

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou
Faculté du Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Electronique



MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en
Electronique option Communication et en Automatique.

Thème

Segmentation d'images par méthode adaptative
basée sur les matrices de cooccurrences

Etudié par :

Mr BENAMROUZ Saïd (ELN)
Mlle KETTANE SIHAM (AUT)

Encadré par :

Pr AMEUR Soltane

Année universitaire 2008/2009

Soutenue le 09 Juillet 2009

Remerciements

Nous remercions avant tout le bon Dieu de nous avoir donné la possibilité et le courage de réaliser ce modeste travail.

Nous tenons à exprimer toute notre gratitude à notre promoteur, le Professeur AMEUR Soltane, qui nous a dirigé dans notre travail et a particulièrement pris soin de nous.

Un grand merci à Mlle HADJ SAID Malika sans qui nous n'aurions pas pu aboutir à ce travail.

Nous remercions aussi tous nos professeurs qui nous ont enseignés durant notre cursus avec le plus grand dévouement.

Que Mme AMER MEDJKANE, Mr LAHDIR et Mr MOHIA trouvent ici nos remerciements pour avoir accepté d'être membre du jury de notre soutenance.

Dédicaces

A Ma mère à qui je dois la vie ...

A ma défunte douce grand'mère ...

A mes oncles au quels je dois ma réussite ...

A mes frères et sœurs ...

A mes Amis ...

Je dédie ce modeste travail

Saïd

A mes chers parents pour leur soutien et leurs encouragements

A mon aimable grand'mère ...

A mon adorable frère et mes chères sœurs ...

A toute ma famille ...

A mes Amis ...

Je dédie ce modeste travail ...

Síham

Sommaire

CHAPITRE 1. Généralités sur le traitement d'images

1.1.	Préambule.....	3
1.2.	Définition de l'image.....	3
1.3.	Image numérique.....	3
1.4.	Caractéristique et qualité d'une image numérique.....	4
1.4.1.	Le pixel.....	4
1.4.2.	Dimension.....	4
1.4.3.	Résolution.....	5
1.4.5.	Bruit.....	5
1.4.6.	Contours.....	5
1.4.7.	Luminance.....	5
1.4.8.	Contraste.....	5
1.4.9.	Voisinage d'un pixel.....	6
1.4.10.	Histogramme.....	6
1.4.11.	Image comme ensemble de points.....	7
1.4.12.	Image en niveaux de gris.....	8
1.4.13.	Image binaire.....	8
1.4.14.	Image en couleurs.....	9
1.4.15.	Image bitmap et image vectorielle.....	10
1.5.	Les systèmes de traitement d'image.....	10
1.5.1.	Acquisition des données images.....	11
1.5.2.	Prétraitement et post traitement	12
1.5.2.1.	Modification d'histogramme	12
1.5.2.1.1.	Etirement d'histogramme	13
1.5.2.1.2.	Egalisation d'histogramme	14
1.5.2.1.3.	Le seuillage	16

1.5.2.2.	Filtrage numérique	17
1.5.2.2.1.	Filtres linaires	17
1.5.2.2.1.1.	Filtre global	17
1.5.2.2.1.2.	Filtre local	18
1.5.2.2.1.2.1.	Filtre passe-bas (lissage)	18
1.5.2.2.1.2.2.	Filtres passe-haut (accentuation)	19
1.5.2.2.2.	Filtres non linéaires (adaptatifs)	19
1.5.2.2.2.1.	Filtre d'ordre	20
1.5.2.2.2.2.	Filtre de position	21
1.5.2.2.2.3	Visualisation d'image	22
1.6.	Discussion	22

CHAPITRE 2. Analyse de textures

2.1.	Préambule	24
2.2.	Notion de texture.....	24
2.3.	Texture et niveaux de gris.....	26
2.4.	Classification de textures.....	27
2.4.1.	Les textures déterministes.....	28
2.4.2.	Les textures aléatoires ou micro textures.....	28
2.4.3.	Les textures directionnelles.....	29
2.5.	Méthodes d'analyse de textures.....	29
2.5.1.	Méthodes structurelles géométriques.....	30
2.5.2.	Méthodes statistiques.....	31
2.5.2.1.	Matrices de cooccurrences.....	31
2.5.2.2.	Matrice des longueurs de plage	33
2.5.3.	Méthodes de filtrage.....	34
2.5.4.	Méthodes fondées sur un modèle.....	35
2.5.5.	Méthodes mixtes	35
2.6.	Discussion.....	36

CHAPITRE 3. Approches de segmentation et de classification

3.1. Préambule.....	38
3.2. Définition de la segmentation.....	38
3.3. Synoptique global du processus de segmentation d'images	40
3.4. Méthodes de segmentation d'images	41
3.4.1. Approche région	42
3.4.1.1. Approche par fusion.....	43
3.4.1.2. Approche par division.....	43
3.4.1.3. Approche par division-fusion.....	44
3.4.2. Approche contour.....	44
3.4.2.1. Détection des contours par dérivée première.....	44
3.4.2.2. Détection des contours par dérivée seconde	47
3.4.2.3. Détection de contours par filtrage optimal	
3.4.2.4. Les contours actifs (Les Snakes)	50
3.4.3. Approche classification.....	51
3.4.3.1. Techniques hiérarchiques.....	52
3.5. Discussion	53

CHAPITRE 4. Méthode de segmentation adaptative

4.1. Préambule.....	55
4.2. Principe de la méthode	55
4.2.1. Analyse global de l'image et séparation de zones:	56
4.2.1.1. Réduction des niveaux de gris.....	57
4.2.1.2. Paramètres d'uniformité U et paramètre d'uniformité estimé U'	58
4.2.1.3. Fenêtres d'analyse.....	58
4.2.1.4. Détection des zones uniformes et texturées.....	60
4.2.2. Analyse globale	60

4.2.2.1. Analyse des régions texturées et extraction des attributs.....	61
4.2.2.2. Analyse des régions uniformes et extraction des attributs.....	62
4.3. Discussion.....	64

CHAPITRE 5. Application

5.1. Préambule.....	66
5.2. Présentation des données.....	66
5.2.1. Images tests.....	67
5.2.2. Image réelles.....	67
5.2.3. Image Météosat.....	67
5.3. Résultats et discussion.....	68
5.3.1. Analyse globale de l'image.....	68
5.3.1.1. Nature des images.....	68
5.3.1.2. Calcul des paramètres U des fenêtres d'analyse.....	68
5.3.1.3. Présentation des résultats de la séparation des zones.....	71
5.3.1.4. Discussion.....	74
5.3.2. Présentation des résultats de l'étape de segmentation.....	75
5.3.2.1. Image mixte.....	75
5.3.2.2. Image Météosat.....	76
5.3.2.3. Image naturelle.....	77
5.4. Discussion.....	78

Introduction

L'informatique a connu ces dernières années une formidable évolution et les logiciels de calculs sont de plus en plus performants. En effet, l'acquisition peut se faire pour des données très diverses et les temps de calculs sont de plus en plus réduits.

L'image étant à la fois une source et un support d'information incontournables, son traitement a conduit au développement de nouvelles techniques très pointues, qui nécessitent des calculs complexes qui se font par des calculateurs et des logiciels appropriés. On arrive ainsi à adapter la méthodologie à la technologie

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer. C'est un moyen qui permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre en analysant l'image chacun à sa manière, pour en dégager une impression et en extraire les informations les plus pertinentes. Parmi toutes les techniques d'analyse, La segmentation d'image est une étape cruciale car elle conditionne la phase d'interprétation.

Le problème de la segmentation a été largement étudié et reste toujours ouvert, car les méthodes proposées dans la littérature ne sont souvent adaptées que pour des types particuliers d'images. Les images réelles étant à la fois constituées de régions texturées et de zones uniformes l'application de ces techniques ne conduit pas forcément à des résultats exploitables.

Dans le cadre de ce travail, nous présentons une méthode adaptative qui prend en compte ce type de problématique. Pour ce faire, une analyse préalable de l'image est réalisée avant sa segmentation par des méthodes appropriées à chacune des zones la constituant.

Notre mémoire a été organisé en cinq chapitres.

Le premier chapitre a été consacré aux notions de bases du traitement d'images.

Dans le second chapitre nous donnons les principales méthodes d'analyse de texture.

Dans le troisième chapitre nous rappelons les principales méthodes de segmentation.

Nous présentons une méthode adaptative de segmentation dans le quatrième chapitre.

Dans le dernier chapitre nous appliquerons la méthode que nous avons mise en œuvre à trois types des images à savoir, des images test, des images naturelles et des images météorologiques.

1.1. Préambule

Le traitement d'images et ses techniques associées sont destinés à exploiter au mieux l'information contenue dans une image. Il peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.

Dans ce chapitre nous rappelons les définitions de base et les différents types d'image. Nous schématiserons aussi un système d'acquisition et de traitement d'images et nous présentons les principales méthodes de prétraitement.

1.2. Définition de l'image

L'image est la représentation visuelle de scènes ou de personnes par plusieurs moyens (photo, portrait, peinture ...etc.). Elle peut être décrite comme une fonction de brillance analogique continue $I(x, y)$, définie sur un domaine borné dans lequel x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image, et $I(x, y)$ sa fonction d'intensité lumineuse ou de couleur.

1.3. Image numérique

Une image numérique est un ensemble structuré d'informations. Sa qualité dépend principalement de la qualité de l'image d'origine, ainsi que des moyens mis en œuvre pour la conversion du signal analogique en signal numérique, et de la qualité d'affichage de l'écran de visualisation. Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels organisés sous forme d'un tableau bidimensionnel superposé à l'image (voir fig.1.1). Chaque pixel est codé sur un certain nombre de bits représentant son niveau de gris ou sa couleur.

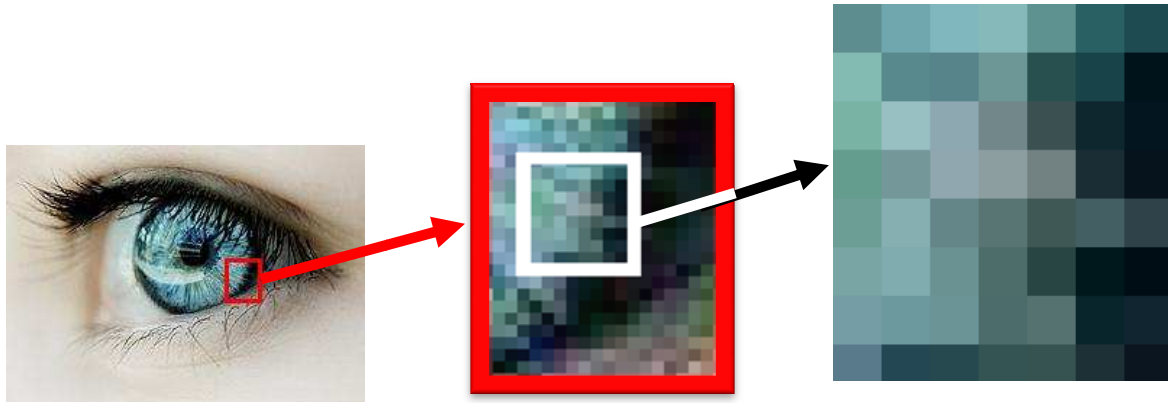


Fig. 1.1 : Les pixels d'une image numérique

1.4. Caractéristiques et qualité d'une image numérique.

1.4.1. Le pixel

Le mot « Pixel » vient de l'expression anglaise « **P**icture **E**lément ». C'est le plus petit élément constitutif de l'image numérique tel que l'information véhiculée par chaque pixel réfère à une nuance entre image monochrome et image couleur. Chaque pixel est codé sur un octet pour une image monochrome, et sur trois octets pour une image couleur (Un octet pour chacune des couleurs primaires Rouge, Vert, et Bleu).

1.4.2. Dimension

Elle est le produit du nombre de lignes par le nombre de colonnes d'un tableau qu'on superposera sur l'image et dont les cellules sont les pixels de cette dernière. On obtient ainsi le nombre total des pixels constituant l'image.

1.4.3. Résolution

La résolution d'une image appelée aussi définition, est le nombre de pixels par unité de mesure, généralement « **ppp** » (**p**oints **p**ar **p**ouce) ou en anglais « **dpi** » (dots per Inch). Une résolution élevée d'une imprimante, écran ou scanner signifie une reproduction fidèle de l'image originale.

1.4.5. Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de variation brusque de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins. Il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques des capteurs.

1.4.6. Contours

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.

1.4.7. Luminance

La luminance 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'aire apparente de cette surface.

1.4.8. Contraste

Le contraste est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires. Le contraste est défini en

fonction des luminances de deux zones d'image. Soit L_1 et L_2 les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines. Le contraste est défini par le rapport : $C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$

1.4.9. Voisinage d'un pixel

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 (Pour les pixels non périphériques 8 directions : 2 horizontales, 2 verticales, et 4 diagonales). Ces 8 voisins forment une fenêtre de 3×3 pixels adjacents.

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

Fig. 1.2 : Voisinage d'un pixel

1.4.10. Histogramme

L'histogramme d'une image est la fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris ou de couleur dans celle-ci. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.

L'histogramme est un outil privilégié en analyse d'images car il représente un résumé simple, mais souvent suffisant du contenu de l'image. On peut distinguer trois types d'histogramme :

a) Histogramme Unimodal:

Il est formé d'un seul pic qui représente soit un objet, soit un fond.

b) Histogramme Bimodal :

Il est formé de deux pics séparés par une vallée, on en déduit donc l'existence d'un objet sur un fond.

c) Histogramme Multimodal :

Il est formé de plusieurs pics séparés par des vallées, qui nous renseignent sur la présence de plusieurs objets.

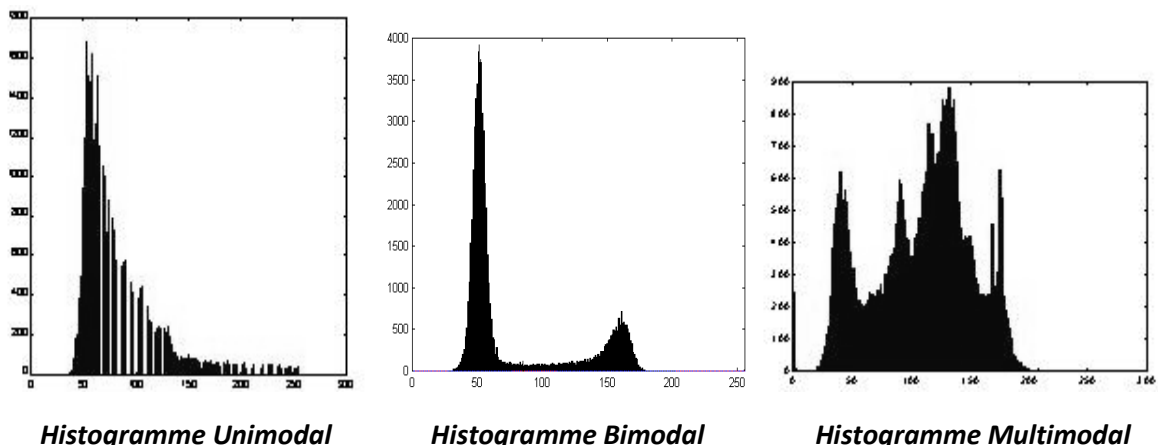


Fig. 1.3 : Types d'histogrammes

1.4.11. Image comme ensemble de points

L'image peut être considérée comme un ensemble de points de la surface des objets, dont la valeur est la réalisation d'une variable aléatoire liée à l'apparition de la luminance dans un site donné de l'image. Chaque pixel véhicule ainsi une donnée numérique.

1.4.12. Image en niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse de chaque pixel tel que la couleur de ce dernier peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. La représentation de ces images se fait par l'attribution à chaque pixel, d'une valeur correspondante à la quantité de lumière renvoyée. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la couleur de chaque pixel. Par convention on code sur un octet (8 bits) ce qui donne 256 valeurs possibles tel que la valeur 0 correspond au Noir pure, et le 255 au blanc pur.

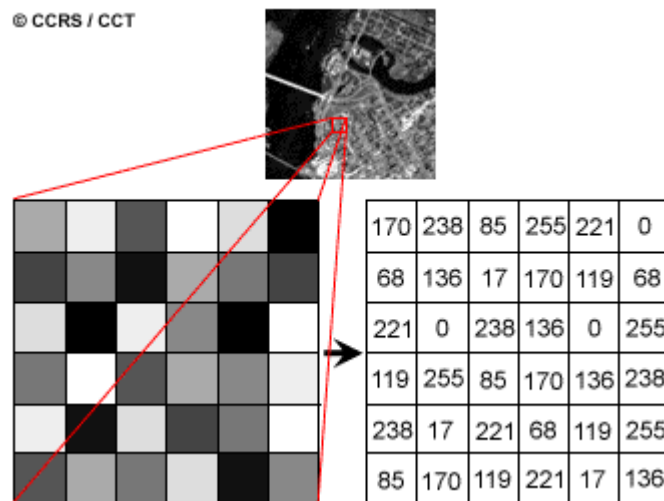


Fig. 1.4 : Niveaux de gris des pixels

1.4.13. Images binaires

Une image binaire est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs binaires 0 ou 1. Le 0 correspond à un pixel noir et le 1 à un pixel blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit.



Fig. 1.5 : Image binaire

1.4.14. Image en couleurs

L'image couleur est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : Rouge, vert et bleu (RVB). Chaque couleur est codée comme une image en niveau de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Pour $R=V=B=0$ on aura un noir pur, et pour $R=V=B=255$ on aura un blanc pur.

La représentation des images couleurs se fait donc soit par une image dans laquelle la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement les différents types d'images suivants :

➤ Images 24 bits :

On code la couleur sur trois octets, chacun représentant la valeur d'une composante couleur par un entier allant 0 à 255. Ainsi, on peut représenter $256 \times 256 \times 256$ couleurs différentes, cela est cependant théorique car aucun écran ne peut afficher 16 millions de couleurs, par ailleurs l'œil humain est incapable de distinguer autant de couleurs. Ce type de codage permet d'avoir donc des couleurs « vraies ».

➤ Images à palettes (256 couleurs) :

Par soucis d'économie d'espace occupée par l'information couleur, on utilise une palette de couleurs, attachée à l'image (couleurs indexées), la valeur associée à chaque pixel renvoie à l'entrée qui lui correspond dans une table (ou palette) de couleurs appelée *look-up table* (LUT) dans laquelle on dispose de la représentation complète de la couleur considérée.

Par cette méthode, on ne considère que 256 couleurs au lieu des 16 millions de couleurs vraies, ce qui permet un gain important en termes de mémoire. Pour le codage,

on aura une palette occupant 24 bits x 256 entrées, soit 3 x 256 octets, et les pixels de l'image seront associés à des indexes codés sur un octet.

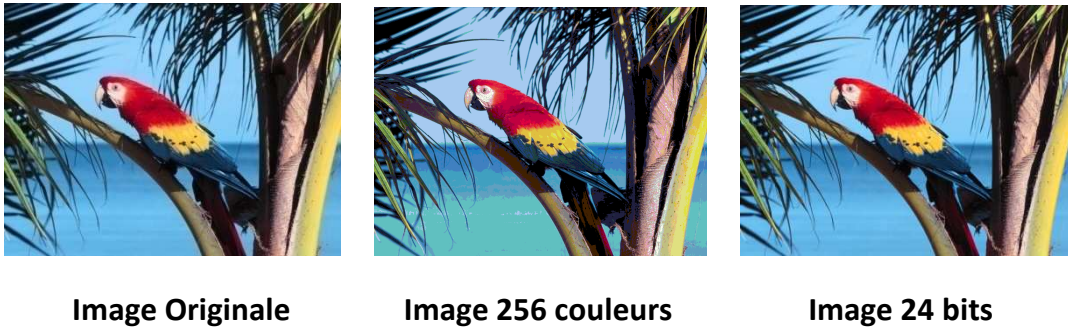


Fig. 1.6 : Image en 256 couleurs et en 24 bits

1.4.15. Image bitmap et image vectorielle

On distingue deux types d'images numériques, l'image bitmap et l'image vectorielle.

L'image bitmap est stockée sous forme de pixels, elle est définie par le nombre de pixels qui la composent, ainsi que le nombre de couleurs que peut prendre chaque pixel. En cas d'agrandissement de ce type d'images, la qualité est fortement amoindrie.

L'image vectorielle est stockée sous forme de formules mathématiques décrivant des formes géométriques, par exemple cercle de centre (x_1, y_1) et de rayon R ou droite entre les points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) , ce type d'images est utilisé par les logiciels de dessin assisté par ordinateur tel que **Autocad** car la possibilité d'agrandissement est illimitée sans aucune perte de qualité.

1.5. Les systèmes de traitement d'image

Tout système de traitement d'images comprend quatre parties principales : L'acquisition, le prétraitement, l'analyse et le post traitement. Puis selon les cas une partie de transmission, de visualisation ou de stockage. Un schéma général d'un système de traitement d'images est donné dans la figure 1.7.

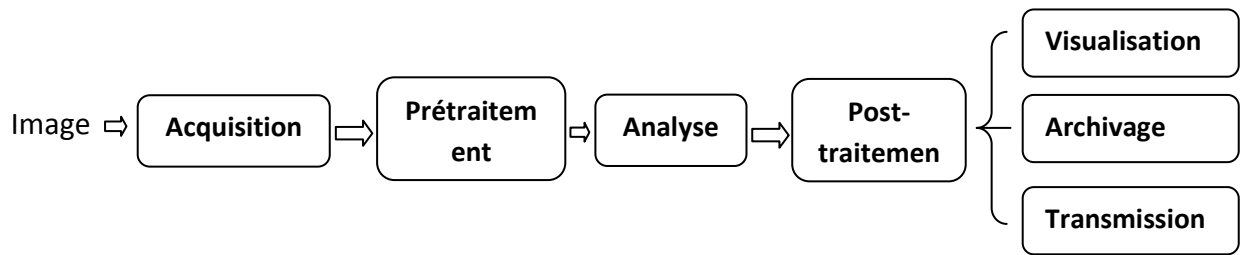


Fig. 1.7 : Schéma d'un système de traitement d'image

1.5.1. Acquisition des données images

L'acquisition d'images consiste en la numérisation du signal analogique obtenu par les appareils de capture (camera, appareil photo,...). Le signal électrique est ainsi transformé en trame numérique. L'acquisition se fait en plusieurs étapes :

- Le transfert d'image : c'est le passage du signal optique au signal analogique (électrique).
- L'échantillonnage du signal analogique
- La quantification qui consiste à traduire les échantillons en valeurs binaires en utilisant des codes précis. La figure 1.8 illustre la procédure de numérisation d'image.

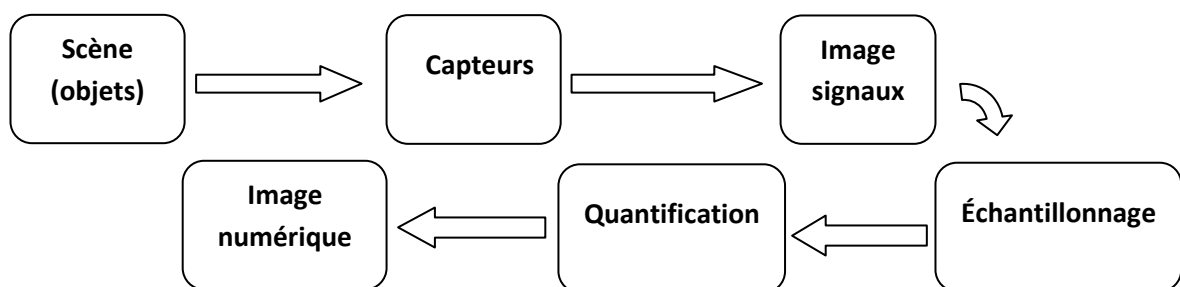


Fig. 1.8 : Schéma d'un système de numérisation

1.5.2. Prétraitement et post traitement

Le prétraitement a pour but la réduction des bruits induits par les capteurs afin d'améliorer la perception de certains détails. Cette étape renforce aussi la ressemblance entre pixels de même région et la dissemblance des pixels de régions différentes surtout dans les cas où le contraste ou la luminosité sont faibles.

Les méthodes de prétraitement les plus utilisées sont la modification d'histogramme et le filtrage numérique.

1.5.2.1. Modification d'histogramme

La modification d'histogramme a pour but d'améliorer l'image en lui appliquant une transformation ponctuelle d'intensité tout en conservant les contrastes relatifs entre régions.

La modification d'histogramme est représentée sur une courbe dite « tonale », elle a comme abscisse les valeurs initiales et en ordonnées les valeurs après modification, sa fonction de transfert est définie par une table de transcodage appelée *Look Up Table*. La diagonale indique qu'aucune modification n'a été faite. Si la courbe de modification est au dessus de la diagonale alors on a éclairci l'image, si elle est en dessous alors on a foncé celle-ci.

Dans l'exemple représenté par la figure 1.9, on note qu'après éclaircissement, le niveau de gris de chaque pixel augmente ce qui fait que pour les niveaux de gris proches du noir, la courbe est nulle et inversement pour le cas de l'assombrissement.

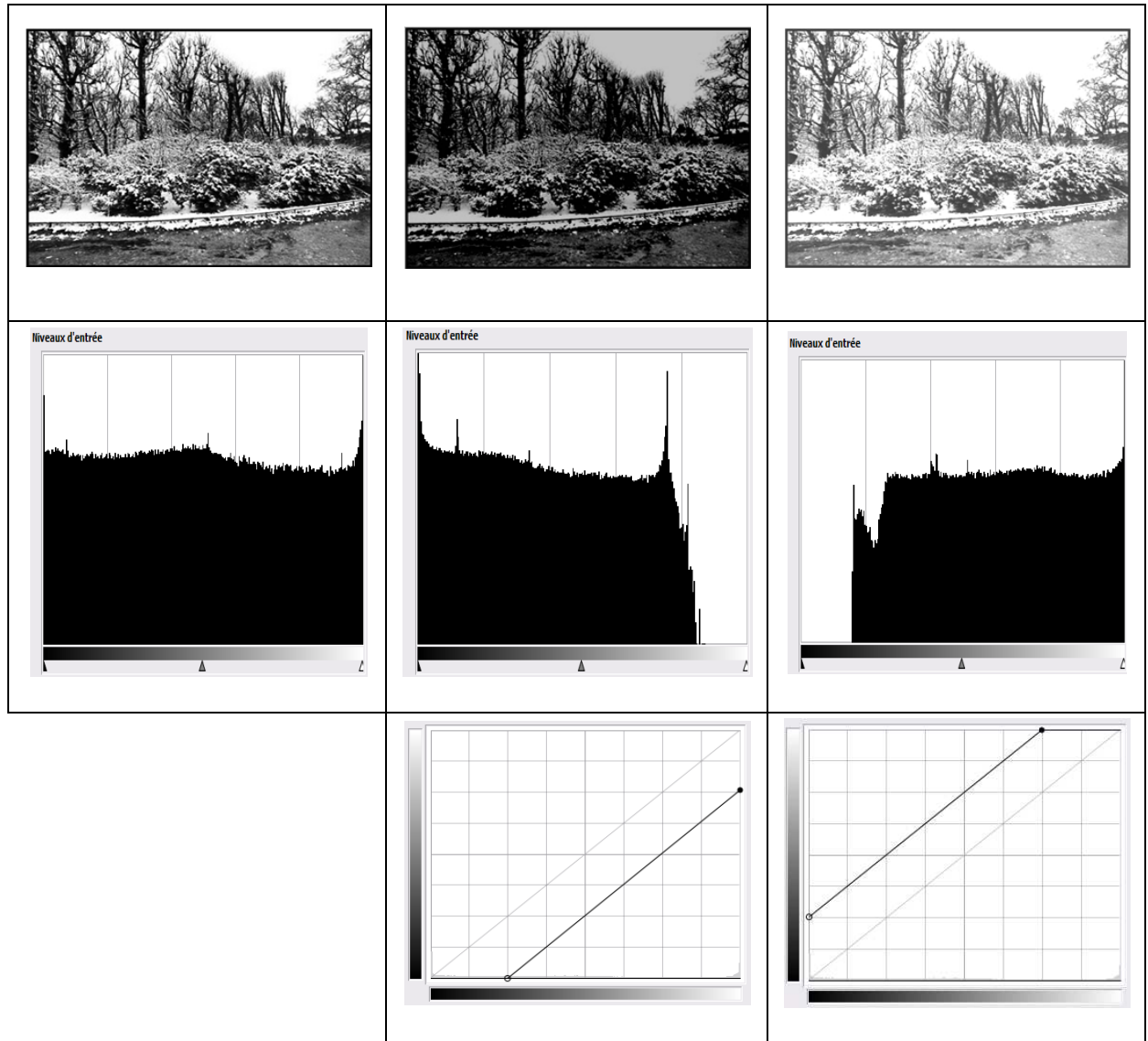


Fig. 1.9 : Modification d'histogramme

1.5.2.1.1. Etirement d'histogramme (Expansion de dynamique)

L'étirement d'histogramme consiste à répartir les fréquences d'apparition des niveaux de gris des pixels sur la largeur de l'histogramme. Ce dernier est modifié de telle sorte à ce que les intensités soient mieux réparties sur l'échelle des valeurs disponibles.

1.5.2.1.2. Egalisation d'histogramme

Dans une image, une majorité des pixels ont une valeur inférieure à la lumière moyenne, c'est pourquoi les détails dans les régions sombres sont difficilement perceptibles. Une technique appelée « égalisation » est utilisée pour pallier cet inconvénient. 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. On distingue deux méthodes :

✓ *Première méthode :*

Elle consiste à égaliser les fréquences d'apparition de chaque niveau de gris. Soit $R(i)$ la fonction de répartition des niveaux de gris et soit N_g le nombre de niveaux de gris présents dans l'image ; $R(i)$ est alors définie par la relation (1).

$$R(i) = \sum_{K=0}^i P_k \quad (1)$$

Avec $i = 0, 1, \dots, N_g-1$ et P_k la fréquence d'apparition du niveau k .

$R(i)$ Croit de 0 à 1, elle est normalisée en la multipliant par le nombre maximum des niveaux de gris, on aura finalement la relation (2) :

$$R(i) = (N_g - 1) \sum_{K=0}^i P_k. \quad (2)$$

✓ *Seconde méthode :*

Egalisation autour de la valeur moyenne idéale : Soit une image de dimension $H \times W$ pixels, codée sur N_i niveaux de gris et son image résultante (après égalisation) codée sur N_R niveaux. On fixe la valeur moyenne idéale m de l'histogramme égalisée :

$$h = \frac{H \times W}{Nr}$$

CHAPITRE1 : Généralités sur le traitement d'images

On part du niveau zéro et on calcule la valeur cumulée des niveaux suivants dans l'histogramme original jusqu'au moment où la somme est la plus proche possible de la valeur moyenne m .

Tous les niveaux de l'histogramme initial qui ont participé à la somme sont recadrés en un seul niveau dans l'histogramme final. On recommence l'opération pour les niveaux suivants. En général, on choisit $N_R = \frac{N_i}{2}$.

Après égalisation (par les deux méthodes), le nombre de niveaux de gris résultant est égal à celui de départ, mais, il y'aura alors des « trous » dans l'histogramme final. Celui-ci n'est pas parfaitement plat.

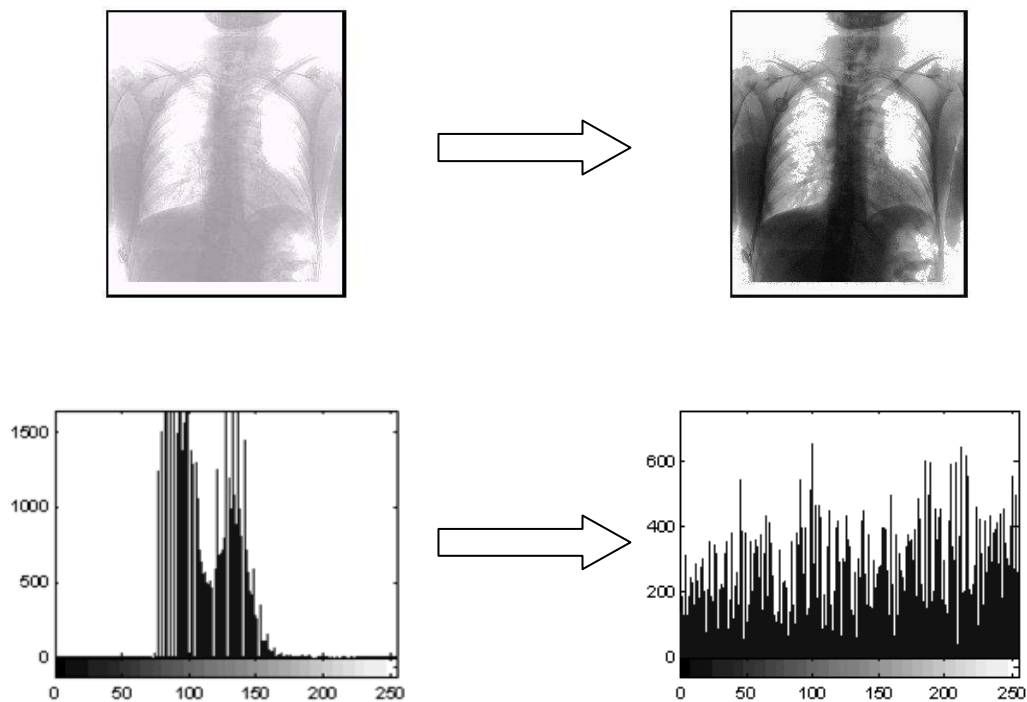
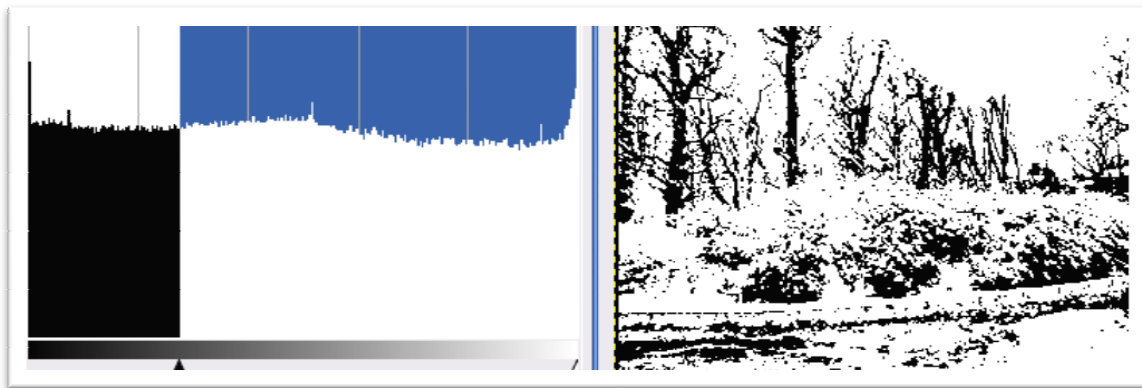


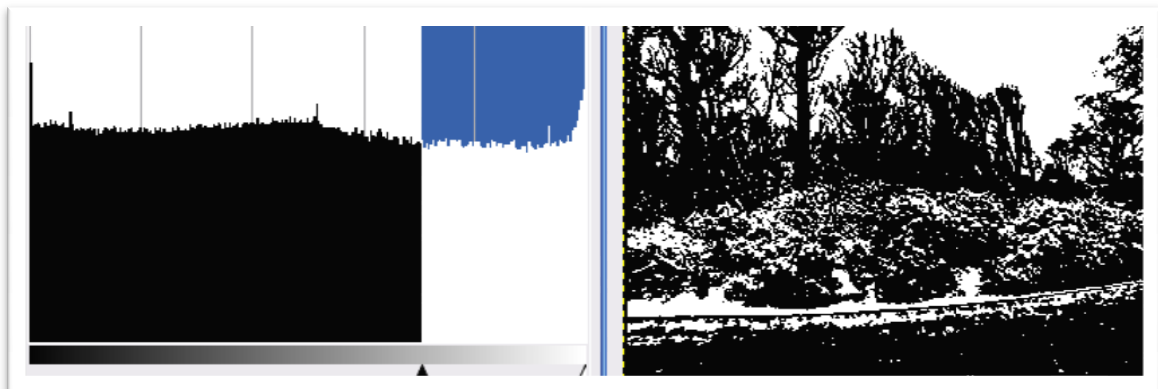
Fig. 1.10 : Egalisation d'histogramme

1.5.2.1.3. Le seuillage

Le seuillage consiste à mettre à 0 les niveaux de gris inférieur à un certain seuil, et à 255 les niveaux supérieurs à celui-ci, (pour une image en niveau de gris : 0 noir pur, 1 blanc pur). L'image obtenue est donc une image binaire. Un exemple est illustré dans la figure 1.11



Seuil = 70



Seuil = 180

Fig. 1.11 : Exemple de seuillage

1.5.2.2. Filtrage numérique

Le filtrage consiste à réduire les variations brusques d'intensité dans une même région homogène de l'image tout en préservant les transitions entre ces différentes régions. Les bruits sont ainsi réduits, les pixels parasites éliminés, et les contours plus définis. On distingue deux grandes familles de filtres : les filtres linéaires et les filtres adaptatifs.

1.5.2.2.1. Filtres linéaires.

Le filtrage linéaire d'une image consiste à faire le produit de convolution de cette image $I(x, y)$ par la réponse impulsionnelle $f(x, y)$ d'un filtre choisi.

Dans le cas continu, l'image filtrée I' est donnée par la relation (3) [1] :

$$I'(x, y) = (f * I)(x, y) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x_1, y_1) \cdot I(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \quad (3)$$

Le filtrage linéaire consiste donc à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des voisins ; Les coefficients de cette combinaison sont définis par la réponse impulsionnelle du filtre. Il existe deux méthodes utilisées pour ce type de filtrage :

- ✓ Filtrage linéaire global.
- ✓ Filtrage linéaire local.

1.5.2.2.1.1. Filtre global

Dans le filtrage global, chaque pixel de la nouvelle image est calculé en prenant en compte la totalité des pixels de l'image de départ. On fait le produit de convolution de la transformée de Fourier de l'image par la fonction de transfert du filtre (Gain complexe du filtre). Ce filtrage présente l'avantage d'être global, c'est-à-dire : l'image est traitée en une seule fois, on applique à l'image la transformée de Fourier discrète à deux

dimensions, on effectue ensuite le produit de convolution par la fonction F , et enfin la transformée de Fourier inverse, on obtient l'image filtrée. Cette méthode est complexe et assez longue.

1.5.2.2.1.2. Filtre local

Le filtrage local consiste à effectuer le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage, généralement de taille 3x3 :

1.5.2.2.1.2.1. Filtre passe-bas (lissage)

Comme son nom l'indique, ce type de filtres atténue les composantes de haute fréquence tels que les bruits et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et des contours significatifs.

La fonction de voisinage dans ce type de filtre est définie généralement par :

$$H = \left[\frac{1}{b+2} \right]^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$

Où $\left[\frac{1}{b+2} \right]^2$ est le facteur de normalisation

Exemples :

➤ $b = 1$ (Les filtres moyenneurs)

$$H = \left[\frac{1}{9} \right] \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Le niveau de gris du pixel central de la fenêtre prédéfinie par le filtre est remplacé par la moyenne des niveaux de gris des pixels voisins.

➤ **(b = 2)**

$$H = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

C'est le filtre passe bas le plus utilisé, il affecte au pixel central un poids plus grand par rapport à son voisinage.

De façon générale, les filtres passe-bas sont caractérisés par des coefficients de fenêtres positifs avec un coefficient de valeur maximale pour le point central. Ils éliminent les bruits des fonds de l'image mais ont pour conséquence sont adoucissement.

1.5.2.2.1.2.2. Filtres passe-haut (accentuation de contours)

Comme dans le cas des filtres passe bas on peut attribuer à chaque poids du voisinage d'une fenêtre passe haut, des poids statistiques différents, mais choisis de telle sorte que leur somme soit toujours égale à zéro. Ce type de filtre n'élimine pas le bruit, bien au contraire, plus qu'une augmentation du contraste de l'image, ils permettent la mise en évidence de contours entre des plages de niveaux de gris différents

Exemple de masques :

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

1.5.2.2.2. Filtres non linéaires (adaptatifs)

Dans ce type de filtrage, le calcul de la nouvelle valeur du pixel central est obtenue par un calcul qui exclu toute relation linéaire entre le pixel et son voisinage. Les principaux filtres non linéaires sont :

1.5.2.2.1. Filtre d'ordre

Il sélectionne parmi le voisinage un ou plusieurs niveaux de gris et les combine d'une certaine façon, dans ce type de filtre on note :

➤ Filtre médian

Le filtrage par la médiane est le filtre d'ordre le plus connu. Il produit un adoucissement de l'image puisque la valeur du point central d'une fenêtre est affectée par celle de ses voisins.

A la différence du filtre linéaire classique, on n'effectue pas une moyenne, mais on prend la valeur médiane, c'est-à-dire celle qui par classement en valeur croissante, se trouve au milieu.

Exemple 1 : soit la fenêtre suivante :

5	4	8
1	3	3
9	4	5

Dans la fenêtre si contre le tri croissant des valeurs de la matrice donne : **1 3 3 4 4 5 5 8 9**

La valeur du pixel centrale qui est de **3** deviendra **4**

Exemple 2: Application d'un filtrage médian 5x5



Fig. 1.12 : Exemple de filtrage médian

➤ Le plus proche voisin radio métrique

On attribut au pixel central la valeur de la moyenne des K pixels voisins dont les valeurs (en niveau de gris) sont les plus proche de la sienne. Dans l'exemple précédent, pour $K=4$, les 4 valeurs les plus proches du pixel central (3) sont : 1, 3, 4 et 4, la nouvelle valeur est donc $(1 + 3 + 4 + 4) / 4 = 3$

Dans ce cas le point central gardera sa valeur.

1.5.2.2.2. Filtre de position

Dans ce type de filtres, le voisinage le plus homogène est sélectionné, et son niveau de gris moyen est affecté au pixel central.

Exemple :

$$\begin{bmatrix} 3 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 3 & 4 & 3 & 6 & 7 \\ 3 & 3 & 4 & 8 & 3 \\ \hline 9 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 8 & 5 & 3 & 2 & 6 \end{bmatrix}$$

La valeur du point central passera de 4 à 3

1.6. Visualisation d'image.

Le dispositif de visualisation dans un système de traitement d'image permet l'affichage et la restitution des images. La matrice image (signal numérique) doit être transformée en un signal analogique (électrique puis optique) visible par l'œil humain. Différent support d'image existent tel que les écrans, les moniteurs, clichés photo, image imprimée sur papier....

1.7. Discussion

La connaissance et la compréhension des différentes caractéristiques d'une image permettent d'augmenter la qualité de celle-ci en appliquant les méthodes de prétraitement appropriées (éclaircissement ou assombrissement par modification d'histogramme, suppression du bruit par les différents filtres, etc....), ceci sans pour autant perdre les informations utiles de l'image.

2.1. Préambule

La texture d'une image est un descriptif qui permet la discrimination des différents objets constituant l'image, afin d'exploiter l'information contenue dans celle-ci. L'étude de la texture des objets de l'image peut avoir différents objectifs : la segmentation en régions homogènes, l'identification de la texture pour l'extraction des paramètres pour la compression par exemple. Pour cela on extrait plusieurs paramètres caractéristiques de cette texture qui correspondent soit à une propriété visuelle comme la directionnalité, soit à une propriété mathématique. L'ensemble de ces paramètres constituent « les descripteurs de texture ».

L'analyse de texture comprend un ensemble de techniques mathématiques permettant une quantification des différents niveaux de gris selon leur intensité et leur distribution.

Dans ce chapitre nous rappelons d'abord la notion de texture, puis nous présentons les différents types de textures, et nous terminerons par la présentation de quelques méthodes d'analyse de textures.

2.2. Notion de texture

La définition littéraire de la texture est : "Répétition spatiale d'un même motif de base dans différentes directions de l'espace". Cette définition ne met pas en évidence la liaison étroite qui existe entre la notion de texture et l'observateur humain, ce qui en fait une définition insuffisante et incomplète).

La notion de texture décrit un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image. La texture se manifeste donc par une information visuelle qui permet une description qualitative : texture 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. La conclusion d'un certain

nombre de ces études est que l'œil humain ne peut discerner instantanément deux textures dont les statistiques du second ordre sont identiques. Cependant, il existe des cas où bien que ces distributions soient identiques, les textures sont discriminables sur la base des propriétés locales.

Haralick [2], a défini la texture comme un phénomène à deux dimensions: la première concerne 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. Quant à Unser, il 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:

- _ Les contours, de type monodimensionnel, qui marquent les frontières entre régions homogènes

- _ L'aspect de surface, de type bidimensionnel, qui définit les régions homogènes.

Cependant, la description d'une texture peut s'avérer erronée d'une échelle d'observation à une autre, c'est à dire en changeant la résolution.

Gagalowicz 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 pratique, on distingue deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perception: Les macrotextures et les microtextures.

Les macrotextures présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex: peau de lézard, mur de brique).

Les microtextures présentent des primitives "microscopiques" distribuées de manière aléatoire (ex: sable, laine tissée, herbe).

2.3. Texture et niveaux de gris

Les images peuvent être uniformes, texturées ou contenant des zones uniformes et texturées à la fois, c'est le cas pour la plupart des images réelles.

Les structures A, B et C représentent des images uniformes, et la structure D une image avec quatre zones uniformes distincte.

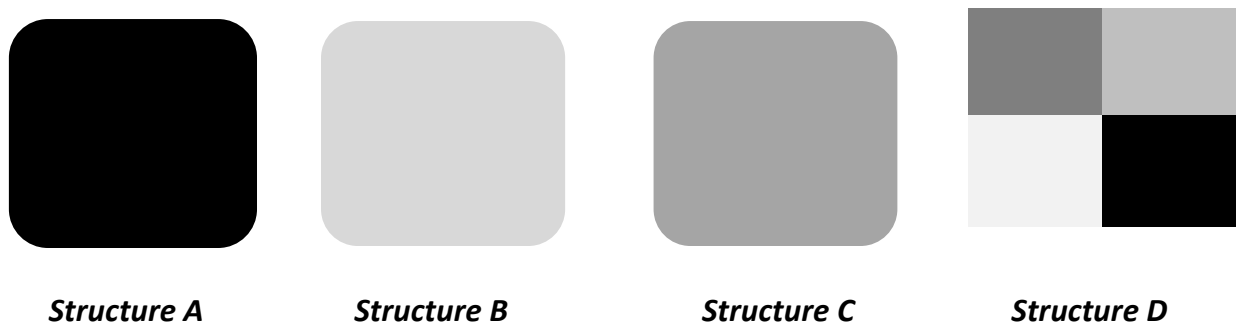


Fig. 2.1

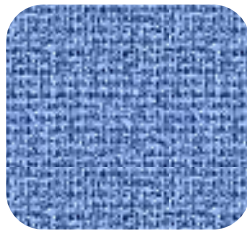
On remarque qu'on peut facilement discriminer ces zones à partir du seul niveau de gris de chaque zone ou chaque image.

Pour les régions texturées le niveau de gris est parfois le même pour différentes régions texturées, c'est pour cela qu'on a recours à des paramètres dit texturaux.

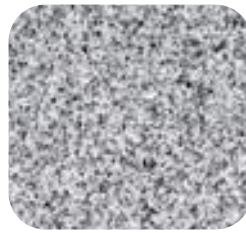
Les structures E, F, G et H représentent des images texturées, chacune a un aspect structurel différent, pour la structure E, la couleur est globalement la même dans toute l'image, mais elle ne suffit pas à la discriminer fidèlement.



Structure E



Structure F



Structure G



Structure H

Fig. 2.2 : Exemples de textures

Quant aux images réelles elles contiennent des régions uniformes et texturées en même temps, ce qui fait que leur traitement commence par identifier les zones uniformes et texturées. Les figures 2.3 et 2.4 représentent des images réelles



Fig. 2.3 : image réelle 1



Fig. 2.4 : Image réelle 2

2.4. Classification de textures

On distingue trois types de textures [4] : les textures déterministes, les textures statistiques et les textures directionnelles

2.4.1. Les textures déterministes

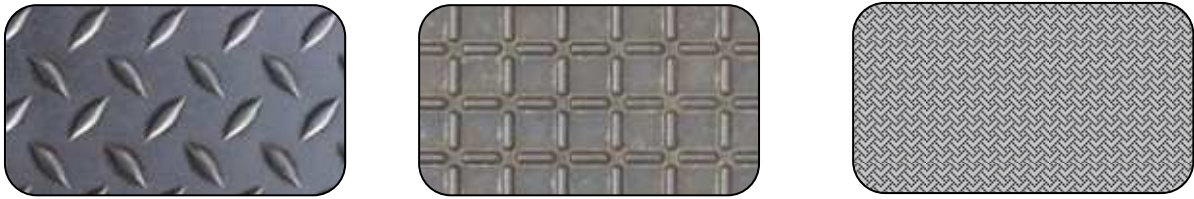


Fig. 2.5 : Textures déterministes

Ce type de textures parfaitement régulières est obtenu à partir d'une répétition spatiale d'un motif de base dans différentes directions. Ces motifs sont donc répartis sur le plan spatial suivant des règles de direction et de placement. On parle donc de réseau bidimensionnel qui selon une direction et une période précise, répète le motif original appelé aussi « texton ».

La description complète de la texture peut alors se faire en connaissant juste le motif élémentaire, son orientation et les dimensions du réseau. Cette approche structurale correspond à une vision macroscopique des textures.

2.4.2. Les textures aléatoires ou micro textures

Une image ou une zone d'image peut être dite texturée à partir d'une impression visuelle, les textures identifiées ainsi sont dites aléatoires, on y trouve pas de motif précis, ni une fréquence de répétition de motif. Elle peut être considérée comme une réalisation d'un champ aléatoire bidimensionnel. Cette approche correspond à une vision microscopique de la texture.

Les caractéristiques de ce type d'images ne sont pas obtenues par des primitives mais par des paramètres du modèle stochastique ou une analyse statistique de niveaux de gris des pixels.



Fig. 2.6 : *Microtextures*

2.4.3. Les textures directionnelles

Les textures dites *directionnelles*, présentent un arrangement de structures élémentaires orientées, l'orientation est la propriété prédominante de ce type de textures qui ne sont pas totalement aléatoires.



Fig. 2.7 : *Textures directionnelles*

Ces différentes classes de texture reflètent la complexité de définir précisément la texture, car la texture est construite à partir de structures de base et en même temps une répartition aléatoires spatiale de motifs globalement similaires. La classification de la texture se base sur un ensemble de mesures locales statistique, géométrique ou autres, sur une partie de l'image ou une fenêtre d'analyse.

2.5. Méthodes d'analyse de textures

Il existe deux principales techniques d'analyse de textures. La première consiste à analyser une texture à partir d'attributs tels que ceux issus de la matrice de

cooccurrence ou de longueur de plages. La caractérisation de textures à partir de ces attributs ne donne pas toujours une description complète de la texture. La seconde approche tente de modéliser la texture comme la réalisation du model markovien ou encore la morphologie mathématique.

2.5.1. Méthodes structurelles géométriques

Dans ces méthodes, la structure est définie comme des éléments constitutifs de base, disposés selon des règles de placement (distribution spatiale). Les étapes d'analyse par les méthodes structurelles sont d'abord l'identification des éléments de base ou « textons » par leur structure (comme l'indique le nom de la méthode), puis la définition des règles de placement de ces éléments. Ainsi des primitives sont décrites et évalués, puis la structure est définie à partir des règles régissant ces primitives.

Ce type de méthode utilise principalement la fonction d'auto corrélation, car cet attribut varie de façon inversement proportionnelle à la taille (dimension) des primitives qui composent la texture (pour de grandes distances), il renseigne donc sur la finesse de la texture.

La définition mathématique de la fonction d'auto corrélation est donnée comme suit :

$$R(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^{NLIG} \sum_{v=0}^{NCOL} I(u, v) I(u + x, v + y)}{\sum_{u=0}^{NLIG} \sum_{v=0}^{NCOL} I^2(u, v)} \quad (4)$$

Ou : NLIG est le nombre de lignes de l'images
et NCOL le nombre de colonnes de l'image

Pour chaque distance (x, y) donnée, cette fonction définit une moyenne de ressemblance ou de similarité entre pixels, et l'évolution de ces moyenne de similarité

$R(x,y)$ en fonction de l'évolution des distances (x, y) permet de déterminer la régularité de la texture en évaluant les relations spatiales entre les primitives de la texture

Des croissances et décroissances périodiques de la fonction signifie la périodicité des primitives, et pour des textures régulières, la fonction d'auto corrélation comprendra des pics et des vallées.

2.5.2. Méthodes statistiques

Du point de vue des méthodes statistiques, on prend en considération les niveaux de gris des pixels formant la texture ainsi que leur répartition spatiale. Des paramètres statistiques sont estimés pour chaque pixel ou chaque fenêtre de l'image, puis, suivant la modalité des images, on trouve des méthodes qui exploitent directement ces propriétés statistiques (matrices de cooccurrences, matrice de longueurs de plages), ou des méthodes qui exploitent les propriétés statistiques à partir d'un plan transformé de l'image de texture (densité spectrale, méthodes de transformation de Fourier).

2.5.2.1. Matrices de cooccurrences

La méthode basée sur les matrices de cooccurrence est largement utilisée dans le domaine du traitement d'image. Elle présente une grande simplicité de mise en œuvre et donne de bons résultats. Elle représente une matrice $MC_d(i, j)$ des moyennes d'espace du second ordre qu'on extrait à partir d'une image $I(i, j)$ représentée en niveaux de gris.

Chaque élément (i, j) de la matrice $MC_d(i, j)$ donne la fréquence d'apparitions de deux pixels ayant les niveaux de gris i et j , séparés par une distance d et formant un angle θ . La définition mathématique des éléments de la matrice de cooccurrences est donnée dans la relation (5) [4]:

$$MC_d(i, j) = \text{Card}\{(s, s + d) \in R^2 / I(s) = i, I(s + d) = j\} \quad (5)$$

Où: $MCd(i,j)$ est le nombre de couples de sites $(s, s+d)$ de la région (pixel) considérée, séparés par le vecteur de translation d et tel que s a pour niveau de gris i et $s+d$ pour niveau de gris j .

La matrice MCd est une matrice de dimension $NG \times NG$, pour une image I , quantifiée sur NG niveaux de gris.

Sur un plan à deux dimensions (2D), on peut définir une matrice de cooccurrences pour chacune des 4 directions possibles (Horizontale, Verticale, 2 Diagonales) comme illustré dans la figure suivante :

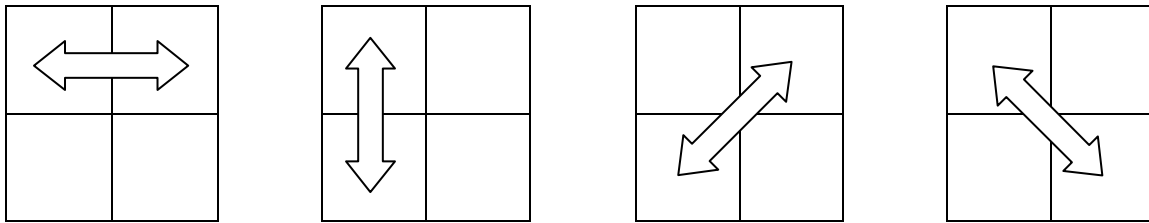


Fig. 2.8 : Différents voisins d'un pixel

Exemple :

4	3	1	2	2
1	3	2	4	3
1	1	3	4	1
4	2	1	2	1

Image $I(i,j)$

j \ i	1	2	3	4
1	1	2	2	0
2	2	2	0	1
3	1	1	0	1
4	1	1	2	0

MC (d=1,θ=0°)

j \ i	1	2	3	4
1	2	0	2	1
2	1	0	0	1
3	0	2	1	0
4	1	1	0	1

MC(d=1,θ=90°)

j \ i	1	2	3	4
1	0	1	1	0
2	1	1	0	1
3	2	1	0	1
4	1	0	1	0

MC(d=1,θ=135°)

La matrice de cooccurrences normalisée $P(d,\theta)$ qui est utilisée dans les calculs est obtenue en divisant la matrice de cooccurrences par le nombre total des transitions N (nombre d'élément de la matrice). Elle est donnée par la relation (6).

$$P(d, \theta) = \frac{1}{N} MC(d, \theta) \quad (6)$$

Chaque élément de la matrice P peut être considéré comme la probabilité qu'un pixel de niveau de gris i soit adjacent à un pixel de niveau j

Cette matrice contient une masse très importante d'informations difficilement manipulable. C'est pour cela qu'elle n'est pas utilisée directement mais on en extrait des mesures appelés **attributs (indices) de texture**. Haralick en a définie quatorze qui sont :

La Moyenne, la variance, le contraste, la corrélation, l'entropie, la moyenne des sommes, la variance des sommes, la première information sur la mesure de corrélation, la deuxième information sur la corrélation, le moment des différences inverses et l'information contour, leurs définitions mathématiques sont données en annexe.

On définit généralement les matrices symétriques de cooccurrences. Elles sont construites à partir des constatations suivantes :

$$\begin{aligned} MC(d, 0^\circ) &= MC^t(d, 180^\circ) \\ MC(d, 45^\circ) &= MC^t(d, 225^\circ) \\ MC(d, 90^\circ) &= MC^t(d, 270^\circ) \\ MC(d, 135^\circ) &= MC^t(d, 315^\circ) \end{aligned}$$

Avec MC^t matrices de cooccurrences transposées.

2.5.2.2. Matrice des longueurs de plage

La méthode des longueurs de plages de niveaux de gris est la plus souvent utilisée des méthodes statistiques d'ordre supérieur. La texture est représentée par des segments de droites dont la longueur est maximale et la luminance constante. On extrait de ces matrices des paramètres suivants l'orientation de ces segments et la longueur et la luminance des plages.

Une plage de niveau de gris est un ensemble de pixels suivant une direction θ donnée, dont le niveau de gris est constant. La longueur d'une plage est le nombre de pixels constituant cette plage. Pour chaque direction θ donnée, on définit une matrice de longueur de plage $P_\theta = (p_\theta(i, j))$ de dimension $N_g \times N_\theta$ avec N_g le nombre de niveaux de gris dans l'image, et N_θ la plus grande longueur de plage dans l'image. Chaque élément $p_\theta(i, j)$ de la matrice est le nombre de plages de longueur j , et dont le niveau de gris des pixels constitutifs est i , suivant la direction θ .

Par cette méthode, on détermine des primitives qui sont des plages ou des droites de longueurs maximales, ces droites sont déterminées en effectuant des statistiques sur l'ensemble des plages présentes dans l'image. Les primitives auront donc comme caractéristiques un niveau de gris, une longueur et une direction.

Voici des exemples de matrice de longueurs de plage calculées à partir d'une fenêtre d'image de dimension 5x5 pixels de niveau de gris entre 0 et 5

0	0	1	2	0
1	2	2	0	0
1	2	0	1	1
1	3	4	4	4
3	3	3	1	1

Fenêtre 1

$\begin{smallmatrix} j \\ i \end{smallmatrix}$	1	2	3
0	2	2	0
1	4	2	0
2	2	1	0
3	1	0	1
4	0	0	1

$\theta = 0^\circ$

0	4	1	2	0
0	0	4	1	2
1	2	0	4	1
1	3	2	1	3
3	1	3	4	1

Fenêtre 2

$\begin{smallmatrix} j \\ i \end{smallmatrix}$	1	2	3
0	2	0	1
1	1	2	1
2	0	2	0
3	2	1	0
4	1	0	1

$\theta = 135^\circ$

2.5.3. Méthodes de filtrage

Une des approches basée sur le traitement de signal est celle dite de filtrage multi-canal. Cette approche s'inspire en la théorie sur le traitement de l'information visuelle dans les premières étapes du système visuel humain. Cette théorie maintient que le système visuel divise l'image de la rétine dans un nombre d'images filtrées

contenant des variations d'intensité dans une marge étroite de fréquence/taille et d'orientation. Alors le filtrage multi-canal se prête bien à ce problème car il permet d'exploiter les différences dominantes de taille et orientation, qui en général distinguent une texture des autres.

Les méthodes de filtrage les plus utilisés sont les ondelettes, la morphologie mathématique et les filtres de Gabor.

2.5.4. Méthodes fondées sur un modèle

Ces méthodes consistent à choisir un modèle qui permet d'avoir la représentation du signal, tel que le choix du modèle se pose sur le type d'image à analyser, ce dernier est défini par des paramètres qui caractérisent les textures. Dans le monde du traitement d'image on rencontre plusieurs modèles qui se distinguent par la manière dont sont estimés les paramètres ainsi que par les algorithmes de segmentation, et classification utilisés. Parmi ces modèles on trouve : les modèles markovien, les modèles de Wold 2D et les modèles Arma.

Malgré le fait que ces méthodes donnent d'excellents résultats en analyse d'image, leur algorithmes d'estimation des paramètres restent très complexes, et nécessitent surtout une connaissance à priori du type de texture.

2.5.5. Méthodes mixtes

Beaucoup de liens entre les différentes méthodes ont été mis en évidence par les chercheurs, citons par exemples les liens théorique entre les matrices de cooccurrences, la morphologie mathématique et les modèles de Gibbs, établis par *Picrad et Al*, la combinaison d'un modèle markovien et d'un processus booléen, pour modéliser la micro-texture et simuler la macro-texture selon un processus hiérarchique proposée par *Préteux et Descombes*.

Notons aussi les transformations orthogonales de Fourier, de Haar, de Hadamart, de Slant, et de Kerhunen-Loeve (TKL), et la théorie fractale, qui sont des méthodes employées pour le calcul des attributs texturaux.

2.6. Discussion

L'existence d'une multitude d'approches, confirme l'absence d'un modèle d'analyse standard de textures applicable à tous les types d'images. A ce jour chaque chercheur essaye d'optimiser une méthode pour une application particulière. La difficulté majeure réside essentiellement, dans le choix des attributs texturaux et de la taille de la fenêtre d'analyse. Parmi toutes les méthodes présentées dans ce chapitre, certaines ne sont applicables que sur des macrotextures (méthodes structurelles-géométriques), d'autres ne permettent pas une bonne localisation spatiale (méthode de filtrage), et d'autres enfin présentent un inconvénient majeur lié à la difficulté d'estimer les paramètres caractérisant la texture (méthode fondée sur un modèle). Seules les méthodes statistiques et les méthodes mixtes semblent adaptées à la caractérisation des microtextures. L'application visée porte sur des images contenant des microtextures, Aussi, nous avons retenu la méthode des matrices de cooccurrences pour l'étape d'analyse d'images.

3.1. Preamble

La segmentation est une étape cruciale du processus du traitement d'images, dont la finalité est de décrire l'information contenue dans l'image. La segmentation nous permet d'avoir une représentation condensée et aisément exploitable. Une bonne segmentation dépend du choix de la technique, qui est étroitement lié à :

- La nature de l'image traitée (texturée, uniforme, claire, sombre...).
- Les opérations subies par l'image en aval de la segmentation.
- Les primitives à extraire.
- Les contraintes d'exploitation (temps de calcul).

Dans ce chapitre nous rappelons la notion de segmentation et nous citons les différentes approches et méthodes de segmentation d'images.

3.2. Définition de la segmentation

Il est difficile de définir de façon précise la segmentation vue qu'elle est fréquemment confondue avec la classification. Segmenter une image revient à détecter ses régions homogènes et ses contours de façon très pertinente, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets de l'image réelle avec leurs contours apparents.

➤ Formalisme mathématique

Soit X le domaine de l'image et f la fonction qui associe à chaque pixel une valeur $f(x,y)$. Si nous définissons un prédicat P sur l'ensemble des parties de X , la segmentation de X est définie comme une partition de X en n sous ensemble $\{R_1, ..., R_n\}$ tels que :

1. $\bigcup_{i=1}^n Ri = I$
2. $Ri \cap Rj = \emptyset ; \quad \forall i \neq j$
3. Ri est connexe ; $\forall i = \{1, 2, \dots, n\}$
4. $P(Ri) = \text{vrai} ; \quad \forall i = \{1, 2, \dots, n\}$
5. $P(Ri \cup Rj) = \text{faux} \quad \forall Ri, Rj \text{ deux regions adjacentes}$

Ce qui signifie que les régions obtenues après segmentation sont homogènes et disjointes. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogènes.

Zucker a résumé les conditions de la définition d'Horowitz comme suit [5] :

La première condition implique que tout pixel de l'image appartient à une et seule région ; cela signifie que l'algorithme de segmentation ne doit pas se terminer avant d'avoir traité tous les points.

La seconde condition implique que toute région doit être connexe. La connexité des régions étant induite par le voisinage défini sur l'image.

La troisième condition implique que chaque région doit être homogène.

La quatrième et dernière condition est une condition de maximalité indiquant que la fusion de deux régions ne doit pas être homogène. Il est important de remarquer que le nombre n de régions formant la partition de l'image reste indéterminé. Il peut donc exister plusieurs segmentations possibles pour un prédicat P donné.

3.3. Synoptique global du processus de segmentation d'images

Les différentes étapes permettant la segmentation d'une image sont résumées dans la figure 2.1

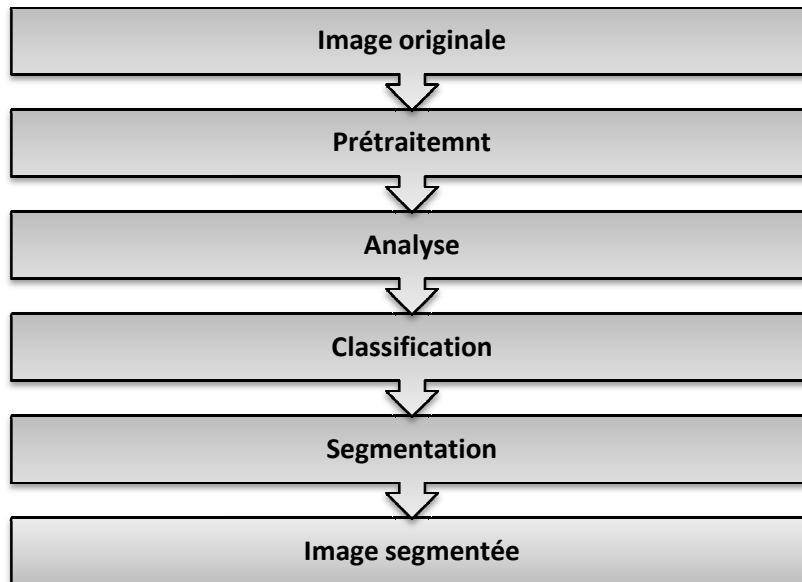


Fig.3.1 : Etapes de segmentation d'images.

Le prétraitement consiste en diverses opérations visant à améliorer la qualité de l'image et à faciliter la segmentation. Ces opérations sont principalement le rehaussement du contraste, la modification des histogrammes et la réduction du bruit.

L'analyse a pour but d'extraire les paramètres caractéristiques permettant de classifier les pixels de l'image.

La classification est une opération préalable à la segmentation, elle revient à affecter chaque pixel de l'image à l'une de ces classes selon des critères appropriés

Dans ce qui suit, nous allons passer en revue les principales méthodes de segmentation, d'analyse et de classification utilisées habituellement en traitement d'images.

3.4. Méthodes de segmentation d'images

La segmentation s'inspire du système de perception visuel humain, dont l'objectif principal est de faciliter une interprétation automatique d'une image, en se basant sur les concepts de similarité et de différence afin de localiser les objets d'une scène ainsi que leurs contours. On peut définir deux grandes approches de segmentation : l'approche « région » et l'approche « frontière ».

Dans ce sens, Cocquerez et Philip [6] affirment : « *La segmentation fait référence aux notions de différence et de similarité comme les perçoit le système visuel humain et ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche frontière et d'approche région* ».

Une autre définition de la segmentation est donnée par Haralick [7] dont l'énoncé implique la vérification de quatre principes :

- « Les régions d'un résultat de segmentation d'une image doivent être uniformes et homogènes par rapport à des caractéristiques comme le niveau de gris ou la texture ».
- « L'intérieur des régions doit être simple et sans trop de trous ».
- « Les régions adjacentes d'un résultats de segmentation doivent avoir des valeurs significativement différentes par rapport aux caractéristiques pour lesquelles elles sont uniformes ».
- « Les frontières de chaque contour doivent être simples, régulières et doivent être uniformes ».

Beaucoup de travaux ont appuyé ces principes, on citera Borsotti et Al [8], par contre d'autres auteurs défendent la théorie d'une segmentation d'image confondue avec son interprétation stipulant que les applications d'interprétation d'image ne sont que des algorithmes de segmentation complexes.

Cependant, il ne faut pas oublier de citer une autre approche appelée « approche classification », qui fut longtemps considérée comme faisant partie de l'approche région, actuellement dissociée de cette dernière apparaissant ainsi comme une approche à part entière [9].

3.4.1 Approche régions

Le seuillage d'après l'histogramme est un élément fondamental de la segmentation [10]. La technique de base pour un choix automatique de seuil consiste à séparer un objet contrasté sur un fond, chacun obéissant à une distribution gaussienne. Le choix du seuil est critique car le résultat de la segmentation en dépend. Pour des images contenant plusieurs objets ou régions la méthode s'étend en un multi-seuillage.

La croissance de régions est considérée comme une approche région [11]. Elle consiste à faire élargir une cellule à partir d'un pixel initial selon un critère d'homogénéité (couleur, texture, etc.). Les problèmes inhérents à cette technique sont la détermination des pixels de départ et le choix de critère d'arrêt. Pour pallier à la complexité des premières étapes où l'on traite un grand nombre de petites régions, cette technique peut être associée à la précédente (multi-seuil sur histogramme). De nombreuses stratégies de croissance de régions ont été publiées [12]. La technique de division/fusion (split-and-merge) procède d'abord au partitionnement récursif de l'image. La décision de diviser une région est déterminée par un critère du type « moyenne », variance, étendue et niveau de gris. Le processus de fusion permet dans un second temps de regrouper les régions voisines qui satisferont un même critère

d'homogénéité. Cette technique est supportée par une structure de données hiérarchique (arbre quaternaire) [13].

3.4.1.1 Approche par fusion

L'idée consiste à exploiter une partition initiale de l'image constituée de petites régions. Puis ces régions sont fusionnées successivement jusqu'à ce que le critère de fusion ne soit plus vérifié. Plusieurs règles de regroupement ont été proposées. Certaines de ces règles mettent en jeu des propriétés statistiques telles que la moyenne des niveaux de gris des régions, le gradient moyen des frontières géométriques ou morphologiques c'est-à-dire que deux régions sont regroupées si par exemple un facteur de forme est conservé après leur fusion.

3.4.1.2 Approche par division

Une autre approche pour réaliser une segmentation d'image est celle qui procède par partitionnement. Cette méthode consiste à diviser l'image, qui constitue la région initiale, en régions de plus en plus homogènes. Le processus est réitéré pour chacune des régions produites jusqu'à ce qu'une certaine homogénéité soit atteinte.

L'homogénéité d'une région est souvent contrôlée par sa variance ou son contraste. Ces techniques à caractère descendant ont une faiblesse à la nature souvent régulière du découpage. Une région est divisée en sous-régions de niveaux inférieurs. Les frontières d'une région sont alors représentées sur différents niveaux. La délimitation exacte de ces dernières est ainsi difficile à obtenir.

Beaucoup d'algorithmes de division reposent sur l'utilisation des histogrammes de niveaux de gris. Les régions sont alors définies à partir des intervalles entre les vallées.

3.4.1.3 Approche par division-fusion

Ces méthodes combinées on obtient : la division qui partitionne l'image en zones localement homogènes, puis la fusion des régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement. Ces deux opérations sont répétées jusqu'à ce qu'elles ne soient plus possibles.

3.4.2 Approche contours

Cette approche permet une détection des bords ou de ce qu'on appelle couramment les frontières, donc elle permet une segmentation d'image par une génération des frontières entre les régions [12]. On retrouve des points de contours qui définissent généralement une discontinuité dans l'homogénéité des régions.

Ceci dit, le modèle de contour représente surtout une transition rapide entre niveaux de gris dans une direction donnée associée à une faible variation dans la direction orthogonale.

Quand à la forte variation, elle est donc communément détectée par un opérateur type gradient tel que le filtre de Sobel ou celui de Canny-Derihe. On retrouve même des méthodes hybrides associant les approches régions et contour [14] pour allier la robustesse des premières avec la précision des secondes.

3.4.2.1 Détection des contours par dérivée première

A ce niveau, les filtres utilisés sont des filtres de dérivée première (appelés aussi filtres étroits) et l'on cherche alors le maximum de réponse. Le prototype de cette méthode est le filtre gradient. Cependant, la dérivation avec ce dernier accentuant le bruit (pixels parasites). Des filtres dérivés plus robustes ont été proposés et présentés par la suite.

Le gradient est une dérivation au premier ordre est donnée par la relation (7) :

$$\vec{\nabla} = \frac{\partial I}{\partial x} \vec{I}_x + \frac{\partial I}{\partial y} \vec{I}_y \quad (7)$$

A côté de ces approches très inspirées du traitement du signal, des filtres de dérivation plus empiriques ont été proposés à partir d'estimateurs locaux de l'image f ou de ses dérivées $\frac{\partial f}{\partial y}$. Ces dérivées estimées sont obtenues à l'aide de masques appliqués sur des fenêtres de 2x2 pixels ou 3x3 pixels (exceptionnellement, en cas d'images très bruitées, sur des fenêtres plus grandes). On note sans surprise que la somme des coefficients de ces filtres est nulle (fonction de transfert nulle à la fréquence 0) et que les coefficients sont antisymétriques. Les filtres les plus utilisés sont, dans l'ordre décroissant :

Sobel > Roberts > Prewitt

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Roberts

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Prewitt

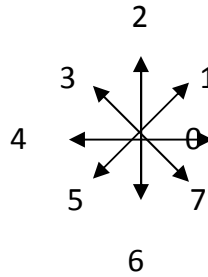
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Sobel

a) Opérateur gradient directionnel

- **Opérateur de Kirsch**

L'opérateur de Kirsch [Kirsch, 1977] est un opérateur à 8 masques correspondant chacun à une direction donnée obtenue par rotation de $\frac{\pi}{4}$ de l'opérateur de base H_0



$$\begin{array}{ccc}
 \begin{array}{c} 0 \rightarrow \end{array} & \begin{array}{c} 1 \nearrow \end{array} & \begin{array}{c} 2 \uparrow \end{array} \\
 H_0 = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} & H_1 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} & H_2 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Le gradient qui correspond à la valeur maximale sera retenu, il est donné par la relation (8):

$$\text{Max}_i = \max_i |H_i * I| \quad (8)$$

L'orientation retenue pour le contour sera celle qui correspond au masque ayant permis d'obtenir le gradient maximum.

- **Opérateur de Robinson**

$$\begin{array}{ccc}
 0 \rightarrow & 1 \nearrow & 2 \uparrow \\
 H_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} & H_1 = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} & H_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

3.4.2.2 Détection des contours par dérivée seconde

Après avoir vu des filtres basés sur la recherche de maxima de la dérivée première, nous étudierons des filtres larges qui se chargent de rechercher les zéros de la dérivée secondes (méthode permettant de bien mettre en évidence les maxima de la dérivée première) ou plus précisément, du Laplacien qui est une dérivation au deuxième ordre :

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (9)$$

L'estimation de la dérivée seconde est très sensible aux bruits, d'où la nécessité de filtrer l'image fortement avant de mesurer son Laplacien. Dans le but de limiter les réponses dues au bruit de l'image I , on opère par un filtrage gaussien dont le Laplacien est plus connu sous le nom de « chapeau mexicain ».

3.4.2.3 Détection de contours par filtrage optimal

Proposé dans une approche originale [15] ce filtre déterminé analytiquement à partir de 3 critères :

1. Garantir une bonne détection S/B

2. Garantir une bonne localisation
3. Assurer que pour un contour il n'y aura qu'une seule détection $x_{\max}$

Ces 3 critères s'expriment par l'optimisation conjointe de 3 fonctionnelles qui permettent de définir le filtre linéaire optimale pour la détection d'une marche d'escalier sous l'hypothèse d'un bruit additif indépendant du signal.

a) Filtre de Deriche

Ce filtre est souvent privilégié à celui de Canny, du fait qu'il est une réponse impulsionnelle infinie avec une pente imposée de S à l'origine. Ces contraintes permettent de déterminer les coefficients a_i : $a_1 = a_2 = a_4 = 0$ et $\omega a_3 = S$

D'où la solution suivante :

$$h(x) = \frac{S}{\omega} e^{-a|x|} \sin(\omega x)$$

$$\tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{2a}{a^2 + \omega^2}} ; \tilde{A} \cdot \frac{S}{B} = \frac{2a}{\sqrt{a^2 + \omega^2}} ;$$

$$\text{Avec } x_{\max} = \sqrt{\frac{2a + \omega^2}{5a^2 + \omega^2}}$$

En posant le paramètre $a = m\omega$ on obtiendra les trois cas suivants :

$$1^{\text{er}} \text{ cas : } m \gg 1 ; \tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{2}{a}} ; \frac{S}{B} \cdot \tilde{A} = 2 \text{ on aura } x_{\max} = 0,44$$

$$2^{\text{ème}} \text{ cas : } m = 1 ; \tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{1}{a}} ; \frac{S}{B} \cdot \tilde{A} = \sqrt{2} \text{ on aura } x_{\max} = 0,58$$

$$3^{\text{ème}} \text{ cas : } m \ll 1 ; \tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{3}{2a}} ; \frac{S}{B} \cdot \tilde{A} = \sqrt{3} \text{ on aura } x_{\max} = 0,5$$

CHAPITRE 3 : Approches de segmentation et de classification

Dans le 3ème cas, on remarquera que pour une valeur identique de K , l'indice de performance de Deriche est près de 90% meilleure que la première dérivée d'une gaussienne.

Dans le cas 2, pour une valeur identique de K , l'opérateur de Deriche présente un indice de performance amélioré de près de 25% par rapport à l'opérateur de Canny $\frac{S}{B} \cdot \tilde{A} = 1.12$

et

$K = 0.58$.

En ce qui concerne le cas 1, il présente le meilleur indice, car il correspond à la limite de l'opérateur Deriche pour ω tend vers 0, d'où il est facile de vérifier que cette limite correspond à l'opérateur $h(x)$ donné par la relation (10) :

$$h(x) = se^{-a|x|} \quad (10)$$

A des fins de favoriser la localisation au détriment de la détection, on choisit le paramètre a très grand. Pour privilégier la détection, on choisira ce paramètre plutôt petit bien sûr dans le cas des signaux bruités.

b) Filtre de Shen et Castan

Cela consiste en l'élaboration d'un filtre passe bas optimal pour détecter les contours. Le formalisme mathématique développé s'inspire fortement de celui de Canny.

Ce filtre donne une localisation très précise des contours, c'est-à-dire, une reconstitution meilleure que celle de Deriche, avec plus de détails, tout en relevant sa sensibilité aux bruits.

$$S(x) = ae^{-a|x|} \text{ Avec } a = \frac{1 - e^{-a}}{1 + e^{-a}}$$

Le filtre de dérivation s'écrit comme suit :

$$h'(x) = \begin{cases} d.e^{-ax} & \text{si } x \geq 0 \\ d.e^{ax} & \text{si } x \leq 0 \end{cases}$$

Avec $d = 1 - e^{-a}$

Le paramètre a détermine la largeur du filtre. Plus " a " est petit, plus le lissage est important donc une perte en localisation.

3.4.2.4 Les contours actifs (Les Snakes)

Très différente des approches de détection de contour proposées antérieurement, il s'agit d'une méthode semi-interactive dans laquelle l'opérateur place dans l'image, au voisinage de la forme à détecter, une ligne initiale de contour. Cette ligne subira des déformations sous l'action de plusieurs forces :

- Une énergie propre, assimilée à l'énergie mécanique de tension et de torsion d'une ligne matérielle.
- Une énergie potentielle imposée par l'image qui vise à plaquer la courbe sur les contours.
- Une énergie externe, introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème qui se pose.

Sous l'effet de ces énergies, le contour actif évoluera pour rechercher la position d'énergie minimale, qui sera ainsi le compromis entre les diverses contraintes du problème.

3.4.3 Approche classification

Dans cette approche la segmentation sera vue comme étant un problème de regroupement, car le but est de mettre les points d'une même région dans un même ensemble. Le clustering, en tant que méthode d'apprentissage non supervisé, se décrit comme une méthode qui consiste à organiser les objets dans des groupes de manière à obtenir au sein de cela des membres qui partagent des propriétés communes, d'où vérifier un critère de similarité souvent expliqué au sein de même groupe.

De nombreux articles témoignent de l'intérêt essentiel du regroupement dans de nombreux domaines [16], [17], [18]. Les méthodes élaborées se divisent en deux compartiments, le premier appelé méthodes hiérarchiques et le second s'intitule méthodes de partitionnement.

Cependant, les méthodes hiérarchiques présentent un avantage par rapport aux méthodes de partitionnement du fait qu'elles ne nécessitent pas une connaissance a priori du nombre de groupes. Mais en revanche elles présentent des anomalies croissant avec la taille des données. Bien que les techniques de partitionnement nécessitent un certain paramétrage elles sont largement utilisées car elles délivrent des résultats cohérents avec la perception humaine.

Les algorithmes de partitionnement les plus connus sont fondés sur les centres, ou prototype des classes. Ils consistent généralement en la minimisation d'une fonction objective qui implique la distance entre le point de données et le prototype du cluster. On peut distinguer entre deux types d'algorithmes :

- a) Le regroupement exact (Hard Clustering) dont dérive la famille des K-Moyennes et où chaque point doit être assigné à une seule classe à chaque itération.
- b) Le regroupement flou (Fuzzy Clustering) qui exploite le concept d'appartenance floue [19] et tolère pour un point d'appartenir à plusieurs classes.

3.4.3.1 Techniques hiérarchiques

En ce qui concerne les techniques hiérarchiques, elles consistent à une reproduction d'un graphe dans lequel les régions sont imbriquées à plusieurs niveaux d'abstraction. Grace à ces techniques, on peut examiner un objet à plusieurs échelles, tout en évaluant sa similarité aux différents niveaux du dendrogramme.

Ces méthodes sont divisées en deux catégories qui rappellent les tendances en détection de région : La première procède par approche ascendante, en commençant d'assigner chaque entité à un cluster pour fusionner itérativement les couples à clusters similaires. La deuxième procède d'une manière descendante, c'est-à-dire, au départ, l'ensemble des points est considéré comme un seul groupe puis d'une manière hiérarchique, il est divisé jusqu'au dernier cluster. On obtient de même des classes dans chaque niveau d'abstraction.

La première méthode est plus répandue et se résume selon les étapes suivantes :

1. Etant donné n entités, initialisées p à n .
2. Déterminer les deux plus proches clusters C_i et C_j selon une mesure de similarité appropriée.
3. Fusionner C_i et C_j et décrémenter p de 1.
4. Répéter 2 et 3 tant que $p > 1$.

Comme un cluster contient plusieurs entités, la mesure entre deux groupes ne dépend pas uniquement de la métrique mais également de la technique utilisée ; afin que la principale méthode entre ces méthodes hiérarchiques soit dans la technique de mesure.

3.5. Discussion :

On remarque qu'il existe une multitude de méthodes, et chacune d'elles est adaptée pour un certain type d'image, pour notre projet, nous avons choisi comme images test, des images mixtes contenant des régions texturées et des régions uniformes, ainsi que des images météorologiques prises par le satellite « Météosat » et des images naturelles. Nous avons donc opté pour l'approche région. Ainsi pour les zones texturées nous utiliserons les méthodes des matrices de cooccurrences pour extraire les paramètres texturaux que nous utiliserons pour classifier les pixels à l'aide de l'algorithme des K-means.

4.1. *Préambule*

La segmentation des images texturées a été largement étudiée durant ces dernières années, ce qui a permis de mettre au point un nombre important d'algorithmes afin de traiter ce type d'images.

Ce type de segmentation consiste à extraire des attributs qui permettent de caractériser au mieux les différentes textures de l'image afin de les différencier. Parmi les méthodes de classification d'images texturées, on peut citer, entre autres, les approches statistiques.

La technique la plus répandue reste néanmoins celle basée sur le calcul des matrices de cooccurrences des niveaux de gris.

La méthode que nous avons élaborée et que nous présenterons dans ce chapitre est essentiellement caractérisée par son aspect générique et sa capacité d'adaptation au deux types d'images c'est à dire uniformes et texturées.

4.2. **Principe de la méthode**

Les images réelles sont constituées de régions uniformes et de régions texturées par conséquent il est préférable de séparer ces deux types de régions et de leur appliquer la méthode appropriée.

Ainsi, La segmentation par les matrices de cooccurrences nous permettra de segmenter chaque type de régions par la méthode appropriée afin d'obtenir une analyse plus fine de l'image. Cette méthode se fait en deux étapes : la première consiste à identifier les deux types de régions **uniformes** et **texturées**, la seconde permet de segmenter séparément chaque région à partir du vecteur attribut (paramètres) qui convient le mieux. Le résultat de la segmentation locale de chaque type de région sera alors fusionné pour obtenir l'image segmentée.

CHAPITRE 4 : Méthode adaptative de segmentation

-Le schéma synoptique suivant résume les principales étapes de traitement d'image par la méthode des matrices de cooccurrence [4]:

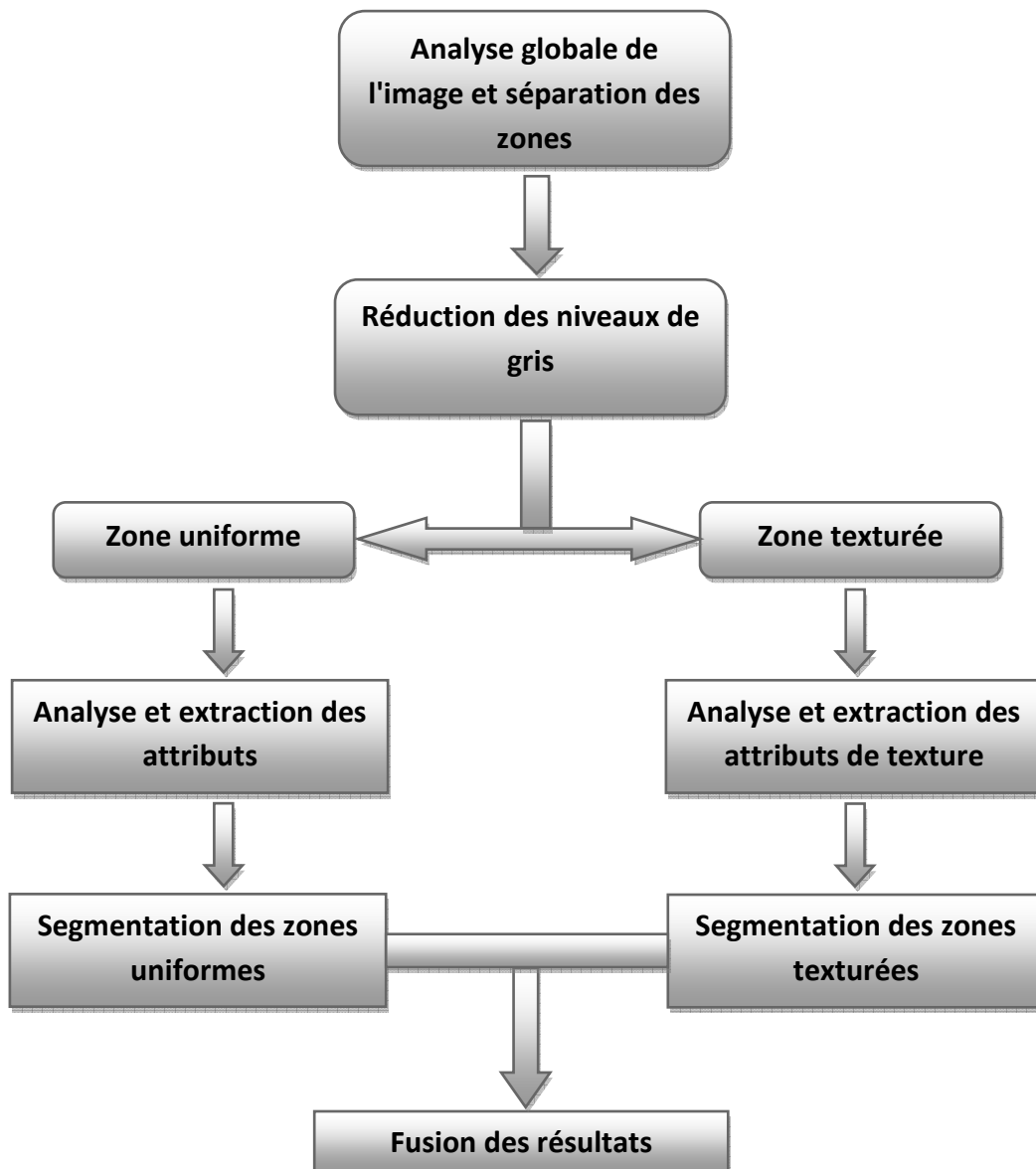


Fig. 4.1 : Organigramme du traitement d'images par les matrices de cooccurrences

4.2.1. Analyse globale de l'image et séparation de zones:

Dans cette partie, l'analyse consiste à déterminer si l'image est globalement texturée ou uniforme, puis à détecter les zones homogènes des zones texturées en extrayant les paramètres d'uniformité U et les paramètres d'uniformité estimés U' .

4.2.1.1. Réduction des niveaux de gris

La dimension de la matrice de cooccurrences dépend directement des niveaux de gris de l'image. Pour une image à 256 niveaux, la matrice sera de taille 256x256, ce qui engendre un temps de calcul très long. Pour réduire ce dernier, on effectue une réduction des niveaux de gris de l'image à traiter. Cette réduction se fait par analyse locale de l'histogramme. Un exemple de réduction d'histogramme est donné ci-dessous. On remarque que la réduction de 256 Ng à 32 Ng est acceptable alors que celle à 16 Ng présente des imperfections (perte d'informations pertinentes de l'image).

Exemple



Image 256 niveaux de gris



Image 32 niveaux de gris



Image 16 niveaux de gris

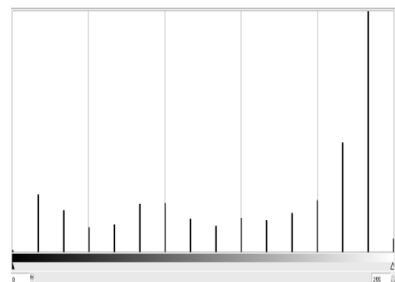
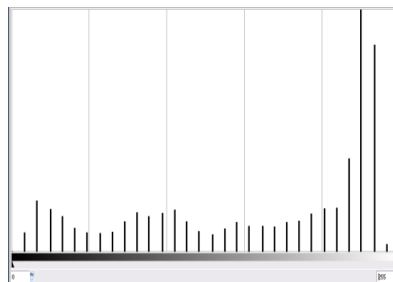
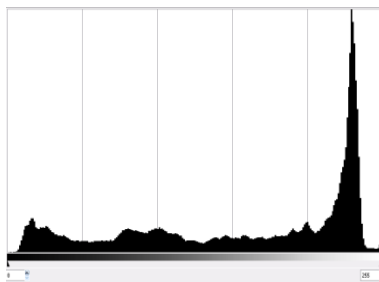


Fig. 4.2 : Réduction des niveaux de gris

4.2.1.2. Paramètres d'uniformité U et paramètre d'uniformité estimé U'

Ces deux paramètres permettent de classifier l'image comme étant globalement uniforme ou globalement texturée. Le paramètre d'uniformité U est calculé par la relation (10):

$$U = \sum_1^{NG} P(i, i) \quad (10)$$

Le paramètre d'uniformité estimé U' est calculé par la relation (11):

$$U' = 1 - \left(\frac{NG - 1}{NG} \right)^8 \quad (11)$$

Où P représente la matrice de cooccurrences normalisée et NG le nombre des niveaux de gris après réduction.

4.2.1.3. Fenêtres d'analyse

La taille des fenêtres d'analyse dépend de l'aspect homogène ou texturé de l'image (I), cette dernière est déterminée à partir du critère de décision suivant : Si $U(I) < U'(I)$ alors (I) est composée majoritairement de régions texturées, sinon (I) est composée majoritairement de régions uniformes. Pour une image globalement uniforme on calcule le paramètre d'uniformité des trois fenêtres d'analyse de dimension 3x3, 5x5, et 9x9. Si l'image est globalement texturée, ce paramètre est calculé à partir de fenêtre de tailles 9x9, 17x17 et 33x33.

Des images tests ont été choisies afin de calculer le paramètre d'uniformité U qui sera confronté au paramètre d'uniformité estimé U' pour caractériser la nature de ces images.

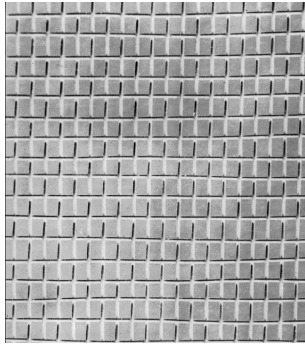


Image test 1



Image test 2

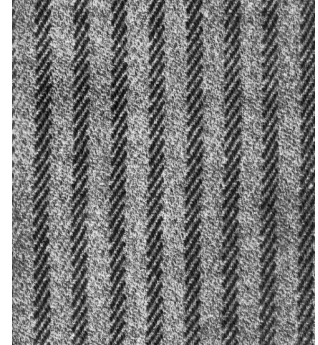


Image test 3

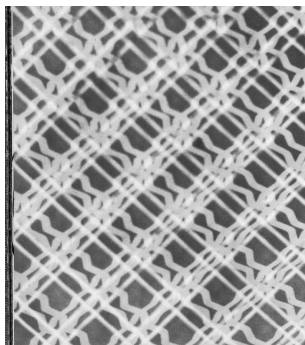


Image test 4

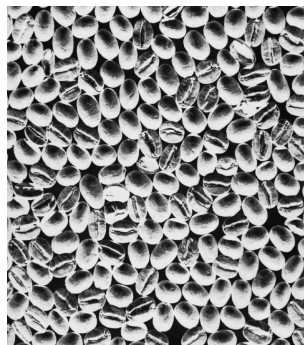


Image test 5

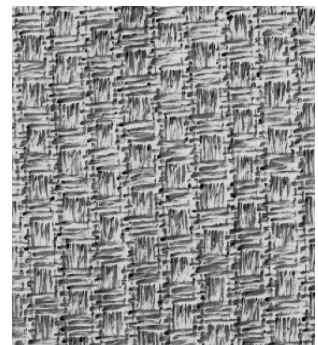


Image test 6

Fig. 4.3

Le tableau suivant résume les différents résultats des paramètres d'uniformités obtenus pour chaque image test et pour chacune des quatre directions. Les matrices de cooccurrences calculées sont symétriques et le nombre de niveaux de gris a été réduit à 32. Les images sont classées globalement texturées ou globalement uniformes selon la comparaison entre les deux paramètres U et U' .

	<i>d = 1 pixel</i>				
	$\vartheta=0^\circ$	$\vartheta=45^\circ$	$\vartheta=90^\circ$	$\vartheta=135^\circ$	
Image Test1	$U=0.3513$	$U=0.2774$	$U=0.3478$	$U=0.2776$	Image globalement uniforme
Image Test2	$U=0.2025$	$U=0.1678$	$U=0.2216$	$U=0.1854$	Image globalement texturée
Image Test3	$U=0.1309$	$U=0.1003$	$U=0.1547$	$U=0.1168$	Image globalement texturée

CHAPITRE 4 : Méthode adaptative de segmentation

Image Test4	U=0.4054	U=0. 3554	U=0.3953	U=0.3683	Image globalement uniforme
Image Test5	U=0.4185	U=0.3476	U=0.3870	U=0.3576	Image globalement uniforme
Image Test6	U=0.2793	U=0 .2029	U=0.2541	U=0.1835	Image globalement texturée
$U' = 0,2243 (NG=32)$					

Tableau 4.1 : Détermination de la nature des images tests

4.2.1.4. Détection des zones uniformes et texturées

Le paramètre U est calculé pour chaque pixel de l'image à différentes résolutions en fonction du type de l'image. Pour chaque fenêtre d'analyse et pour **$d=1$ pixel** on calcule, soit les matrices de cooccurrences non symétriques dans les huit directions (**$\vartheta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$**), soit les matrices de cooccurrences symétriques dans les quatre directions (**$\vartheta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$**). On calcule ensuite le paramètre d'uniformité U pour chaque matrice. On fait la moyenne de ces huit (ou quatre) valeurs de U, qu'on attribuera au pixel central. On effectue ainsi un balayage sur toute l'image. On aura à la fin trois valeurs de U pour chaque pixel (ce qui correspond aux trois dimensions des fenêtres d'analyse).

Si la moyenne de ces trois valeurs est supérieure à la valeur de U' (paramètre d'uniformité estimé de l'image I), le pixel appartient alors à une zone uniforme, dans le cas contraire on dira que le pixel appartient à une région texturée.

On note ID l'image résultat de la localisation des zones uniformes et texturées de l'image I . Cette image est définie de la façon suivante : Si le pixel est dans une région uniforme, on lui affecte une valeur du niveau de gris 255, la valeur 0 sinon.

4.2.2. Analyse locale :

4.2.2.1. Analyse des régions texturées et extraction des attributs

Pour une description fine de chaque région de l'image, chaque pixel est caractérisé par un vecteur d'attributs. Pour chaque attribut on obtient une image (ex : image contraste, image entropie...). La valeur du pixel central sera représentée par la valeur de l'attribut calculé.

Les différents paramètres d'*Harralick* sont donnés en annexes.

La figure 4.4 illustre quelques « image attributs » calculés pour l'image « cameraman »

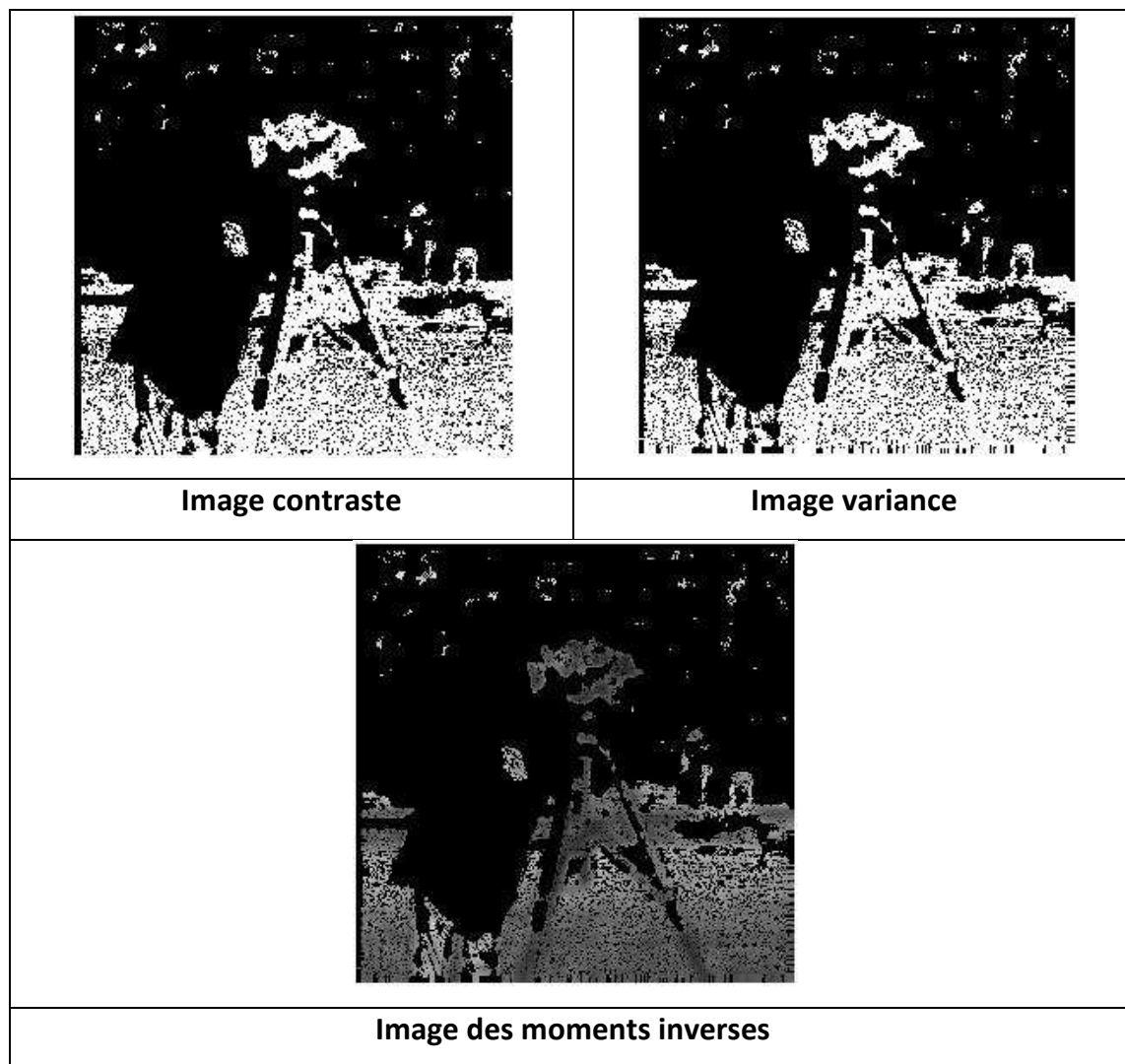


Fig. 4.4

4.2.2.2. Analyse des régions uniformes et extraction des attributs

La segmentation des régions homogènes est plus simple que celle des régions texturée. En effet, les paramètres « moyenne » et « variance » des niveaux de gris du voisinage du pixel considéré suffisent pour leur segmentation. Pour une fenêtre d'analyse de dimension $N \times N$, la variance et la moyenne des niveaux de gris sont données par les relations (12) et (13):

$$Moy = \frac{1}{N \times N} \left[\sum_{i=1}^{N \times N} \sum_{j=1}^{N \times N} I(i, j) \right] \quad (12)$$

$$Var = \frac{1}{N \times N} \left[\sum_{i=1}^{N \times N} \sum_{j=1}^{N \times N} (I(i, j) - Moy)^2 \right] \quad (13)$$

Rappelons que la variance caractérise la distribution des niveaux de gris autour de la valeur moyenne.

4.2.2.3. Classification par les K-means

La méthode des K-means est un outil de classification classique qui permet de répartir un ensemble de données en classes homogènes. L'algorithme des k-means peut être résumé comme suit.

- 1- Initialisation de k centres de gravité $m(k)$ qui correspondent à k classes :

$$m(k) = [\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_k]$$

- 2- On affecte chaque individu X_j à une seule classe C_k ,

dont le centre de gravité est μ_k , en calculant ses K distances par rapport au point $m(k)$, soit $\|X_j - \mu_k\|$

CHAPITRE 4 : Méthode adaptative de segmentation

Ainsi, un individu X_j appartient à la classe C_j de centre μ_k si et seulement si $\|X_j - \mu_k\|$ est minimale.

On met à jour la position du centre de gravité $m(k)$ de la classe C_k .

On répète à chaque fois l'étape (2) pour chaque individu jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans les différentes classes ainsi établies.

La figure 4.5 illustre l'organigramme de l'algorithme des K-means .

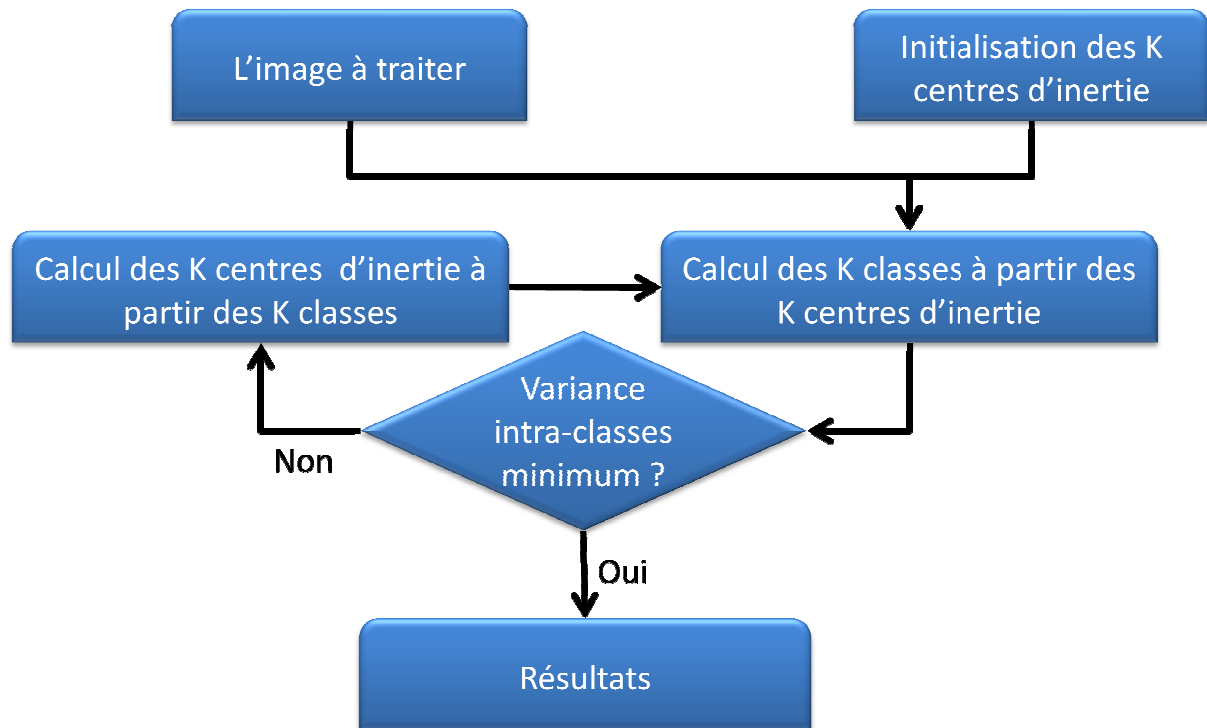


Fig. 4.5 : Organigramme de l'algorithme de K-means-

4.3. Discussion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes étapes de la méthode que nous avons mise en œuvre. L'étape d'analyse d'images est basée sur la matrice des cooccurrences. La méthode de classification que nous avons utilisée est la méthode des K-means qui est une version améliorée des nuées dynamiques. L'application d'une même technique à des images constituées à la fois de zones homogènes et de zones texturées ne conduit pas à une bonne segmentation (apparition d'artefacts, sur segmentation ou sous segmentation etc.).

Les images naturelles et Météosat auxquelles sera appliquée cette technique font partie de ce type d'images. Aussi, la mise en évidence des régions texturées et des régions uniformes, permet de les traiter différemment en appliquant la méthode de segmentation adéquate à chacune d'elle.

Les principaux résultats obtenus par cette technique seront présentés et discutés dans le prochain chapitre.

5.1. *Préambule :*

Ce chapitre regroupe les résultats des programmes qu'on a élaboré en utilisant le logiciel MATALAB 7.7 (mise à jour 2008b) édité le 09 Octobre 2008 (La version qui a suivi et qui est aussi la dernière à ce jour est la version 2009a édité en Mars 2009), on a développé des programmes qui permettent de réaliser les procédures suivantes :

- Calcul des matrices de cooccurrences dans quatre directions ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) avec un pas de 1 pixel.
- Calcul des paramètres d'uniformités et des paramètres d'uniformité estimée.
- Calcul de paramètre uniformité pour des fenêtres de diverses tailles.
- Séparation des pixels des régions uniformes de ceux des régions texturées
- Extraction des attributs texturaux à partir des matrices de concurrences.
- Classification des pixels de chaque type de région par l'algorithme des K-means.
- Segmentation des deux régions.

5.2. *Présentation des données :*

La méthode que nous avons présentée dans le chapitre précédent a été appliquée à trois sortes d'images, à savoir une image test, une image d'une scène naturelle et une image Météosat. Ces images sont illustrées dans la figure 5.1

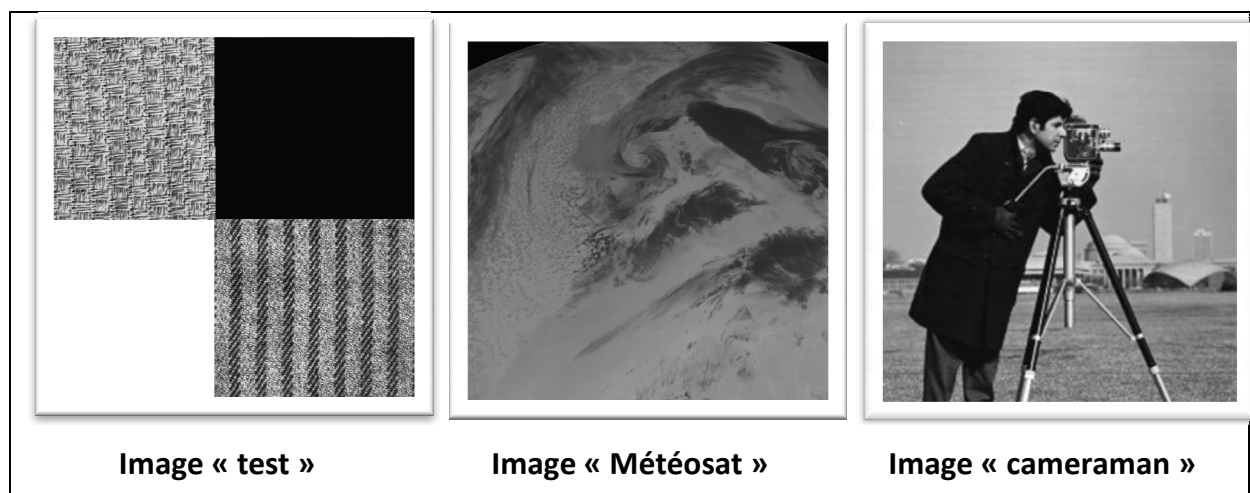


Fig. 5.1

5.2.1. Image « test » :

Afin d'évaluer les performances de la méthode mise au point, nous avons construit l'image « test » à partir de deux images texturées extraites de l'album de Brodatz et deux images uniformes (l'une complètement blanche et l'autre complètement noire). Cette image est de dimension 640 x 640 pixels. Chaque pixel est codé sur 8 bits.

5.2.2 Image réelle « cameraman »:

Pour monter l'efficacité et l'aspect générique de notre méthode, nous avons choisi une image réelle « cameraman » dont la vérité terrain est connue. Elle est constituée à la fois de régions uniformes et de régions texturées. Elle est de taille 256 x 256 pixels codée sur 8 bits.

5.2.3 Image météorologique du satellite « Météosat » :

L'image Météosat que nous avons utilisé est une image prise dans le canal visible (0.5 à 0.9 μm). Elle a été enregistrée à la station Météorologique de Dar El Beida en Novembre 2001. Sa taille est de 512x512 pixels, elle couvre une partie de l'hémisphère nord de la terre, et montre des perturbations météorologiques (grande masse nuageuse). Dans ce genre d'images, nous n'avons pas de critères de comparaison, du fait qu'on n'a pas de connaissances à priori.

5.3. Résultats et discussion

5.3.1. Analyse globale de l'image

5.3.1.1. Nature des images

Les résultats obtenus en appliquant le programme d'analyse globale pour chaque image, (calcul d'attribut uniformité), sont résumés dans le tableau ci-dessous.

	Paramètre d'uniformité	Paramètre d'uniformité estimé	Types de régions
Image test	0,2022	0,2243	globalement texturée
Image naturelle	0,6226	0,2243	globalement uniforme
Image Météosat	0,2626	0,2243	globalement uniforme

5.3.1.2. Calcul des paramètres U des fenêtres d'analyse

Cette étape consiste en une analyse locale de l'image pour différentes résolutions, afin d'affecter chaque pixel à l'une des deux zones (texturée ou uniforme). On se base sur le calcul du paramètre d'uniformité, qui est représenté sous forme d'une image codée sur 256 niveaux de gris, où le niveau 255 correspond à la valeur maximale du paramètre uniformité. Ces images sont représentées par les figures 5.2, 5.3, et 5.4.

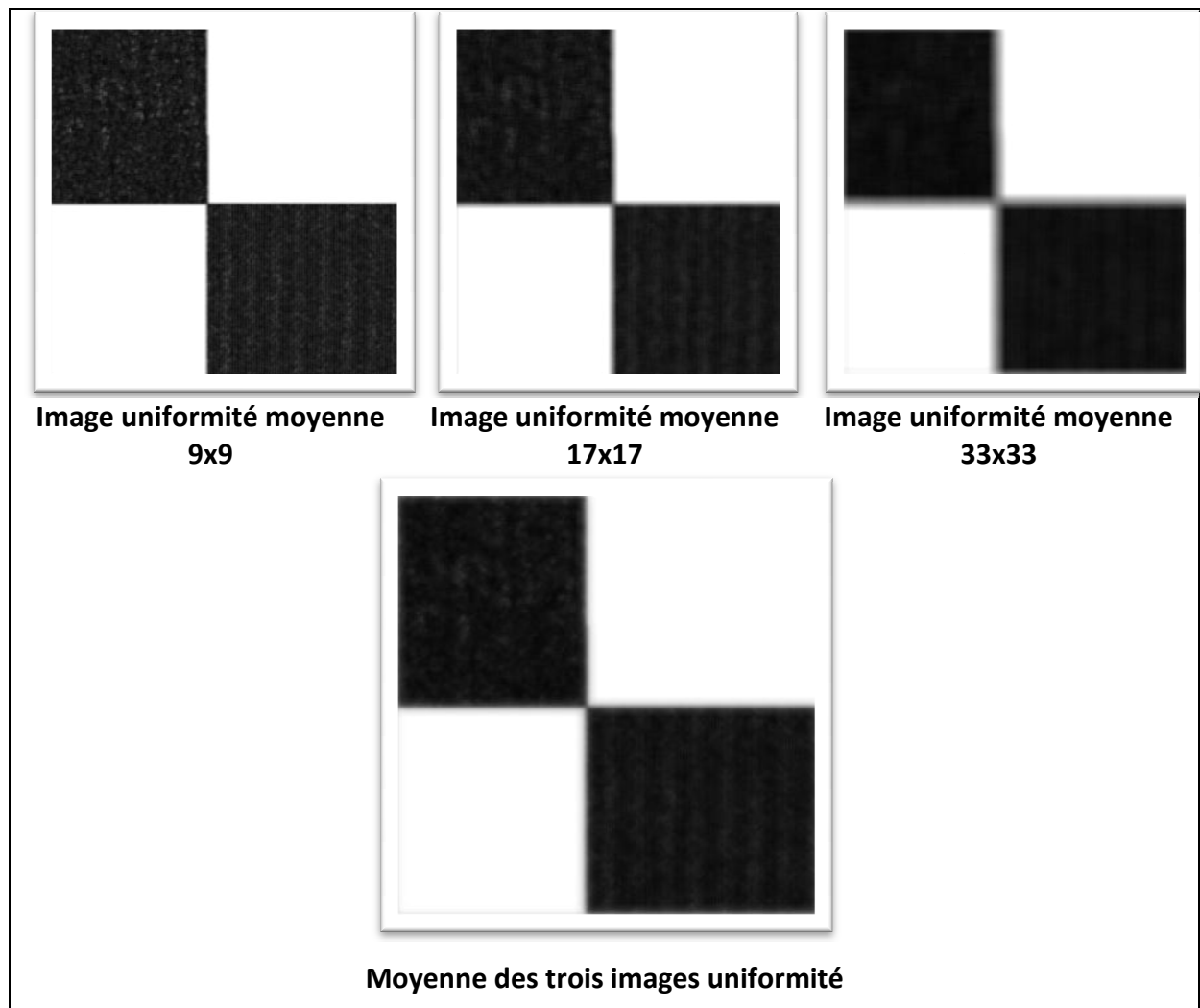


Fig. 5.2 : L'image uniforme de l'image test

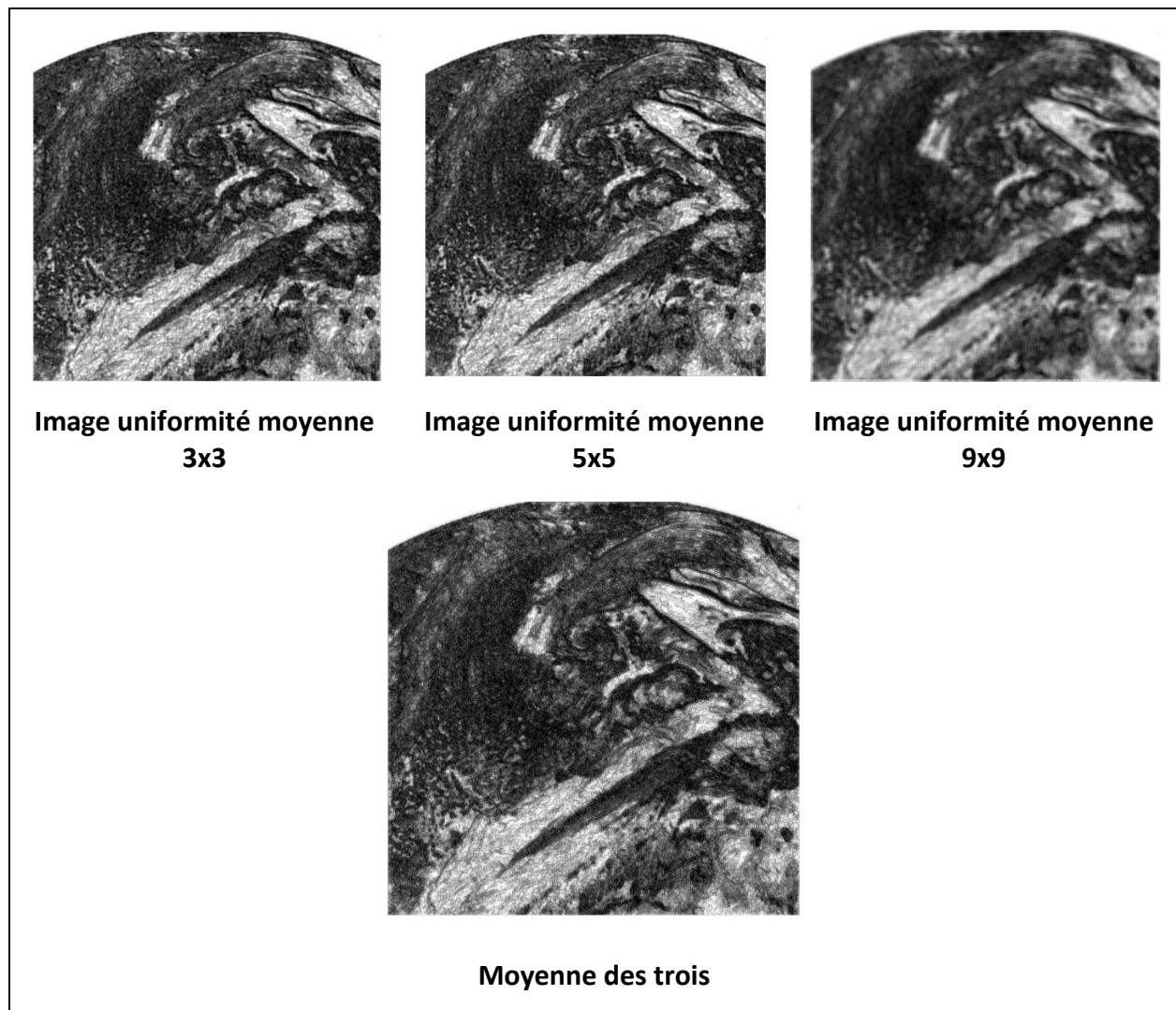


Fig. 5.3 : Image uniforme de l'image Météosat

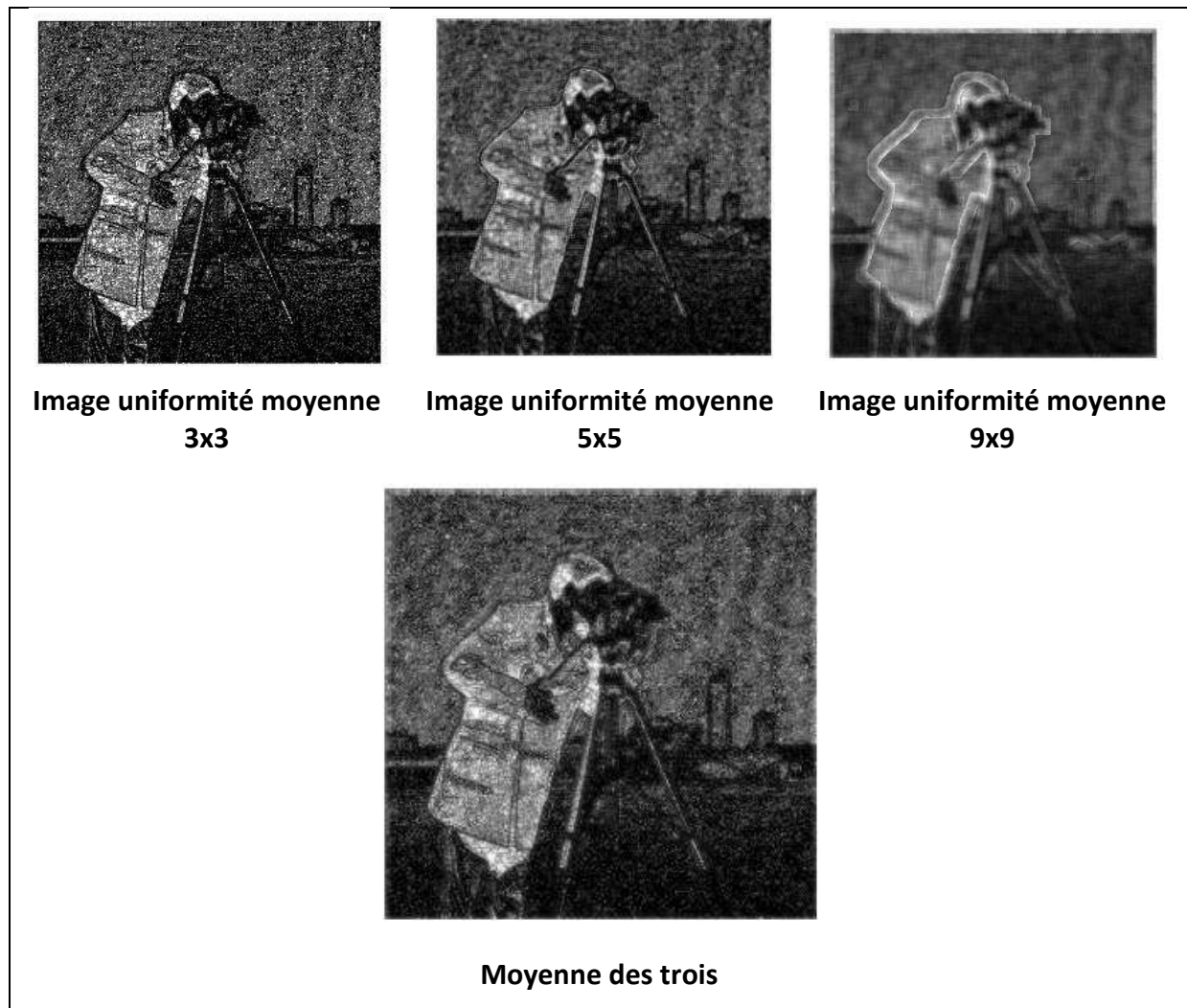


Fig. 5.4 : Image uniforme de l'image naturelle

5.3.1.3. Présentation des résultats de la séparation des zones

Les résultats obtenus en appliquant l'algorithme de détection des zones uniformes et des zones texturées aux trois types d'images, sont donnés par les figures suivantes montrant les résultats l'analyse locale et de la séparation des deux régions (uniforme et texturée), pour chacune des images testées analysées. Les pixels des zones uniformes sont représentés en blanc, et ceux des zones texturées en noir.

Les résultats sont illustrés dans les figures 5.5, 5.6 et 5.7

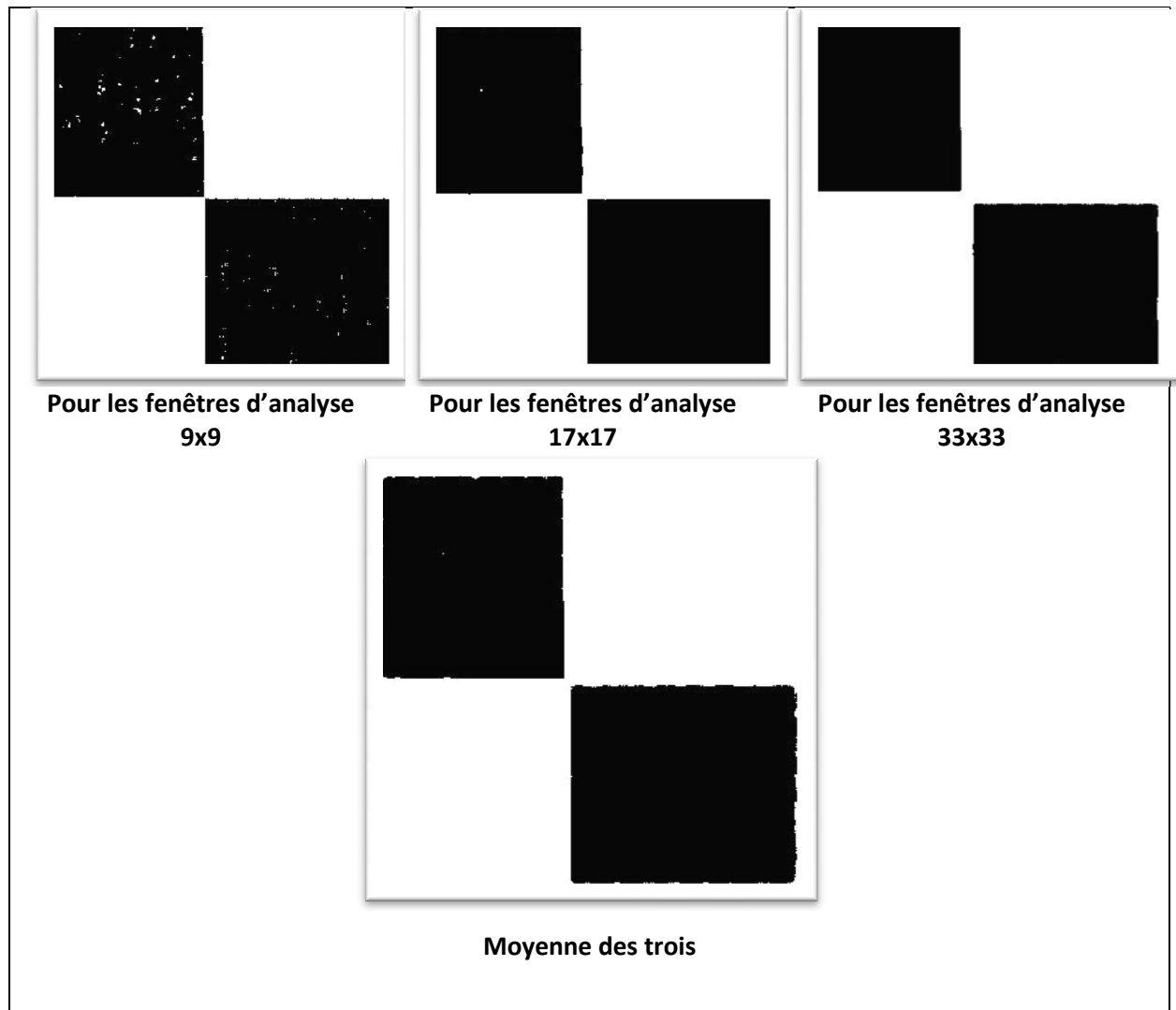


Fig. 5.5 : Séparation des zones pour l'image test

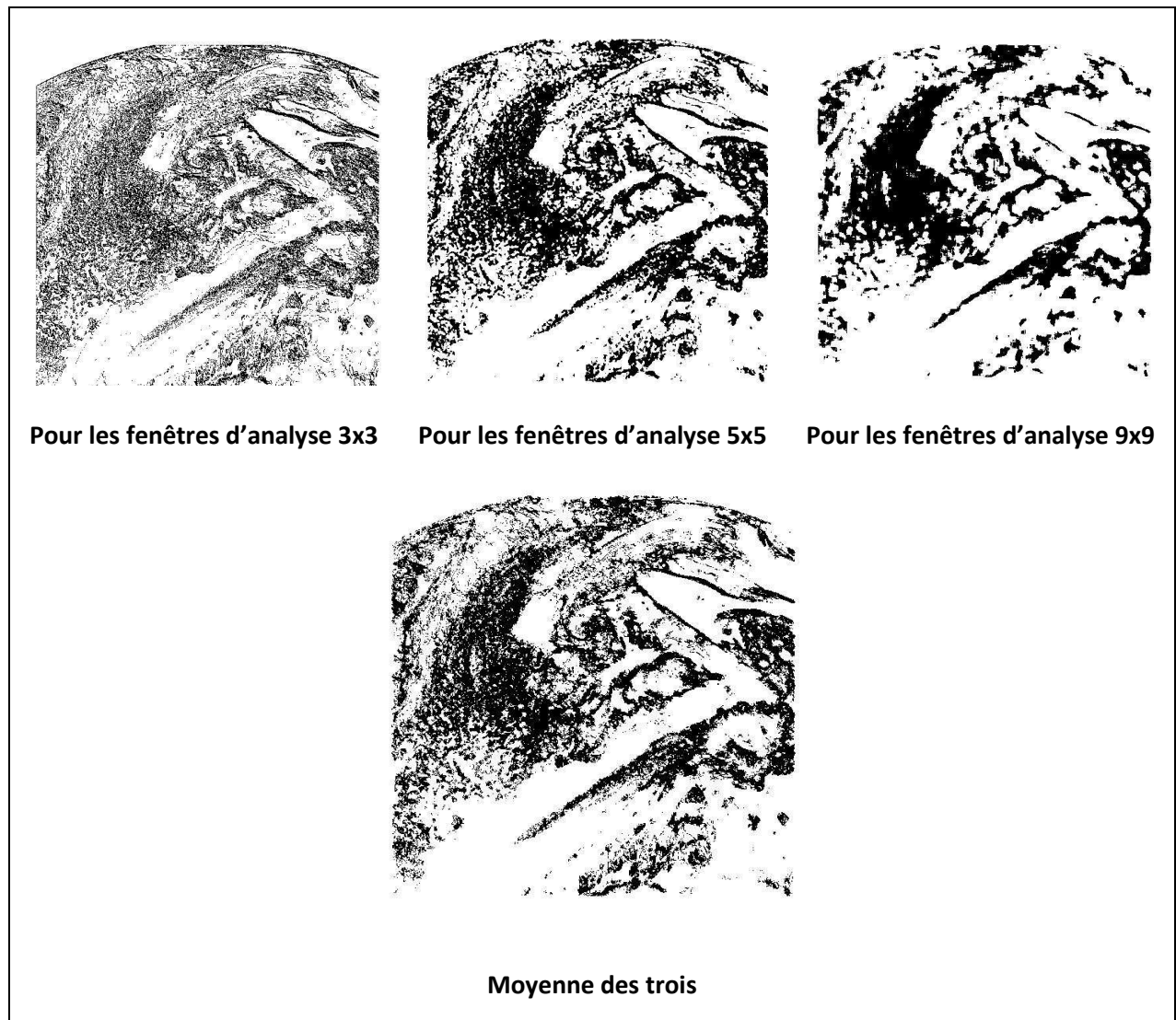


Fig. 5.6 : Séparation des zones de l'image Météosat

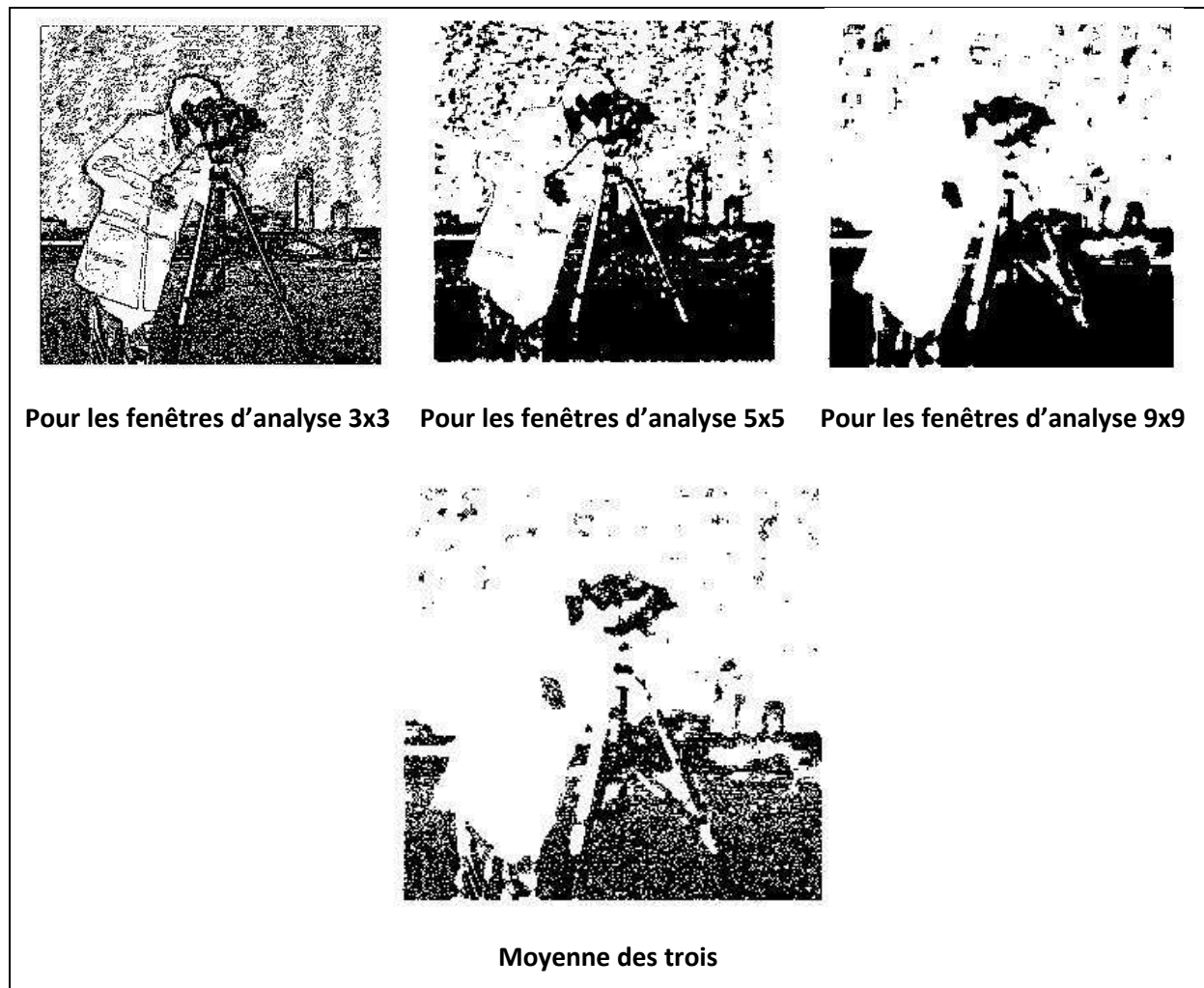


Fig. 5.7 : Séparation des zones de l'image naturelle « cameraman »

5.3.1.4. Discussion :

Les résultats de séparation pour les deux images mixte et réelle semblent visiblement corrects, mais il nous est difficile de juger la validité des résultats de l'image Météosat vue le manque de connaissance à priori sur le contenu informationnel de cette dernière. Néanmoins on remarque que les entités essentielles ont été bien détectées.

Nous pouvons donc affirmer que cette étape de traitement donne de bons résultats

5.3.2. Présentation des résultats de l'étape de la segmentation (Analyse local des régions) :

Dans cette dernière étape nous allons présenter les résultats de segmentation séparés des deux régions (texturées et uniformes) et puis on fusionne les deux.

5.3.2.1. Image mixte

La figure 5.8 montre que les zones uniformes sont correctement segmentées. Néanmoins on remarque une légère sur-segmentation dans les zones texturées.

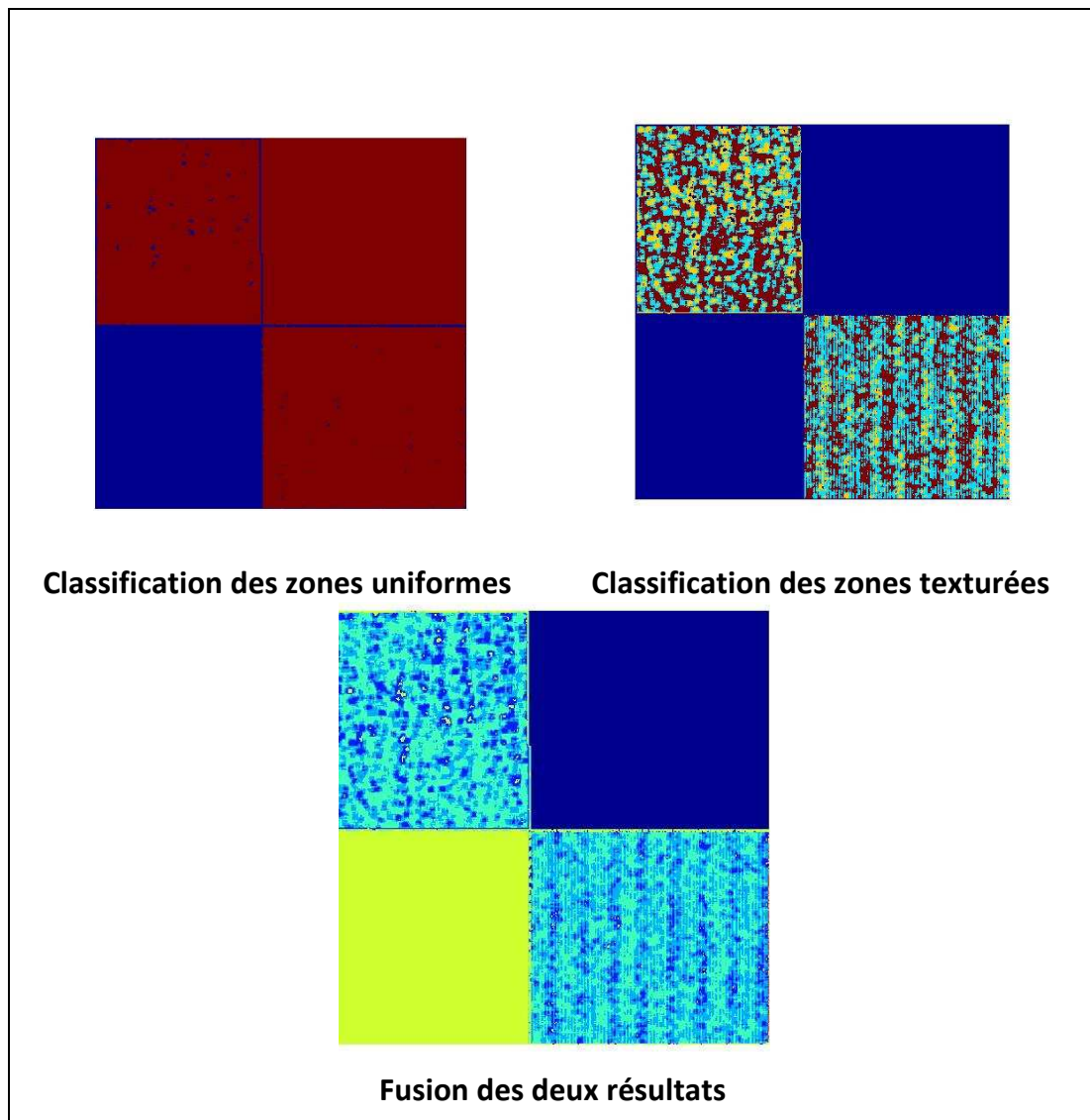


Fig. 5.8 : Résultat de la segmentation de l'image test

5.3.2.2. Image Météosat :

Malgré une légère sur segmentation des régions texturées, nous remarquons sur l'image obtenue par fusion que notre technique a permis de mettre en évidence les différentes régions de l'image.

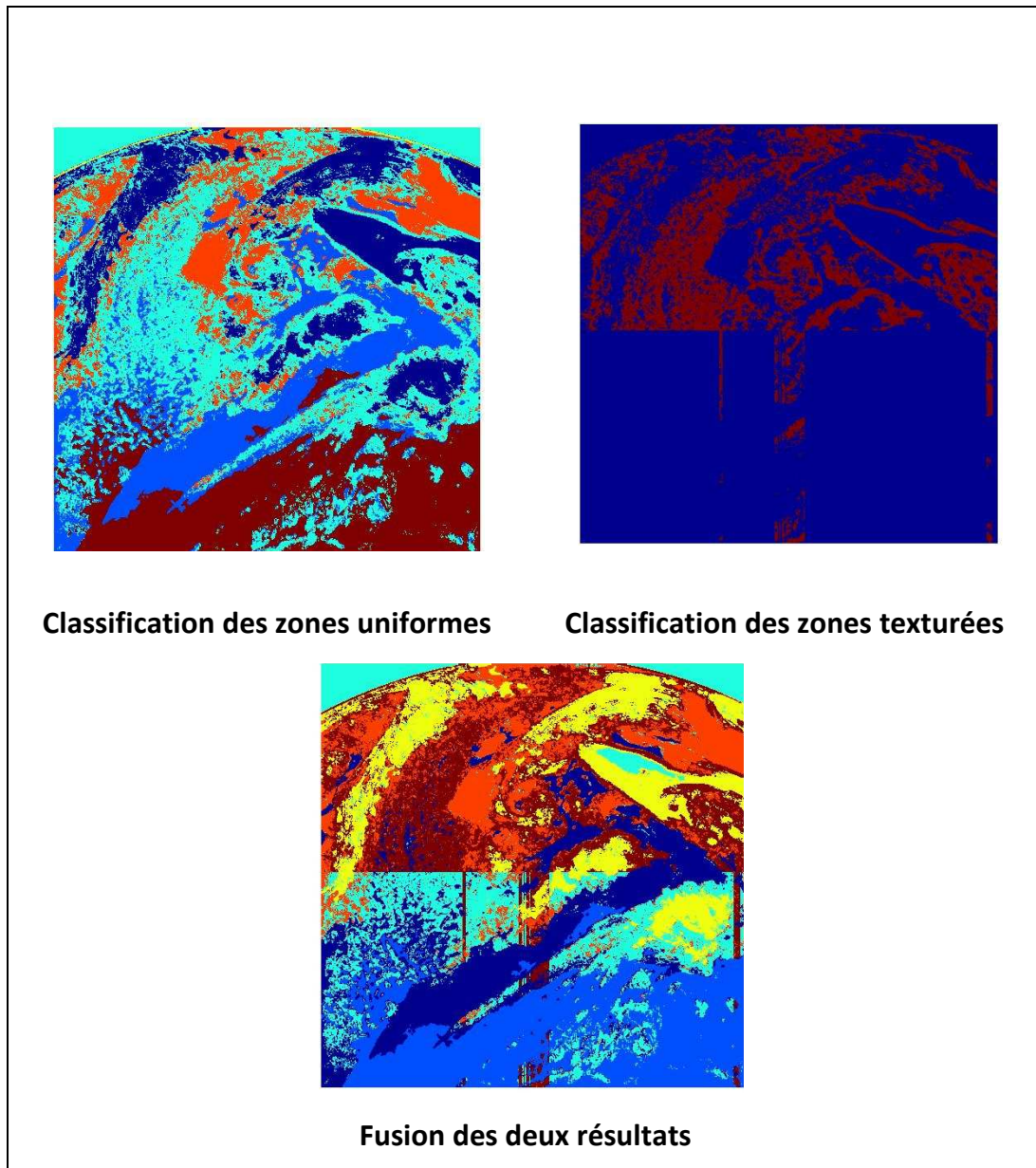


Fig. 5.9 : Résultat de la segmentation de l'image « Météosat »

5.3.2.3. Image naturelle

Les résultats obtenus pour cette image semble corrects .On remarque que pratiquement tous les objets de l'image ont été détectés. On note également une bonne localisation au niveau des frontières. Néanmoins on aperçoit une légère sur-segmentation au niveau des zones texturées.

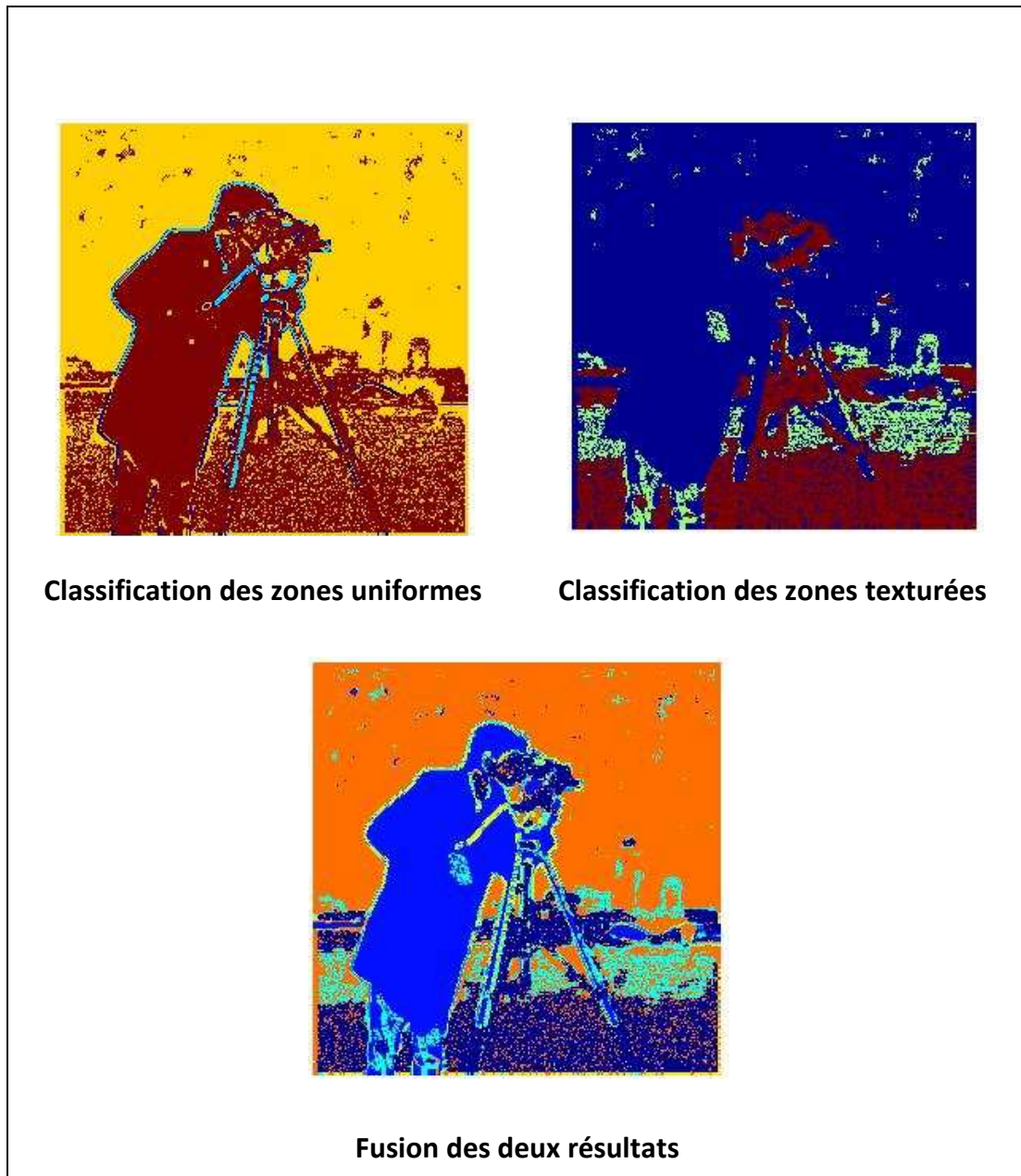


Fig. 5.10 : Résultats de la segmentation de l'image naturelle

5.4. Discussion

Les résultats obtenus après l'application des différentes étapes de traitement pour les divers types d'image analysés sont satisfaisants. En effet, toutes les régions uniformes ont été bien localisées et bien segmentées. Cependant, on a constaté une légère sur-segmentation des régions texturées et cela pour les images globalement uniformes, cela est dû au choix des fenêtres qui ne correspondent pas aux régions texturées.

CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce mémoire une méthode de segmentation non supervisée basée sur une approche statistique. Cette méthode opère en deux étapes. Dans une première étape on identifie les régions texturées et les régions uniformes. Dans une seconde étape on segmente chaque région par la méthode appropriée. Pour les zones uniformes, chaque pixel a été caractérisé par la moyenne et la variance, pour les zones texturées Les pixels ont été caractérisés par un vecteur d'attributs de neuf paramètres extraits des matrices de cooccurrence. La classification des pixels a été réalisée en utilisant l'algorithme des k-means.

Nous avons remarqué que le choix des attributs pour chaque type de régions reste primordial de même que celui de la fenêtre d'analyse. En effet, il faut choisir une fenêtre qui peut contenir le motif de base et des attributs en mesure de reproduire toute l'information contenue dans ces images.

Pour rendre l'approche plus robuste, et remédier au problème de la mauvaise localisation des frontières, il serait possible d'intégrer d'autres méthodes de segmentation en utilisant une méthode basée sur la coopération contours-régions ou les méthodes de segmentation guidées par l'interprétation.

Annexe A

Les distances

Il existe plusieurs sortes de distance qui chacune met en valeur une propriété ou une autre :

Indice	Formule	Intérêt et propriétés	Intervalle
1 .Distance Euclidienne	$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^2}$	C'est la distance du sens commun utilisée généralement en présence de classes sphérique	$[0, +\infty[$
2. Carré de la distance euclidienne	$d_{ij}^2 = \sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^2$	Identique de la précédente mais donne un poids important aux individus éloignée (effet de dilatation)	$[0, +\infty[$
3. Distance euclidienne pondérée	$d_{ij}^2 = \sum w_i (x_{ik} - x_{jk})^2$	W peut prendre différent valeurs : _ L'inverse de l'écart maximum _ Distance de Clark inverse du carré de sommes _ Pondération selon la fiabilité des mesures	$[0, +\infty[$
4. Distance de Mahalanobis	$d^2(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)T^{-1}(x_1 - x_2)^t$	Utilisée comme indice de similarité entre l'ensemble des individus .Prise en compte des différentes formes des classes	$[0, +\infty[$
5. Distance de Minkowski	$d_{ij} = \left(\sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^v \right)^{1/v}$	Généralisation des distances précédentes contrôle du degré de « dilation » de l'espace	$[0, +\infty[$
6. City Block	$d_{ij} = \sum_{k=1}^K x_{ik} - x_{jk} $	Elle doit son nom a la manière d'estimer les distances dans les villes américaine. C'est simplement la somme de valeurs absolues. Elle s'applique dans le cas de mesure a l'intervalle discret	$[0, +\infty[$

7. Distance rectangulaire pondérée par le total colonne	$d_{ij} = \sum_{k=1}^K \frac{1}{x_{kj}} x_{ik} - x_{jk} $		$[0, +\infty[$
8. Distance de Canberra	$\frac{city - block}{w_k}$	Distance de city-block pondérée par : $w_k = \frac{1}{x_{ik} + x_{jk}}$	$[0, +\infty[$
9. Distance de Bray et Curtis	$\frac{city - block}{w_k}$	Distance de city-block pondérée par : $w_k = \frac{1}{\sum_{k=1}^K (x_{ik} + x_{jk})}$	$[0, +\infty[$
10. Distance de Tchebitchev	$d_{ij} = \max(x_{ik} - x_{jk})$	C'est le plus grand écart sur n'importe quel attribut qui compte	$[0, +\infty[$
11. Distance généralisée			$[0, +\infty[$

Annexe B :

Attributs de la matrice de cooccurrence

Contraste : Il représente le contraste d'une image, ce dernier est élevé lorsque l'on passe d'un pixel très claire à un autre très foncé

$$Cont = \sum_{n=0}^{NG-1} \left[n^2 \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} P_{d\theta}(i,j)_{(|i-j|=n)} \right]$$

Corrélation :

$$Corr = \frac{\sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} (i,j) P_{d\theta}(i,j) - \left(\sum_{i=0}^{NG-1} i P_x(i) \right) \left(\sum_{j=0}^{NG-1} j P_x(j) \right)}{\sqrt{|X||Y|}}$$

Ou :

$$P_x(i) = \sum_{j=0}^{NG-1} P_{d\theta}(i,j)$$

$$P_y(j) = \sum_{i=0}^{NG-1} P_{d\theta}(i,j)$$

$$X = \left(\sum_{i=0}^{NG-1} i^2 P_x(i) \right) - \left(\sum_{i=0}^{NG-1} i P_x(i) \right)^2$$

$$Y = \left(\sum_{j=0}^{NG-1} j^2 P_x(j) \right) - \left(\sum_{j=0}^{NG-1} j P_x(j) \right)^2$$

Moment des différences inverses : Il donne l'importance des transitions entre niveaux de gris proches

$$IDM = \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} \frac{P_{d\theta}(i,j)}{1 + (i-j)^2}$$

Moyenne des sommes :

$$SA = \sum_{k=2}^{2NG} k P_{xy}(k)$$

Ou :

$$P_{xy} = \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} P_{d\theta}(i, j)_{(i+j+2=k)}$$

Variance des sommes :

$$SVAR = \sum_{k=2}^{2NG} (k - SA)^2 P_{xy}(k)$$

Entropie : Elle donne des informations sur les indicateurs de désordre que peut représenter une texture, elle peut être forte ou faible selon la répétition du même couple du pixel : faible si il est souvent répété et forte dans le cas contraire

$$ENT = - \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} P_{d\theta}(i, j) \log_2(P_{d\theta}(i, j) + \varepsilon)$$

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

Première information sur la mesure de corrélation :

$$ICORR1 = \frac{H_{xy} - H'_{xy}}{\max(H_x, H_y)}$$

Ou

$$H_{xy} = - \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} P_{d\theta}(i, j) \log_2(P_{d\theta}(i, j) + \varepsilon)$$

$$H'_{xy} = - \sum_{i=0}^{NG-1} \sum_{j=0}^{NG-1} P_{d\theta}(i,j) \log_2(P_x(i) + P_y(j) + \varepsilon)$$

$$H_x = - \sum_{i=0}^{NG-1} P_x(i) \log_2(P_x(j) + \varepsilon)$$

$$H_y = - \sum_{i=0}^{NG-1} P_y(i) \log_2(P_y(j) + \varepsilon)$$

Deuxième information sur la corrélation :

$$ICORR2 = \sqrt{\left| 1 - \exp \left(-2(H''_{xy} - H_{xy}) \right) \right|}$$

Information contour :

$$ICONT = \max_{i=0, NG-1} \left(\sum_{j=0}^i P_{d\theta}(i,j) \right)$$

[1]:**AMEUR.S**, Cours de première année de la post graduation télédétection, Faculté de génie électrique et informatique, Département d'Electronique, UMMTO, 2009.

[2]:**R.M Haralick**; *Statistical and structural approaches to texture. Proceedings of the IEEE*, 67: pp. 786-804; 1979.

[3]: **Unser M**, “Sum and difference histograms for texture classification”, *IEEE trans, on pattern analysis and machine intelligence*, Vol 8, 1, pp. 118-125; 1986.

[4]:**AMAZIT DALILA**, *Segmentation d'images texturées par approche statistique*, Thèse de magister, UMMTO, 2005.

[5]: **Zucker S**; “Region growing: childhood and adolescence”; *Computer Vision, Graphics and image Processing*; 5; pp. 382-399; 1976.

[6]: **Cocquerez J.P, Philip.S** ; 1995 ; *Analyse d'images : filtrage et segmentation* ; Ed Masson 1995.

[7]: **R.M Haralick, L.G Shapiro**; “Image segmentation technique”.*CVGIP*. 29(1): pp. 100-132 ; 1985.

[8]: **M. Borsotti, P. Campadelli, R. schettini**, *Quantitative evaluation of color image Segmentation results; Pattern recognition letters*, 19: pp. 741- 747; 1998.

[9]: **R.C Gonzales, R.E Woods**; *Digital image processing. Prentice Hall. New Jersey*, 2002.

[10]: **Sahoo P.K, Soltani S, Wong A.K.C, Chen Y.C**, “A survey of thresholding techniques”. *Comput. Vision Graph . Images process* ; 41(2); pp. 233-260; 1988.

[11]: **Rosenfield A, Kak A.C**, “*Digital picture processing*” *academie press. Inc. Orlando; FL*, 1982.

[12]: **R.C Gonzales, R.E Woods**; *Digital image processing. Prentice Hall. New jersey*, 2002

[13]: A.K Jain, B.G Schunk, “Machine vision”. McGraw hille. Inc New York ; 1995.

[14]: Zugai D, Lattuati.V , “A new approach of color image segmentation based on fusing region and edge segmentations out puts”. Pattern recognition . 1998.

[15]: J. Canny. A computational approach to edge detection, 1986.

[16]: A.K Jain, P.J Flynn, M.N Murty. “Data clustering : a review”. ACM comput. Sury. 1999.

[17]: A.Baraldi et P.Blonda A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition. IEEE Transactions on systems. Man and cybernetics Part B (Cybernetics) 1999.

[18]: A.K Jain, Robert P.W Duin, J Mao. “Statistical pattern recognition: A review”. IEEE Trans. Pattern Anal . Mach . Intel ; 2000.

[19]: Zadeh L, Fuzzy sets. Informations and control; 1965.