

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI, TIZI-OUZOU



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

**Mémoire de fin d'études**  
Présenté en vue de l'obtention  
du diplôme de Master 2 en Électronique

*Option : Réseaux et Télécommunication*

***Thème***

**Segmentation d'image par operateurs  
d'énergies Teager-Kaiser. *Application aux  
images Sonars***

**Proposé et dirigé par:**  
M<sup>r</sup>: ATTAF. Y

**Etudié et réalisé par:**  
M<sup>elle</sup> : ZEMMAM Kamelia

Année universitaire 2011/2012



# Remerciement

*Avant tout je tiens mes profonds remerciements à notre dieu tout puissant de m'avoir donné la foi, la force et le courage.*

*A travers ce modeste travail, je tiens à remercier vivement mon promoteur « Mr : Y. ATIAF » Pour avoir accepté de diriger mon travail, pour sa disponibilité, ses conseils précieux et pour toutes les commodités et connaissances qu'il ma apportées durant mon étude et réalisation de ce travail.*

*Mes remerciements les plus vifs s'adressent aussi aux messieurs le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer mon travail.*

*J'exprime également ma gratitude à tous les professeurs et enseignants qui ont collaboré à ma formation depuis mon premier cycle d'étude jusqu'à la fin de mon cycle universitaire.*

*Sans omettre bien sur de remercier profondément tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation du présent travail.*

*PAR :*



*M<sup>lle</sup>. Zemmam Kamélia*

# Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail à :*

*Ma très chère et meilleur maman du monde, pour son amour son soutien et son réconforts moral et Psychologiques, que j'oublierai jamais.*

*A mon très cher père sans qui je ne serais jamais devenue l'étudiante que je fus.*

*Toute ma gratitude et ma profonde reconnaissance, car grâce à mes parents que je suis arrivé là ou j'en suis aujourd'hui, j'espère qu'un jour je serai capable de leurs donner au moins le minimum, car quoiqu'on face on arrivera jamais à leurs rendre tout.*

*A mon cher et unique frère que j'ai trouvé toujours a mes cotés le long de toutes mes études, que dieu et les anges veillent sur lui inchalafi.*

*A ma chère grand mère et mes très chères sœurs : Djamilia, Nadia son mari et ses adorables filles, ma sœur Orida son mari ainsi que tous ses enfants, que je remercie tous pour leurs soutiens.*

*Je dédis spécialement ce travail à mon très cher fiancé que je remercie pour son soutien, à ma très chère belle mère « Yema Yamina », Ainsi que toutes mes belles sœurs et beaux frères.*

*A toute la promotion d'électronique 2011/2012.*

*Kamélia*

# **Sommaire**

# Sommaire

<b>Introduction générale</b> .....	1
------------------------------------	---

## **Chapitre I : généralités sur le traitement d'image**

I.1.Introduction.....	3
I.2 –Définition d'une image .....	3
I.3 - Définition d'une image numérique.....	4
I.4-Les différents types d'une image numérique.....	6
I.4.1-image binaire (noir et blanc).....	6
I.4.2-image au niveau de gris.....	7
I.4.3-Image couleur .....	7
I.5- Caractéristiques d'une image.....	8
I.5.1 - Pixel .....	8
I.5.2 - La taille d'une image.....	9
I.5.3- Dimension.....	9
I.5.4- Résolution .....	10
I.5.5 - La luminance.....	11
I.5.6- Contraste .....	11
I.5.7- Dynamique de l'image.....	12
I.5.8-Contours.....	12
I.5.9- La région .....	13
I.6–Image Bitmap et Image Vectorielle.....	14
I.6.1-Image vectorielle.....	14
I.6.2-Image Bitmap (matricielle).....	14

I.7-Notion de voisinage et connexité.....	14
I.8- Histogramme.....	15
I.8.1 - Histogramme unimodal.....	16
I.8.2 - Histogramme bimodal.....	17
I.8.3 - Histogramme multimodal .....	17
I.9-Architecture générale d'un système de traitement d'image.....	18
I.9.1-Acquisition .....	18
I.9.2 - Le prétraitement.....	19
I .9.2.1 - Modification d'histogramme.....	19
I .9.2.2 –La réduction du bruit.....	23
I .9.2.2.1-Les filtres linéaires .....	23
a-Filtrage global.....	24
b-Filtrage local.....	24
I .9.2.2.2- Filtre non linéaire.....	26
a-Les filtres d'ordre.....	26
b-Filtre de position.....	27
I.9.3– Traitement numérique d'image.....	28
I.9.4 –Post-traitement .....	29
I.9.5– Visualisation, transmission et stockage.....	29
I.10- texture .....	29
I.11-Conclusion.....	30

## **Chapitre II : Notion de texture et les différentes méthodes segmentation**

II.1-Introduction .....	31
II.2- Texture .....	31

II.2.1-Définition de la texture.....	31
II.2.2-Types de textures .....	32
II.2.2.1-Texture périodique .....	32
II.2.2.2-Texture stochastique .....	33
II.2.2.3-Texture Hybride.....	33
II.2.2.4-Texture directionnelle.....	34
II.2.3- Analyse de texture .....	34
II.2.3.1- Méthodes structurelles.....	35
II.2.3.2- Les méthodes statistiques.....	35
II.3.1-Segmentation.....	35
II.3.2-Définition de la segmentation .....	36
II.3.3-Le but de la segmentation .....	36
II.3.4- Les différentes étapes de segmentation d'images.....	36
II.3.5-Les méthodes de segmentation.....	38
II.3.5.1-Segmentation basée sur les régions .....	39
II.3.5.1.1- La segmentation par division de région (plit).....	39
II.3.5.1.2-La segmentation par fusion de région.....	40
II.3.5.1.3- Segmentation par approche division-fusion de régions (split and merge)..	41
II.3.5.1.4- Segmentation par croissance de région .....	42
II.3.5.2.-Segmentation basée sur les contours .....	42
II.3.5.3. Segmentation basé sur les pixels (Approche classification).....	44
II.3.6-Discutions.....	44
II.3.7-Conclusion.....	45

## Chapitre III : Les operateurs d'énergies Teager-Kaiser

III.1-Introduction .....	46
III.2- Operateurs d'énergie de Teager-Kaiser.....	46
III.2.1 TKEO 1D.....	47
III.2.1.1- TKEO 1D en discret.....	47
III.2.1.2- TKEO 1D en continu .....	48
III.2.2 TKEO 2D.....	50
III.2.2.1- TKEO 2D en discret .....	50
III.2.2.2- TKEO 2D en continu .....	50
III.3- Les approches utilisant TKEO.....	51
III.3.1-Quelques notions et modélisation AM-FM d'une image.....	51
III.3.1.1-Le but du modèle AM-FM.....	51
III.3.1.2- Notions AM et FM d'une image.....	51
III.3.1.3 -Modèle AM-FM pour une image.....	53
III.3.1.4-Image démodulée .....	53
III.3.2- Algorithme discret DESA.....	54
III.3.3- Algorithme continu ESA.....	55
III.3.4- Démodulation d'images réelle.....	55
III.3.4.1-Notions de filtre de Gabor.....	56
III.3.4.1.1- Première formulation.....	57
III.3.4.1.2- Seconde formulation .....	60
III.3.4.2-Comment introduire le filtre de Gabor dans la démodulation d'images réelles..	62

III.4- Les operateurs d'énergies Taiger- Kaiser dans la segmentation d'image.....66

**Chapitre IV : Tests et résultats**

IV.1-Introduction.....67

IV.2-Classification.....67

IV.2.1-Définition d'une classe .....67

IV.2.2-Définition de la classification.....67

IV.3- Méthodes de classification.....67

IV.3.1-La classification supervisée .....68

IV.3.2-La classification non supervisée.....68

IV.4- Présentation des données.....69

IV.4.1- Présentation du logiciel utilisé.....69

IV.4.2- Présentation des images utilisées.....69

VI.5-Résultats et interprétations.....70

IV.5.1- Présentation des resultats de k-means (segmentation) sans opérateurs Teager-Kaiser .....70

IV.5.2- Présentation des resultats de K-means avec TKEO.....71

VI .5.3-Interprétation des résultats.....72

VI .6-Discussion.....73

**Conclusion générale..... 74**

**Annexes**

**Bibliographie**

## Liste des figures

<b>Figure I.1</b> : Pixels et niveaux de gris.....	4
<b>Figure I.2</b> : Echantillonnage.....	5
<b>Figure I.3</b> : image en noir et blanc.....	6
<b>Figure I.4</b> : image en niveau de gris.....	7
<b>Figure I.5</b> : image en couleurs.....	8
<b>Figure I.6</b> : la lettre A en pixels.....	9
<b>Figure I.7</b> : Résolution.....	10
<b>Figure I.8</b> : image originale, image contrastée.....	12
<b>Figure I.9</b> : image originale, contour de l'image.....	13
<b>Figure I.10</b> : Connexité.....	15
<b>Figure I.11</b> : L'histogramme et la palette d'une image.....	16
<b>Figure I.12</b> : Histogramme unimodal d'image.....	16
<b>Figure I.13</b> : Histogramme bimodal d'image.....	17
<b>Figure I.14</b> : Histogramme multimodal d'image.....	17
<b>Figure I.15</b> : Architecture d'un système de traitement d'image.....	18
<b>Figure I.16</b> : image originale, image après l'égalisation d'histogramme.....	19
<b>Figure I.17</b> : Histogramme d'origine, histogramme après l'égalisation.....	20
<b>Figure I.18</b> : Retirement d'histogramme.....	21
<b>Figure I.19</b> : Seuillage d'image.....	22
<b>Figure I.20</b> : Inversion d'image.....	22
<b>Figure I.21</b> : Exemple du filtrage passe-bas.....	25
<b>Figure I.22</b> : Exemple du filtrage passe-haut.....	26
<b>Figure I. 23</b> : Exemple de filtre médian.....	27
<b>Figure I.24</b> : Exemples de textures.....	30
<b>Figure II.1</b> : Différente texture tirées de l'album de Brodatz.....	32
<b>Figure II.2</b> : Image de texture périodique.....	33
<b>Figure II.3</b> : Image de texture stochastique.....	33
<b>Figure II.4</b> : Image de texture Hybride.....	34
<b>Figure II.5</b> : Texture directionnelle.....	34

<b>Figure II.6 :</b> Image aléatoire, image directionnelle.....	35
<b>Figure II.7. :</b> Image représentant cinq régions texturées différemment.....	36
<b>Figure.II.8 :</b> Etapes de segmentation d'images.....	37
<b>Figure II.9 :</b> région segmentation par division.....	40
<b>Figure II.10 :</b> Procédure de fusion avec le graphe d'adjacence de régions.....	41
<b>Figure II.11 :</b> Résultat de la division d'une image.....	41
<b>Figure II.12 :</b> Résultat de la fusion de l'image. Il reste deux zones.....	42
<b>Figure III.1 :</b> Gabor est le produit entre une gaussienne et une sinusoïdale orientée.....	42
<b>Figure III.1:</b> Système masse-ressort.....	48
<b>Figure.III.2 :</b> Image Lena.....	52
<b>Figure.III.3 :</b> Phase de Lena (a) et amplitude de Lena (b).....	52
<b>Figure III.4 :</b> Présentation du filtre de Gabor.....	57
<b>Figure III.5 :</b> Représentation graphique des largeurs bandes angulaire et fréquentiel.....	60
<b>Figure III.6 :</b> Répartition en rosette des (n*m) filtres de l'ensemble, ainsi que l'organisation en octave des bandes passantes radiales.....	61
<b>Figure.III.7:</b> Segmentation d'image sans TKEO (algorithme1).....	66
<b>Figure.III.8:</b> Segmentation d'image AVEC TKEO (algorithme2).....	66
<b>Figure IV.1:</b> Image test.....	69
<b>FigureIV.2:</b> Mine.....	70
<b>Figure IV.3:</b> Segmentation sans TKEO (image test).....	70
<b>Figure IV.4:</b> Segmentation sans TKEO (image sonar).....	71
<b>Figure IV.5:</b> Segmentation avec TKEO (image test).....	71
<b>Figure IV.6:</b> Segmentation avec TKEO (image sonar).....	72

## Liste des tableaux

<b>tableau I.1</b> : Les huit voisin de $P(x,y)$ .....	13
<b>Tableau II.1</b> Description des textures présentées à la <b>figure II.1</b> .....	32



# **liste des figures et tableaux**

## Liste des figures

<b>Figure I.1</b> : Pixels et niveaux de gris.....	4
<b>Figure I.2</b> : Echantillonnage.....	5
<b>Figure I.3</b> : image en noir et blanc.....	6
<b>Figure I.4</b> : image en niveau de gris.....	7
<b>Figure I.5</b> : image en couleurs.....	8
<b>Figure I.6</b> : la lettre A en pixels.....	9
<b>Figure I.7</b> : Résolution.....	10
<b>Figure I.8</b> : image originale, image contrastée.....	12
<b>Figure I.9</b> : image originale, contour de l'image.....	13
<b>Figure I.10</b> : Connexité.....	15
<b>Figure I.11</b> : L'histogramme et la palette d'une image.....	16
<b>Figure I.12</b> : Histogramme unimodal d'image.....	16
<b>Figure I.13</b> : Histogramme bimodal d'image.....	17
<b>Figure I.14</b> : Histogramme multimodal d'image.....	17
<b>Figure I.15</b> : Architecture d'un système de traitement d'image.....	18
<b>Figure I.16</b> : image originale, image après l'égalisation d'histogramme.....	19
<b>Figure I.17</b> : Histogramme d'origine, histogramme après l'égalisation.....	20
<b>Figure I.18</b> : Retirement d'histogramme.....	21
<b>Figure I.19</b> : Seuillage d'image.....	22
<b>Figure I.20</b> : Inversion d'image.....	22
<b>Figure I.21</b> : Exemple du filtrage passe-bas.....	25
<b>Figure I.22</b> : Exemple du filtrage passe-haut.....	26
<b>Figure I. 23</b> : Exemple de filtre médian.....	27
<b>Figure I.24</b> : Exemples de textures.....	30
<b>Figure II.1</b> : Différente texture tirées de l'album de Brodatz.....	32
<b>Figure II.2</b> : Image de texture périodique.....	33
<b>Figure II.3</b> : Image de texture stochastique.....	33
<b>Figure II.4</b> : Image de texture Hybride.....	34
<b>Figure II.5</b> : Texture directionnelle.....	34
<b>Figure II.6</b> : Image aléatoire, image directionnelle.....	35

<b>Figure II.7. :</b> Image représentant cinq régions texturées différemment.....	36
<b>Figure.II.8 :</b> Etapes de segmentation d'images.....	37
<b>Figure II.9 :</b> région segmentation par division.....	40
<b>Figure II.10 :</b> Procédure de fusion avec le graphe d'adjacence de régions.....	41
<b>Figure II.11 :</b> Résultat de la division d'une image.....	41
<b>Figure II.12 :</b> Résultat de la fusion de l'image. Il reste deux zones.....	42
<b>Figure III.1 :</b> Gabor est le produit entre une gaussienne et une sinusoïdale orientée.....	42
<b>Figure III.1:</b> Système masse-ressort.....	48
<b>Figure.III.2 :</b> Image Lena.....	52
<b>Figure.III.3 :</b> Phase de Lena (a) et amplitude de Lena (b).....	52
<b>Figure III.4 :</b> Présentation du filtre de Gabor.....	57
<b>Figure III.5 :</b> Représentation graphique des largeurs bandes angulaire et fréquentiel.....	60
<b>Figure III.6 :</b> Répartition en rosette des (n*m) filtres de l'ensemble, ainsi que l'organisation en octave des bandes passantes radiales.....	61
<b>Figure.III.7:</b> Segmentation d'image sans TKEO (algorithme1).....	66
<b>Figure.III.8:</b> Segmentation d'image AVEC TKEO (algorithme2).....	66
<b>Figure IV.1:</b> Image test.....	69
<b>FigureIV.2:</b> Mine.....	70
<b>Figure IV.3:</b> Segmentation sans TKEO (image test).....	70
<b>Figure IV.4:</b> Segmentation sans TKEO (image sonar).....	71
<b>Figure IV.5:</b> Segmentation avec TKEO (image test).....	71
<b>Figure IV.6:</b> Segmentation avec TKEO (image sonar).....	72

## Liste des tableaux

<b>tableau I.1</b> : Les huit voisin de $P(x,y)$ .....	13
<b>Tableau II.1</b> Description des textures présentées à la <b>figure II.1</b> .....	32

# Abréviation

**Sonar** : Sound Navigation And Ranging.

**Ko** : Kilo octet.

**dpi** : dots per inch.

**ppp** : points par pouce.

**cm** : centimètre.

**OETK** : Operateurs d'énergie de Teager-Kaiser.

**TKEO** : Teager-Kaiser Energy Operator.

**DESA** : Discrete Energy Separation Algorithm.

**ESA** : Energy Separation Algorithm.

**1D** : une dimension.

**2D** : deux dimensions.

**AM** : Amplitude Modulation (Modulation d'amplitude)

**FM** : Frequency Modulation (Modulation de fréquence)

# **Introduction générale**

## Introduction générale

**D**epuis toujours, l'homme essaie d'améliorer son sort. Il s'est interrogé d'où il venait, où il allait, pourquoi il existait, ...etc. La science et la technologie font parties de son outillage de base. L'avènement de l'informatique a permis d'accroître sa capacité de calcul à des limites qu'il osait à peine imaginer. Les sons et les images sont les moyens essentiels qui permettent à l'homme de communiquer avec ses semblables. Grace aux systèmes informatiques et aux techniques avancées d'analyse et de traitement, les images ont devenues notre source d'information privilégiées. De très important travaux de recherche sont consacrés à l'étude des signaux représentant les sons et les images par des moyens modernes qu'offre la technologie électrique et informatique.

La description des éléments composants une scène est une tâche énorme. Pour simplement identifier un objet pouvant s'y trouver, il y a une infinité d'approches possibles. Chacune de ces approches aura ses avantages et ses inconvénients. Le prétraitement consiste à préparer l'image pour faciliter l'extraction des différents objets de la scène et pour améliorer l'aspect visuel de l'image et l'en extraire des informations pertinentes; en éliminant le bruit et en renforçant le contraste entre les régions adjacentes par l'application des filtres et des techniques de modification d'histogramme. Vient après, l'étape de traitement qui est la plus importante sur laquelle en s'est intéressé dans ce travail. La segmentation est un traitement bas niveau, elle a pour objectif la description de l'information contenue dans l'image en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable. La segmentation d'image est une opération consiste à partitionner une image en régions homogènes, pour ce faire on utilise les approches de segmentation qui sont très nombreuses.

Nous allons exploiter dans ce travail l'information de texture pour caractériser les fonds marins texturés et de proposer un algorithme de segmentation avec la méthode k-means, en utilisant les opérateurs d'énergies Teager-Kaiser (EOTK), par la suite, nous comparons les résultats de segmentation a ceux obtenus avec la segmentation sans utiliser ces opérateurs, pour cerner leurs performances dans la segmentation d'images.

La rédaction de mon mémoire a été organisée en quatre chapitres :

Le premier chapitre, introductif, présentera des généralités sur le traitement d'images qui est une étape essentielle avant d'entamer les autres chapitres.

Le deuxième chapitre sera consacré à la notion de texture et segmentation d'image.

Le troisième chapitre nous présenterons les opérateurs Teager-Kaiser et les approches de démodulation basées sur ces opérateurs, à la fin nous proposons deux algorithmes de segmentation avec la méthode non supervisée k-means, le premier sans EOTK et le second avec EOTK.

Les résultats expérimentaux sont présentés et discuté dans le quatrième chapitre.

# *Chapitre I*

## **Généralités sur le traitement d'images**

---

Le traitement d'image désigne l'ensemble d'opérations appliquées à l'image dans le but d'améliorer sa qualité, dans ce chapitre, nous exposons des généralités sur le traitement d'image, qui présentent un ensemble d'outils pour la compréhension de la segmentation d'image, pour se faire en va présenter la notion, les types d'image numérique et ses caractéristiques. Nous exposons ensuite l'architecture d'un système de traitement d'image en présentant ces différentes étapes.

---

## I-1-Introduction

Le traitement d'image désigne l'ensemble d'opérations appliquées à l'image dans le but d'améliorer sa qualité (par exemple pour en améliorer l'apparence, ou pour la coder d'une manière plus compacte en vue d'une transmission) soit d'en extraire les informations pertinentes qu'elle contient.

Le traitement d'image est un domaine très vaste, et l'un des axes de la recherche scientifique, qui trouve de plus en plus le champ d'application. A titre d'exemple on peut énumérer les éléments suivants :

- Dans le domaine industriel (pétrochimie, centrale nucléaire,...) ou l'observateur humain ne peut plus intervenir à cause des hautes températures et les radiations dangereuses, le contrôle automatique par la vision prend en charge l'acquisition de l'information. Et de même pour le domaine médical tel que la radiologie, échographie....
- Le domaine de photographie aérienne ou spatiale (astronomie, géologie, agriculture,...)
- La télécommunication (TV, vidéo,...).

Dans ce chapitre, nous rappellerons quelques notions fondamentales de traitement d'images qui vont servir à notre étude, en vue d'une analyse d'image.

## I.2 –Définition d'une image

L'image n'est qu'une représentation spatiale d'un objet, d'une scène ou d'une autre image par différentes formes comme la peinture, la photographie,...ect.

En analyse d'image on travaille généralement sur des images digitales obtenues à partir du monde réel. On peut alors représenter par une fonction de brillance analogique continue  $I(X,Y)$  représente l'information observée qu'elle soit une fonction d'intensité lumineuse (niveaux de gris) ou bien couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, il faut alors la numériser. [3]

Une image peut avoir d'autres définitions, en traitement du signal, on définit une image comme étant un signal bidimensionnel. Mathématiquement parlant, une image est une application d'un sous ensemble  $M \times N$  de  $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$  vers l'ensemble des réels  $\mathbb{R}$ , qui à chaque couple de réels  $(x,y)$  associe le réel  $f(x,y)$ . [4]

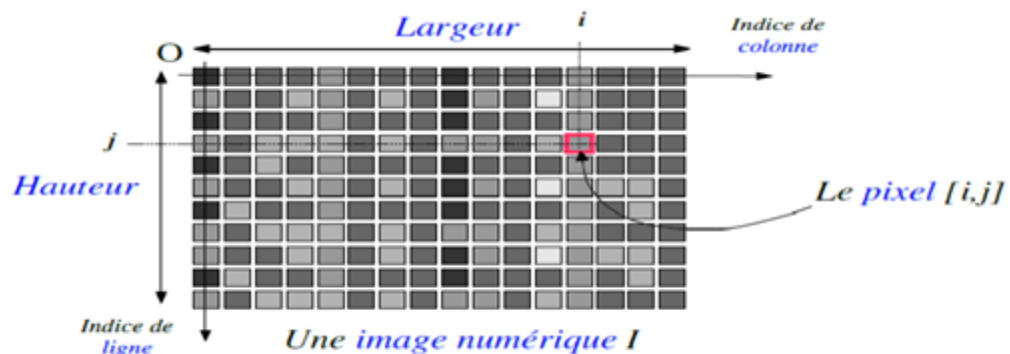
$$\left\{ \begin{array}{l} F(M, N) \longrightarrow \mathbb{R} \\ (x, y) \longrightarrow f(x,y) \end{array} \right.$$

### I.3 - Définition d'une image numérique

Une image numérique est un signal numérique composé d'unités élémentaires (appelées pixels). Chaque unité représente un point de l'image.

Une image numérique est définie par :

- Le nombre de pixels qui la compose en largeur et en hauteur.
- L'étendue des teintes de gris ou des couleurs que prendra chaque pixel. [3] [18]



**Figure I.1** : Pixels et niveaux de gris [18]

On désigne sous le terme d'image numérique (appelée aussi image monochrome) toute image acquise, créée, traitée ou stockée sous forme **binaire** (suite de **0** et de **1**). Une image numérique est une image **échantillonnée** et **quantifiée**. [22]

**I.3.1 - Acquisée :** par des **Convertisseurs Analogique-Numérique** situés dans des dispositifs comme les scanners, les appareils photo ou caméscopes numériques, les cartes d'acquisition vidéo (qui numérisent directement une source comme la télévision).

**I.3.2 - Créée :** directement par des **programmes informatiques**, via la souris, les tablettes graphiques ou par la modélisation 3D.

**I.3.3 - Traitée :** grâce à des **outils informatiques**. Il est facile de la transformer, modifier en taille, en couleur, d'ajouter ou supprimer des éléments, d'appliquer des filtres variés, etc.

**I.3.4 - Stockée :** sur un **support informatique** (disquette, disque dur, CD-ROM...).

**I.3.5 - L'échantillonnage :** est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire  $R(x,y)$  d'une image continue, une unique valeur  $I(x,y)$  (Figure I.2).

On parle de sous échantillonnage lorsque l'image est déjà discrétisée et qu'on diminue le nombre d'échantillons.

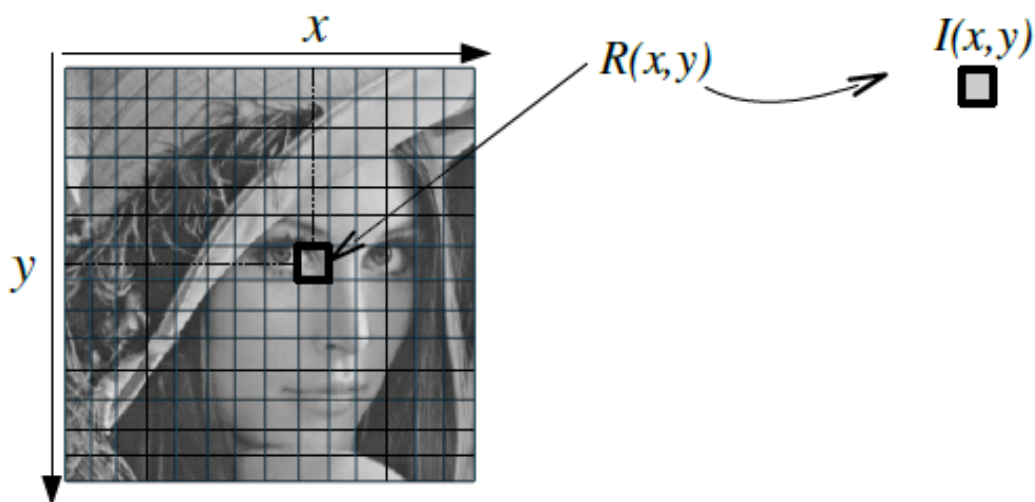
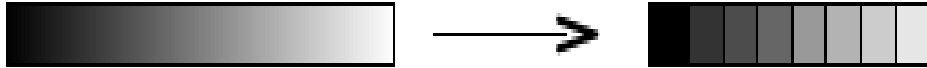


Figure I.2

**I.3.6 - La quantification :** désigne la limitation du nombre de valeurs différentes que peut prendre  $I(x,y)$ .



L'image numérique est donc est une image échantillonnée et quantifiée.

La taille de l'image est donnée par le produit entre le nombre des lignes et celui des colonnes, exemple  $[16*16, 128*128, \dots, 512*512]$ . [18] [22]

#### **I.4-Les différents types d'une image numérique**

Principalement, il existe trois types d'images numériques qui sont des images : binaire, en niveau de gris et en couleurs. [4]

##### **I.4.1-image binaire (noir et blanc)**

Une image binaire est une matrice rectangulaire dont le nombre de niveaux de gris est réduit en deux éléments 1 et 0, ou le niveau de 0 représente le noir et le niveau 1 représente le blanc.



**Figure I.3 :** image en noir et blanc

### I.4.2-image au niveau de gris

En générale les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris. Par convention la valeur zéro représente le noir absolu et la valeur 255 le blanc absolu. En effet chaque entier représentant un niveau de gris codé sur 8 bits. Ce type d'image peut aussi être codé sur 16 bits ou 2 bits : dans ce dernier cas le « niveau de gris » vaut 0 ou 1 : il s'agit alors d'une image binaire (noir et blanc).



**Figure I.4 :** image en niveau de gris

### I.4.3-Image couleur

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

$$I(i,j) = \frac{R(i,j)+V(i,j)+B(i,j)}{3} \dots\dots\dots (I.1)$$

**Avec :**

**I(i,j)** :niveau de gris de pixel situé à la ligne i et la colonne j.

**R(i,j)** :Intensité de la couleur rouge du pixel.

**V(i,j)** : Intensité de la couleur verte du pixel.

**B(i,j)** : Intensité de la couleur bleue du pixel.[4]



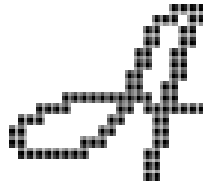
**Figure I.5** : image en couleurs

## **I.5- Caractéristiques d'une image**

L'image est un ensemble structuré d'information caractérisée par les paramètres suivants :

### **I.5.1 - Pixel**

Contraction point de l'expression anglaise " Picture Elements ": éléments d'image, le pixel est le plus petit élément de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous. [4]



**Figure I.6 :** la lettre A en pixels.

### I.5.2 - La taille d'une image

La taille d'une image est définie par le nombre de points la composant. Pour connaître la taille d'une image, il est nécessaire de compter le nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer le nombre des cases du tableau, soit la hauteur de celui-ci que multiplie sa largeur. La taille de l'image est alors le nombre des pixels que multiplie la taille (en octet) de chacun de ces éléments. [3] [18]

**Exemple :** pour une image de 240 X 420 en True Color :

Nombre de pixels :

$$240 \times 420 = 100800$$

Taille de chaque pixel :  $24 \text{ bits} / 8 = 3 \text{ octets}$

Le poids de l'image est ainsi égal à :

$$100800 \times 3 = 302.400 \text{ égal } 302.400/1024 = 295 \text{ Ko.}$$

### I.5.3- Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image. [4]

### I.5.4- Résolution

La résolution est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de l'image à numériser en dpi (dots per inch) ou ppp (points par pouce). On parle de définition pour un écran et de résolution pour une image.

Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'information qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée (et plus le poids de l'image est élevé).

**Rappel** : 1 pouce = 2.54 cm.

La résolution définit la netteté d'une image et sa qualité d'affichage à l'écran. Plus la résolution est grande (c'est-à-dire plus il y a de pixels dans une longueur de 1 pouce), plus votre image est précise dans détails. [18]

Le fait d'espacer plus ou moins les points constituant l'image, influe sur la **taille** de l'image.

Observez la même image avec 2 résolutions différentes :



18 pixels par pouce soit environ 7 pixels par cm dans ce cas on observe l'effet de pixelisation



72 pixels par pouce soit environ 30 pixels par cm.

**Figure I.7 : Résolution**

### I.5.4 - La 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'air apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet.[4]

La moyenne ou luminance (brillance) d'une image numérique en niveau de gris est définie comme la moyenne des pixels de l'image [3]:

$$\text{Lum}(\mathbf{I}) = \frac{1}{m \times n \sum_{n=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} \mathbf{I}(x,y)} \dots\dots\dots (\mathbf{I.2})$$

**Avec :**

**m** : Nombre de colonnes

**n** : Nombre de lignes

**I(x,y)** : La valeur de niveau de gris dans le point (x,y).

### I.5.5- 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'images. [5]

Si **L1** et **L2** sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines **A1** et **A2** d'une image, le contraste **C** est défini par le rapport :

$$\mathbf{C} = (\mathbf{L1} - \mathbf{L2}) / (\mathbf{L1} + \mathbf{L2}) \dots\dots\dots (\mathbf{I.3})$$

Une image bien contrastée présente une bonne dynamique de la distribution des valeurs de gris sur tout l'intervalle des valeurs possibles, avec des blancs bien clairs et des

noirs profonds. Au contraire une image peu contrastée a une faible dynamique, la plupart des pixels ayant des valeurs de gris très proches. [3]



Image originale



Image contrastée

**Figure I.8**

### **I.5.6- Dynamique de l'image**

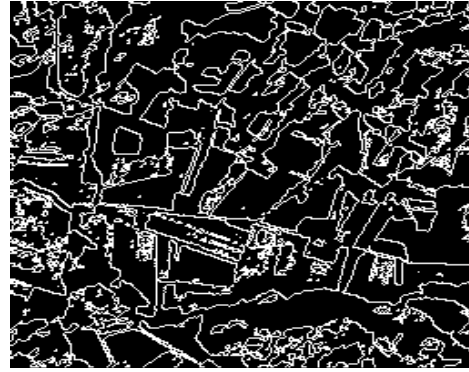
C'est le nombre de niveaux de gris dans une image. [4]

### **I.5.7 Contours**

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. [18]



Image originale



Contour

Figure I.9

### I.5.8- La région

Ensemble connexe de pixels ayant une ou plusieurs propriétés communes ; on parle de zones homogènes de l'image. [4]

#### ➤ Notion de voisinage

Chaque pixel  $P(x,y)$  a quatre voisins horizontaux-verticaux et quatre voisins diagonaux.

$P(x-1,y-1)$	$P(x,y-1)$	$P(x+1,y-1)$
$P(x-1,y)$	$P(x,y)$	$P(x+1,y)$
$P(x-1,y+1)$	$P(x,y+1)$	$P(x+1,y+1)$

tableau I.1 : Les huit voisins de  $P(x,y)$

## I.6–Image Bitmap et Image Vectorielle

Il existe deux sortes d'images numériques: les images **Bitmap** et les images **vectérielles**.

### I.6.1-Image vectorielle

Les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique. Par exemple, un cercle est décrit par une information du type (cercle, position du centre, rayon). Ces images sont essentiellement utilisées pour réaliser des schémas ou des plans.

### I.6.2-Image Bitmap (matricielle)

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

Plus la densité des points sont élevée, plus le nombre d'informations est grand et plus la résolution de l'image est élevée.

Les images vues sur un écran de télévision ou une photographie sont des images matricielles. On obtient également des images matricielles à l'aide d'un appareil photo numérique, d'une caméra vidéo numérique ou d'un scanner.

## I.7-Notion de voisinage et connexité

Le traitement d'image s'appuie fondamentalement sur des traitements à l'aide de voisinages. Cela signifie que les traitements effectués sur un pixel en un endroit donné, dépendent aussi de son voisinage.

Les deux cas de voisinage les plus couramment utilisés :

-un voisinage de « 4-connexité » : le pixel n'a que quatre pixels voisins.

-un voisinage de « 8-connexité » : le pixel n'a que huit pixels voisins.



**Figure I.10 :** Connexité

## I.8- Histogramme

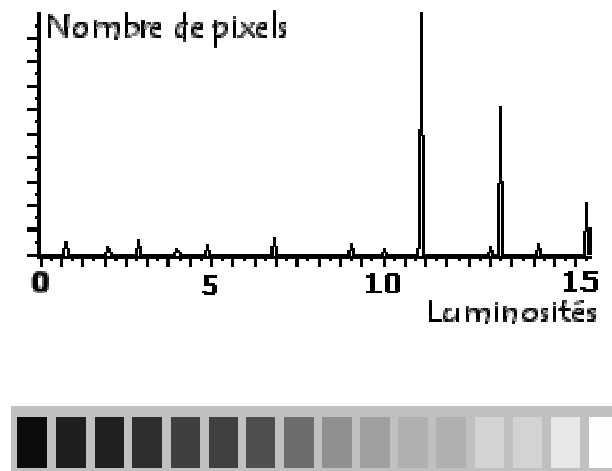
L'histogramme représente la répartition des pixels en fonction de leurs niveaux de gris. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

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.

Par exemple l'image suivante composée de niveaux de gris :



L'histogramme et la palette associés à cette image sont respectivement les suivants :



**Figure I.11**

L'histogramme fait apparaître que les tons de gris clairs sont beaucoup plus présents dans l'image que les tons foncés.

Le ton de gris le plus utilisé est le 11<sup>ème</sup> en partant de la gauche.

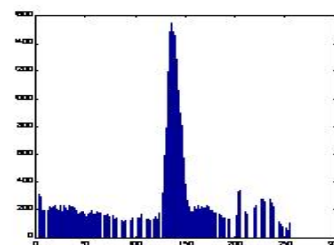
On peut distinguer trois types d'histogrammes :

### I.8.1 - Histogramme unimodal

L'histogramme est unimodal si on distingue un seul mode. Il est formé d'un seul pic.



**Une image**



**Histogramme unimodal d'image**

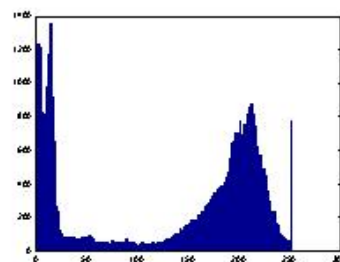
**Figure I.12**

### I.8.2 - Histogramme bimodal

L'histogramme est bimodal lorsqu'il contient deux modes distincts, il est formé de deux pics séparés.



Une image



Histogramme bimodal d'image

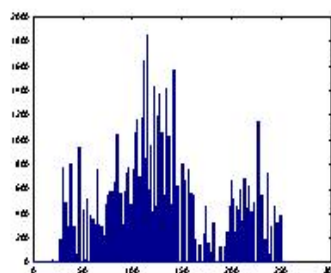
Figure I.13

### I.8.3 - Histogramme multimodal

L'histogramme est dit multimodal s'il contient plusieurs modes. Il est formé de plusieurs pics séparés par plusieurs vallées.



Une image

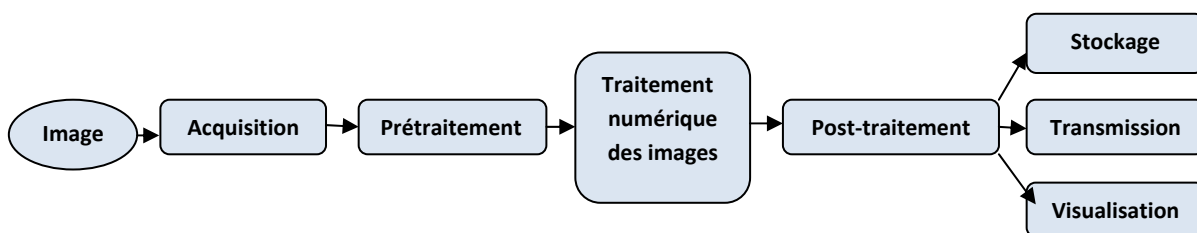


Histogramme multimodal d'image

Figure I.14

## I.9-Architecture générale d'un système de traitement d'image

Un système de traitement numérique d'image est composé de plusieurs parties à savoir l'acquisition de l'image, son analyse numérique précédée d'un prétraitement suivie d'un poste de traitement, puis sa visualisation ou son stockage ou tout simplement sa transmission. [18] [23]



**Figure I.15:** Architecture d'un système de traitement d'image.

Le traitement d'une image numérique permet de modifier l'image pour l'améliorer ou d'en extraire des informations en éliminant l'information inutile.

### I.9.1-Acquisition [4]

L'acquisition de l'image c'est l'opération qui permet le passage de l'information réelle à l'information numérique. Elle est réalisée en 3 étapes:

- La transformation du signal optique en un signal analogique (électrique).
- L'échantillonnage qui consiste à multiplier le signal analogique par une série d'impulsion unité dans le but d'avoir des échantillons du signal.
- La quantification qui est une traduction des échantillons en valeurs numériques selon une règle de codage.

## I.9.2 - Le prétraitement

La première étape du traitement consiste à améliorer la qualité de l'image en éliminant les défauts dus à l'éclairage et au processus d'acquisition.

Les prétraitements utilisent des opérations sur les images telles que modifications d'histogrammes et filtrages pour corriger la luminosité, réduire les bruits, rehausser les contrastes.

### I.9.2.1 - Modification d'histogramme

La modification n'altère pas les informations contenues dans l'image mais les rend plus ou moins visibles. Elle permet également de corriger le contraste et l'échelle des couleurs pour des images surexposées ou sous-exposées.

#### ➤ Égalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme a pour but d'harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image, de telle manière à tendre vers un même nombre de pixel pour chacun des niveaux de l'histogramme. Cette opération vise à augmenter les nuances dans l'image.

Voici les images obtenues avant et après égalisation :



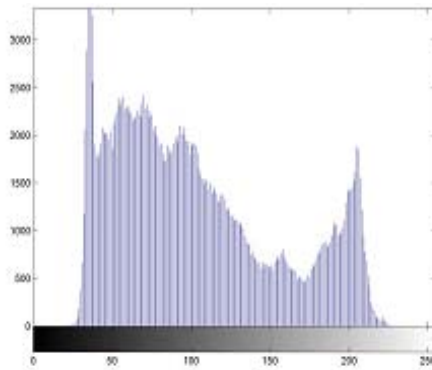
Image originale

Image après l'égalisation d'histogramme

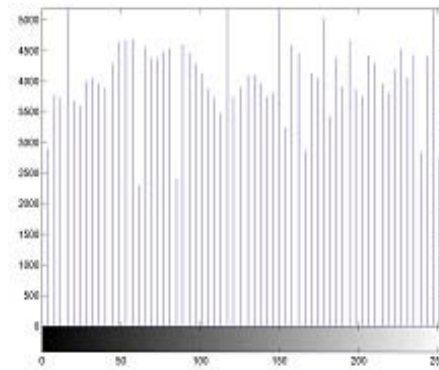
Figure I.16

Le contraste des niveaux de gris est effectivement nettement plus accentué sur l'image de droite obtenue après égalisation.

Voici les histogrammes obtenus avant et après égalisation :



**Histogramme d'origine**



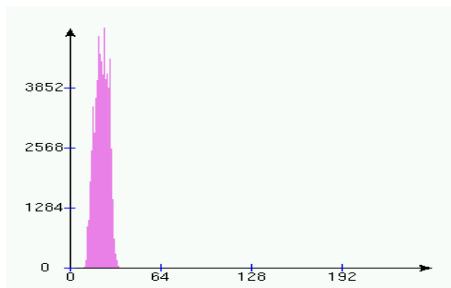
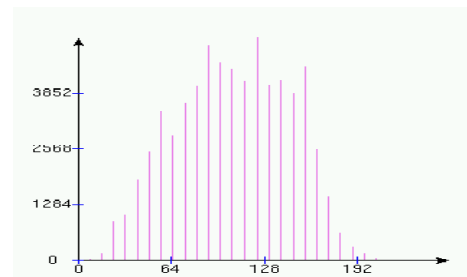
**Histogramme après l'égalisation**

**Figure I.17**

L'histogramme de droite obtenu après égalisation est presque uniforme et s'étend sur l'ensemble des niveaux de gris.

### ➤ Étirement d'histogramme

L'étirement d'histogramme (aussi appelé "linéarisation d'histogramme" ; "normalisation d'histogramme" ou "expansion de la dynamique") est une transformation affine du niveau de gris des pixels de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique de représentation.

**Image originale****expansion de la dynamique****Histogramme d'origine****Histogramme normalisé****Figure I.18**

Les valeurs de l'histogramme sont très proches les unes des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleure répartition afin de rendre les pixels clairs encore plus clairs et les pixels foncés proches du noir.

### ➤ Le seuillage

Le seuillage n'est rien d'autre qu'une table d'affichage particulière, celle qui associe le noir (0) à tous les niveaux inférieurs à un certain seuil et le blanc (1) à tous les autres. Ainsi le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est employé.

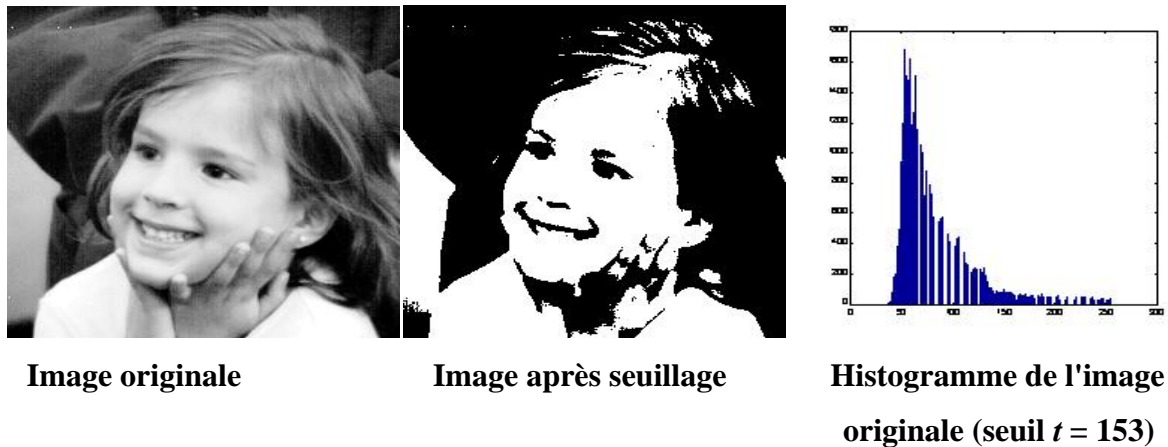


Figure I.19

➤ **Inversion**

L'opération d'inversion consiste à inverser les valeurs des pixels par rapport à la moyenne des valeurs possibles. Le résultat obtenu est appelé négatif.

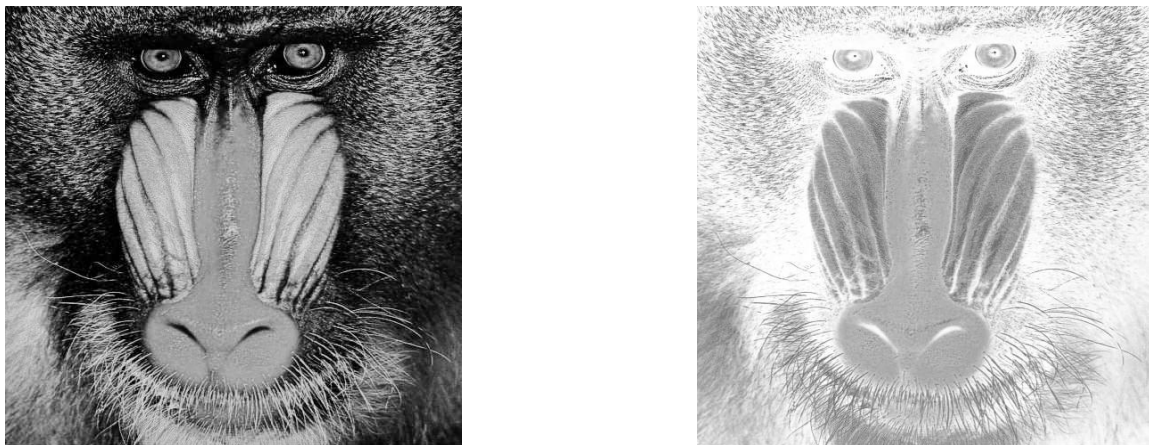


Figure I.20

### I.9.2.2 –La réduction du bruit

- **Définition de bruit**

Le bruit est un terme issu de domaine de l'acoustique et désigne un signal parasite, que ce soit pour le son ou pour l'image, le principe est identique : sur tout signal de base vient s'adjoindre un ensemble d'informations parasites aléatoires.

Si le niveau du signal est suffisant, la proportion de bruit dans le signal utile (le fameux rapport signal/bruit) reste insuffisant. Par contre, si le niveau de bruit prend le pied sur l'information principale, le bruit sera pesant.

Afin d'améliorer la qualité visuelle des images, on doit effectuer un traitement appelé « filtrage numérique ». Ce dernier consiste à modifier la distribution fréquentielle du signal selon des spécifications données.

### I.9.2.3-Les filtres

- **Définition du filtre**

En traitement numérique de l'image, le filtre est une transformation mathématique, qui modifie la valeur du pixel au quel elle s'applique en tenant compte des valeurs des pixels voisins. [3]

#### I.9.2.3.1-Les filtres linéaires

Les défauts optique et les problèmes d'éclairage en photographie sont souvent des phénomènes linéaires, c'est pourquoi on a recours dans ce genre de situation au filtrage linéaire. un filtre est dit linéaire s'il affecte à chaque point  $(i,j)$  de l'image une combinaison linéaire de ses voisins. Filtrer une image  $I(x,y)$  consiste à la convoluer avec une fonction  $h(i,j)$  qui est la réponse impulsionnelle du filtre.

Les filtres linéaires sont effectués par le produit de convolution suivant :

$$(\mathbf{I}*\mathbf{h})(\mathbf{x},\mathbf{y})=\sum_{i=x_1}^{x_2} \sum_{j=y_1}^{y_2} \mathbf{h}(\mathbf{i}, \mathbf{j})\mathbf{I}(\mathbf{x} - \mathbf{i}, \mathbf{y} - \mathbf{j})\dots\dots\dots (\mathbf{I.4})$$

Ou I est une image numérique.

Il existe deux méthodes pour ce type de filtrage : le filtrage linéaire global et le filtrage linéaire local.

### **a-Filtrage global**

Le filtrage global consiste à effectuer le produit de convolution de la transformée de Fourier de l'image par une fonction F, qui est la fonction de transfert du filtre, appelées « gain complexe du filtre » [5]

### **b-Filtrage local**

Ce filtrage local consiste à effectuer le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage (masque).

La convolution est effectuée en appliquant un masque à tous les pixels de l'image.

Les filtres locaux les plus utilisés sont les filtres passe-bas et les filtres passe-haut.

#### ➤ **Filtre passe bas**

Le filtre passe bas a tendance à réduire le bruit, à écraser les contours et à rendre l'image floue. Il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails des contours significatifs.

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

$$H_b = \left(\frac{1}{b+2}\right)^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Ou } \left(\frac{1}{b+2}\right)^2 \text{ est un facteur de normalisation.}$$

Les deux types de filtres passe-bas les plus utilisés sont pour **b=1** et **b=2**.

Pour  $b=1$  on a  $H_1 = \left(\frac{1}{9}\right) \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$  c'est le filtre moyen, il remplace la valeur de chaque point de l'image par la moyenne effectuée sur ses premier voisins.

Pour  $b=2$  on a  $H_2 = \left(\frac{1}{16}\right) \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$  c'est le filtre passe-bas le plus utilisé, il affecte au pixel central le poids le plus grand par rapport à son voisinage.



Image Lena originale



Image Lena après filtrage passe-bas

**Figure I.21** : Exemple du filtrage passe-bas. [3]

### ➤ Filtre passe-haut

L'accentuation des contours et leurs extractions s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. [5]

Le filtrage passe-haut est réalisé par le produit de convolution de l'image par les masques suivants :

$$H_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad H_2 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$



Image Lena originale



Image Lena après filtrage passe-haut.

**Figure I.22 :** Exemple du filtrage passe-haut. [3]

### ➤ Filtre passe-bande

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas, elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas. Seule la différence entre l'image source et l'image traitée est conservée.

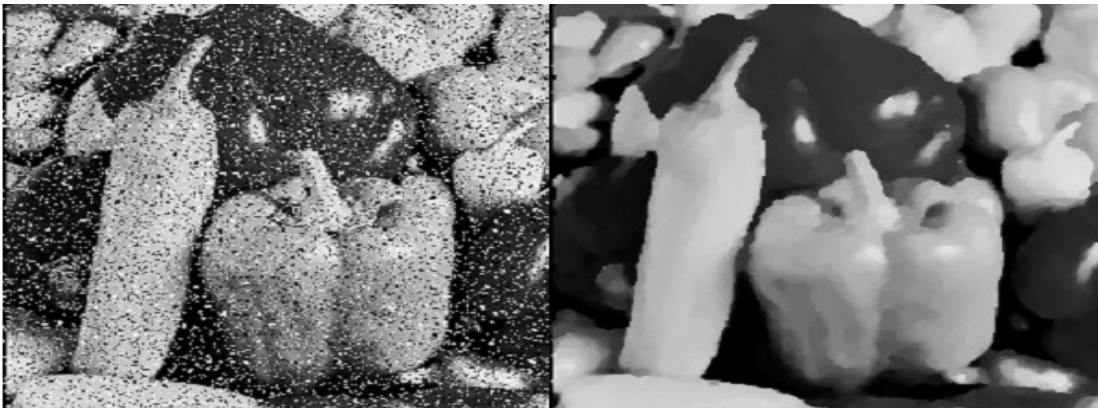
#### I.9.2.2.2-Filtre non linéaire

##### a-Les filtres d'ordre

Ils classent les niveaux de gris d'un voisinage et sélectionnent parmi ces quantités une ou plusieurs valeurs. Ils sont de deux types :

### ➤ Filtre médian

Ce filtre remplace la valeur du pixel central de masque par la valeur médiane du voisinage. Il produit un adoucissement de l'image et il ne crée pas des niveaux de gris non existants dans l'image.



**Figure I. 23 : Exemple de filtre médian**

### b-Filtre de position

Ce filtre prend en considération les sous voisinages du pixel, le voisinage le plus homogène est sélectionné et son niveau du gris est affecté au point central de la fenêtre.

#### Exemple :

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

La valeur centrale 4 est remplacée par le voisin le plus homogène qui est formée par 3.

### I.9.3– Traitement numérique d'image

Le traitement d'images comme le prétraitement, regroupe l'ensemble des processus visant à améliorer les caractéristiques et décrire quantitativement le contenu d'une image. Ajoutant aux traitements cités précédemment, autres qui sont souvent en fonction du domaine d'application, nous citons la convolution et la segmentation car c'est les plus utilisés. [5]

#### La convolution

La convolution est liée à la notion du filtrage et le traitement du signal, lorsque l'on utilise des filtres (passe-bas, passe-haut, passe-bande).

En traitement d'image la convolution est l'opérateur de base du traitement linéaire des images. C'est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire de ses voisins. Elle consiste à faire balayer une fenêtre (masque) sur l'ensemble des points de l'image. [18]

Sa formule est définie par :

$$(f * g)(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x - u, y - v) g(u, v) du dv \dots\dots\dots(1.5)$$

Dans le cas discret :  $(f * g)(x, y) = \sum \sum_{(u,v) \in w} g(u, v) f(x - u, y - v)$

**g**: masque de convolution

#### La segmentation [18]



La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de décomposer l'image en un ensemble de régions, chacune d'entre elles étant homogène et de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis, ou d'une manière générale, de rassembler les différents pixels ayant des propriétés communes. Si la segmentation sépare deux classes de pixels ; elle est appelée aussi binarisation.

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

- ✓ **Segmentation par approche région.**
- ✓ **Segmentation par approche contour.**
- ✓ **Segmentation par classification.**

#### **I.9.4 –Post-traitement**

Le post-traitement concerne l'image traitée, c'est la dernière étape dans un système numérique de traitement d'image. Les images traitées seront transmises, stockées ou visualisées.

#### **I.9.5– Visualisation, transmission et stockage**

La visualisation est une opération qui permet de transformer le signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur à travers un dispositif d'affichage peut être transmise vers une station d'archivage ou de traitement qui peut être différente de la station d'acquisition.

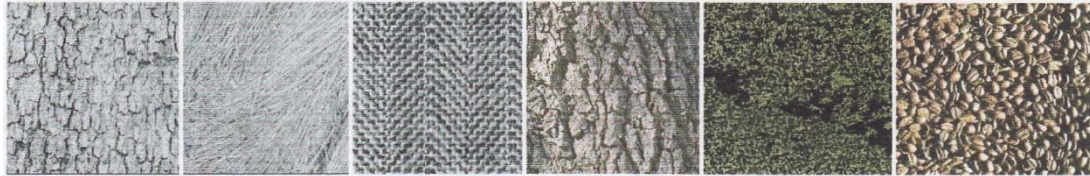
Les images sont archivées sur des supports destinés à cet effet comme par exemple les disques durs,...

#### **I.10- texture**

La texture est une propriété naturelle de chaque surface telle que la toile d'un tissu, les motifs formés par les récoltes d'un champ...,c'est une traduction de la structure existante dans une region. On peut la percevoir dans presque tout les types d'images. Les effets visuels de la texture peuvent être schématisés par la notion de la finesse, de grossièreté, de granularité ou de directionnalité des motifs. Le problème inhérent à toute la recherche dans ce domaine est de

donner une définition unique et précise de la texture. Vaguement, on peut la considérer comme la distribution spatiale plus au moins périodique des niveaux de gris ou couleurs.[4]

Une texture est un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène. **La figure I.24** montre quelques images de la texture.



**Figure I.24** : Exemples de textures. [4]

En pratique, nous distinguons deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perceptions : les macro-structures et les micro-structures.

- **Les macro-structures** : présentent un aspect régulier, sous forme de motifs répétitifs spatialement placés, selon une règle précise (ex : peau de lézard, mur de brique) elles nécessitent une approche structurale déterministe pour leur analyse.
- **Les micro-structures** : présentent des primitives « microscopiques » distribuées de manière aléatoires (ex :sable, laine tissée, herbe). [1]

## I.11-Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté d'une manière générale quelques notions essentielles de l'image, les différents types d'images, les caractéristiques d'une image numérique ainsi que l'architecture d'un système de traitement d'image, dans le prochain, nous aborderons les notions de texture et les différentes méthodes de segmentation.



# *Chapitre II*

## **Notion de texture et les différentes méthodes de segmentation**

---

Dans ce chapitre, nous allons présentés d'une manière générale quelques notions et types de texture, puis les principales méthodes d'analyse de celle-ci, ensuite nous allons définir la notion de segmentation ainsi que les différentes étapes et méthodes de segmentation, suivi d'une étude comparative de ces méthodes et nous terminons le chapitre par une petite conclusion.

---

---

## II.1-Introduction

Le traitement et l'interprétation d'informations d'une image, constitue ce que l'on désigne généralement par les termes d'analyse d'image. On distingue deux types de traitements : ceux de bas niveau et ceux de haut niveau. La segmentation d'image est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en région. Il n'y a pas de méthode unique de segmentation d'une image, le choix d'une méthode est lié à la nature de l'image.

Afin d'exposer plus en détail différentes méthodes de segmentation, on se doit de présenter la notion de texture car elle est très souvent associée aux attributs permettant de caractériser l'homogénéité d'un ensemble connexe de pixels.

Nous présenterons ensuite les principales méthodes d'analyse de texture utilisées, afin d'extraire des caractéristiques textuelles des régions d'une image. Pour enfin aborder les différentes approches liées à la segmentation d'image. [14]

## II.2- Texture

La texture est une des propriétés de base de l'image, c'est l'une des caractéristiques de base pour reconnaître des objets dans une image. C'est pour cela que le traitement d'image, nécessite souvent l'étape d'analyse et d'étude de celle-ci. Pratiquement les méthodes de traitement utilisées sont combinées avec les méthodes d'analyse de la texture. [4] [6]

### II.2.1-Définition de la texture

La texture est une caractéristique propre de l'objet; elle nous permet de le décrire Partiellement.

**Maitre** a proposé la définition suivante : La texture est un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène.

La texture se manifeste donc par une information visuelle qui permet de la décrire qualitativement à l'aide des adjectifs suivants: grossière, granuleuse, régulière ou irrégulière, fine, lisse,...ect.

Pour donner un aperçu d'images de textures, regardons, à la figure II.1, soit : clôture (a), gazon (b), cailloux (c), grain du bois (d), et mur de brique. Nous pouvons catégoriser chaque texture selon les qualificatifs suivants : périodique, quasi-périodique, aléatoire, grossière, fine, uniforme, régulière, irrégulière, directionnelle,... etc. Ainsi, nous pouvons obtenir la classification du tableau II.1. [4] [16]



**Figure II.1:** Différentes textures tirées de l'album de Brodatz. De gauche à droite, nous avons les images suivantes : clôture (a), gazon (b), cailloux (c), grain du bois (d), et (e) mur de brique.

	a	b	c	d	e
<b>Périodique</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>
<b>Quasi-périodique</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>	<b>Oui</b>
<b>Aléatoire</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>
<b>Grossière</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>
<b>Fine</b>	<b>Oui</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>
<b>Uniforme</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>
<b>Régulière</b>	<b>Oui</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>
<b>Directionnelle</b>	<b>Oui</b>	<b>Non</b>	<b>Non</b>	<b>Oui</b>	<b>Oui</b>

**Tableau II.1** Description des textures présentées à la **figure II.1**.

## II.2.2-Types de textures

On générale en peut classer la texture en quatre types : texture périodique, stochastique, directionnelle et la texture hybride. [6]

### II.2.2.1-Texture périodique

Dans ce type de texture en dispose d'un seul motif géométrique appelé **texton**, qui se répète d'une manière périodique sur toute l'image. Ce type de texture existe rarement dans la nature. [6]



**Figure II.2 :** Image de texture périodique. [16]

### II.2.2.2-Texture stochastique

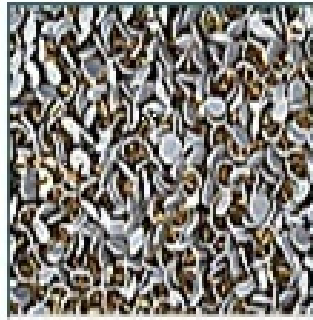
Dans ce type de texture, la répartition des motifs est aléatoire et leurs distinction est impossible. On les trouve généralement dans la nature. [6]



**Figure II.3 :** Image de texture stochastique [16]

### II.2.2.3-Texture Hybride

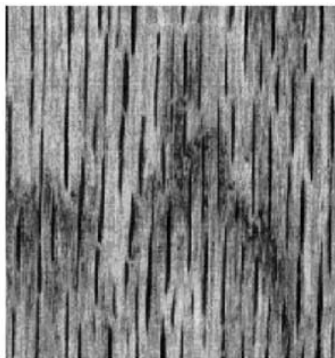
C'est une concaténation des deux types précédant ou on peut par exemple la texture composée d'un seul motif de base réparti aléatoirement. [6]



**Figure II.4:** Image de texture Hybride.

#### II.2.2.4-Texture directionnelle

Ce genre de textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Néanmoins, elles se caractérisent par certaines orientations. [11]



**Figure II.5 :** Texture directionnelle

#### II.2.3- Analyse de texture [4] [12][11]

Dans le traitement d'images, l'analyse de textures joue un rôle très important. Elle permet l'identification des objets.

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

Deux grandes méthodes existent pour représenter la texture. La première est la méthode statistique. Elle consiste à extraire des statistiques (moyenne, variance, corrélation, etc.) à partir de la texture, et le modèle repose sur l'ensemble de ces statistiques. La seconde

méthode est l'approche structurale. Les principaux défauts de la méthode structurale sont : l'incapacité à modéliser des textures aléatoires, la sensibilité au bruit, la difficulté à trouver le patron de base et les règles de placement.

### II.2.3.1- Méthodes structurales [11]

Ces méthodes supposent que les textures sont formées d'éléments structurants de base. L'idée générale de ces méthodes est une recherche et une description des éléments structurants suivie d'une étude de la répartition spatiale de ces derniers. Cette description permet donc une certaine caractérisation de la texture étudiée. Malgré l'importance des travaux de ce type, il s'avère parfois difficile de les mettre en pratique car il n'existe pas toujours de motifs isolables ou de fréquence de répétition spatiale dominante. C'est le cas des textures illustrées par la **figure II.6**

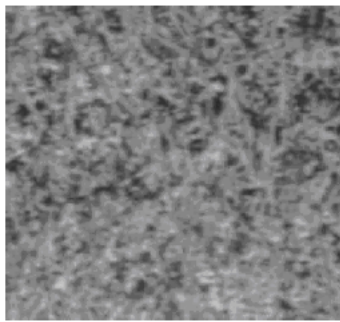


Image aléatoire

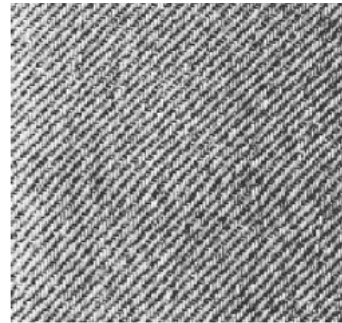


image directionnelle

**Figure II.6**

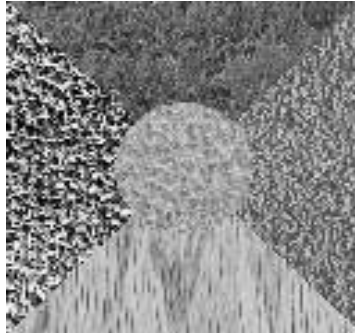
### II.2.3.2- Les méthodes statistiques [4] [13]

Les méthodes statistiques s'appuyant sur la distribution spatiale des niveaux de gris. Elles étudient les relations entre un pixel et ses voisins. L'étude se fait sur des structures aléatoires et plus souvent non homogènes, c'est pour cela que cette méthode est préférentiellement utilisée.

### II. 3.1-Segmentation [8] [15]

La segmentation est un processus qui consiste à découper l'image en régions connexes, présentant une homogénéité selon un certain critère choisi (couleur, texture, niveau de gris,... Ect.). La reconnaissance de ces différentes régions est une application immédiate

de l'analyse de la texture. Dans figure II.7 on peut reconnaître cinq régions texturées différemment.



**Figure II.7.** : Image représentant cinq régions texturées différemment. [15]

### II.3.2-Définition de la segmentation

La segmentation est une étape de traitement de bas niveau, consiste à créer une partition de l'image  $A$  en sous-ensembles  $R_i$ , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, Une *région* est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines. [9] [15]

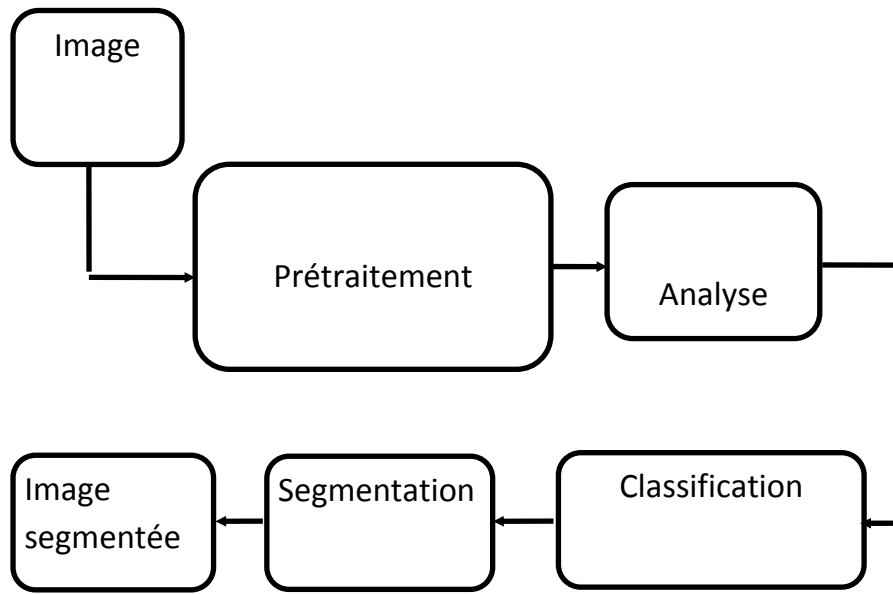
### II.3.3-Le but de la segmentation

Le but de la segmentation est d'extraire les entités d'une image pour y appliquer un traitement spécifique et interpréter le contenu de l'image.

La segmentation est une opération qui a pour objectif la description de l'information contenue dans l'image en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable.[15]

### II.3.4- Les différentes étapes de segmentation d'images

Les différentes étapes permettant la segmentation d'une image sont résumées dans la figure II.8



**Figure II.8 :** Etapes de segmentation d’images.

- **Le prétraitement :** consiste 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 :** cette étape a pour but d’extraire les paramètres caractéristiques permettant de classifier les pixels de l’image.
- **La classification :** l’image est formée d’un certain nombre de classes, la classification revient à affecter chaque pixel de l’image à l’une de ces classes selon des critères appropriés.
- **La segmentation :** est un traitement de bas-niveau qui consiste à créer une partition de l’image en sous-ensembles appelés régions. Comme on peut aussi définir la segmentation comme étant une partition d’une image I en n sous ensembles  $R_i$  appelés régions, tels que :

$$1) \bigcup_{i=1}^n R_i = I \quad \forall i=1, \dots, n \dots\dots\dots (II.3)$$

$$2) R_i \cap R_j = \Phi \quad \forall i \neq j \dots\dots\dots (II.4)$$

$$3) \text{ Les sous ensembles } R_i \text{ sont connexes, } \forall i=1, \dots, n \dots\dots\dots (II.5)$$

4) Il existe un prédicat P tel que :  $P(R_i) = \text{vrai}, \forall i=1, \dots, n \dots\dots\dots(\text{II.6})$

5)  $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}, \forall (i, j), i \neq j$  et  $R_i$  adjacente à  $R_j \dots\dots\dots(\text{II.7})$

Où P désigne un prédicat défini sur l'ensemble des points de  $R_i$  et  $\Phi$  un ensemble vide.

- La première étape et la deuxième de cet algorithme signifient que R est partitionné en n sous-ensembles disjoints deux à deux.
- La troisième étape et la quatrième imposent à chaque pixel d'une région de satisfaire à la même propriété au sens du prédicat P.
- Le prédicat P n'est plus vrai pour la réunion de deux régions adjacentes.

Il est évident que le résultat de la segmentation dépend du choix du prédicat P. Plusieurs algorithmes de segmentation existent selon les diversités des propriétés recherchées et la manière d'opérer les regroupements des pixels. [9]

### II.3.5-Les méthodes de segmentation [4] [6][10][14]

La segmentation d'image est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en région. Il n'y a pas de méthode unique de segmentation d'une image, le choix d'une méthode est lié à la nature de l'image, aux primitives (essentiel) à extraire.

Il existe de nombreuses méthodes de segmentation d'image. On peut les classer en trois grandes classes :

- segmentation basée sur les régions (Approche région).
- segmentation basée sur les pixels (Approche classification).
- segmentation basée sur les contours (Approche frontière).

### **II.3.5.1-Segmentation basée sur les régions**

Une région est un ensemble connexe de pixels voisins de l'image ayant des propriétés communes (intensité, texture,...) qui différencient des pixels de régions voisines. Les principales techniques utilisées dans la segmentation des images par approche région sont :

- La segmentation par division de région.
- La segmentation par fusion de région.
- La segmentation par division-fusion de région.
- La segmentation par croissance de région.

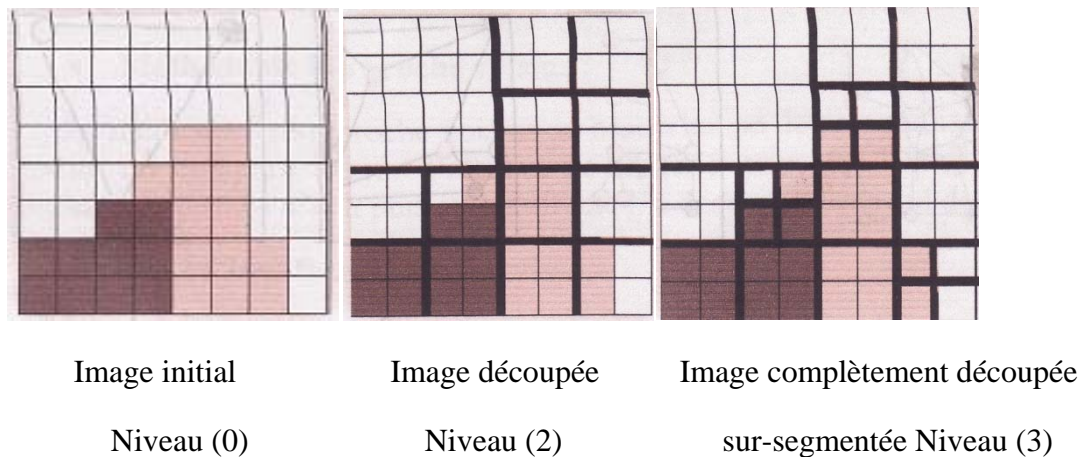
#### **II.3.5.1.1- La segmentation par division de région (plit)**

L'approche segmentation par division de région consiste à diviser l'image originale en régions homogènes au sens d'un critère donné. Cette approche de segmentation utilise les algorithmes de découpage, qui consistent à diviser l'image à analyser en quatre parties égales suivant un attribut de division.

Puis on lance la procédure de division dans chaque partie d'une manière récursive. A cause de la division en quatre régions, cette méthode est adaptée seulement à des images carrées ou rectangulaires, dont le nombre de lignes ou de colonnes est une puissance de deux.

Dans ce type de méthodes, la région initiale correspond à l'image entière (image à analyser), et pour que cette méthode soit applicable il faut que la région initiale ne respecte pas le prédicat d'homogénéité.

L'exemple suivant montre la procédure de découpage :

**Figure II.9**

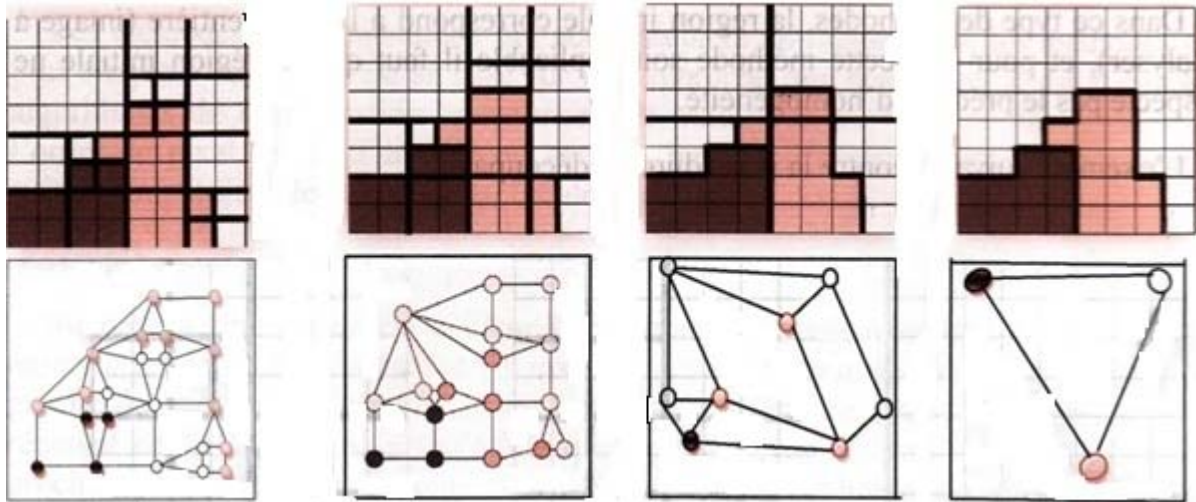
### II.3.5.1.2-La segmentation par fusion de région

Cette approche de segmentation consiste à fusionner les régions après découpage par la méthode split. Se d'un graphe appelé **graphe d'adjacence de régions**, qui construit en parallèle avec le processus de découpage.

Ce graphe est constitué à base des nœuds et des arrêtes, tel que chaque nœud représente une région découpée (sous bloc), et chaque arrête représente l'adjacence entre deux régions.

L'analyse de graphe de l'adjacence de régions nous permet de fusionner les régions de l'image sur-segmentée, le procédé consiste à fusionner deux nœuds (régions) reliés par une arrête en respectant un prédicat de fusion. Cette procédure se répète jusqu'à ce que toutes les régions soient traitées.

Les méthodes d'analyse de graphe d'adjacence diffèrent selon la complexité du graphe et selon le prédicat de fusion. L'exemple suivant montre comment se fait la fusion de régions. On prend l'image sur-segmentée précédemment.

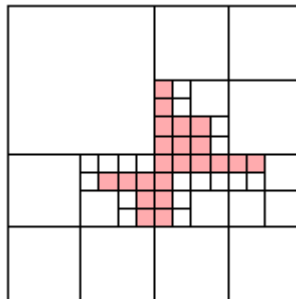


**Figure II.10 :** Procédure de fusion avec le graphe d'adjacence de régions

### II.3.5.1.3- Segmentation par approche division-fusion de régions (split and merge)

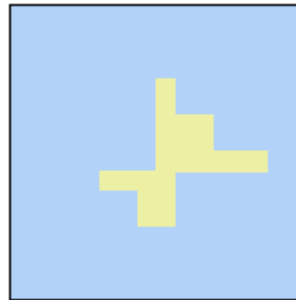
L'algorithme du "Split and Merge" regroupe les deux approches précédentes. Il a été proposé par Horowitz et Pavlidis en 1976. Le processus est décomposé en deux étapes.

Dans la première étape, la division, on analyse individuellement chaque région  $R_i$ . Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en quatre quadrants) et on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement. Le processus est habituellement initialisé en considérant que la première région est composée de toute l'image.



**Figure II.11 :** Résultat de la division d'une image. 55 zones sont obtenues.

- Dans la deuxième étape, la réunion, on étudie tous les couples de régions voisines. Si l'union de ces deux régions vérifie le critère d'homogénéité, alors on fusionne les régions.



**Figure II.12** : Résultat de la fusion de l'image. Il reste deux zones.

#### **II.3.5.1.4- Segmentation par croissance de région**

La croissance de région consiste à définir un ensemble de démarrage qu'on appelle "Point germe". A chaque niveau de croissance, on ajoute les pixels voisins qui ont des propriétés similaires à ceux de l'ensemble germe (niveau de gris, texture, couleur....). La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités.

L'avantage de croissance de région est de préservé la forme de chaque région de l'image. Cependant, une mauvaise sélection des régions entraîne des phénomènes de sous-segmentation et sur-segmentation. [6] [12]

#### **II.3.5. 2.-Segmentation basée sur les contours**

Cette approche de segmentation est basée sur les contours. Ceux-ci peuvent être considérés comme des porteurs d'information utiles pour reconnaître des objets dans l'image.

Un contour peut être défini comme une frontière entre deux régions homogènes. Son existence revient à une variation importante d'intensité entre deux niveaux de gris ou de

couleurs successives. Donc un contour peut être défini comme une zone où le signal présente une intense variation (presque une discontinuité du signal).

La segmentation par détection de contours s'appuie sur deux étapes essentielles.

➤ **Étape de détection des points des contours**

Cette étape consiste à appliquer les opérateurs différentiels sur tous les points de l'image.

On considère l'image comme une fonction  $f$  à deux dimensions (signal bidimensionnel).

La dérivée première de  $f$  à un point  $M(x, y)$  connue sous le nom de **gradient**, est exprimé comme suit

$$\nabla f(x, y) = \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) + \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) \dots \dots \dots (II.8)$$

On calcule le gradient en chaque point de l'image de la norme gradient. On s'intéresse également au calcul des dérivées secondes, nommée **laplacien** qui est une fonction scalaire en chaque point de l'image. Exprimée comme suit :

$$\Delta f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \dots \dots \dots (II.9)$$

➤ **Étape d'obtention des contours**

Une fois les vecteurs gradients ou laplacien sont calculés, les contours sont obtenus soit en cherchant les pixels qui représentent un fort gradient qui correspondent aux maxima locaux de la norme gradient, ou on cherche les points de passage par zéro de laplacien. Soit par seuillage par hystérésis qui permet de supprimer parmi les points des contours extraits, ceux qui présentent un bruit dans l'image.

---

Il existe aussi d'autres opérateurs dérivateurs comme ce lui de **Deriche** et de **shencastan** qui donnent des résultats plus précis que ceux trouvés par les opérateurs notés précédemment. [6]

### **II.3.5. 3. Segmentation basé sur les pixels (Approche classification)**

Dans cette approche, la segmentation sera vue comme étant un problème de classification de données. Les techniques de classification identifient les classes des pixels homogènes dans l'espace des caractéristiques utilisées (niveau de gris, paramètre de texture,...) sous la forme de nuages de points opaques. Ensuite chaque classe est étiquetée donnant ainsi l'image des étiquettes. [4]

### **II.3.6-Discutions**

Construire une partition optimale au sens d'un critère donné, est le but principal de toute méthode de segmentation. Ceci nécessite alors la définition de ce critère ainsi qu'une règle d'affectation de chaque point d'image à la région ou à la classe la plus appropriée.

L'approche région s'attache à faire apparaître des régions homogènes, alors que l'approche frontière tente de trouver des contours ou frontières de régions. Ces deux approches sont duales, l'une s'intéresse aux hétérogénéités dans l'image pour détecter des contours, l'autre aux homogénéités d'ensembles connexes de pixels pour détecter des régions.

Parmi les approches de segmentation décrites ci-dessus, il ressort que l'approche région est la mieux adaptée pour la segmentation d'images texturées. Les méthodes de segmentation par classification sont les plus utilisées car elles sont capables de traiter un nombre important de données. D'où, l'intérêt d'appliquer ces méthodes aux images texturée. [9] [14]

## II.4-Conclusion

Dans ce chapitre nous avons cerné la notion de texture, et cité les différentes méthodes d'analyse de celle-ci. Par la suite nous avons défini la segmentation et en a décrit ses différentes approches, dans la chapitre suivant nous allons étudier les opérateurs Teager-Kaiser.

# *Chapitre III*

## **Les operateurs d'energies Teager-Kaiser**

---

Dans ce chapitre, nous présentons les outils nécessaires à la compréhension des opérateurs Teager-Kaiser (TKEO). Nous commençons par la présentation des TKEO 1D et TKEO 2D en continu et en discret, Dans un second temps, nous présentons l'apport de ces operateurs dans la démodulation d'images AM-FM (AM pour Amplitude Modulation et FM pour Frequency Modulation) en présentant et les deux approches DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) et ESA (Energy Separation Algorithm) nous proposons une amélioration dans la démodulation des images réelles avec l'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser 2D et apportons une justification théorique du calcul de l'énergie de Teager-Kaiser des composantes de l'image réelle, qui sont obtenues par une décomposition en sous bandes avec des filtres de Gabor, nous terminons par proposer une application afin de cerner l'utilité des TKEO dans la segmentation d'images sonar.

---

### III.1-Introduction

L'objectif principal de ce chapitre est de montrer l'apport des opérateurs d'énergies de Teager-Kaiser dans la démodulation des images monocomposantes et réelles et dans la segmentation d'image, pour cela on s'est intéressé aux modèles AM-FM et à la démodulation d'images. En effet, les modèles AM-FM (AM pour Amplitude Modulation et FM pour Frequency Modulation) ont initialement été introduits par Kaiser pour le traitement du signal de la parole, Ils sont introduits en traitement d'images par Maragos et al. En effet, la modélisation AM et FM a trouvé ces dernières années de nombreuses applications en traitement d'images. Comme exemples, nous citons ses applications en analyse d'images et de séquences vidéo, en classification d'images, en segmentation d'images, en analyse de texture et en imagerie médicale.

Cette décomposition AM-FM à travers l'Opérateur d'Energie de Teager-Kaiser (OETK) a donné lieu à plusieurs applications en traitement d'images. Ils ont été ensuite étendus aux cas multidimensionnels et en particulier aux images avec l'algorithme DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) par Maragos et Bovik. Le DESA décompose une image à bande étroite en une composante AM et une composante FM. Cependant, ces algorithmes de séparation d'énergie, DESA ainsi que l'ESA (Energy Separation Algorithm) sont moins efficaces pour la démodulation d'images réelles, qui sont en général, à bande large.

Dans ce chapitre, on va étudier les opérateurs d'énergies Teager-Kaiser en une et deux dimensions, en continu et en discret, puis en va présenter deux méthodes de démodulation basées sur ces opérateurs, en proposant ainsi une nouvelle approche pour démoduler des images larges bandes. Pour terminer ce chapitre nous proposons une application basée sur les TKEO en vue d'une segmentation d'image.

### III.2- Opérateurs d'énergie de Teager-Kaiser

L'objectif de cette partie est d'introduire l'opérateur TKEO en 1D, puis sa version étendue, le TKEO 2D.

Le DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) comme l'ESA (Energy Separation Algorithm) est basé sur l'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser (TKEO), initialement introduit comme un opérateur discret. Le TKEO permet d'estimer efficacement l'énergie nécessaire à la création d'un signal. Il est introduit en traitement du signal et développé de manière systématique par Kaiser. Le DESA et l'ESA ne sont applicables que pour des images à bandes étroites, ce qui est rarement le cas des images réelles.

La grande majorité des images naturelles contiennent des informations très riches, et par conséquent, une approche monocomposante s'avère insuffisante pour les modéliser. Bovik et al ont montré qu'une approche multicomposante permet de bien traiter les images naturelles, et même de nature complexe. Récemment, Havlicek et al, ont proposés une méthode de démodulation d'images réelles avec une approche multicomposante. Ils proposent alors une décomposition en sous bandes pour séparer chacune des composantes de l'image avant de leur appliquer la méthode DESA.

### III.2.1 TKEO 1D [27]

#### III.2.1.1- TKEO 1D en discret

Soit  $S[n]$  un signal discret. En discret, l'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser, noté  $\psi_d$ , est défini par :

$$\psi_d(s[n]) = (s[n])^2 - s[n+1] \cdot s[n-1] \dots \dots \dots \dots \dots \dots (III.1)$$

Considérons le signal discret suivant :

$$s[n] = A \cdot \cos(\omega n + \theta) \dots \dots \dots \dots \dots \dots (III.2)$$

Avec  $A$  étant une constante réelle. En appliquant  $\psi_d$  à  $S[n]$ , on trouve :

$$\psi_d(s[n]) = A^2 \sin^2(\omega) \dots \dots \dots \dots \dots \dots (III.3)$$

Kaiser montre alors dans que :

$$\psi_d(s[n]) \approx A^2 \cdot \omega^2 \dots \dots \dots (III.4)$$

**III.2.1.1- TKEO 1D en continu**

On défini la version continue du TKEO :

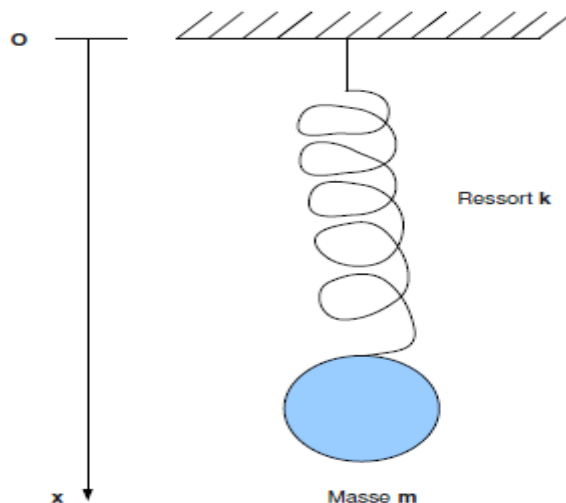
Soit S(x) un signal réel défini sur R et de classe C<sup>2</sup> dans R. En continu, l'operateur d'énergie de Teager-Kaiser, est défini par :

$$\psi (s[x]) = \left(\frac{ds}{dx}(x)\right)^2 - s(x) \cdot \frac{d^2s}{dx^2}(x) \dots \dots \dots (III.5)$$

La version continue du TKEO a été beaucoup étudiée par Kaiser et Maragos et al.

Les versions continues et discrètes du TKEO sont utilisées en analyse temps-fréquence pour estimer les amplitude et fréquence instantanées des signaux.

En considérant un système mécanique constitue d'une masse et d'un ressort suivant :



**Figure III.1:** Système masse-ressort

On considère le signal continu :

$$s[x] = A \cdot \cos(\omega x + \theta) \dots \dots \dots \text{(III.6)}$$

On veut montrer alors que :

$$\psi(s[x]) = A^2 \omega^2 \dots \dots \dots \text{(III.7)}$$

Si on prend  $S(x)$  comme étant l'allongement du ressort, alors d'après le principe fondamental de la dynamique,  $S(x)$  est solution de l'équation différentielle ordinaire :

$$\frac{d^2 s}{dx^2}(x) + \frac{k}{m} s(x) = 0 \dots \dots \dots \text{(III.8)}$$

Où  $k$  est la raideur du ressort et  $m$  la masse. La solution de (III.8) est de la forme (III.6)

Où  $A$  désigne l'amplitude des oscillations,  $\omega = \sqrt{\frac{k}{m}}$  la pulsation propre et la phase initiale. On peut alors calculer l'énergie  $E$  du système comme la somme des énergies cinétiques et potentielle, soit :  $E = \frac{1}{2} (k (s(x))^2 + m \left(\frac{ds}{dx}(x)\right)^2)$

$$= \frac{1}{2} m A^2 \omega^2$$

$$E \approx A^2 \omega^2 \dots \dots \dots \text{(III.9)}$$

Les équations(III.4), ((III.7) et (III.9) justifient donc le terme énergie donné à l'opérateur TKEO.

**III.2.2 TKEO 2D [26]**

**III.2.2.1- TKEO 2D en discret**

L'extension du TKEO discret en 2D, notée  $\psi_d$ , est faite par Yu et al. Pour la détection des contours dans les images.

Etant donnée une image discrète I de taille M x N. On a  $\forall(k, l) \in [0, M] \times [0, N]$  :

$$\psi_d[I(k, l)] = 2 (I(k, l))^2 I(k - 1, l) I(k + 1, l) - I(k, l - 1) I(k, l + 1) \dots \dots \dots \quad (\text{III.10})$$

C'est une extension du TKEO discret pour les signaux, suivant les lignes et les colonnes.

Etant donnée une image discrète  $I(k, l) = A \cos(\Omega_1 k + \Omega_2 l)$ , on montre que:

$$\psi_d[I(k, l)] = A^2 (\sin^2(\Omega_1) + \sin^2(\Omega_2)) \dots \dots \dots \quad (\text{III.11})$$

**III.2.2.2- TKEO 2D en continu**

Soit I l'interpolée continue d'une image discrète définie sur un ouvert borné de  $R^2$ . On suppose que I est de classe  $C^2$  sur  $\Omega$ . Alors,  $\forall x \in \Omega$ , on a:

$$\psi [I(x)] = \|\nabla I(x)\|^2 - I(x) \Delta I(x) \dots \dots \dots \quad (\text{III.12})$$

Ou  $\Delta$  est l'opérateur Laplacien.

Pour une image  $I(x) = a(x) \cos(\phi(x))$ , Maragos et Bovik montrent que :

$$\psi [I(x)] \approx [a(x)]^2 |\nabla \Phi(x)|^2 \dots \dots \dots \quad (\text{III.13})$$

Dans la section qui suit, nous parlons de la démodulation des images avec les opérateurs TKEO en 2D.

### **III.3- Les approches utilisant TKEO [27] [28] [29]**

Pour montrer l'apport des opérateurs de Teager-Kaiser dans la démodulation des images monocomposantes et réelles, nous exposons ici deux méthodes basés sur le TKEO 2D. Nous parlerons d'abord de cas discret, le DESA proposé par Maragos et al. Dans un second temps, nous parlerons de la version continue, l'ESA proposé par Maragos et Bovik, pour ce faire en doit d'abord donnés quelques notions sur le modèle AM-FM.

#### **III.3.1-Quelques notions et modélisation AM-FM d'une image**

L'objectif principal de la modélisation AM-FM est de s'affranchir des limites de la transformée de Fourier afin d'obtenir une représentation qui soit capable de capturer l'information pertinente dans une image, avec juste un nombre réduit de fonctions AM-FM quasi sinusoïdales. [29]

##### **III.3.1.1-Le but du modèle AM-FM**

Ce qu'on recherche avec les modèles AM-FM, c'est de pouvoir décomposer Toute image en une composante qui regroupe les niveaux de gris des parties texturées de l'image (AM) et une composante contenant la géométrie de l'image (FM).

##### **III.3.1.2- Notions AM et FM d'une image [28]**

Pour illustrer les notions d'amplitude et de phase d'une image. On utilise les images de Lena (Figure III.2)



**Figure.III.2** : Image Lena

➤ **Commentaire**

Comme on le voit sur la Figure III.3, on peut noter que l'information donnée par la phase est plus pertinente en ce qui concerne les contours et autres zones inhomogènes de l'image. La fréquence est donnée par le gradient de la phase. Quant à l'amplitude, elle nous renseigne beaucoup plus sur les niveaux de gris l'image.

Ce qui nous amène aux propriétés de l'amplitude instantanée (AM) et de la fréquence instantanée (FM) d'une image suivantes :

1. La composante AM renseigne sur le niveau de contraste des textures, plus précisément, sur la disparité en intensité entre les textures sombres et brillantes.
2. La partie FM permet de capturer l'orientation des textures locales, la granularité et les contours de l'image.



**Phase de Lena (a)**



**Amplitude de Lena (b)**

**Figure.III.3:** Phase de Lena (a) et amplitude de Lena (b) [28]

### III.3 .1.3 -Modèle AM-FM pour une image [25] [28]

- On dit que I est une image AM-FM monocomposante si I peut se mettre sous la forme suivante :

$$\forall \mathbf{I}(x_1, x_2) \in \Omega$$

$$\mathbf{I}(x_1, x_2) = \mathbf{a}(x_1, x_2) \cos [\varphi(x_1, x_2)] \dots \dots \dots \quad (\text{III.14})$$

Ou  $\mathbf{a}(x_1, x_2)$  est une fonction positive a valeurs réelles et  $\varphi(x_1, x_2)$  une fonction de classe  $\mathcal{C}^1$ .

Donc,  $\mathbf{a}$  est l'**amplitude** de I et  $\varphi$  désigne la **phase** de l'image I. Les fréquences spatiales de I sont données par le gradient de la phase  $\varphi$ .

- Si I verifie (III.14), alors  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  les fonctions positives  $\mathbf{a}(x_1, x_2)$

représentent la composante (ou fonction) AM de I et  $\nabla \varphi(x_1, x_2) = [U(x_1, x_2) \ V(x_1, x_2)]^t$  représentent la composante (ou fonction) FM de I.

Les fonctions U et V correspondent respectivement aux fréquences instantanées spatiales horizontales et verticales.

ou

$$[U(x_1, x_2)] = \frac{\partial}{\partial x_1} \varphi(x_1, x_2) \dots \dots \dots \quad (\text{III.15})$$

$$[V(x_1, x_2)] = \frac{\partial}{\partial x_2} \varphi(x_1, x_2) \dots \dots \dots \quad (\text{III.16})$$

#### III.3.1.4-Image démodulée [28]

On dit qu'une image quelconque I est démodulée si on peut trouver

$\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  les fonctions positives  $a(x_1, x_2)$  et les fonctions  $U(x_1, x_2)$  et  $V(x_1, x_2)$  telles que (III.14) soit vérifiée.

**III.3.2- Algorithme discret DESA [27]**

Nous rappelons que l'objectif est de trouver  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  les fonctions  $a(x_1, x_2)$

(AM) et  $\nabla \varphi(x_1, x_2) = [U(x_1, x_2) V(x_1, x_2)]^t$  (FM) telles que (III.14) soit vérifiée.

Les approximations respectives de la composante AM et des composantes horizontales et verticale FM sont données par :

$$a(k,l) \approx \sqrt{\frac{\psi_d[I(k,l)]}{\sin^2(|U(k,l)|) + \sin^2(|V(k,l)|)}} \dots\dots\dots (III.17)$$

$$|U(k,l)| \approx \text{arc sin} \sqrt{\frac{\psi_d[I(k+1,l) - I(k-1,l)]}{4 \psi_d[I(k,l)]}} \dots\dots\dots (III.18)$$

$$|V(k,l)| \approx \text{arc sin} \sqrt{\frac{\psi_d[I(k,l+1) - I(k,l-1)]}{4 \psi_d[I(k,l)]}} \dots\dots\dots (III.19)$$

**III.3.3 Algorithme continu ESA**

En continu, Maragos et Bovik montrent qu'il est possible de séparer l'énergie de l'image de ses composantes AM et FM avec l'ESA en 2D. Les composantes de l'amplitude sont alors données par :

$$a(x_1, x_2) \approx \frac{\psi [I(x_1, x_2)]}{\sqrt{\psi \left[ \frac{\partial I}{\partial x_1} (x_1, x_2) \right] + \psi \left[ \frac{\partial I}{\partial x_2} (x_1, x_2) \right]}} \dots\dots\dots (III.20)$$

Les fréquences horizontales et verticales de la composante FM sont données respectivement pour  $i = 1$  et  $i = 2$  par :

$$\left| \frac{\partial \varphi}{\partial x_i} (x_1, x_2) \right| \approx \sqrt{\frac{\psi \left[ \frac{\partial I}{\partial x_i} (x_1, x_2) \right]}{\psi [I(x_1, x_2)]}} \dots \dots \dots \text{(III.21)}$$

$\forall i = 1; 2.$

L'erreur d'approximation est faible en considérant que les amplitudes et fréquences instantanées de l'image ne varient pas beaucoup par rapport aux porteuses ; ce qui est vérifié en pratique par beaucoup d'images monocomposantes.

### Remarque

Les méthodes DESA et ESA supposent que les images à démoduler sont à bande étroite. Pour des images large bande, un filtrage passe-bande (filtres de Gabor, ondelettes, EMD 2D, ... ) est nécessaire avant l'application de ces méthodes.

### III.3.4- Démodulation d'images réelles [28]

La plupart des images réelles contiennent des informations très riches. Une approche monocomposante s'avère insuffisante pour les modéliser.

Récemment, Havlicek et al. Ont proposé une méthode de démodulation d'images réelles avec une approche multicomposante. Ils proposent alors une décomposition en sous bandes pour séparer chacune des composantes de l'image avant de leur appliquer la méthode DESA.

Soit  $I$  une image réelle. On note par  $\Omega$  le domaine de l'image. On suppose que  $\Omega$  est un ouvert borné. On dit que  $I$  est une image AM-FM multicomposante si  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  on peut mettre  $I$  sous la forme :

$$I(x_1, x_2) = \sum_{n=1}^N a_n(x_1, x_2) \cos[\varphi_n(x_1, x_2)] \dots \dots \dots \text{(III.22)}$$

Où les  $a_n$  sont des fonctions positives et les  $\varphi_n$  sont de classe  $C^1$  dans  $\Omega$ . On modélise  $I$  par une approche multicomposante, à savoir :

$$I(x_1, x_2) = \sum_{n=1}^N a_n(x_1, x_2) \cos[\varphi_n(x_1, x_2)] = \sum_{n=1}^N I_n(x_1, x_2)$$

Notre objectif est de chercher à déterminer, pour chaque  $n = 1, \dots, N$ , les fonctions  $a_n$  et  $\nabla \varphi_n = [U_n V_n]^t$  telles que (III.22) soit vérifiée. Cela pour séparer les  $N$  composantes  $I_n$  de  $I$ . tous sa est possible avec des filtres de Gabor. [29]

### III.3.4.1-Notion du filtre de Gabor

Le filtre du Gabor, du nom physicien anglais d'origine hongroise Dennis Gabor, c'est un filtre orienté. Il est caractérisé par une échelle et une direction. Il est défini par le produit entre une gaussienne et une sinusoïdale orientée. [18]



**Gaussienne \* Sinus/Cosinus = Gabor**

**Figure III.4** : Représentation de filtre de Gabor. [18]

### III.3.4.1.1- Première formulation

#### ❖ La réponse impulsionnelle du filtre de Gabor [2] [20]

En 2D, le filtre de Gabor est défini par une gaussienne bidimensionnelle modulée par une fonction sinusoidale plane.

L'expression du filtre de Gabor 2D est donnée par :

$$f(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp\left(j2\pi(u_{x_0}x - u_{y_0}y)\right) \dots \text{(III.23)}$$

Où  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  sont les **écart-types** respectivement le long des axes  $x$  et  $y$ , (ou les **constantes spatiales** du filtre), elles déterminent la largeur du filtre.

$u_{x_0}$  et  $u_{y_0}$  sont les **fréquences centrales** respectivement suivant  $x$  et  $y$  (Les **fréquences radiales** du filtre suivant  $x$  et  $y$ ).

#### • L'orientation de l'enveloppe gaussienne

$$f(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi u_o(x \cos \theta + y \sin \theta)) \dots \text{(III.24)}$$

On se rend compte, que l'expression de **Eq. (4)** n'est pas adaptée lorsque la distribution Gaussienne n'est pas isotrope ( $\sigma_x \neq \sigma_y$ ). En effet, la sinusoïde est orientée mais

pas la gaussienne. Pour corriger ce problème, on propose d'orienter la Gaussienne également ; il semble logique de l'orienter du même angle  $\theta$ .

$$G(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \dots \text{(III.25)}$$

On peut modifier l'écriture de cette expression en passant du repère cartésien à un repère polaire où :

$$u_o = \sqrt{u_{x_0}^2 + u_{y_0}^2} \quad \text{est la fréquence centrale du filtre.}$$

$$\theta = \arctan \frac{u_{x_0}}{u_{y_0}} \quad \text{L'angle entre l'axe des abscisses et le module } u_o.$$

**Donc:**

$\theta$ : L'angle de rotation de  $[x', y']$  par rapport à  $(x, y)$ , il donne l'orientation de l'enveloppe Gaussienne  $g(x, y)$

$$g(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \dots \dots \dots \text{(III.26)}$$

On obtient une nouvelle expression ( III .27)

$$h(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi u_o(x \cos \theta + y \sin \theta)) \dots \dots \text{(III.27)}$$

Avec :  $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

➤ Pour un filtre orienté à  $\theta = 0$  a symétrie paire et une partie réelle, on aura :

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \cos(2\pi u_o x) \dots \dots \text{(III28)}$$

➤ Le filtre du Gabor non nulle ( $\theta \neq 0$ ) est donné par la a symétrie paire et orientation formule suivante :

$$h(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\sigma_y^2}\right]\right\} * \cos(2\pi u_0 x + \varphi) \dots \dots \dots \text{(III.29)}$$

$(x_0, y_0)$  : Coordonnée du point où l'enveloppe du filtre gaussienne est maximale

$\varphi$ : Est la phase de la sinusoïdale par rapport à l'axe des X. [18]

❖ **La représentation de Fourier de  $h(x,y)$  [23]**

Dans le domaine fréquentiel, un filtre de Gabor est une gaussienne:

$$\mathcal{F}\{h(x, y)\} \Rightarrow H(u, v)$$

$$H(u,v) = A \left( \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(u-u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right\} + \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(u+u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right\} \right) \dots \dots \dots \text{(III.30)}$$

**Où :**

.  $\sigma_u = 1/2\Pi\sigma_x$

.  $\sigma_v = 1/2\Pi\sigma_y$

.  $A = 2\Pi\sigma_x\sigma_y$

.  $u_0$  : fréquence radiale centrale

**Et :**

$(u - u_0)' = (u - u_0) * \cos(\theta) + v * \sin(\theta),$

$(v)' = -(u - u_0) * \sin(\theta) + v * \cos(\theta)$

En passant l'image originale à travers un tel filtre, on obtient toutes les composantes dans l'image qui ont leurs énergies concentrées autour de la fréquence spatiale  $u_0$  avec une largeur de bande spectrale de  $B_r$  octaves et une largeur d'orientation de  $B_\theta$  degrés.

$B_r$  et  $B_\theta$  sont définis par :

$$B_r = \log_2\left(\frac{u_0 + \sqrt{2 \ln 2} * \sigma_u}{u_0 - \sqrt{2 \ln 2} * \sigma_u}\right),$$

$$B_\theta = 2(\tan^{-1} \frac{\sqrt{2 \ln 2} * \sigma_v}{u_0}).$$

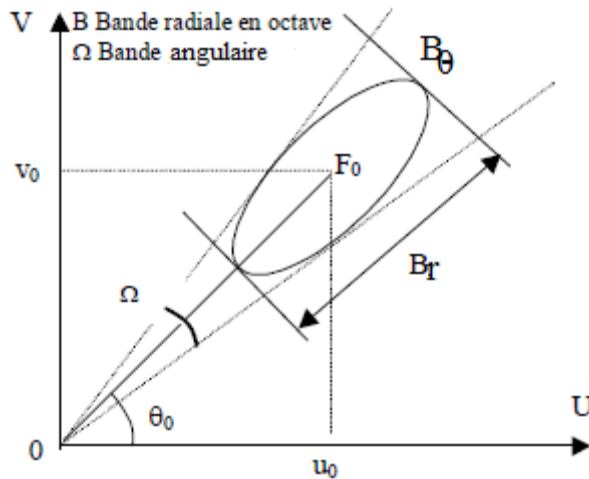


Figure II.5: représentation graphique des largeurs bandes angulaire et fréquentiel

III.3.4.1.2- Seconde formulation [23]

Dans cette formulation la transformée de Fourier du filtre s'écrit :

$$G(u,v) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(u'-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v'^2}{\sigma_v^2}\right]\right\} \dots\dots\dots(III.31)$$

Où:

W est la fréquence de la sinusoïde le long de l'axe des x

$$a = \left(\frac{U_h}{U_l}\right)^{\frac{1}{S-1}},$$

$$W = a^m U_l,$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)W}{(a+1)\sqrt{2 \ln 2}},$$

$$\sigma_v = \tan\left(\frac{\pi}{2K}\right) \left[ W - \frac{(2 \ln 2)\sigma_u^2}{W} \right] \left[ 2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_u^2}{W^2} \right]^{-1/2}$$

où : U<sub>l</sub> et U<sub>h</sub> représentent respectivement la **fréquence radiale la plus basse** et la **fréquence radiale la plus élevée**.

m ∈ {0,1,...,S-1} et S est le nombre de fréquences.

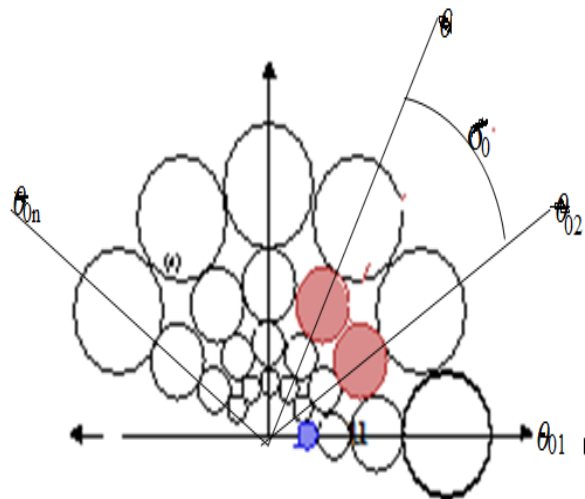
n ∈ {0,1,...,K-1} et K est le nombre d'orientations.

$$u' = u \cdot \cos\left(n \cdot \left(\frac{\pi}{4}\right)\right) + v \cdot \sin\left(n \cdot \left(\frac{\pi}{4}\right)\right),$$

$$v' = -u \cdot \sin\left(n \cdot \left(\frac{\pi}{4}\right)\right) + v \cdot \cos\left(n \cdot \left(\frac{\pi}{4}\right)\right),$$

Selon les différents types d'images, le filtre peut avoir plusieurs directions privilégiées. Dans ce cas-là, le filtre final est une somme du filtre de base placé à chaque direction.

Pour pouvoir bien couvrir l'espace fréquentiel, il faut générer un banc de filtre "famille de filtre" de Gabor sur «m» bande de fréquence et «n» orientations. Les «n» orientations sont équidistances, alors que les «m» bandes passantes radiales sont organisées en octave. Cela, signifie que la largeur de la bande «m» est environ double de celle la bande «m-1».



**Figure II.6:** répartition en rosette des (n\*m) filtres de l'ensemble, ainsi que l'organisation en octave des bandes passantes radiales.

### III.3.4.2-Comment introduire le filtre de Gabor dans la démodulation d'images réelles [27] [28] [30]

Considérons un banc de filtres de Gabor bidimensionnels de réponses impulsionnelles  $\{g_n\}_{n=1,\dots,N}$  et de réponses fréquentielles notées  $\{G_n\}_{n=1,\dots,N}$ .

Désignons par  $*$  l'opérateur de convolution. Soit  $\tilde{I}_n$  la réponse du  $n^{i\text{eme}}$  filtre  $g_n$  :

$$\tilde{I}_n = I * g_n \dots\dots(III.32)$$

Supposons pour un pixel (  $x_1, x_2$  ) donne qu'on ait :

$$\tilde{I}_n ( x_1, x_2 ) = ( I * g_n ) ( x_1, x_2 ) \dots\dots\dots(III.33)$$

$\tilde{I}_n ( x_1, x_2 )$  la réponse du  $n^{ieme}$  filtre  $g_n$  au voisinage de ce pixel.

Soit  $g$  une gaussienne de variance  $\sigma$  et de réponse fréquentielle  $G$ .

On pose  $I_n^\sigma = \tilde{I}_n * g$  et  $g_n^\sigma = g_n * g$  .Par suite, on a :

$$I_n^\sigma \approx ( I_n * g_n ) * g = I_n * ( g_n * g ) = I_n * g_n^\sigma \dots\dots\dots (III.34)$$

On peut remarquer que  $I \in L^\infty(\Omega) \subseteq L^2(\Omega)$ , puisque  $I$  est bornée dans  $\Omega$ . De plus, les fonctions de Gabor et la gaussienne sont de classe  $C_c^\infty(\mathbb{R}^2)$ . Alors,  $\forall n = 1, \dots, N$  et  $i = 1, 2$ , on a :

$$\nabla^i = ( I_n * g_n^\sigma ) = I_n * \nabla^i g_n^\sigma \dots\dots\dots(III.35)$$

Ou  $\nabla^1 = \nabla$  est l'operateur gradient et  $\nabla^2 = \Delta$  l'operateur Laplacien. toutes les dérivées s'opèrent maintenant sur les  $g_n$ , qui sont de classe  $C_c^\infty(\mathbb{R}^2)$ . Cela aura comme conséquence une plus grande robustesse au bruit.

On calcule maintenant l'énergie des  $I_n^\sigma$  en leur appliquant  $\psi$  :

$$\psi(I_n^\sigma) = \| \nabla I_n^\sigma \|^2 - I_n^\sigma \Delta I_n^\sigma \dots\dots\dots (III.36)$$

$$= \| I * \nabla g_n^\sigma \|^2 - ( I * g_n^\sigma ) \cdot ( I * \Delta g_n^\sigma ) \dots\dots\dots (III.37)$$

$$\approx \| I_n * \nabla g_n^\sigma \|^2 - ( I_n * g_n^\sigma ) \cdot ( I_n * \Delta g_n^\sigma ) \dots\dots\dots (III.38)$$

La proposition suivante nous permet de calculer, pour tout n, l'énergie des composantes  $I_n^g$ :

**Proposition** : Soit  $I(k, l) = A \cos[2\pi (U_k + V_l)]$ ;  $(k, l) \in \mathbb{Z}^2$ , une sinusoïde 2D pure ou A est une constante. Soit h un filtre linéaire invariant par translation, de réponse fréquentielle H. Alors, l'énergie de est donnée par :

$$\psi_d(I * h) = \psi_d(I) \cdot |H(U, V)|^2 \dots\dots\dots (III.39)$$

$$I(k, l) = A \cos [2\pi (U_k + V_l)]; \quad (k, l) \in \mathbb{Z}^2.$$

**Preuve** : Considérons  $I_1(k, l) = A \exp [2i\pi (U_k + V_l)]$ .

h étant un filtre linéaire invariant par translation, donc le filtrage revient a une convolution discrète. Posons  $g_1 = I_1 * h$  .  $\forall (k, l) \in \mathbb{Z}^2$ ; on a :

$$g_1(k, l) = \sum_p \sum_q h(p, q) I_1(k - p, l - q) \dots\dots\dots (III.40)$$

$$(k, l) = \sum_p \sum_q h(k, l) A \exp[2i\pi (U(k - p) + V(l - q))] \dots\dots (III.41)$$

$$= A \exp[2i\pi (U_k + V_l)] \cdot \sum_p \sum_q h(p, q) A \exp[-2i\pi (U_p V_q)] \dots\dots (III.42)$$

$$g_1(k, l) = I_1(k, l) \cdot H(U, V) \dots\dots (III.43)$$

En remarquant que  $I(k; l) = \Re [I_1(k; l)]$ , ou  $\Re$  désigne la partie réelle, et en posant

$g(k, l) = I * h(k, l)$ , il vient alors  $\forall (k, l) \in \mathbb{Z}^2$ ; que :

$$g(k, l) = \Re [I_1(k, l) \cdot H(U, V)] \dots\dots\dots (III.44)$$

$$= I(k, l) \cdot H(U, V) \dots\dots\dots (III.45)$$

$$= A \mathbf{H}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) \cdot \cos[2\pi (U_k + V_l)] \dots \dots \dots \text{(III.46)}$$

Tel que :  $A \mathbf{H}(\mathbf{U}, \mathbf{V})$  est la constante par rapport à  $k$  et  $l$ .

Il s'en suit, en tenant en compte l'équation (III.11), que  $\forall (k, l) \in \mathbb{Z}^2$ :

$$\psi_d[g(\mathbf{k}, \mathbf{l})] = A^2 |\mathbf{H}(\mathbf{U}, \mathbf{V})|^2 (\sin^2(U) + \sin^2(V)) \dots \dots \dots \text{(III.47)}$$

$$= \psi_d[I(\mathbf{k}, \mathbf{l})] \cdot |\mathbf{H}(\mathbf{U}, \mathbf{V})|^2 \dots \dots \dots \text{(III.48)}$$

Soit maintenant une image AM-FM définie  $\forall (k, l) \in \mathbb{Z}^2$   
 par  $I(k, l) = A \cdot \cos[2\pi (U_k + V_l)]$ .

On suppose que  $a$  varie très peu dans le voisinage du pixel  $(k, l)$ . On déduit grâce à la Proposition précédente que :

$$\psi_d[g(\mathbf{k}, \mathbf{l})] \approx \psi_d[I(\mathbf{k}, \mathbf{l})] \cdot |\mathbf{H}(\mathbf{U}, \mathbf{V})|^2 \dots \dots \dots \text{(III.49)}$$

Cette dernière relation nous permet de déduire  $\forall (k, l) \in \mathbb{Z}^2$  l'énergie de la composante  $I_n^\sigma$  pour tout  $n$  donnée par :

$$\psi_d[I_n^\sigma(\mathbf{k}, \mathbf{l})] \approx \psi_d[I_n(\mathbf{k}, \mathbf{l})] |G_n[\nabla \varphi_n(\mathbf{k}, \mathbf{l})]|^2 |G[\nabla \varphi_n(\mathbf{k}, \mathbf{l})]|^2 \dots \text{(III.50)}$$

**Ou:**  $\nabla \varphi_n = [U_n \ V_n]^t$ .

La démodulation se fait maintenant sur chacune des composantes à bande étroite  $I_n$ , en leur appliquant le DESA et en tenant en compte l'équation (III.50).

Notons respectivement par  $\hat{U}_n$  et  $\hat{V}_n$  les approximations des composantes fréquentielles horizontales et verticales de la composante FM de l'image  $I_n^\sigma$ . On a alors :

$$\forall (k, l) \in \mathbb{Z}^2$$

$$|\hat{U}_n(\mathbf{k}, l)| = \arcsin \sqrt{\frac{[(I * g_n) * g(k+1, l) - (I * g_n) * g(k-1, l)]}{4\psi_d[I_n^\sigma(\mathbf{k}, l)]}} \dots \text{(III.51)}$$

$$|\hat{V}_n(\mathbf{k}, l)| = \arcsin \sqrt{\frac{[(I * g_n) * g(k, l+1) - (I * g_n) * g(k, l-1)]}{4\psi_d[I_n^\sigma(\mathbf{k}, l)]}} \dots \text{(III.52)}$$

$\forall n = 1, \dots, N$ , ou  $N$  est le nombre de filtres de Gabor.

Pour les composantes AM des  $I_n$ , du fait que les  $I_n$  sont modifiées à travers les filtres  $g_n$  et  $g$ , on obtient :

$$\hat{a}_n = \frac{1}{\left| G_n \left[ \hat{U}_n(\mathbf{k}, l), \hat{V}_n(\mathbf{k}, l) \right] \right| \left| \left[ \hat{U}_n(\mathbf{k}, l), \hat{V}_n(\mathbf{k}, l) \right] \right|} \cdot \sqrt{\frac{\psi_d[I_n^\sigma(\mathbf{k}, l)]}{\sin(|\hat{U}_n(\mathbf{k}, l)|) + \sin^2(|\hat{V}_n(\mathbf{k}, l)|)}} \text{(III.53)}$$

$$\forall n = 1, \dots, N \text{ et } \forall (k, l) \in \mathbb{Z}^2$$

A la fin donc on a obtenu les composantes AM et FM des  $I_n$ . C'est la démodulation d'image avec la méthode DESA, basée sur TKEO.

### III.4- Les opérateurs d'énergies Taiger- Kaiser dans la segmentation d'image

Nous montrons dans cette partie l'implémentation de l'algorithme de segmentation sans TKEO ainsi que l'algorithme de segmentation utilisant les opérateurs d'énergies Teager Kaiser.

Pour cerner la performance des opérateurs d'énergies Taiger- Kaiser dans le domaine de segmentation d'image qui est bien notre but de tous ce travail, on a proposé de faire l'application présenté sur les deux algorithmes, le premier présente la segmentation d'image sans TKEO, le second présente la segmentation par les opérateurs d'énergies Teager Kaiser.

#### Algorithme 1

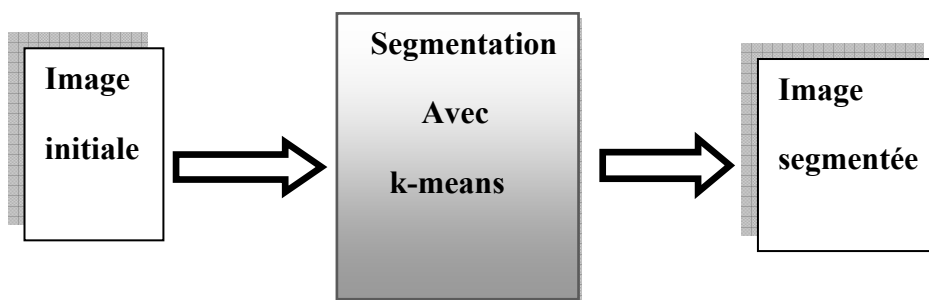


Figure.III.7: Segmentation d'image sans TKEO (algorithme1)

#### Algorithme 2

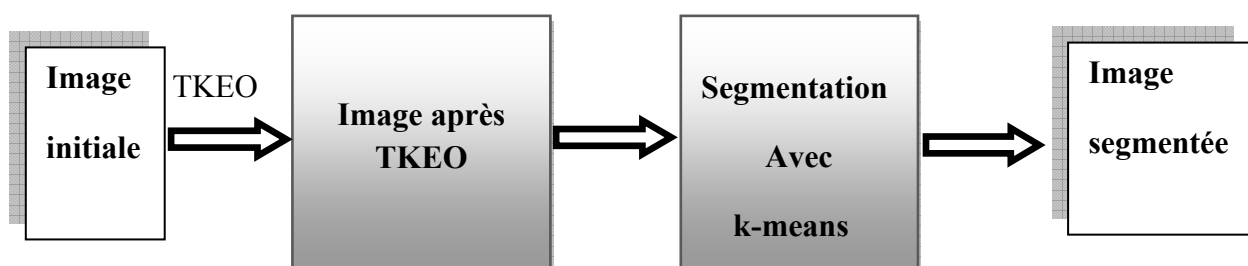


Figure.III.8 : Segmentation d'image avec TKEO (algorithme2)



# *Chapitre IV*

## **Application**

---

Dans ce chapitre nous allons présenter les données utilisées, tel que le langage de programmation MATLAB et les deux types d'images test et sonar, ainsi que les résultats obtenus avec la méthode de segmentation classique et la segmentation par les opérateurs d'énergies Teager- Kaiser, nous présentons par la suite les résultats obtenus et l'interprétation de ces derniers, nous terminerons par une discussion.

---

## **IV.1-Introduction**

Le but de ce travail est de réaliser une segmentation d'image sonar par la méthode de classification non supervisée k-means. Il existe plusieurs méthodes de classification qui donnent de bons résultats mais on a choisi la méthode de k-means vu sa fiabilité.

## **IV.2-Classification**

### **IV.2.1-Définition d'une classe [4]**

Une classe est composée d'un certain nombre d'objets similaires qu'on peut regrouper ensemble.

### **IV.2.2-Définition de la classification [17]**

la classification consiste à organiser un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble fini de classes selon un ou plusieurs critères de classification.

## **IV.3- Méthodes de classification**

La classification consiste à regrouper en classes, les pixels possédant les mêmes caractéristiques. Concrètement, l'affectation d'un pixel donné à une classe, se fait en faisant intervenir une distance qui permet de comparer les caractéristiques de ce dernier à celles du centre de cette classe.

Les méthodes de classification sont soit monodimensionnelles, soit multidimensionnelles selon le nombre de caractéristiques considérées.

Dans le cas de méthodes monodimensionnelles, une seule caractéristique est prise en considération. Ce type de méthode n'est pas applicable aux images naturelles.

La classification multidimensionnelle met en jeu plusieurs caractéristiques et donne une représentation plus réaliste de l'image. Ces méthodes sont de deux sortes :

### IV.3.1-La classification supervisée

On dit qu'une classification est supervisée ou classification avec apprentissage si l'on dispose des informations telles que le nombre de classe possibles et l'appartenance de chaque individu à l'une de ces classes, donc cette méthode suppose la connaissance a priori de l'appartenance de chaque échantillon de l'ensemble d'apprentissage à une classe donnée.[1] [4]

### IV.3.2-La classification non supervisée [4] [9]

Cette expression "non supervisée" fait référence qu'aucun superviseur ou label n'est utilisé pour la précision de classe au quelle appartient un individu. La méthode nécessite pas de connaissance a priori sur l'image. Le nombre de classes d'individus dans un ensemble est a priori inconnu, c'est l'un des problèmes les plus délicats de la classification non supervisée. Pour résoudre ce problèmes il existe des artifices permettant d'approcher le bon nombre de classes, une fois le nombre de classes est choisi, la prochaine étape consiste à évoluer la qualité de la partition obtenue.

- **Méthode de k-means (k-moyen)**

La méthode de classification que nous avons retenue, est basée sur l'algorithme des K-means. Cet algorithme n'est autre que la méthode des nuées dynamiques dans laquelle les noyaux sont les centres de gravité des classes. La segmentation peut être mise en œuvre de la façon suivante : Pour chaque pixel, on choisit une fenêtre centrée sur celui-ci. Le déroulement de la méthode est décrit par les étapes suivantes :

1. Etant donné un ensemble  $\Omega$  de départ, choisir K noyaux  $V_k$ , suffisamment représentatifs de chaque classe.
2. Pour chaque vecteur de  $\Omega$ , calculer les K distances de similarité par rapport au centre  $V_k$  des classes, qu'on affecte alors au prototype le plus proche .
3. Calculer de nouveaux centres de gravité des K classes formées (redéfinir les centres des classes).
4. Répéter ce processus itératif jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans les différentes classes ainsi établies. [14]

## IV.4- Présentation des données

### IV.4.1- Présentation de langage de programmation utilisé

Le programme élaboré a été réalisé sous MATLAB sous l'environnement Windows. MATLAB est l'abréviation de MATrix LABoratory, il est employé pour calcul numérique et la visualisation optimisée pour le calcul matériel. Il peut être considéré comme un langage de programmation. Il dispose d'une syntaxe spécifique, simple et efficace.

MATLAB a deux types de fonctionnement :

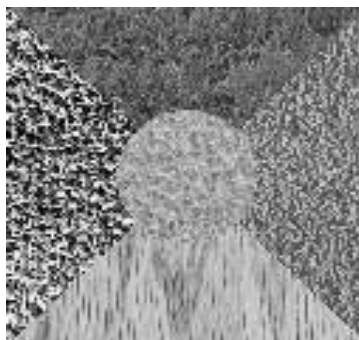
- Un fonctionnement en ligne de commande où MATLAB exécute les instructions au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur.
- Un fonctionnement via scripts, dans ce cas MATLAB exécute ligne par ligne en fichier texte que l'on désigne par programme.

### IV.4.2- Présentation des images utilisées

Pour l'application de nos méthodes (TKEO et k-means) et afin de pouvoir évaluer les performances de notre méthode, nous l'avons d'abord appliquée à une image test tirée de l'album Brodatz, puis en la appliquée à une image sonar.

- **Images Brodatz**

Nous avons appliqué d'abord nos méthodes sur une image test tirée de l'album Brodatz, pour une meilleure prise de décision sur la performance de notre méthode.



**Figure IV.1:** Image test

- **Images sonar [31]**

Une image sonar est une image qu'on peut obtenir avec un instrument qu'on appelle **Sonar** (Sound Navigation And Ranging) dans le milieu sous marin. Voila un exemple d'image sonar.

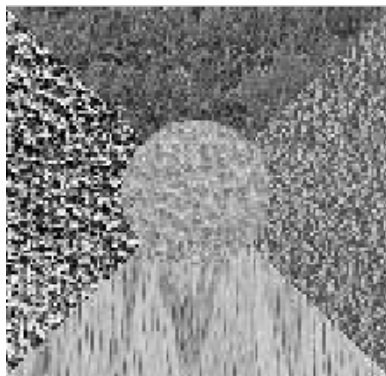


**Figure IV.2:** Mine

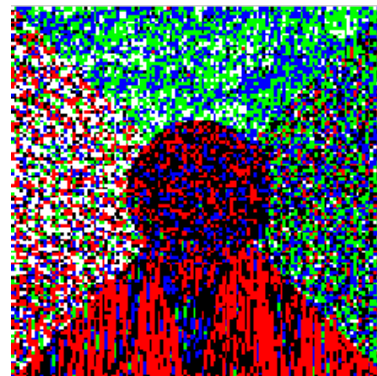
## VI.5-Résultats et interprétations

### IV.5.1- Présentation des résultats de k-means (segmentation) sans opérateurs Teager-Kaiser

- **Images Brodatz**



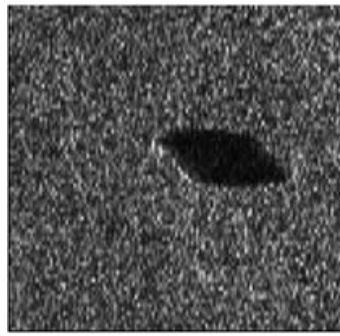
**Image test1 initiale**



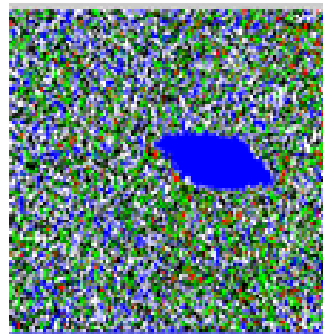
**Image k-means sans TKEO**

**Figure IV.3:** Segmentation sans TKEO (image test)

- **Images sonars**



**Image original**

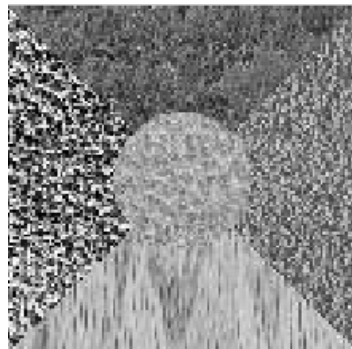


**image segmentés sans TKEO**

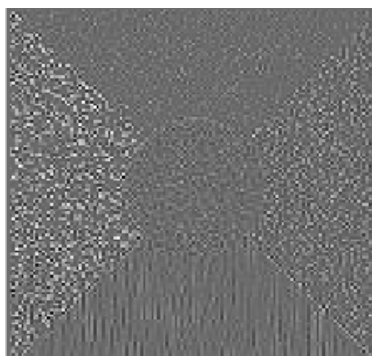
**Figure IV.4:** Segmentation sans TKEO (image sonar)

#### IV.5.2- Présentation des resultats de K-means avec TKEO

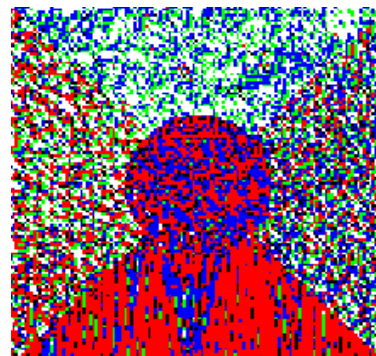
- **Images Brodatz**



**Image test initiale**



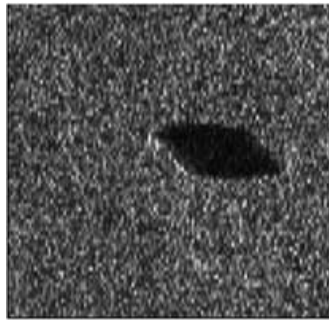
**Image après TKEO**



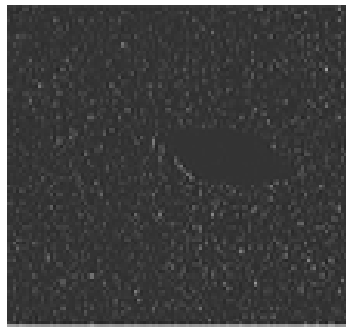
**Image segmentée (avec TKEO)**

**Figure IV.5:** Segmentation avec TKEO (image test)

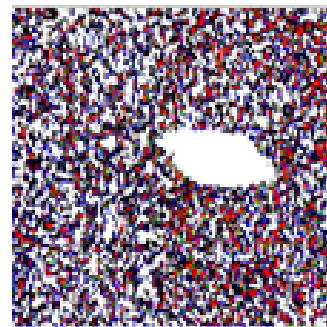
- **Images sonar**



**Image originale**



**Image (après TKEO)**



**Image segmentée (avec TKEO)**

**Figure IV.6:** Segmentation avec TKEO (image sonar)

### **VI .5.3-Interprétation des résultats**

Les résultats obtenus pour la segmentation classique des images tests et sonars semblent visiblement corrects. Pratiquement, tous les objets de ces images ont été détectés, néanmoins on remarque quelques grains sur les images surtout sur l'image test.

La granularité diminue dans le deuxième cas ou on a utilisé les opérateurs d'énergies Taiger-Kaiser avant d'appliquer la segmentation, de plus avec ces opérateurs on a remarqué une bonne localisation au niveau des frontières et pratiquement tous les objets de l'image ont été détectés.

## **VI .6-Discussion**

La segmentation d'images basées sur les opérateurs d'énergies Teager-Kaiser a été appliquée aux deux types d'images test et sonar, nous avons obtenus des résultats satisfaisants. En effet, notre méthode reproduit fidèlement les contours des différentes régions et elle diminue ainsi la granularité.

# **Conclusion générale**

### Conclusion générale

Ce travail a consisté d'une part à effectuer une recherche dans le domaine de traitement d'images en général et d'une autre part à exploiter la méthode des opérateurs d'énergies Teager-Kaiser dans le but de segmenter une image sonar de type mine.

Nous avons d'abord abordé les opérateurs d'énergies Teager Kaiser puis la méthode de classification non supervisées (k-means). Ensuite nous avons testé quelques images par la méthode de k-means avec les opérateurs Teager-Kaiser et sans TKEO.

La méthode de classification choisie est celle de « k-means », son utilisation nous a permis d'obtenir des résultats acceptables de point de vue de la qualité visuelle de l'image segmentée.

Les résultats expérimentaux ont montré que la méthode des opérateurs d'énergies Teager-Kaiser a donnée des résultats satisfaisants. Les différentes régions ont été retrouvées, elle reproduit fidèlement les contours des différentes régions, elle diminue ainsi la granularité de l'image.

Dans notre cas de segmentation d'image sonar, l'utilisation de la méthode des opérateurs d'énergies Teager-kaiser a été satisfaisante, mais pour en fin la validée en doit encore testé cette méthode sur d'autres types d'images.

Ce travail a été bénéfique, vu qu'il m'a permis d'aborder un domaine de recherche d'actualité qui est celui de traitement d'images d'une part, et d'autre part, d'acquérir des connaissances en programmation.

Nous espérons que ce travail même insuffisant servira de support et sera une référence pour tous ceux qui veulent travailler sur la segmentation et démodulation d'image.





































# **Annexes**

## Annexe A

### Le filtre de Gabor

#### I- Caractéristiques du filtre

Cette fonction que nous avons implémentée possède 5 paramètres qui sont :

- $\lambda$  représente la longueur d'onde



**Figure .1** : la taille de filtre pour différentes longueurs d'ondes

En modifiant cette variable, on joue sur la taille de notre filtre. Ici on observe des images pour différentes longueurs d'ondes 5, 10 et 15 respectivement.

- $\theta$  représente l'orientation

En modifiant cette variable on va changer la direction du filtre.



**Figure .2** : changement de la direction du filtre en modifiant  $\theta$ .

Ici on observe des images pour différentes orientations 0, 45 et 90 degrés respectivement.

- $\varphi$  représente la phase

En modifiant cette variable on va changer la variation des paramètres du filtre



**Figure .3:** changement de la variation des paramètres du filtre en modifiant  $\varphi$ .

Ici on observe des images pour différentes phases 0, 180 et 90 et -90 degrés respectivement.

- **$\gamma$  représente le ratio**

En modifiant ce paramètre, on va changer le ratio spatial du filtre. A noter que si cette variable est à 1, le filtre devient circulaire.



**Figure .4 :** Changement de la forme du filtre en modifiant le  $\gamma$ .

Ici on observe des images pour différents ratios 0.5 et 1 (donc circulaire) respectivement.

$\sigma$  est quand à lui la déviation standard du facteur Gaussien. Et se fixe comme  $\sigma = 0.56 \lambda$ .

## II- Choix des paramètres de filtre de Gabor

Les paramètres les plus importants du filtre de Gabor sont la fréquence radiale et l'orientation, ils définissent la localisation du canal dans le plan fréquentiel. Chaque image de taille  $N*N$ , les fréquences les plus significatives sont dans l'intervalle  $[0..N/4]$  et à la puissance 2.

Le choix des paramètres du filtre de Gabor, ce fait en fonction de certains neurones du cortex visuel, il faut adapter un compromis, entre la satisfaction visuel et le choix des paramètres.

Les résultats obtenus lors des études physiologiques sur les mammifères ont montré que les cellules simples du cortex visuel ont une largeur de bande tournées aux alentours d'un octave.

Nous choisissons donc une valeur d'un octave pour ( $\beta_r$ ). Lorsqu'on connaît le spectre d'une image, on observe que l'énergie se trouve concentrée à la fréquence centrale.

On choisit donc une largeur de bande plus étroite lorsqu'on s'approche de la fréquence «0» est de l'ordre de 0.7 octave. Pour les hautes fréquences comme l'information est moindre, prend une largeur de bande supérieure à un octave (égale à 1,3 octave).

La largeur de bande angulaire est de sorte que les filtres soient approximativement juxtaposition et dépend de nombre d'orientation.

$$\beta_\theta = \frac{\pi}{n}$$

$n$ : Nombre d'orientation

En générale on prend  $\beta_r = 1$  octave et  $\beta_\theta = 45^\circ$ . on peut alors exprimer  $\sigma_v$  et  $\sigma_u$  en fonction de la fréquence spatiale.

$$\sigma_u = \frac{u_0}{3\sqrt{2}\ln 2}, \quad \sigma_v = \frac{\tan(22,5^\circ) * u_0}{2\sqrt{2}\ln 2}$$

Les valeurs de  $u_0$  sont données par :  $\left\{ \frac{1\sqrt{2}}{N}, \frac{2\sqrt{2}}{N}, \frac{4\sqrt{2}}{N}, \dots, \frac{N\sqrt{2}}{N} \right\}$

$N$  : est la largeur d'une image en nombres de pixel.

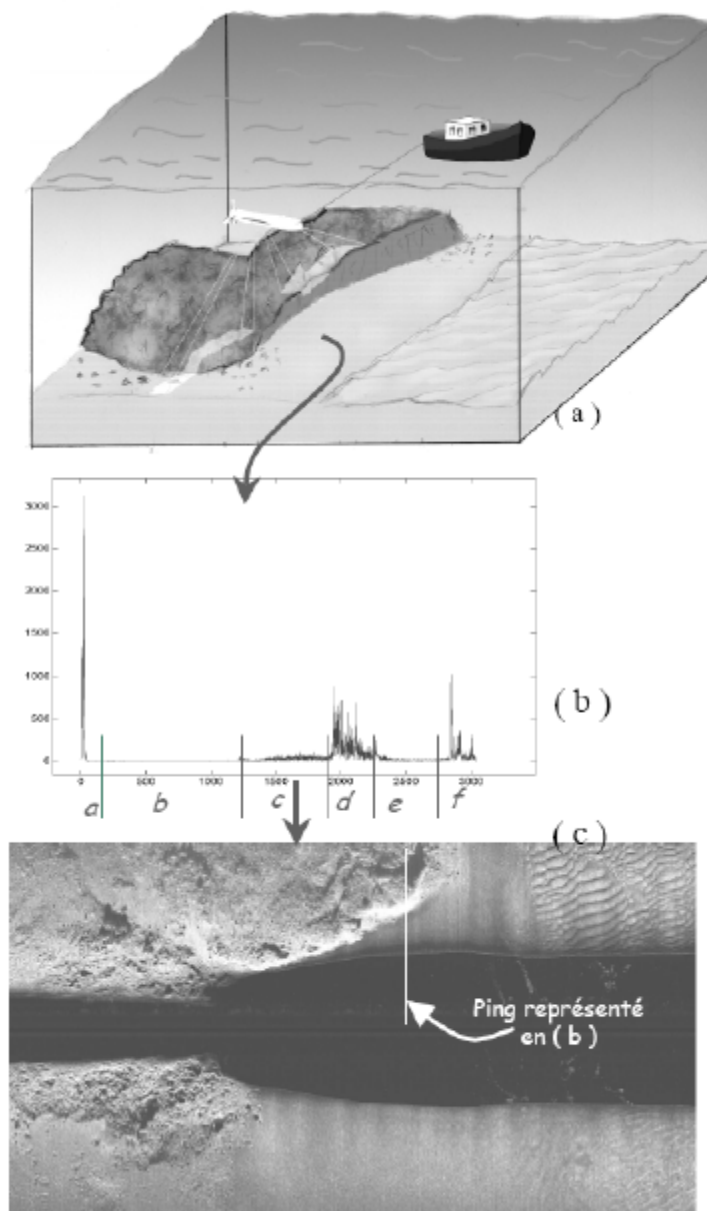
### Annexe B

#### Les images sonars

L'acoustique sous-marine est apparue comme un champ d'intérêt scientifique essentiellement après la deuxième guerre mondiale et a attiré ainsi un grand nombre de chercheurs scientifiques à travers le monde.

Les applications militaires de l'acoustique sous-marine sont diverses et mettent en jeu des traitements de plus en plus complexes de manière à satisfaire de nouveaux besoins en terme de sécurité. Les technologies associées à des capacités de stockage et de traitement de plus en plus importantes ont favorisé le développement de techniques innovantes à tous les niveaux de la chaîne de la chaîne sonar. Parmi les principales applications militaires citons la détection, la localisation, la classification, le suivi (tracking), et la communication. D'un autre côté, il peut être employé dans les applications civiles telles que la localisation des bancs de poissons, la cartographie du fond marin, la prospection sismique, et l'océanographie.

L'instrument permettant d'obtenir ce champ d'observation dans le milieu sous marin est le sonar (Sound Navigation And Ranging), afin d'obtenir des images de qualité, un sonar latéral est généralement fixé sur un poisson remorqué près du fond. Le principe de la formation des images est simple : à intervalle régulier, le sonar émet un signal acoustique (ping). Arrivé sur le fond marin, une partie de l'énergie est rétrodiffusée, que le sonar va capter en retour. Le poisson se déplaçant au cours du temps, la succession de pings va alors peu à peu former une image de la réflectivité du fond marin.



**Figure .1** : Schéma représentant la géométrie d'un sonar latéral (a), exemple de réception d'une voie (b) et d'une image (c). Pour la voie représentée en ( b ), on peut délimiter plusieurs zones : le pic d'émission en *a*, la colonne d'eau en *b*, la réverbération du sable en *c*, l'écho de la falaise en *d* suivi de son ombre en *e*, et la réverbération de la roche en *f*.(sonar)

### I. Propriétés de l'image sonar

Une fois le signal capté en retour, il va être bien souvent numérisé. Préalablement, une correction est souvent appliquée sur le signal, afin de réduire la différence d'amplitude du signal entre le début et la fin de la portée, c'est la TVG (Time Varying Gain ou Gain Variable

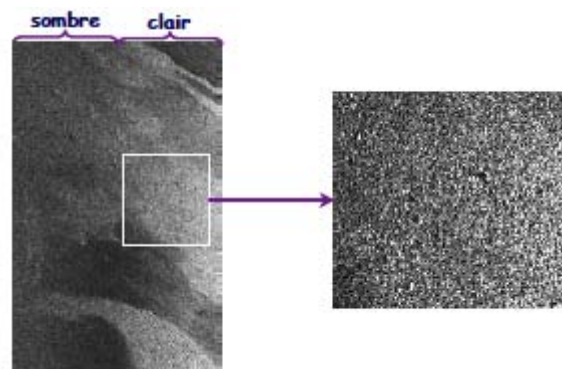
en Temps). Cette opération permet de faciliter ainsi la numérisation. Dans les images traitées ici, la correction est de la forme suivante :

$$TVG(d) = 30 \log(d) + 0,2 d \quad (1)$$

$d$  étant la distance au sonar.

En comparant cette loi de TVG à l'équation du sonar actif, on se rend compte que cette formule est à rapprocher des termes d'amortissement en distance. Par contre, elle ne permet pas de corriger des termes angulaires, comme l'influence du lobe de directivité ou des variations de rasant. Sur l'image sonar, cela se traduit alors par un manque d'uniformité en fonction de l'éloignement qu'il pourra être nécessaire de corriger.

En observant une image sonar, on voit qu'elle présente également un aspect granuleux, manifestation d'un pseudo-bruit nommé speckle. Ce phénomène est dû à la nature du système d'imagerie, qui considère, comme source d'énergie, une onde acoustique cohérente. Les micro-réfecteurs présents à l'intérieur de la cellule de résolution vont alors interférer entre eux, positivement ou non, ce qui va provoquer ce chatoiement caractéristique (voir figure 2).



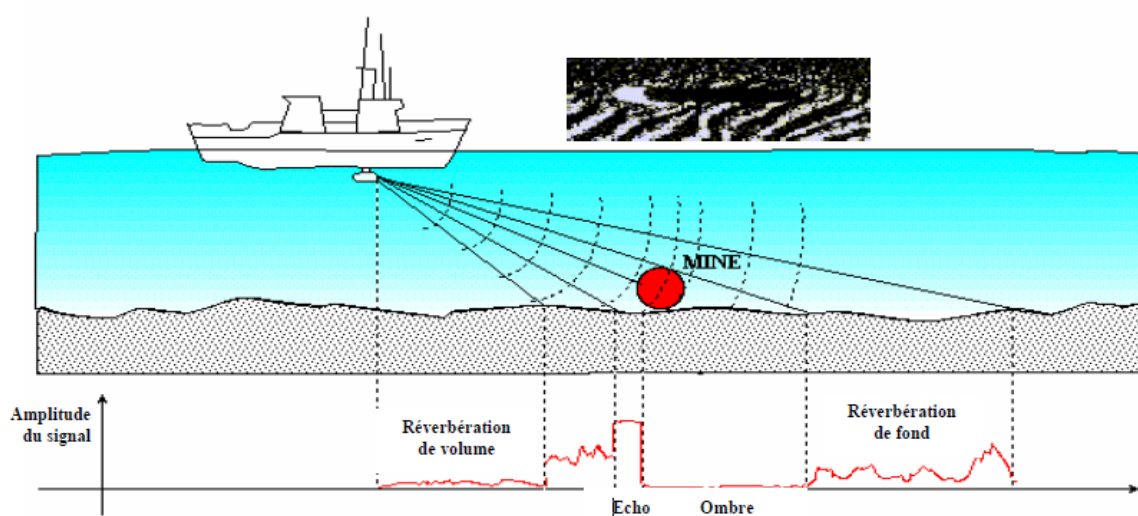
**Figure.2** : Spécificités d'une image sonar : manque d'uniformisation de la luminance et présence de speckle

## II. Classification de mines marines à partir d'images sonar

Les sonars actifs émettent un signal sur la zone de fond à prospector. La réception s'effectue sur une antenne et les signaux captés passent dans la chaîne de traitement sonar

pour former l'image sonar. De par leur conception, les antennes favorisent certaines directions d'arrivée du signal et par extension, localisent précisément la cible. Dans le cas particulier de la classification sur ombre, le système sonar équipant les navires de chasse aux mines est composé d'un sonar détecteur et d'un sonar classificateur. Dans un premier temps, la recherche d'objets sur le fond ou dans le volume d'eau est effectuée par le sonar détecteur. Dans un second temps, le sonar classificateur fournit une image suffisamment résolue permettant de classer l'objet à partir de l'ombre acoustique portée sur le fond.

La caractérisation d'objets posés sur le fond marin est faite au moyen de **sonars classificateurs à haute résolution**, c'est-à-dire dont les dimensions de la cellule de résolution en distance et en gisement sont inférieures aux dimensions des objets recherchés. L'image obtenue apparaît **l'ombre acoustique** que porte l'objet sur le fond, laquelle est souvent plus révélatrice de sa géométrie que son écho du fait de la complexité des lois de la diffusion acoustique qui régissent ce dernier et du revêtement anéchoïque de certaines mines furtives. La présence ou l'absence de réverbération de fond sert à délimiter la zone d'ombre associée à l'objet ciblé. Ce principe de classification sur ombre est illustré figure 4 où l'on visualise l'évolution de l'amplitude du signal reçu dans une direction donnée (voie formée par le sonar) en fonction du temps.



**Figure 3** : Principe de classification sur ombre



# **Bibliographie**

## Bibliographie

- [1] **J.-P.Coquerez et S.Philipp**, Analyse d'images : filtrage et segmentation, ouvrage édition Masson 1995.
- [2] **André Nicoulin**, analyse par spectre local de phase, presses polytechnique et université romonde.
- [3] **Y.Tamdrari et D.Bakiri**, « Segmentation d'image au niveau de gris par modélisation basés sur des niveaux de gris ordonnés », Mémoire de Master en électronique, UMMTO, 2011.
- [4] **C.Arar et G.Kheroubi**, « Traitement d'image médicales : Application à la segmentation », Mémoire d'ingénieur en électronique, UMMTO, 2011.
- [5] **N.Djani et A.Dermouche**, « Analyse d'image par le filtre de Gabor Application aux image médicales », Mémoire d'ingénieur en électronique, UMMTO, 2009.
- [6] **M.Boukherouf et K.Ould Dris**, « Segmentation d'image textures en utilisant la décomposition en ondelette », Mémoire d'ingénieur en électronique, UMMTO, 2009.
- [7] **J .Ould Amer et K. Layazid**, « Segmentation d'image médicale par la méthode des histogrammes de la somme et la différence des niveaux de gris », Mémoire d'ingénieur en électronique, UMMTO, 2009.
- [8] **M.Yahia, A.Ould ameur et S.Ouchaoua**, « Segmentation d'image texturée par la méthode des matrices des cooccurrences », Mémoire d'ingénieur en électronique, UMMTO, 2008.
- [9] **M<sup>me</sup> MAZOUZI Zohra épouse AMEUR**, « codage des images en vue d'une Segmentation haut niveau, *application aux images satellitaires* », Mémoire de Doctorat en Electronique, Option télédétection, UMMTO.
- [10] **Cours de traitement d'images**, Catherine Achard, 2006.
- [11] **M<sup>er</sup> Hanifi Majdoulayne**, « Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images satellites », Mémoire de doctorat en Informatique et Télécommunications, l'Université Toulouse III – Paul Sabatier, 2009.
- [12] **M<sup>er</sup> Tahiri Alaoui. M, Farssi.S, M.Touzani, Mortalla . K et P.**

Bunel, « Caractérisation de texture : application sur les images échographiques du rein », Mémoire de doctorat, Faculté des sciences –université MOHAMMED V - Rabat, Maroc, 2000.

[13] **M<sup>er</sup> Nicolas Signolle, Jérôme Delettre**, Marinette Revenu, Paulette Herlin, Benoît Plancoulaine , « Segmentation multirésolution basée sur la texture ; Application à la segmentation de très grandes images de microscopie cellulaire. », MajecSTIC 2007.

[14] **M<sup>er</sup> Sébastien Mavromatis** , « *Analyse de texture et Visualisation scientifique* », *Mémoire de doctorat*, l'Université de la Méditerranée, 2001.

[15] **M<sup>er</sup> Do Minh Chau**, « Évaluation de la segmentation d'images », Travail d'Intérêt Personnel Encadré, spatialité informatique, Institut de la francophonie pour l'informatique (IFI), 2007.

[16] **M<sup>er</sup> Pierre-Matin Tardif**, « Segmentation d'images de texture par modèles multi-résolution », Mémoire doctorat en Philosophie, Département de génie électrique et de génie informatique, Faculté des sciences et de génie, UNIVERSITÉ LAVAL QUÉBEC, JUIN 2000.

[17] **M<sup>er</sup> Sylvain Pasin et Bertrand Grandgeorge**, « Image segmentation », Mémoire d'ingénieur, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 2003.

[18] **M<sup>er</sup> .H. Amour et L. Boualem**, « analyse d'image par filtre de Gabor : Application aux images médicales », Mémoire d'ingénieur d'état en électronique, option communication, UMMTO, 2009.

[19] **Document internet** : synthèse de banc de filtre de Gabor "Adrien MARIDN". 21 octobre 2008, site internet : [www.yopdf.com](http://www.yopdf.com).

[20] **M<sup>er</sup> Zmouche .B; Triki.S**, « Analyse d'image par le filtre de Gabor. Application aux images MSG, Mémoire d'ingénieur d'état en électronique, UMMTO ,2009 .

[21] **M<sup>er</sup> Zrouki .A**, « segmentation d'image texturée par analyse multirésolution en utilisant la décomposition en ondelettes », Mémoire d'ingénieur d'état en électronique, UMMTO, 2006.

[22] **M<sup>er</sup> Antoine MANZANERA . cours TERI-master IAD UPME Paris 6.**

[23] **M<sup>me</sup> Gwenola SEVELLEC**, « Filtrage de Gabor », *rapport de stage* effectué du 22 Avril au 13 juin 2002.

[24] **Isabelle Leblond, Michel Legris et Basel Solaiman**, « Apport de la classification automatique d'images sonar pour le recalage à long terme », article, 2008.

- [25] **J. P. Havlicek**, "Am-fm image models," Ph.D. dissertation, The University of Texas at Austin, 1996.
- [26] **J. F. Kaiser**, "On a simple algorithm to calculate the 'energy' of a signal," in IEEE ICASSP, Albuquerque, NM, April 1990, pp. 381-384.
- [27] **P. Maragos, J. F. Kaiser, and T. F. Quatieri**, "On separating amplitude from frequency modulations using energy operators," in IEEE ICASSP, vol. II, San Francisco, CA, **March 1992**, pp. 1-4.
- [28] **P. Maragos and A. C. Bovik**, "Demodulation of images modeled by amplitude-frequency modulation using multidimensional energy separation," in IEEE ICIP, vol. III, Austin, TX, November 1994, pp. 421-425.
- [29] **P. Maragos, A. C. Bovik, and T. F. Quatieri**, "A multidimensional energy operator for image processing," in SPIE Symposium on Visual Communications and Image Processing, vol. 1818, Boston, MA, November 16-18 1992, pp. 177-186.
- [30] *M<sup>me</sup>*. **AMAZIT Dalila Ep. ARAB**, « Segmentation d'images texturées par Approche statistique », Mémoire de Magister en électronique, option Télédétection, UMMTO.
- [31] **BENCHABANE.Aziz et FERRAS Mouhamed**, « Analyse de la signature sous marine pour la classification des cibles sonar », option communication, UMMTO.

# Résumé

**THEME : Segmentation d'images par les operateurs d'énergies Teager-Kaiser**

**Réaliser par : Kamélia ZEMMAM**

**Proposé par : Youcef ATTAF**

Dans ce mémoire, nous présentons une méthode de segmentation d'images non supervisée basée sur les opérateurs d'énergies Teager-Kaiser. Cette méthode de segmentation utilisé permet d'adapter les traitements de l'image avec un minimum de connaissance a priori. Les opérateurs d'énergies Teager Kaiser ont une rôle très utile pour la détection des contours ainsi qu'un effet de débruitage de l'image.

Notre méthode a été appliquée à une image test puis à une image sonar. Les résultats obtenus montrent que notre méthode reproduit fidèlement les contours des différentes régions.

**Mots clés :** Image sonar, segmentation, AM-FM, TKEO, demodulation.