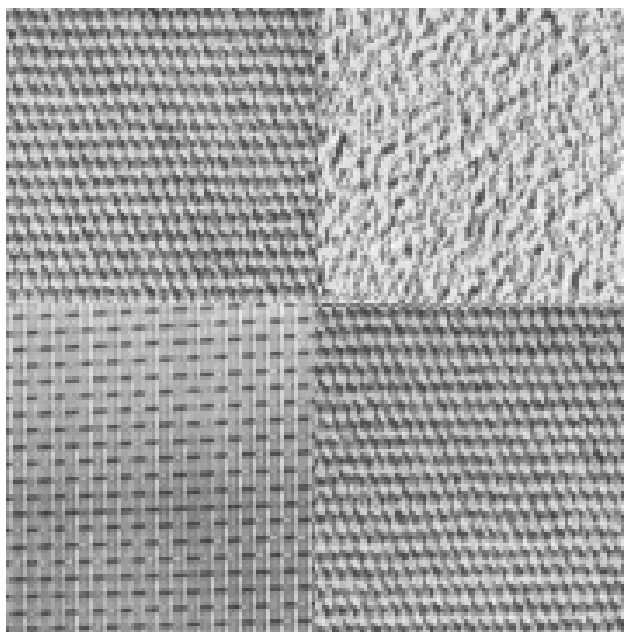
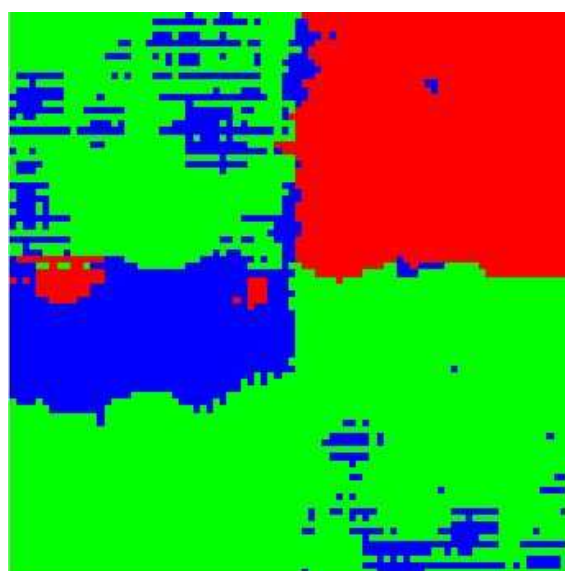


Image originale



Image segmentée



colormap

Fig. IV.2. Résultat de segmentation de l'image test 1

IV.3.2-Image test2 :

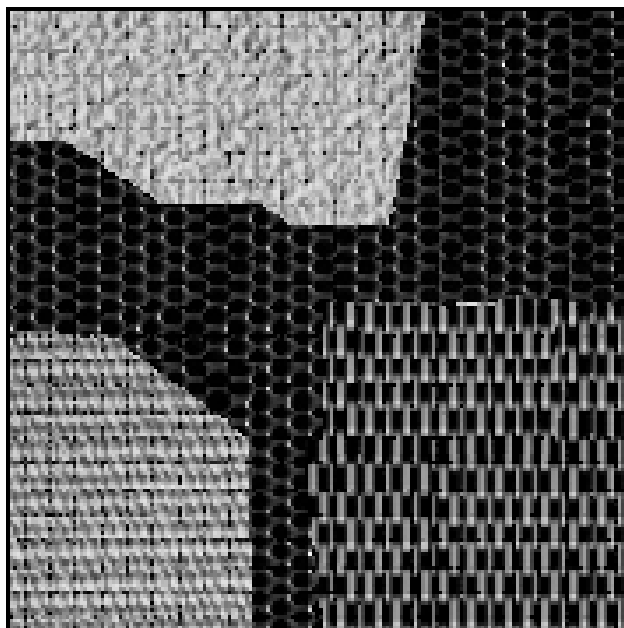


Image originale

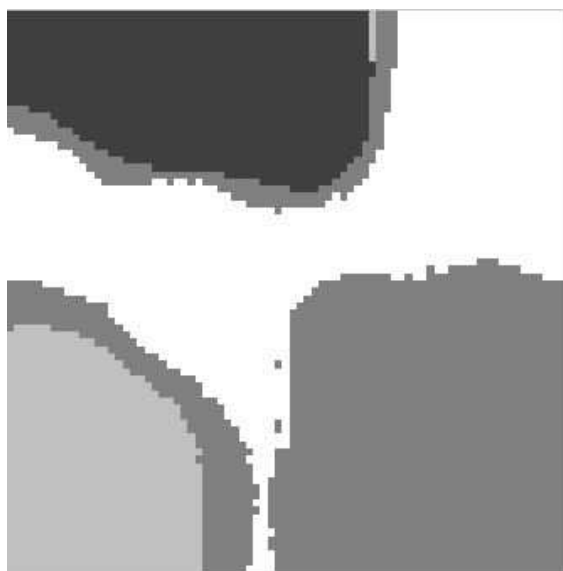
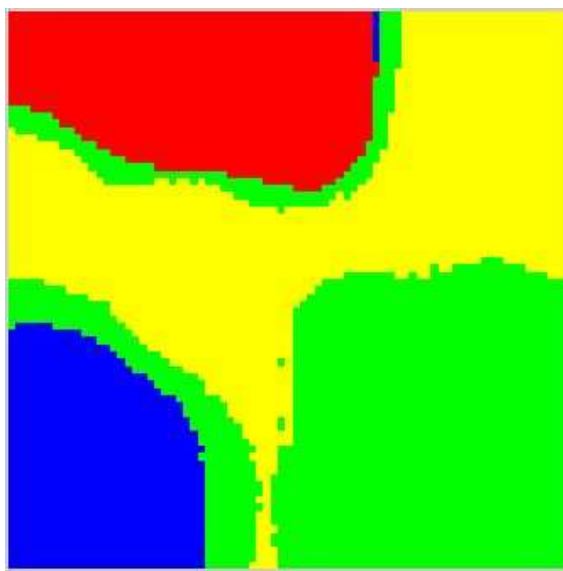


Image segmentée



colormap

Fig. IV.3. Résultat de segmentation de l'image test 2

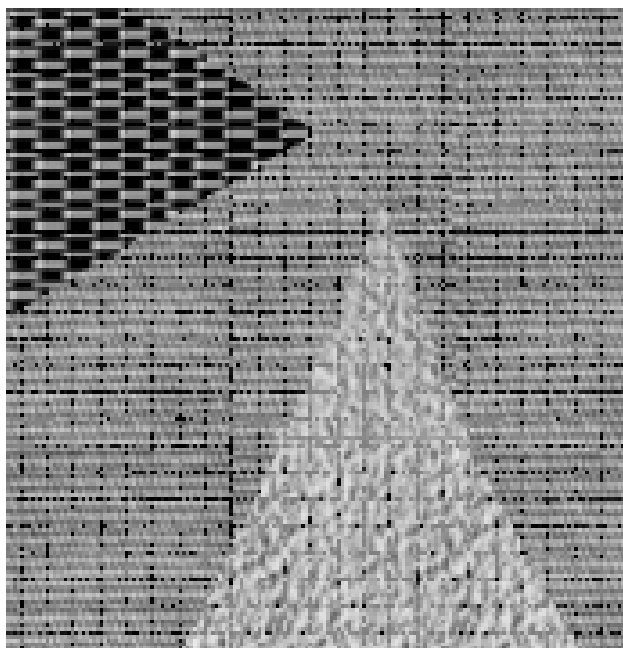
IV.3.3-Image test 3 :

Image originale

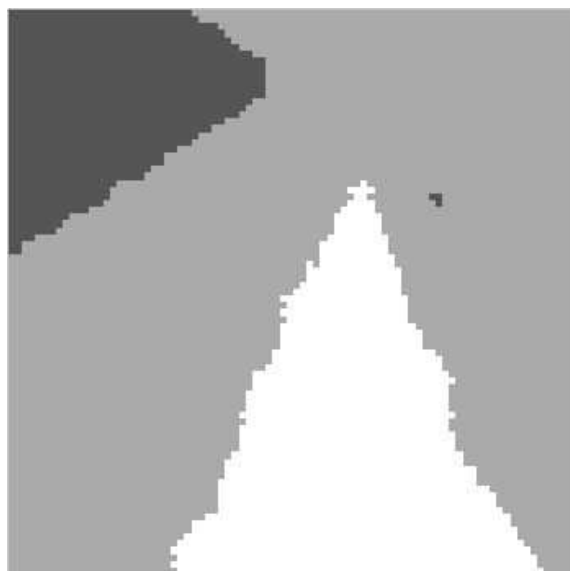
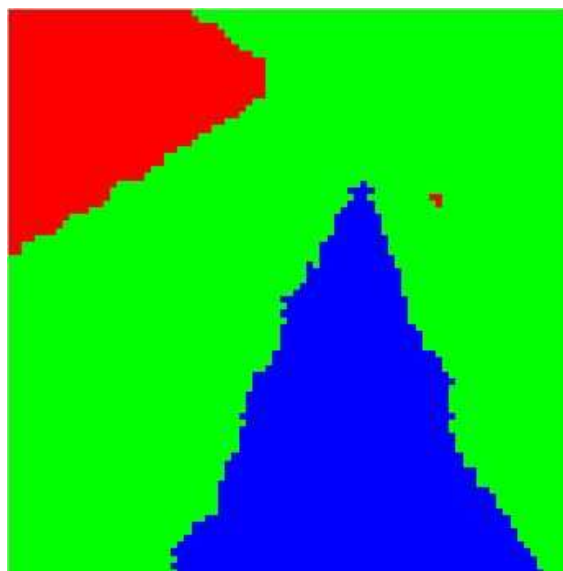


Image segmentée



colormap

Fig. IV.4. Résultat de segmentation de l'image test 3

IV.4- Présentation des images MSG :(voir annexe 02)

Nous allons appliquer notre méthode sur deux images MSG prise dans les canaux infrarouge et visible (voir **fig.IV.5**) de fenêtre de taille 512 x 512 pixels, les valeurs possibles des niveaux de gris vont de 0 à 255.

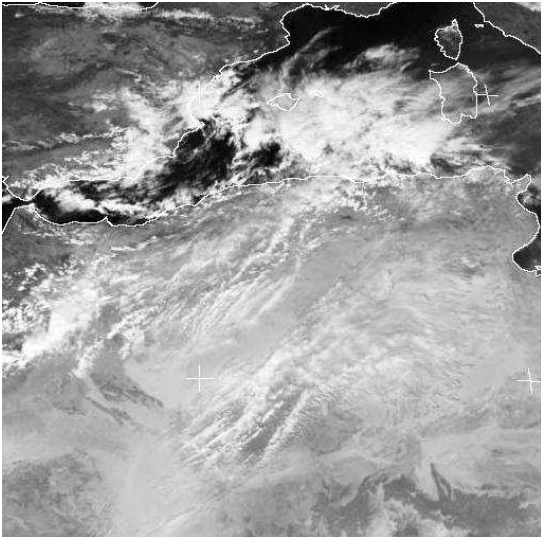


Image1 : dans le canal visible

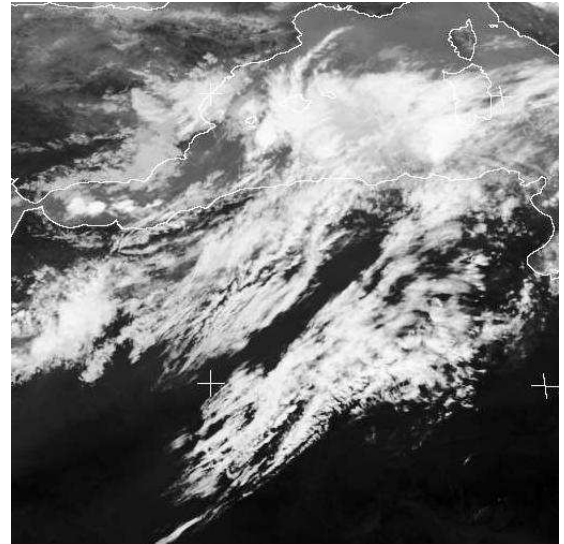


image2 : dans le canal infrarouge

Fig. IV.5 : Images MSG

IV.5. application de la méthode à la segmentation d'images MSG :

L'application de notre méthode aux images MSG a donné le résultat décrit par les images suivantes :

IV.5.a niveau de décomposition 1 :

Nous présentons les résultats de segmentation obtenus au niveau de décomposition 1.

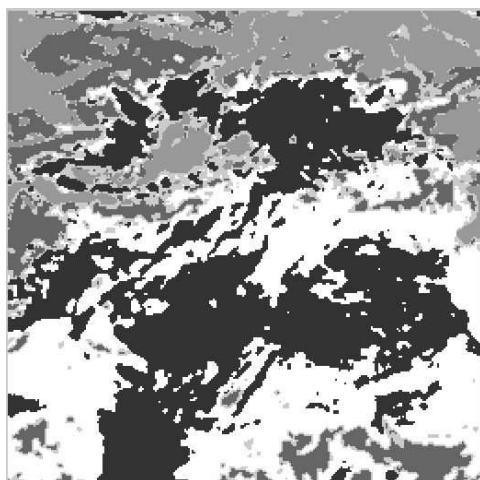
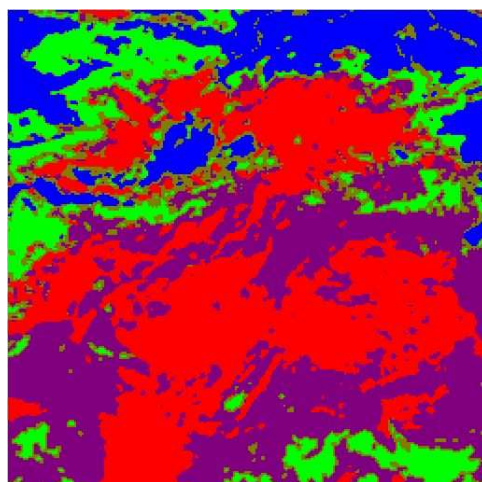
IV.5.a.1- image1 en 05 classes :

Image segmentée



colormap

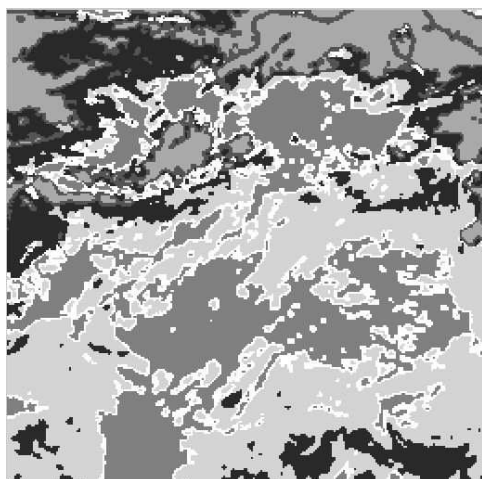
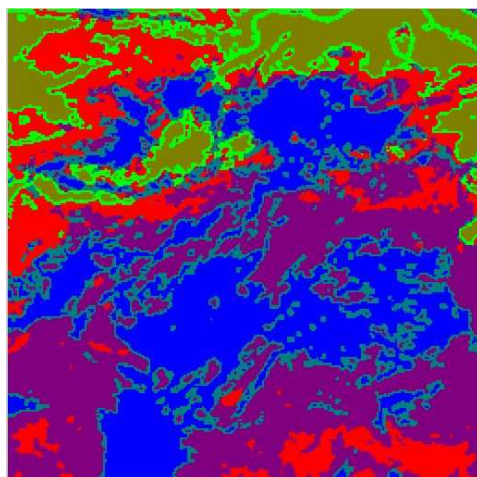
IV.5.a.2- image1 en 06 classes :

Image segmentée



colormap

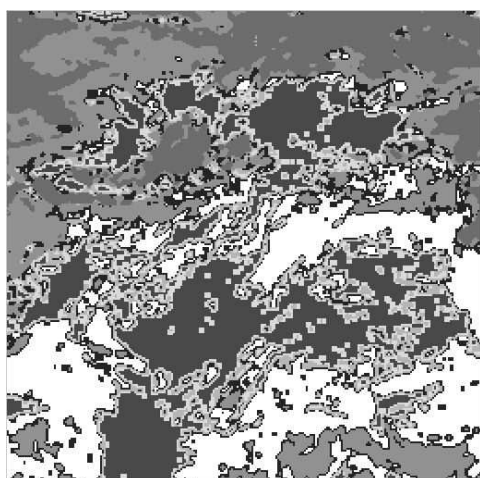
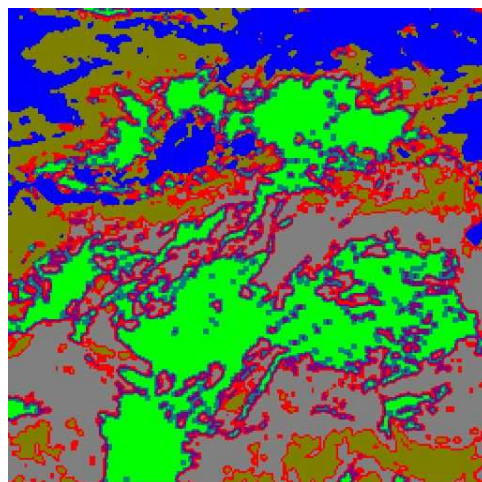
IV.5.a.3-image1 en 07 classes :

Image segmentée



colormap

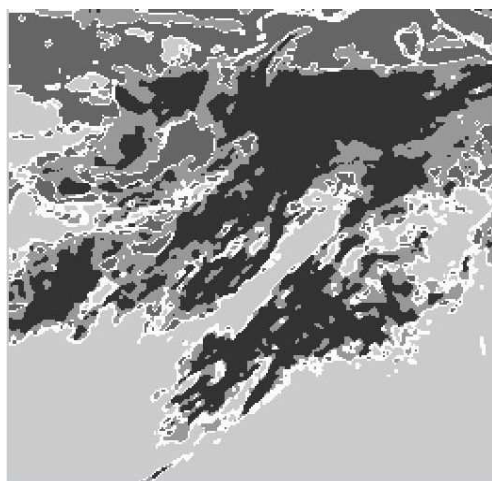
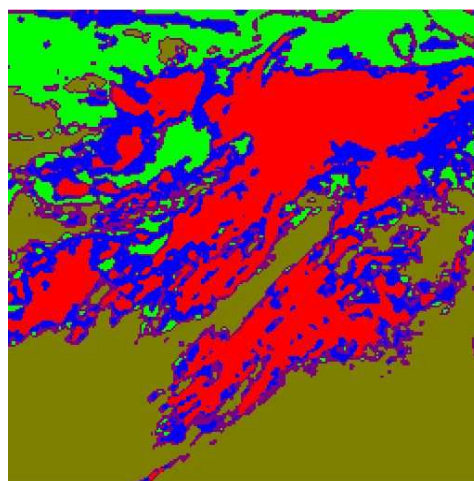
Fig. IV.6 Résultat de segmentation de l'image 01.**IV.5.a.4- image 02 en 05 classes :**

Image segmentée



colormap

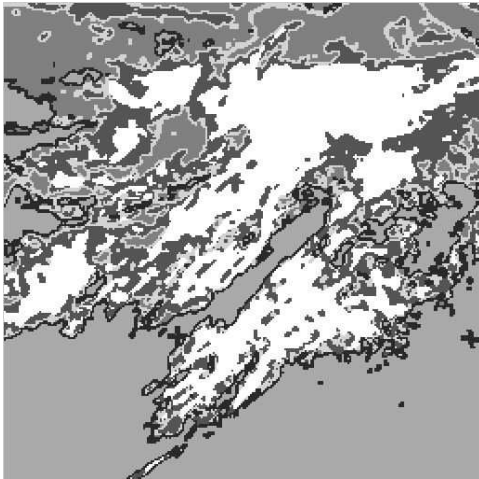
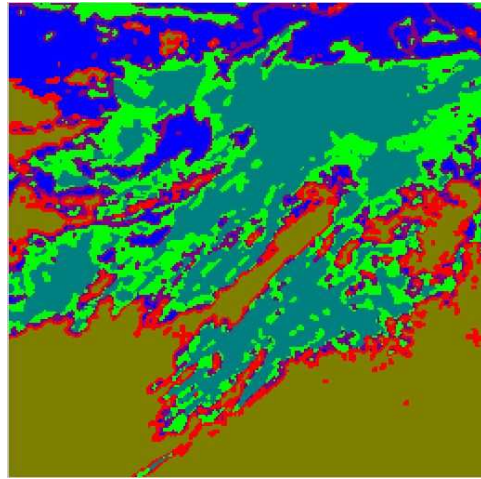
IV.5.a.5- image 02 en 06 classes :

Image segmentée



colormap

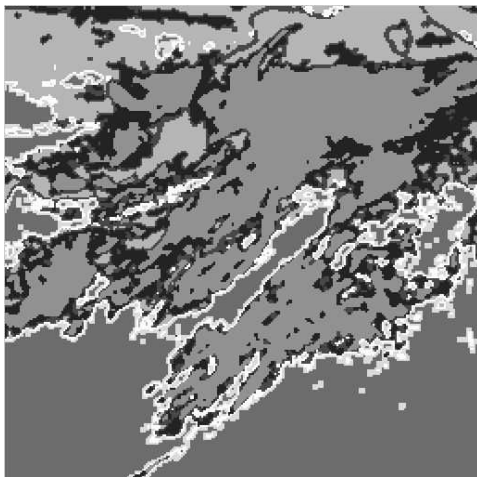
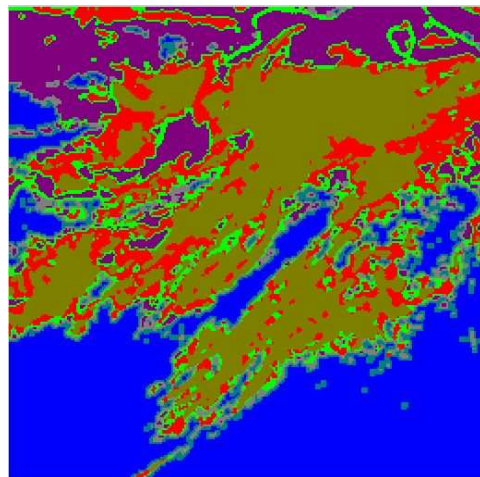
IV.5.a.6- image 02 en 07 classes :

Image segmentée



colormap

Fig. IV.7 Résultat de segmentation de l'image 02

IV.5.b- niveau de décomposition 2 :

Nous présentons les résultats de segmentation de la deuxième image obtenus au niveau de décomposition 2.

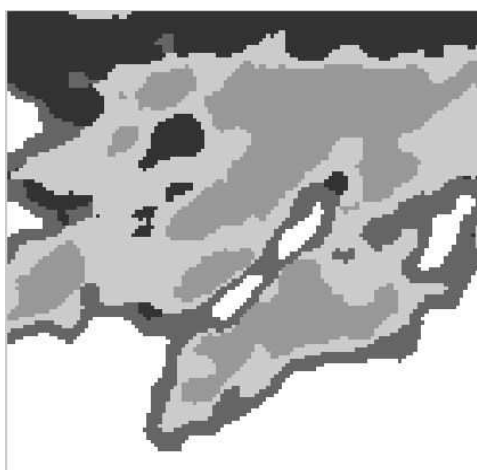
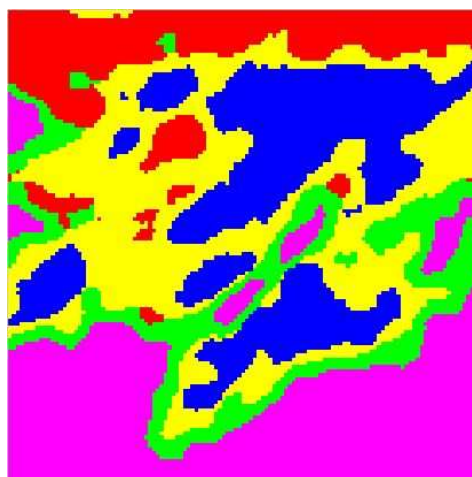
IV.5.b.1 image 02 en 05 classes :

Image segmentée



colormap

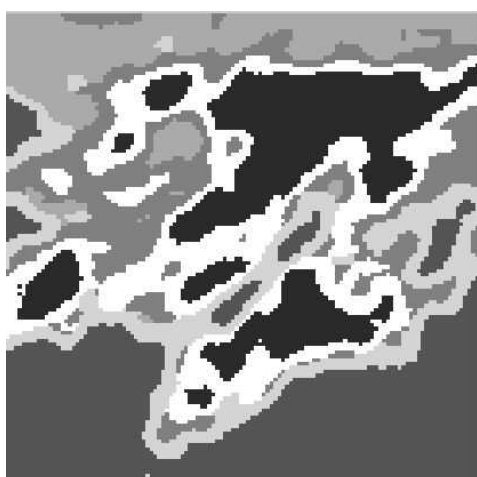
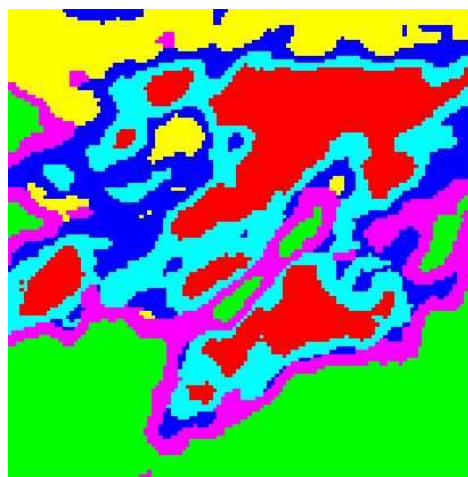
IV.5.b.2 image 02 en 06 classes :

Image segmentée



colormap

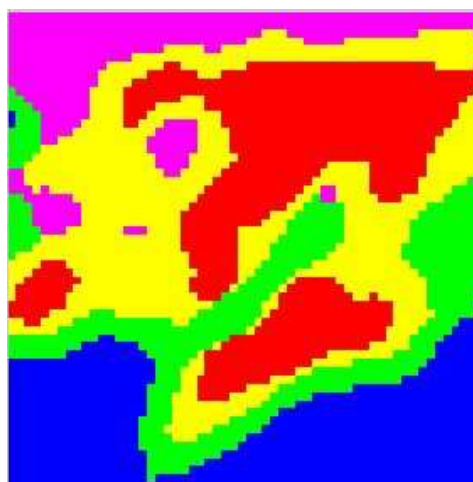
Fig. IV.8 Résultat de segmentation au niveau de décomposition 2

IV.5.c- niveau de décomposition 3 :

Nous présentons les résultats de segmentation de la deuxième image obtenus au niveau de décomposition 3.

IV.5.c.1- image 02 en 05 classes :

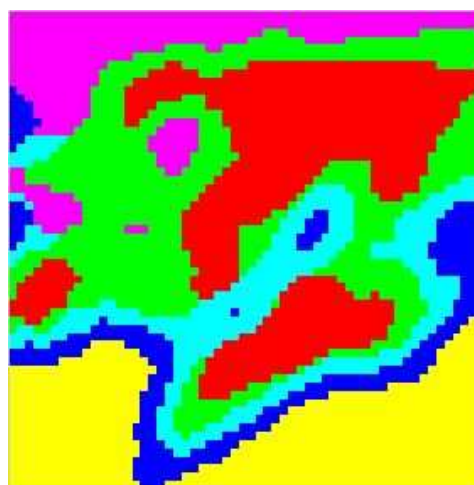
Image segmentée



colormap

IV.5.c.2- image 02 en 06 classes :

Image segmentée



colormap

Fig. IV.7 : Résultat de segmentation au niveau de décomposition 3.

IV.5.d- le nombre de pixels :

Les tableaux suivant nos donnees le nombre de pixels pour chaque classe dans chaque niveau de résolution :

IV.5.d.1- Images test :

	Classe	Classe 01	Classe 02	Classe 03	Classe 04
Image test 01	Nbr de pixels	2490	3943	1607	0
Image test 02	Nbr de pixels	3320	1183	2170	2410
Image test 03	Nbr de pixels	4067	879	1547	0

IV.5.d.2- Image MSG 01 à la première résolution :

classe	Classe 01	Classe 02	Classe 03	Classe 04	Classe 05	Classe 06	Classe 07
Nbr de pixels	3750	7469	11863	6208	8491	7038	13894
Nbr de pixels	10750	9006	13272	8117	10018	9541	0
Nbr de pixels	17000	15202	15640	11511	11594	0	0

IV.5.d.3- Image MSG 02 à la première résolution :

classe	Classe 01	Classe 02	Classe 03	Classe 04	Classe 05	Classe 06	Classe 07
Nbr de pixels	30750	9657	7135	8048	5710	1722	6069
Nbr de pixels	11000	9179	10607	18469	6554	8803	0
Nbr de pixels	7000	14205	6780	8966	18517	0	0

IV.5.d.4- Image MSG 02 à la deuxième résolution :

classe	Classe 01	Classe 02	Classe 03	Classe 04	Classe 05	Classe 06
Nbr de pixels	2318	1744	3916	2353	2557	2468
Nbr de pixels	2806	3916	2353	2557	2446	0

IV.5.d.5- Image MSG 02 à la troisième résolution :

classe	Classe 01	Classe 02	Classe 03	Classe 04	Classe 05	Classe 06
Nbr de pixels	1102	330	649	723	661	487
Nbr de pixels	1044	527	952	383	779	0

IV.5.e- Temps d'exécution des programmes :

Le temps d'exécution des programmes de segmentation dans les trois niveaux de résolutions des images MSG :

Niveaux de résolutions	Temps d'exécution du programme (s)
Niveau 01	412
Niveau 02	085
Niveau 03	022

Temps d'exécution des programmes**IV.6- Discussion des résultats :****IV.6.a- images tests :**

Le résultat obtenu avec notre méthode sur les images de l'album de Brodatz est satisfaisant, les différentes classes ont été correctement identifiées, et nous remarquons que les contours sont bien définis.

IV.6.b- images MSG :

Bien que les résultats obtenus avec le niveau de décomposition 01 aient été bons, elle présente néanmoins l'inconvénient du temps de calcul qui est trop élevé par rapport aux niveaux de décomposition 02 et 03, qui est 05 fois plus de la décomposition 02, et de 30 fois plus de la troisième décomposition.

Contrairement aux résultats de niveau 01, les résultats de segmentation de niveau 02 et niveau 03 montrent une bonne discrimination des textures. En effet, les facteurs de forme ont été calculés par combinaison, respectivement, des deux et trois niveaux de résolutions. Par conséquent, 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 niveau1 au niveau 2 et au niveau 3.

Conclusion générale

Ce travail nous a permis d'une part, d'avoir une idée sur le traitement d'image en général et sur la segmentation d'image en particulier qui est un domaine très intéressant mais aussi très vaste et d'autre part, d'approfondir nos connaissances dans le domaine de la programmation.

Notre but est de mettre en œuvre un modèle de segmentation d'image.

Dans ce mémoire, nous avons abordé un travail sur la segmentation d'image par approche multirésolution utilisant la décomposition en ondelette associée à la méthode des matrices de cooccurrence.

La méthode que nous avons adoptée a donné de bons résultats. En effet, les résultats illustrent le 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.

La localisation des frontières entre les différentes textures est proportionnelle au niveau de la décomposition et devient de plus en plus mauvaise pour chaque augmentation de niveau de résolution.

Par contre en augmentant le nombre de classes, on remarque un excès de détail dans l'image et elle devient moins claire.

Par ailleurs, il est tout à fait évident de constater que l'exécution de notre algorithme introduit un compromis entre la qualité de segmentation et la localisation des frontières.

L'objectif principal a été atteint, mais il reste quelques problèmes ouverts auxquels il faut remédier. A cet effet, nous suggérons donc d'élargir cette étude à un modèle hiérarchique utilisant la méthode du maximum de vraisemblance pour la classification qui est l'algorithme le plus utilisé, pour le traitement d'images satellitaires.

Bibliographie

Thèses :

[1] T Yahia messaoud et C Yesséf, Segmentation d'images par la ligne de partaged'image des eaux. ELN ing 2006

[2] M Djebbar ameyas, Segmentation d'images MSG avec des techniques directionnelles de codage. ELN mag 2008

[3] Y mouhia,

[4] Bennans S et Toulait M, filtrage des images radar ROS par la méthode des ondelettes.ELN ing 2000

[5] Messaoudi H et Ould dris N et Zehraoui S, segmentation d'image par la transformation en ondelettes sous matlab.ELN ing 2003

[6] I Diouani et D Ouldchikh et K Berbeche, tatouage d'images numérique par paquets d'ondelettes. ELN ing 2004

[7] Zerrouki A, segmentation d'images textures par analyse multi résolution utilisant la décomposition en ondelettes. ELN ing 2006

[8] Kamel O et Abriche M, génération d'un dictionnaire pour le codage des coefficients en ondelettes des images numériques. ELN ing 2003

[9] Belamiri S et Saidi T et Meddane R, compression d'image par paquet d'ondelettes. ELN ing 2003

[10] F Bakhouche et D Driss, segmentation d'images texturées par la méthode des matrices de cooccurrences. ELN ing 2004

Documents internet :

[11] Arab Dalila, Ameer Soltane and Ameer Zohra, article : Segmentation d'images textures par une approche statistique. SETIT : 25-29 Mars 2007 – TUNISIA

[12] BELISSON Andy Anderson LE VIGOUROUX Swann, Analyse et Synthèse de Textures. 2007-2008

[13] TAHAR IFTENE et ABDELMOUNAINE SAFIA, comparaison entre la matrice de cooccurrence et la transformation en ondelettes pour la classification texturale des images hrv (xs) de spot

- [14] Stéphane BAZEILLE, Introduction à Matlab pour le traitement d'image, Le 13 mars 2006
- [15] ALAIN AKONO , EMMANUEL TONYÉ et RAOUL NANJI YOSSI, Étude comparative de quatre techniques de multirésolution par ondelettes pour la classification des images radar à synthèse d'ouverture. *Téledétection*, 2002, vol. 2, n°4, p. 267-277
- [16] Anonyme, Segmentation d'image. Segmentation d'image Wikipédia, 14 novembre 2008

MATLAB

MATLAB (MATrix LABortory) est un logiciel de calcul scientifique dédié plus particulièrement aux applications numériques. A l'origine, il a été conçu pour manipuler des données matricielles ceux qui ont fait un outil majeur de l'analyse de données, du traitement du signal, du traitement d'image, de simulation numérique, ...etc. il possède son propre langage de programmation avec de nombreuses fonctions fournies.

➤ Commandes de base

- Help « commande » : affiche une aide sur la « commande »
- Lookfor « mot » : recherche les fonctions contenant le « mot » dans leurs descriptions.
- Which « commande » : affiche le chemin d'accès à la « commande ».
- who : liste l'ensemble des variables de l'espace de travail.
- Whos : liste l'ensemble des variables ainsi que leurs tailles.
- Clear all : supprime l'ensemble des variables de l'espace de travail.
- Clear x : supprime la variable x de l'espace de travail.
- Save : sauvegarde l'ensemble des variables de l'espace de travail dans le fichier par défaut /matlab.mat/.
- Save « fichier » : sauvegarde l'ensemble des variables de l'espace de travail dans « fichier »
- Load : charge les variables contenues dans /matlab.mat/ dans l'espace de travail
- Load « fichier » : charge les variables contenues dans « fichier ».
- Path : affiche la liste des chemins.
- Path (path, /d:/matlab/) : pour ajouter un nouveau chemin /d:/matlab/ .
- Cd « chemin » : change le répertoire de travail.

➤ Toolbox image

Image processing Toolbox est une collection de fonctions qui se base sur les capacités numériques de visualisation de Matlab. C'est une boîte à outils qui contient une large gamme d'opération sur le traitement d'image qui nous permet, entre autres, de :

- Analyser les images et faire des améliorations.
- Réaliser des opérations sur les images binaires.
- Réaliser des opérations sur des régions d'intérêt.

➤ **Toolbox Wavelet**

Cette boîte à outil nous permet de développer facilement des algorithmes basés sur les ondelettes. Elle nous fournit des outils graphiques (interfaces graphiques) et les fonctions (lignes de commande) qui nous permettent facilement de :

- Exécuter la transformée en ondelettes en signal monodimensionnel.
- Compresser et supprimer les bruits sur les signaux.
- Exécuter l'analyse et la synthèse discrète des signaux monodimensionnels et bidimensionnels.

➤ **Instructions utilisées**

Il est à noter que nous avons utilisé la version de Matlab 7.5. Cependant certains des instructions que nous allons donner ci-dessous, ne fonctionnent qu'avec cette version.

La transformée en ondelettes discrète deux dimensions se fait par deux instructions qui sont les suivantes :

a) dwt2.

Syntaxe : $[Ca , Ch , Cv , Cd] = dwt2 (I , ' ond ') ;$

Avec:

Ca : Le coefficient d'approximation de l'image « I ».

Ch : le coefficient de détail horizontal de l'image « I ».

Cv : le coefficient de détail vertical de l'image « I ».

Cd : le coefficient de détail diagonal de l'image « I ».

Et idwt2 assure la reconstruction de l'image « I »

Syntaxe: $I = idwt2 (Ca , Cd , Ch 'ond') ;$

b) wavedec2

Cette instruction fait la décomposition en ondelettes 2D à plusieurs niveaux.

Syntaxe: **$[C,S]=wavedec2(I,n,'ond');$**

Avec: **n**: niveau de décomposition

C: Vecteur de tous les coefficients (approximation et détails).

[wavrec2] : exécute la fonction inverse (reconstruction) de **[wavedec2]**

Syntaxe: **$I=wavrec2(C,S,'ond')$**

On peut aussi associer aux différentes ondelettes les Filtres de décomposition qui peuvent être définies par la fonction **[wfilters]**.

Syntaxe : **$[Lo_D,Hi_D]=wfilters('ond','d');$**

Avec : **Lo_D** : filtre de décomposition passe-bas.

Hi_D : filtre de décomposition passe-haut.

d : signifie la décomposition.

Notons que cette fonction est utilisée pour la dimension 3 (le principe de l'algorithme de S.Mallat).

Avec la même fonction on peut trouver les filtres de la reconstruction **[Lo_R, Hi_R]** on remplaçant 'd' , par 'r'

Syntaxe : **$[Lo_D, Hi_R]=wfilters('ond','r');$**

➤ **Extraction des coefficients d'approximation : [appcoef2]**

$A=appcoef2(C,S,'ond',n);$

➤ **Extraction des coefficients des détails : *[detcof2]***

Syntaxe : $D = \text{detcof2}(\text{'Coefd'}, C, S, n);$

Avec:

'**Coefd**' est le coefficient de détail qui peut être horizontal (h) ou vertical (v) ou diagonal (d).

➤ **La reconstruction de l'approximation et les détails à partir des coefficients d'ondelettes :**

$Y_1 = \text{wrcoef2}(\text{'Coefd'}, C, S, \text{'ond'}, n);$

Avec :

Coef : signifie soit le coefficient d'approximation '**a**' ou le détail '**d**'.

Y₁ : désigne soit l'approximation ou le détail.

➤ **Charger une image :**

Pour lire une image sous MATLAB, on utilise l'instruction '**imread**'

Syntaxe : $\text{imread}(\text{'l'emplacement de l'image'});$

➤ **Visualiser une image :**

Pour la visualisation, on utilise l'instruction '**imshow**'

Syntaxe : $\text{imshow}(\text{'image'});$

➤ **Binariser une image : *[im2bw]***

Syntaxe : $\text{im2bw}(I);$ (**I**) : étant image à binariser.

➤ **Histogramme d'une image : *[imhist]***

Qui donne l'histogramme d'une image en niveau de gris.

Syntaxe : $\text{imhist}(I);$

[mean] : retrouve l'élément dans une matrice dont sa valeur correspond à la valeur moyenne de tous les éléments de la matrice.

Syntaxe : **mean(I) ;**

➤ **Taille d'une image : [size(i)]**

Syntaxe: **[nl nc] = size(I);**

Avec: **nl**: nbr de lignes

nc : nbr de colonnes

Le satellite METEOSAT :

Nous allons présenter plus particulièrement les satellites METEOSAT car nous en avons utilisé les images dans le cadre de ce travail. Ces images sont celles issues de la seconde génération de METEOSAT.

Les satellites METEOSAT sont des satellites européens dont le propriétaire de l'opérateur EUMETSAT. La première utilisation de ses images est évidemment destinée à la prévision météorologique, cependant d'autres utilisations sont facilement envisageables. Ces satellites sont situés à environ 36 000 km d'altitude au-dessus de l'équateur et ont une vitesse de rotation angulaire identique à celle du globe terrestre, ce qui fait qu'ils sont immobiles au-dessus d'un point unique de la terre : ce sont des satellites géostationnaires. Le champ visuel couvre l'Afrique, l'Europe et les extrémités de l'Asie et de l'Amérique méridionale. Les images obtenues couvrent toujours la même zone du globe terrestre durant un intervalle de temps fixé à l'avance. La série de satellites géostationnaires de METEOSAT a été en orbite pendant 23 années et est suivie actuellement par la deuxième génération de METEOSAT (MSG) pour au moins 12 à 15 années.

Le satellite METEOSAT seconde génération :

Le programme MSG a été mise en place pour assurer la relève de METEOSAT première génération. Il permet d'avoir une amélioration de l'imagerie et l'analyser.

MSG-1 est le premier des 3 satellites géostationnaire similaire qui exerceront une surveillance constante du temps à partir de la même position que ses prédécesseurs pendant plusieurs années à venir. Ce satellite a une masse de 1700 kg et présente une forme cylindrique de 3.2 m de diamètre et une hauteur de 2.4 m. il est entièrement couvert de 8 panneaux solaires et possède une durée de vie de 7 ans.

Les deux instruments principaux du satellite sont les radiomètres SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and infraRed Imager) et GERB (Geostationary Earth Radiation Budget experiment).

L'image SEVIRI fournit tous les 15 minutes (au lieu de 30 minutes) une image de l'hémisphère observée par le satellite dans 12 bandes spectrales différentes du spectre visible et infrarouge, soit quatre fois plus que Meteosat. Cet enrichissement du spectre des observations représente une avancée majeure pour l'amélioration des modèles météorologique numérique. De plus, en réduisant de 30 à 15 minutes le rafraichissement des données, MSG-1 permet aux climatologues et aux météorologues de déceler plus

facilement le déclenchement des phénomènes à évolution rapide, de même une résolution au sol de 1 km dans le spectre visible.

Le radiomètre GERB fournit des données essentielles sur le bilan radiatif de la terre, c'est-à-dire le rapport entre la quantité d'énergie reçue du soleil par notre planète et la quantité d'énergie rayonnée en retour. Ce bilan radiatif, encor largement mal connu, joue un rôle crucial dans l'équilibre climatique de la planète. Le rapport signal-bruit qui était élevé avec celui de Meteosat, a été amélioré sur MSG-1 grâce à l'élargissement des bandes spectrales, les différents canaux du radiomètre SEVIRI de MSG-1 sont présentés dans le paragraphe suivant :

1- Les canaux visibles :

MSG-1 possède deux canaux visibles : VIS 0,6 et VIS 0,8. Les images prévenant de ces canaux ont des caractéristiques similaires à l'image du visible de Meteosat premier génération. Elles peuvent ainsi être interprétées de façon identique. Ces canaux sont indispensables pour la détection et le suivi des masses nuageuses, pour la détection des zones observées lors de prise de vue successives, ainsi que pour la surveillance de la surface des terres et des aérosols.

MSG-1 possède également un canal visible dénommé HRV qui est un canal visible à large bande ressemblante au canal VIS de Meteosat premier génération. Il ce différencie de ce dernier par sa résolution qui est de 1 km au lieu de 2,5 km. MSG-1 permet de mesurer le vent à l'altitude des nuages et de distinguer la texture des nuages.

2- Les canaux vapeur d'eau :

MSG-1 possède deux canaux : WV 6,2 et WV 7,3. Ces canaux perpétuent le canal vapeur d'eau de Meteosat de première génération. Ils permettent de mesurer la vapeur d'eau dans la mésosphère, de fournir des traceurs pour les vents atmosphériques et d'effectuer une altitude aux nuages semi-transparents. Les deux canaux séparés permettant d'obtenir des informations sur le contenu en vapeur d'eau à différent niveaux de la troposphère.

3- Les canaux infrarouges :

MSG-1 possède sept canaux dans l'infrarouge dont les caractéristiques sont présentées ci-dessous.

1) Le canal IR 1.6 :

Ce canal est situé dans la partie dite proche infrarouge du spectre électromagnétique. Il aide à faire la différence entre surfaces nuageuses et surfaces neigeuses ainsi qu'entre nuages de glace et d'eau. Il apporte par ailleurs des informations sur la présence d'aérosols atmosphériques.

2) Le canal IR 3.9 :

Il est situé dans une partie du spectre électromagnétique où la lumière du soleil influe sur le rayonnement reçu. Ainsi, il s'agit partiellement d'un d'émission thermique et est aussi en partie sensible à la réflexion du rayonnement solaire. De ce fait, l'interprétation des images provenant de ce canal nécessite quelques précautions, en effet, lorsqu'il fait jour, l'énergie solaire réfléchie domine pour donner l'apparence d'une image dans la partie visible du spectre, tandis que la nuit, l'énergie ne provient que de la terre avec les caractéristiques de la partie infrarouge du spectre. Ce canal est principalement utilisé pour la détection des nuages bas des brouillards nocturnes et des incendies de forêts, il sert aussi à mesurer les températures à la surface de la terre et de la mer.

3) Le canal IR 8.7 :

Ce canal apporte essentiellement des informations sur les masses nuageuses minces des cirrus et permet de faire la différence entre les nuages de glace et d'eau.

4) Le canal IR 9.7 :

Le canal IR 9.7 est sensible à la concentration d'ozone dans la partie basse de la stratosphère. Il sert à mesurer l'ozone total et à évaluer sa variabilité diurne, il peut aussi servir à établir les configurations d'ozone comme indicateurs des champs de vents à ce niveau.

5) Les canaux IR 10.8 et IR 12.0 :

Ils sont situés dans l'infrarouge thermique et sont semblable à ceux de METEOSAT première génération. Chaque canal réagit à la température des nuages et de la surface terrestre. Ensemble, ces canaux permettent de réduire les effets atmosphériques en mesurant les températures de la surface de la terre et du sommet des nuages. Ils servent aussi au suivi des nuages pour déterminer les vents atmosphériques et estimer l'instabilité atmosphérique.

6) Le canal IR 13.4 :

Ce canal est situé dans la partie du spectre où le rayonnement est absorbé par les molécules de dioxyde de carbone (CO₂). Il sert à estimer l'instabilité atmosphérique et contribue à fournir des informations sur la température de la basse troposphère