



Université Amar Thelidji- Laghouat

FACULTE: DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MASTER

Réalisé par : Slammat Mohammed Aziz

Ben cheikh Younes

DOMAINE : Science et Technologie

FILIERE : Electronique

OPTION : instrumentation

Thème

Segmentation d'image par transformée en ondelettes

Jury de soutenance :

Nom et Prénom	Grade	Qualité
Birane Abdelkader	MCB	Encadrant
Chellali Safouane	MCB	Président
Reggab Mourad	MAA	Examineur

Promotion : 2021/2022

الهي لا يطيب الليل إلا بشكرك ولا يطيب النهار إلا بطاعتك.. وتطيب اللحظات إلا بذكرك.. ولا تطيب
الآخرة إلا بعفوك.. ولا تطيب الجنة إلا برؤيتك

" الله جل جلاله "



إلى من بلغ الرسالة وأدى الأمانة ونصح الأمة
إلى نبي الرحمة ونور العالمين سيدنا محمد صلى الله عليه وسلم
إلى من جرع الكأس فارغا ليسقيني قطرة حب
إلى من كنت أنامله ليقدم لنا لحظة سعادة إلى من حصد الأشواك على دربي ليمهد لي طريق العلم
إلى القلب الكبير * أبي. *

إلى من أروضتني الحب والحنان إلى رمز الحب وبلسم الشفاء إلى القلب الناصع بالبياض

* أمي *

إلى القلوب الطاهرة الرقيقة إلى إخوتي وأصدقائي وأساتذتي وكل من ساهم من قريب أو بعيد في نجاح هذا العمل.

Nous premiers remercions **ALLAH**
à tout puissant de nous avoir donné la santé,
le courage et la patience de mener à terme ce présent travail.



Nous remercions
s'adressent à notre encadreur
Dr. Birane Abdelkader
pour la qualité de son encadrement,
Ces compétences et ses conseils.

Nous tenons à remercier tout les membres de jury de

Soutenance prof : **Dr** Chellali Safouane

Dr Reggab Mourad

Un grand merci aussi à toutes les personnes

qui ne sont pas citées et

qui ont néanmoins contribuées à ce travail.

Sommaire

Introduction générale	I
Introduction générale	1
Chapitre I	II
Généralité de traitement d'image	2
I.1 Introduction	3
I.2 Définition de l'image	3
I.3 Image numérique	3
I.4 Caractéristiques d'une image numérique	4
L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres :.....	4
I.5 Types d'images.....	7
I.6 Système de traitement d'image	8
I.7 Traitement numérique des images	9
I.8 Filtrage Numérique	9
I.9 Segmentation d'image.....	9
I.10 Conclusion.....	15
Chapitre II	III
La transformé des ondelettes.....	16
II.1 Introduction	17
II.2 Théorie de la transformée en ondelettes	17
II .2.1 L'ondelette.....	17
II .2.2 Pourquoi les ondelettes ?.....	17
II.2 .3 Qu'est-ce qu'une ondelette.....	18
II .3 L'ondelette mère.....	18
II .3.1 C'est quoi une ondelette mère	18
La localisation	20
La régularité.....	20
L'orthogonalité.....	20
La symétrie.....	20
II .4 Définition de la transformée en ondelette	20
II.5 La transformée en ondelettes par rapport à la transformée de Fourier	22
II .6 L'analyse par ondelette.....	22
II .7 Familles des ondelettes	23
II .7.1 L'ondelette de Morlet.....	23

II .7.2 L'ondelette de Haar.....	24
La fonction échelle de Haar:.....	24
II .7.3 L'ondelette de Daubechies	25
II .7.4 Quelques exemples d'ondelettes.....	25
II .8 Types d'ondelettes.....	26
II .8.1 Transformation en ondelette discrète (DWT).....	26
II .8.2 Transformation en ondelette continue (CWT).....	27
II .9 Les avantages de la transformé en ondelettes	28
II .10 Application des ondelettes pour les images	29
II .10.1 La compression	29
II .10.2 La détection de contours.....	29
II .10.3 La réduction de bruit	30
II .11 Conclusion.....	31
Chapitre III.....	IV
Application et résultats	32
III.1 Introduction.....	33
III.2 Objectif	33
III.3 Description de la méthode adoptée	34
III.3.1 Extraction des caractéristiques de l'image.....	34
III.3.2 Différences de pixels.....	35
III.3.3 Filtrage de moyenne circulaire	35
III.3.4 La segmentation par la méthode de K-means.....	36
III.5 Schéma général de l'algorithme.....	37
III.5 Méthodologie de tests et résultat expérimentaux	37
III.6 Conclusion	40
Générale générale	V
Conclusion générale.....	42
Bibliographie.....	VI
ملخص	VII

Liste de Figure

Chapitre I

Figure (1-1) Représentation d'image numérique	4
Figure (1-2) Groupe de pixel formant la lettre A.....	4
Figure (1-3) Image avec bruit	
Figure (1-4) Image sans bruit	5
Figure (1-5) Contour d'une image.	6
Figure (1-6) Image avec histogramme.	7
Figure (1-7) Image avec histogramme.	8
Figure (1-8) Chaîne de segmentation d'image	8
Figure (1-9) Exemple de segmentation d'image.....	10
Figure (1-10) Image originale	
Figure (1-11) Image originale.....	11
Figure (1-12) Image composée de cinq régions texturées	12
Figure (1-13) La classification étiquette chaque région dans une catégorie de texture.....	12
Figure (1-14) La segmentation sépare les régions de textures différentes.	13
Figure (1-15) Exemple de regroupement de données suivants deux attributs suivant deux attributs, on observe la répartition en trois classes des pixels individuellement.....	15

Chapitre II

Figure (2-1) Exemple de fonction d'ondelette (ondelette de Morlet)	18
Figure (2-2) Famille ondelette construite par dilatation (12)	19
Figure (2-3) Famille ondelette construite par translation (12).....	19
Figure (2-4) Algorithme de décomposition de l'image a j par la transformée en ondelettes où g et h désignent respectivement un filtre passe-bas et un filtre passe-haut. (15)	22
Figure (2-5) Interprétation des coefficients en ondelettes. En haut, le signal « chirp » fonction du temps. En bas, l'image de sa transformée en ondelettes.	23
Figure (2-6) ondelette de Morlet.....	24
Figure (2-7) Ondelette de Haar.....	24
Figure (2-8) Ondelettes de Daubechies	25
Figure (2-9) Familles d'ondelettes	26
Figure (2-10) les propriétés principales des ondelettes. (12).....	26
Figure (2-11) exemple de la transformée en ondelettes discrète 2D. (10).....	27
Figure (2-12) A la gauche image compressée avec JPEG (DCT) (transforme de Fourier).....	29
Figure (2-13) détection de contours d'une image	30
Figure (2-14) Comparaison Bruit – dé bruitage (12)	31

Chapitre III

Figure (3-2) image original de bactéries	
Figure (3-1) image original de riz.....	33
Figure (3-3) image originale des cellules sanguines	34
Figure (3-4) Décomposition 4×4 niveau 1	35

Figure (3-5) Algorithme de traitement d'image	36
Figure (3-6) Algorithme de segmentation d'image en ondelette	37
Figure (3-7) a : Image originale et b : Démarrage de segmentation	
Figure (3-8) a : Image originale et b : Démarrage de segmentation	37
Figure (3-9) a : Image originale et b : Démarrage de segmentation	38
Figure (3-10) Image de riz avant et après segmentations	39
Figure (3-11) Image de bactéries avant et après segmentations	39
Figure (3-12) Image des cellules sanguines avant et après segmentations	39

Introduction générale

Introduction générale

La segmentation d'image est un problème important dans le domaine de l'analyse d'image. Elle est, par exemple, utilisée en imagerie médicale afin d'analyser et de quantifier les différentes structures anatomiques présentes dans les images. Les méthodes de segmentation peuvent être classées selon le but à atteindre. Il existe des méthodes qui déterminent des régions dans l'image et d'autres qui cherchent à déterminer les frontières des ces derniers.

La segmentation d'image est l'opération la plus importante dans un système de traitement d'images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. L'intérêt de la segmentation est de partitionner une image en plusieurs régions homogènes, au sens d'un critère fixé a priori. L'intérêt de disposer de régions homogènes est de fournir des données simplifiées qui facilitent la tâche d'un système de reconnaissance de formes, ou autre système d'extraction des objets contenus dans l'image.

Les techniques de segmentation d'image sont généralement fondées sur la recherche des discontinuités locales (détection de contours) ou la détection de zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité (extraction de régions). Les approches de segmentation par région, quant à elles, agissent en partitionnant l'image en un ensemble de régions. Chaque région va définir un ou plusieurs objets connexes. Cependant, ces approches ont tendance à déformer les frontières naturelles des objets. Les meilleurs résultats de segmentation sont obtenus en faisant coopérer des méthodes distinctes. Ce sont des approches plus efficaces, car les inconvénients d'une méthode peuvent être surpassés par les avantages d'une autre méthode.

L'objectif de ce travail est segmentation basée sur la décomposition en ondelettes. En a fait extraction des caractéristiques de l'image premièrement, ensuit différences de pixels avec un filtrage de moyenne circulaire et en dernier nous avons utilisé la segmentation par la méthode de K-means pour une résulta bien efficace.

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail. Le premier présente des généralités sur le traitement d'image. Nous avons dans le chapitre deux présentés la transforme en ondelettes et le troisième chapitre présente la partie expérimentations et résultats obtenus où nous montrons l'apport de la coopération de la segmentation par transforme des ondelettes. Nous terminons ce travail par une conclusion générale et perspective.

Chapitre I

Généralité de traitement d'image

I.1 Introduction

L'image reste de nos jours l'un des moyens les plus efficaces pour communiquer avec autrui. C'est aussi un moyen où chacun peut analyser l'image à sa manière. De ce fait, le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et techniques permettant d'améliorer facilement et efficacement l'aspect visuel d'une image, pour en extraire des informations précises et jugées pertinentes (1)

De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes. (1)

Dans ce chapitre, nous abordons les notions de base nécessaires à la compréhension des techniques de traitement d'images. Ensuite, nous allons donner un aperçu sur les différentes techniques connues dans ce domaine.

I.2 Définition de l'image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, le dessin, la photographie, le film, etc..... c'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(X, Y)$ analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation. (2)

I.3 Image numérique

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs.

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$, comme la montre la figure (1.1) où :

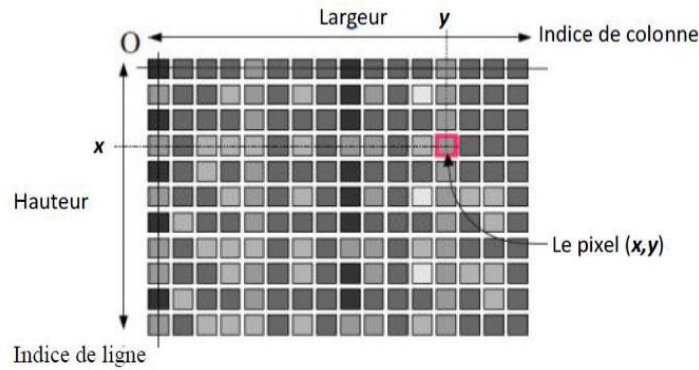


Figure (1-1) Représentation d'image numérique

X, Y: coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(X, Y)$: Niveau d'intensité.

La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur. (2)

I.4 Caractéristiques d'une image numérique

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

I.4.1 Pixel

Contraction de l'expression anglaise " Picture Elements ": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une valeur numérique représentative des intensités lumineuses.

Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels sur l'image. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure (1.2) ci-dessous. (3)

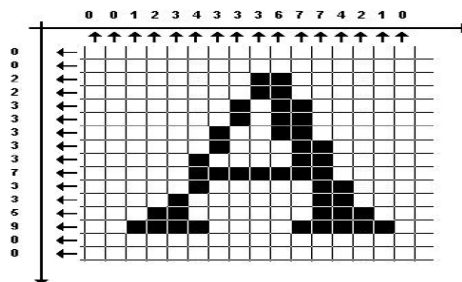


Figure (1-2) Groupe de pixel formant la lettre A.

I.4.2 La résolution

La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. Elle est en dpi (dots per inch) ou en ppp (points par pouce). Plus le nombre de

pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'inflation qui décrit l'image est importante plus la résolution est élevée. (4)

I.4.3 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.4.5 La texture

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes. Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète. La texture est composée de Texel, l'équivalent des pixels (5)

I.4.6 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur (6)



Figure (1-3) Image avec bruit



Figure (1-4) Image sans bruit

I.4.7 La luminance

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

- ✓ Des images lumineuses.

- ✓ Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le Noir ; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- ✓ L'absence de parasite (7)

I.4.8 Contours et textures

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. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes. (5)



Figure (1-5) Contour d'une image.

I.4.9 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. La figure (1.7) montre une image avec son histogramme. (2)

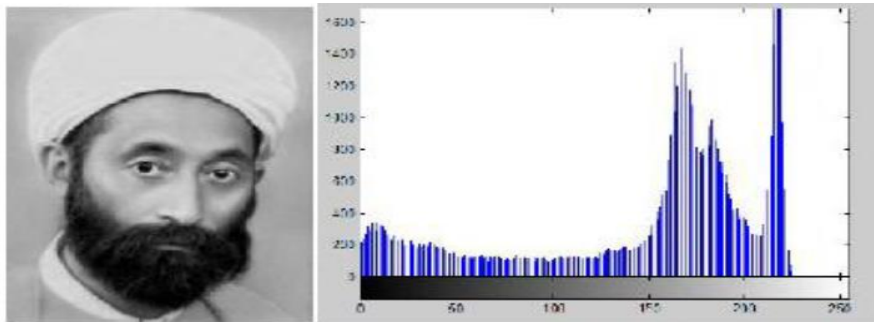


Figure (1-6) Image avec histogramme.

I.4.10 Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport : (6)

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (1.1)$$

I.5 Types d'images

Il existe deux types d'image :

- **Images matricielles**

Elle est composée de petits points appelés « pixels » que l'on ne voit pas à l'œil nu. Lors de l'agrandissement d'une image matricielle, cette dernière devient floue car les pixels ressortent, ce sont les carrés qui apparaissent sur l'écran.

- **Images vectorielles**

Elle est composée de lignes de segments qui sont liés entre eux par des formules mathématiques. Il s'agit d'un système de proportionnalité et de coordonnées. Grâce à la vectorisation, chaque élément a une place bien définie ce qui empêche la déformation de l'image.

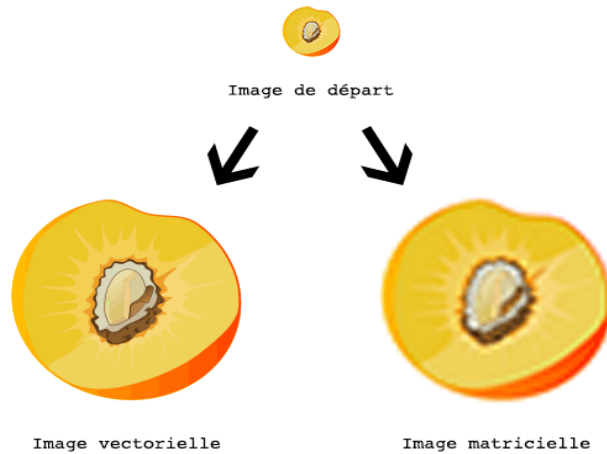


Figure (1-7) Image avec histogramme.

I.6 Système de traitement d'image

Une chaîne de traitement commence par l'acquisition de données physiques sous la forme d'une image, qui est soit numérique obtenue par des systèmes d'acquisition numériques (caméra CCD, capteur CMOS...); Ou bien analogique d'où la nécessité de passer par l'étape de numérisation avant tout traitement.

La chaîne de traitement est composée de quatre étapes essentielles:

- Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- Un système de visualisation.
- Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images (7).

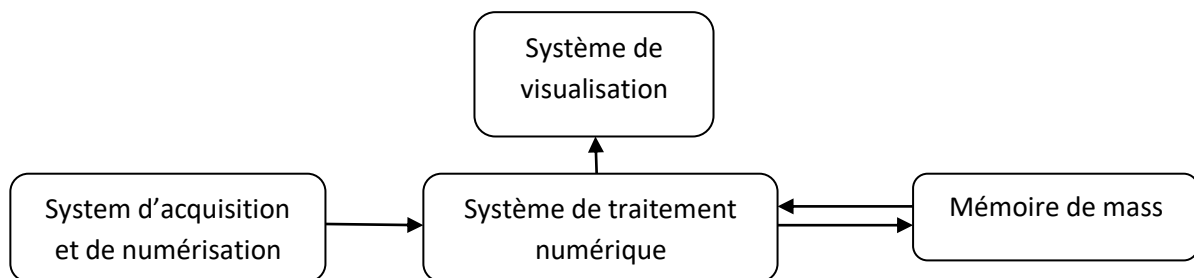


Figure (1-8) Chaîne de segmentation d'image.

I.7 Traitement numérique des images

Les techniques de traitement sont destinées à l'exploitation des informations contenues dans les images, ceci dans le but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétables, en d'autres termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image

I.8 Filtrage Numérique

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués (6).

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

- Filtres linéaires
- Filtres non linéaire

I.9 Segmentation d'image

La segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des mesures effectuées ultérieurement. C'est généralement une première étape d'un traitement plus complexe comme la reconnaissance de formes. Elle permet de cerner les formes des objets sur lesquels doit porter l'analyse. de délimiter des régions (l'intérêt et de les extraire du fond). Une bonne méthode de segmentation sera celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation. Elle devra donc avoir simplifié l'image sans pour autant en avoir trop réduit le contenu.

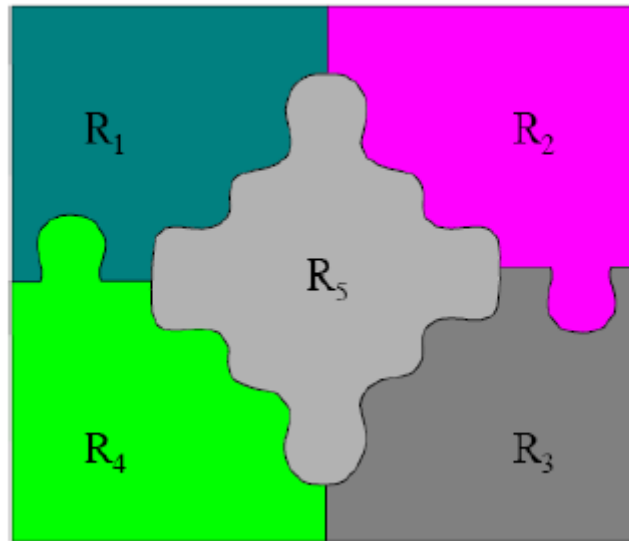


Figure (1-9) Exemple de segmentation d'image.

À ce jour, il existe (les nombreuses méthodes de segmentation qui sont pratiquement toutes sensibles au bruit. il est donc nécessaire (le commencer par nettoyer l'image en appliquant les filtres usuels d'atténuation le bruit. Parmi les approches (la segmentation les plus connues), on peut citer : la segmentation basée sur le seuillage. La segmentation basée sur les régions. Et la segmentation basée sur les contours. (8)

I.9.1 Définition formelle de la segmentation

Formellement, la segmentation d'une image A en régions R_i , $i=1 \dots n$, est définie par les propriétés suivantes : (9)

$$U_{i=1}^n R_i = 1 \quad \dots\dots (1.2)$$

$$R_i \cap R_j = \emptyset; \forall i, j \text{ tell que } i \neq j \quad \dots\dots (1.3)$$

$$p(R_i) = \text{vrai}; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad \dots\dots (1.4)$$

$$p(R_i \cap R_j) = \text{faux}; \forall i, j \text{ tell que } i \neq j \quad \dots\dots (1.5)$$

$$R_i \text{ est un composant connexe}; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad \dots\dots (1.6)$$

- 1- P est un prédicat d'homogénéité.
- 2- La première condition indique que l'union des régions nous ramène à l'image de départ.
- 3- La deuxième indique que deux régions différentes sont disjointes.

4- La troisième exprime que les pixels appartenant à une région doivent satisfaire le critère d'homogénéité.

5- la quatrième exprime le critère d'homogénéité pour la segmentation en régions disjointes.

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

Plus explicitement, la segmentation consiste à diviser une image en différentes régions homogènes Figure (1.10) Figure (1.11). (1)

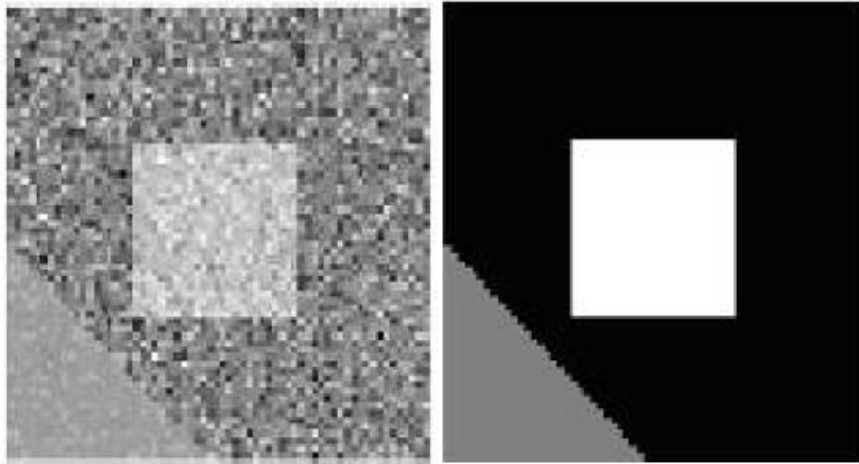


Figure (1-10) Image originale.

Figure (1-11) Image originale.

En effet, la segmentation est fondamentale en traitement des images ; elle intervient en amont

De traitement plus complexes (interprétation, reconnaissance de formes par exemple) et elle renvoie une image « simplifiée ». (1)

I.9.2 Segmentation de texture

La reconnaissance des différentes régions d'une image est une application de l'analyse de texture. Par exemple, dans la Figure (1.12), on peut reconnaître cinq textures différentes et les identifier (1)

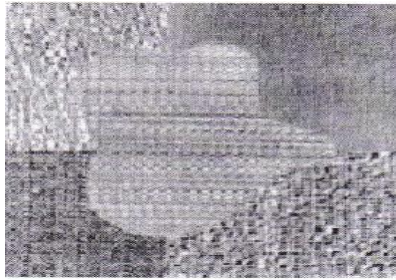


Figure (1 -12) Image composée de cinq régions texturées.

La texture est l'information la plus importante qui permet d'identifier ces types de régions.

Ceci est appelé la classification. Le but de la classification est donc de créer une carte de l'image identifiant chaque région de texture uniforme à la classe de texture à laquelle elle appartient. (1)

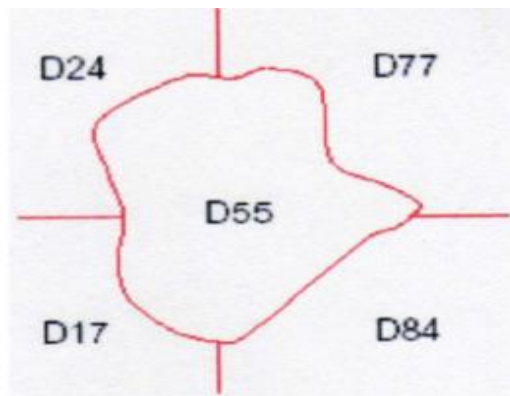


Figure (1 -13) La classification étiquette chaque région dans une catégorie de texture.

La seconde démarche consiste à trouver les frontières des régions de l'image de Figure (1.13) sans pour autant être capable d'identifier les textures présentes dans l'image.

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

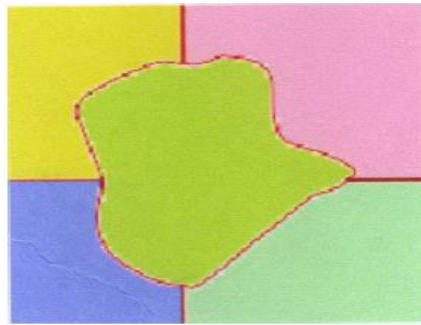


Figure (1 -14) La segmentation sépare les régions de textures différentes.

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

Habituellement dans des régions adjacentes de l'image sont différentes. (1)

I.9.3 Méthodes des segmentations des images

I.9.3.1 Méthode de segmentation par régions

Ces méthodes utilisent les propriétés globales de l'image elles sont basées sur la construction de régions suivant un critère d'homogénéité. Elles se décomposent globalement suivant trois approches. (1)

I.9.3.2 Méthode par séparation (quad-tree)

Elle consiste à tester un critère d'homogénéité sur une zone large de l'image. Si le critère est respecté, la segmentation est terminée. Sinon, on décompose la zone en quatre zones plus petites et on réapplique la méthode sur chaque petite zone, jusqu'à ce que le critère soit validé. Cela correspond à réaliser un arbre de zones segmentées (1)

I.9.3.3 Méthode par fusion

Inversement à la méthode précédente, elle consiste à explorer l'image par petites zones et à les faire croître jusqu'à ce que le critère soit validé. (1)

I.9.3.4 Méthode par séparation et fusion

Elle combine les deux méthodes précédentes. On applique d'abord la division par quad-traie, puis on parcourt l'arbre dans le sens inverse en fusionnant les régions satisfaisant le critère d'homogénéité. (1)

I.9.3.5 Méthode de classification

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

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

L'information concentrée uniquement sur le niveau de gris ne permet pas à elle seule d'identifier les zones texturées, il convient donc de rajouter à la donnée du niveau de gris un ensemble d'attributs qui constituent les vecteurs paramétriques. (10)

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

I.9.4 Méthode multidimensionnelle

Ces méthodes consistent à classifier les pixels de l'image en fonction d'un ensemble d'attributs. A chaque pixel correspond un vecteur de N attributs. C'est dans l'espace des attributs ou espace de représentation de dimension N que la classification s'effectue. (11)

On considère alors un vecteur $X=[X_1, X_2, \dots, X_n]$ de mesures, pour chaque pixel de coordonnées (j, k) de l'image. Considérons le cas de classification sous un espace à deux dimensions; donc chaque vecteur X sera représentée par deux attributs. $X=[X_1, X_2]$.

La Figure (1.15).

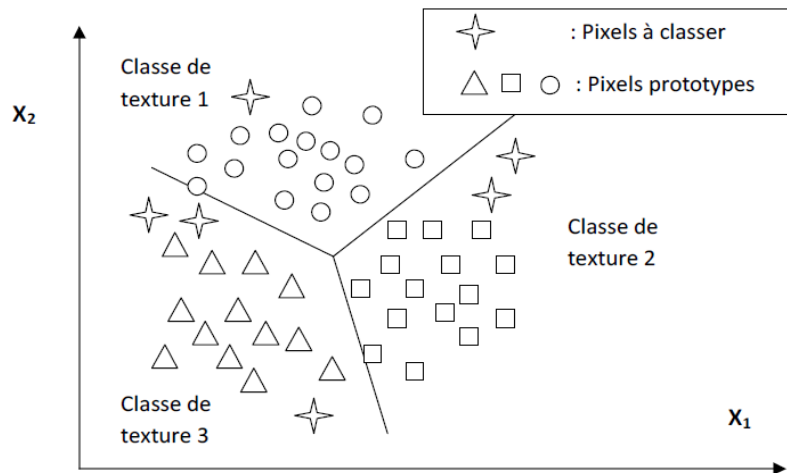


Figure (1-15) Exemple de regroupement de données suivant deux attributs suivant deux attributs, on observe la répartition en trois classes des pixels individuellement.

Il existe deux types de méthodes des classifications multidimensionnelles :

I.9.4.1 La classification supervisée

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

I.9.4.2 La classification non supervisée

Elle a pour but de retrouver des partitions d'un ensemble d'individus (pixels) en fonction d'un critère de proximité de valeurs de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer de la classification sans connaissance à priori sur l'image. (12)

I.10 Conclusion

Ce chapitre, nous l'avons voulu à ce qu'il soit une brève introduction aux concepts liés au domaine du traitement d'images. Les différentes définitions qui y sont développées sont celles des connaissances élémentaires de cette discipline, mais combien même elles sont essentielles pour l'initiation aux traitements approfondis des images.

Nous pouvons, à présent, aborder au prochain chapitre la transformé en ondelette.

Chapitre II

La transformé des ondelettes

II.1 Introduction

Les recherches tant théoriques qu'appliquées se sont très largement développées ces dernières années au point que les ondelettes sont maintenant très à la mode et qu'on a parfois voulu en faire l'outil idéal adapté à tous les problèmes. Cet optimisme excessif a naturellement conduit à quelques déconvenues. A l'époque actuelle, la plupart des chercheurs scientifiques ont déjà entendu parler des ondelettes. Dans la majorité des congrès traitant de l'analyse du signal et de l'image, de la statistique, de la mathématique, etc., des conférences au sujet des ondelettes sont données. Pourquoi ? Dans ce chapitre nous étudions d'abord l'idée générale de la théorie de la transformation en ondelettes (Qu'est-ce qu'une ondelette ? Pourquoi les ondelettes ?). On présentera ensuite quelques exemples d'ondelettes de base et les deux transformations d'ondelettes (discrète, continue). (10)

II.2 Théorie de la transformée en ondelettes

II .2.1 L'ondelette

Les ondelettes sont un outil de traitement du signal récemment développé permettant l'analyse sur plusieurs échelles de temps des propriétés locales de signaux complexes pouvant présenter des zones non stationnaires. Ils débouchent sur un très grand nombre d'applications dans des domaines variés, tels que comme, par exemple, la géophysique, l'astrophysique, les télécommunications, l'imagerie et le vidéo codage. Ils sont à la base de nouvelles techniques d'analyse et de synthèse de signaux et trouver de belles applications à des problèmes généraux tels que la compression et dé bruitage. (11)

II .2.2 Pourquoi les ondelettes ?

La plupart des signaux du monde réel ne sont pas stationnaires, et c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (statistiques, fréquentielles, temporelles, spatiales) que réside l'essentiel de l'information qu'ils contiennent. Les signaux vocaux et les images sont à ce titre exemplaire. Or l'analyse de Fourier propose une approche globale du signal, les intégrations sont faites de moins l'infini à plus l'infini, et toute notion de localisation temporelle (ou spatiale pour des images) disparaît dans l'espace de Fourier; il faut donc trouver un compromis, une transformation qui renseigne sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps/fréquence ou espace/échelle du signal. (10)

II.2 .3 Qu'est-ce qu'une ondelette

Une ondelette notée $\psi(t)$ est une oscillation avec une amplitude qui commence à zéro $t=0$, augmente $t=N$, puis diminue à zéro. Il peut généralement être considéré comme une "courte oscillation" comme celle enregistrée par un sismographe ou un moniteur cardiaque généralement, les ondelettes sont intentionnellement appliquées pour avoir des propriétés spécifiques qui les rendent utiles pour le traitement du signal. En utilisant la torsion, les ondelettes peuvent être combinées avec des parties connues d'un signal endommagé pour extraire des informations des parties inconnues. Un exemple est illustré sur la figure (2.1).

(10)

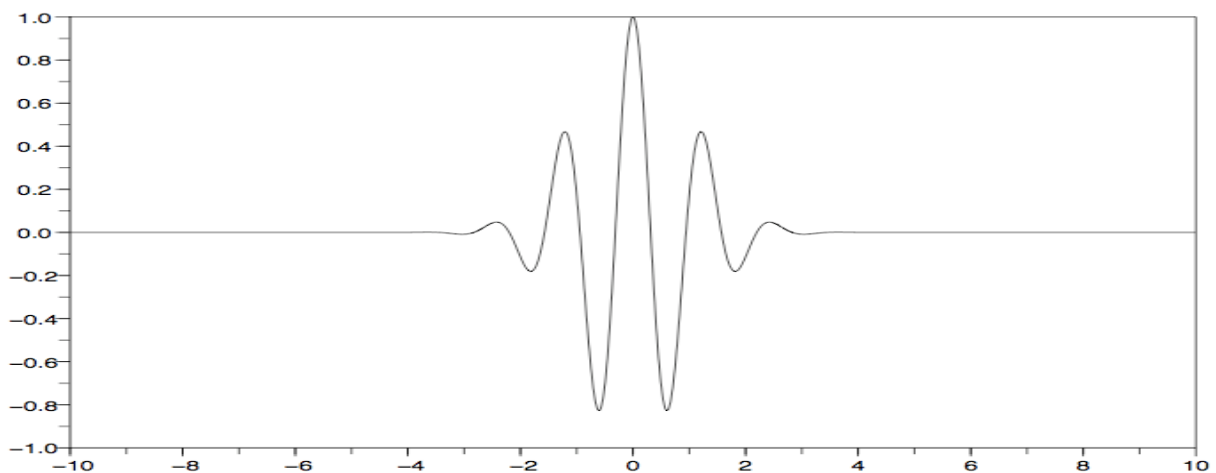


Figure (2-1) Exemple de fonction d'ondelette (ondelette de Morlet).

II .3 L'ondelette mère

On va donner la définition de l'ondelette mère ainsi que ses propriétés.

II .3.1 C'est quoi une ondelette mère

La transformée d'ondelette utilise des fonctions de base connues sous le nom "Ondelettes enfantes" qui peuvent être construites par dilatation, contraction et translation d'une fonction unique appelée « ondelette prototype » ou « ondelette mère ». (12)

La définition de l'ondelette mère est donnée par la formule suivante :

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (2.1)$$

Où :

τ Facteur de translation.

S Facteur de dilatation « Echelle ».

ψ Ondelette mère.

$\psi_{s,\tau}(t)$ Ondelettes enfants.

$\frac{1}{\sqrt{s}}$ Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles. (12)

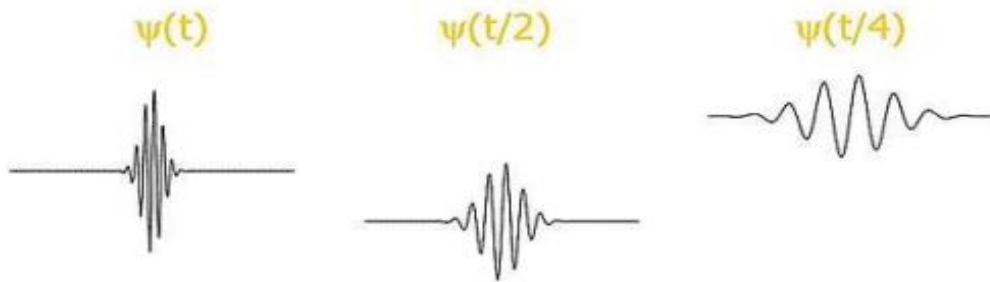


Figure (2-2) Famille ondelette construite par dilatation. (12)

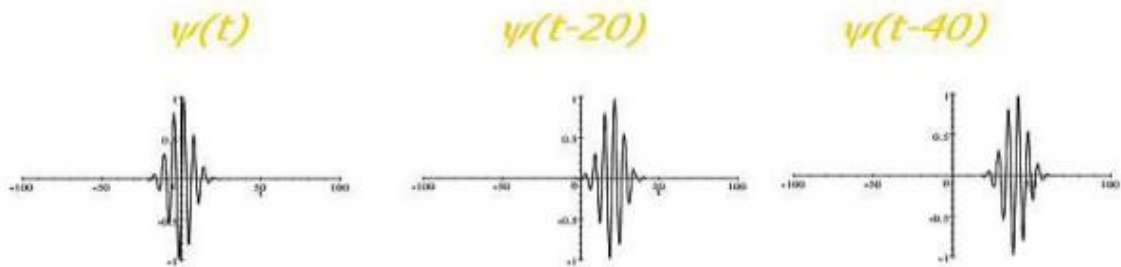


Figure (2-3) Famille ondelette construite par translation. (12)

II.3.2 Les propriétés d'une ondelette mère

Une ondelette mère ψ est une fonction de base que l'on peut traduire et dilater pour recouvrir le plan temps-fréquences et analyser un signal. L'ondelette doit être une fonction de moyenne nulle, en d'autres termes, ψ doit être une onde, ce qui s'écrit mathématiquement par :

$$\int \psi(t) dt = 0 \quad (2.2)$$

Toutes les ondelettes d'une famille, $\psi_{s,\tau}(t)$, ($s > 0$ et $\tau \in \mathbb{R}$) ($s > 0$ et $\tau \in \mathbb{R}$) sont générées à partir d'une ondelette mère, en introduisant les paramètres de dilatation (échelle) s et de translation dans le temps τ .

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \text{ avec } s, \tau \in \mathbb{R} \quad (2.3)$$

Les ondelettes ont quelques caractéristiques telles que la localisation, compacité du support, ... etc. Nous en décrivons les plus importantes dans ce qui suit. (12)

La localisation

Il est souhaitable que l'ondelette ait un support fini, dans le domaine temporel ou fréquentiel. Cela permet de garantir efficacité et précision dans le calcul effectif des coefficients d'ondelettes et limite les problèmes de troncature.

L'ondelette mère est dite locale, si elle est à décroissance rapide aux limites de son domaine de définition. La localisation signifie que l'énergie d'une ondelette doit être contenue dans un intervalle fini. Cette énergie doit elle-même être finie (fonction de carré sommable). On l'appelle également fonction à support compact. (12)

La régularité

Dans les deux cas de décomposition et de reconstruction en utilisant les ondelettes, il est naturel de souhaiter que l'ondelette présente certaines qualités de régularité. Notons que la régularité temporelle de l'ondelette est liée à sa localisation fréquentielle. L'inverse est également valide. (12)

L'orthogonalité

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases non redondantes et orthogonales d'atomes temps-fréquence et donc réussissent là où le temps fréquence peut échouer. (12)

La symétrie

Il est souhaitable parfois que les ondelettes présentent des propriétés de symétrie temporelle afin qu'elles constituent des bancs de filtres n'induisant pas de distorsion de phase, après un filtrage suivi d'une reconstruction. (12)

II .4 Définition de la transformée en ondelette

La transformée en ondelette set la transformée de Fourier (TF) sont similaires avec une

fonction de mérite complètement différente. La différence principale est la suivante : la transformée de Fourier décompose le signal en cosinus et en sinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier; contrairement à la transformée en ondelettes qui utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace de Fourier et dans l'espace réel. La transformation en ondelettes permet d'appliquer une analyse multi-résolution sur le signal étudié. L'analyse multi-résolution de la transformation en ondelettes équivaut à une décomposition atomique temps-échelle. (10)

On définit la transformée en ondelettes par l'équation suivante (13)

$$f(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (2.4)$$

$\tau \in R$ est le paramètre de translation $s \in R^{*+}$ est le paramètre de dilatation

Dans cette expression, Le paramètre a est un facteur d'échelle, inversement proportionnel à la fréquence, τ le paramètre de position, $\psi(t)$ est l'ondelette mère analysante et $f(s, \tau)$ est le résultat de la transformée donné par un ensemble des coefficients appelés coefficients d'ondelette de la fonction f dans l'espace-temps-échelle ou espace-échelle. (10)

Calculer cette fonction $f(s, \tau)$, c'est faire l'analyse de f par l'ondelette ψ . La fonction f est alors décrite par ses coefficients d'ondelettes. Ils mesurent les fluctuations à l'échelle a , de la fonction f . [5] Pour le cas particulier des signaux 2D, Mallat (10) a introduit un algorithme généralisant l'algorithme de décomposition à des images (Figure 2.4). Il suffit de séparer la double dimension en deux dimensions simples : on filtre d'abord les lignes par un filtre passe-haut h , puis par un filtre passe-bas g . Ensuite, on filtre les colonnes des résultats obtenus par h , puis par g . On obtient alors quatre images dont la Quatrième (colonnes et lignes filtrées par h) représente l'image de résolution moindre depuis la quelle on relance l'algorithme jusqu'au niveau désiré. Notons ici qu'entre chaque niveau, il faut sur-échantillonner les filtres. (15)

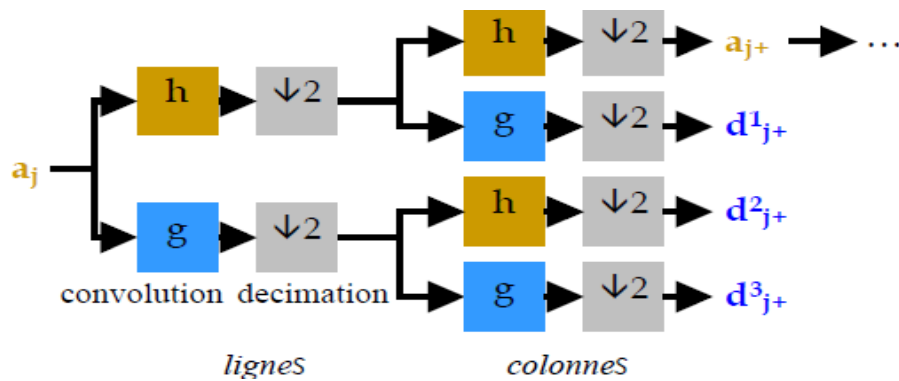


Figure (2-4) Algorithme de décomposition de l'image a_j par la transformée en ondelettes où g et h désignent respectivement un filtre passe-bas et un filtre passe-haut. (15)

II.5 La transformée en ondelettes par rapport à la transformée de Fourier

Les ondelettes, comme la décomposition de Fourier, sont des stars en analyse du signal. Cette discipline essaie d'étudier et de comprendre les signaux grâce aux mathématiques. Un signal est un mot large. Il peut être une fonction dépendant d'une variable, comme un ECG qui est une intensité électrique dépendant du temps. Ou encore, un signal peut être une image qui est une fonction couleur dépendant de deux variables indiquant la position du pixel. (15)

Le principal avantage de la transformée en ondelettes par rapport à la transformée de Fourier est la localisation dans le domaine temps-échelle (14)

II.6 L'analyse par ondelette

Les coefficients d'ondelettes sont dessinés dans une image et leur valeur est codée comme suit : bleu, vert et jaune pour les coefficients négatifs, nuls et positifs respectivement. L'axe horizontal représente le temps. L'axe vertical montre une quantité appelée la résolution (ou échelle); il correspond à la largeur du support temporel sélectionné par l'ondelette. Ceci veut dire que cela fonctionne comme pour une carte. Une grande échelle correspond à un grand support et donc à une vue globale non détaillée du signal et une petite échelle correspond à un petit support et donc à une vue détaillée d'une partie du signal. La résolution est souvent mieux comprise comme la réciproque de la fréquence. Ainsi une résolution fine (petite échelle) correspond à une haute fréquence et une résolution grossière (grande échelle) correspond à une basse fréquence. Souvent, dans un signal, ce qui est à petite échelle (et donc grande fréquence) apparaît de temps en temps comme des pics et ce qui est à grande échelle (et donc basse fréquence) est présent tout au long du signal. Dès lors, cette représentation temps-résolution donne de l'information temps-fréquence. (15)

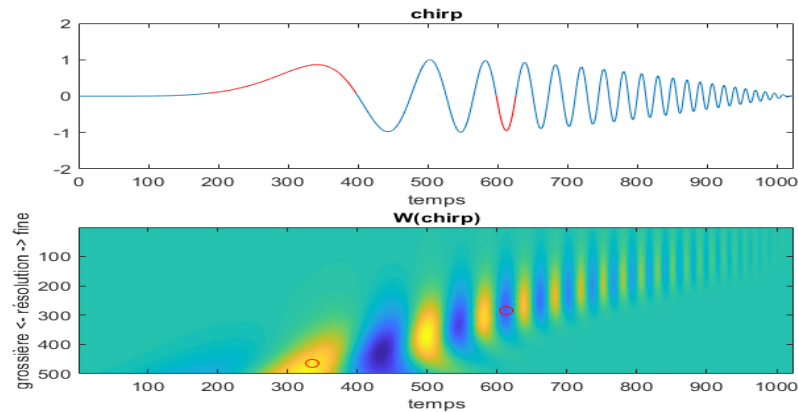


Figure (2-5) Interprétation des coefficients en ondelettes. En haut, le signal « chirp » fonction du temps. En bas, l'image de sa transformée en ondelettes.

Les fonctions analysantes ou ondelettes sont définies par :

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (2.5)$$

II .7 Familles des ondelettes

L'analyse en ondelettes constitue une suite logique des travaux abordés dans le cadre de l'analyse temps-fréquence. L'apport de cette technique est l'utilisation d'une famille d'atomes temps-fréquence obtenue en dilatant et en translatant une ondelette analysante. La famille d'ondelette est déduite à partir d'ondelette mère $\psi(t)$. (12)

Nous avons choisi de présenter trois types d'ondelettes qui nous semblent être les plus utilisées dans le traitement du signal : les ondelettes de Morlet, les ondelettes de Haar et les ondelettes de Daubechies.

II .7.1 L'ondelette de Morlet

L'ondelette de Morlet teste l'ondelette complexe la plus fréquemment utilisée. Elle est obtenue en modulant une exponentielle complexe par une enveloppe gaussienne. Elle permet de minimiser le produit des étalements temporels et fréquentiels de l'ondelette, et donc de maximiser la précision de la localisation de l'énergie dans le plan temps fréquence. Elle est définie par (16)

$$\psi(x) = e^{i5x} e^{-x^2/2} \quad (2.6)$$

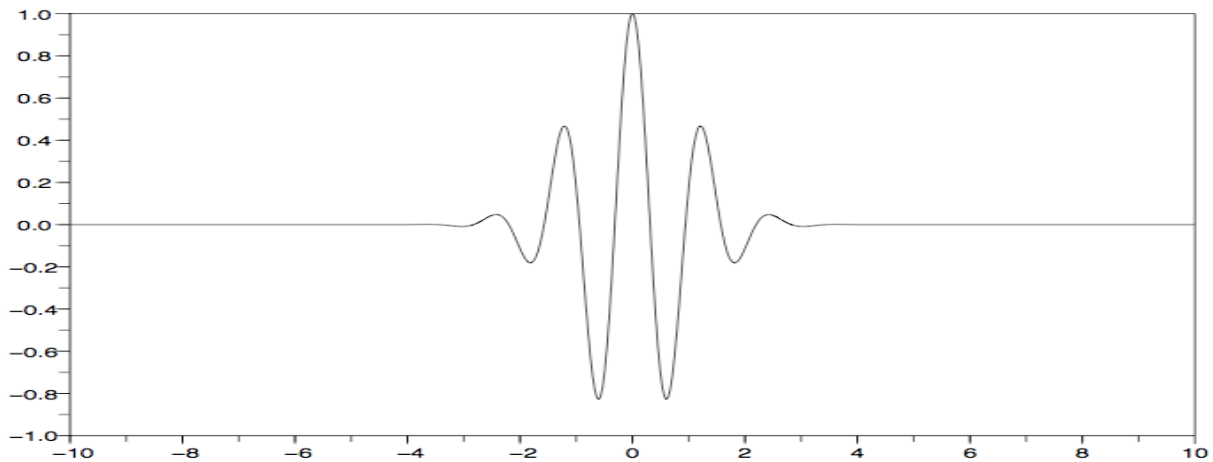


Figure (2-6) ondelette de Morlet

II .7.2 L’ondelette de Haar

Elle est l’ondelette les plus anciennes, et définie par sa fonction d’échelle Φ et sa fonction d’ondelette ψ . (10)

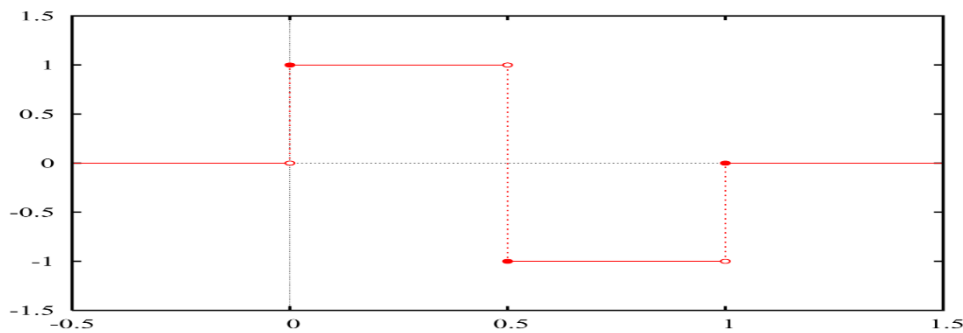


Figure (2-7) Ondelette de Haar

Cette ondelette est très facile et simple à implémenter. De plus elle est à Support compact. Le calcul de la transformée de Fourier est donc exact. (16)

$$\begin{cases} \psi(t) = 1 & \text{si } 0 < t < 0.5 \\ \psi(t) = -1 & \text{si } 0.5 < t < 1 \\ \psi(t) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.7)$$

La fonction échelle de Haar:

$$\begin{cases} \psi(t) = \Phi(2t) - \Phi(2t - 1) \\ \psi(t) = \Phi(2t) - \Phi(2t - 1) \end{cases} \quad (2.8)$$

C’est-à-dire:

$$\begin{cases} \Phi(t) = 1 & \text{si } 0 < t < 0.5 \\ \Phi(t) = -1 & \text{si } 0.5 < t < 1 \\ \Phi(t) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.9)$$

II.7.3 L'ondelette de Daubechies

La mathématicienne Ingrid Daubechies a cherché à concilier deux contraintes liées : l'orthogonalité de la base d'ondelettes et la compacité du support de l'ondelette-mère. Cela signifie que toute ondelette de la base est à support compact et donc que le calcul de la transformée en ondelettes est précis. De plus, elle a imposé à ses ondelettes une troisième condition : avoir n moments nuls. (16). Elle est définie par (16)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi_r(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} x^r \psi_r(x) dx \quad (2.10)$$

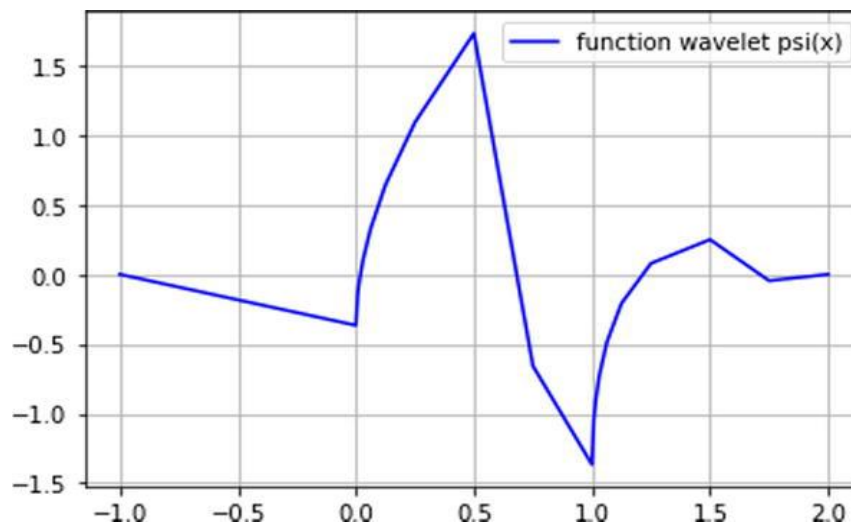


Figure (2-8) Ondelettes de Daubechies

II.7.4 Quelques exemples d'ondelettes

Avant de détailler quelques familles d'ondelettes usuelles, nous dressons dans le tableau suivant quelques familles d'ondelettes ainsi que les abréviations associées. (12)

Nome des familles d'ondelettes	Abréviation
Ondelette de Haar	Haar
Ondelettes Symlets	Sym
Ondelettes Coiflets	Coif
Ondelettes biorthogonales	Bior
Ondelette de Demystified	Dmey
Ondelettes gaussiennes	Gaus
Ondelettes gaussiennes complexe	Cgau

Chapeau mexicain	MeSH
Ondelette de Morlet	Morl
Ondelette de Morlet complexe	Cmor
Ondelettes de Shannon complexes	Shan
Ondelettes de Daubechies	Db

Figure (2-9) Familles des ondelettes

Les familles d'ondelettes peuvent être caractérisées par quatre propriétés principales : existence de filtres associés, orthogonalité ou bi orthogonalité, support compact ou non, ondelettes réelles ou complexes.

Le tableau ci-dessous résume ces diverses propriétés.

Ondelettes à filtre		Ondelettes sans filtre	
A support compact		A support non compact	Réelles Réelles complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Non orthogonales	Gaus, Mexh, Cgau, Shan,
Db, Haar, Sym, Coif	Bior	Dmey	Morl Cmor

Figure (2-10) Les propriétés principales des ondelettes. (12)

II .8 Types d'ondelettes

Il existe de nombreuses manières de classer les types de transformées en ondelettes. Nous ne présentons ici que la division basée sur l'orthogonalité des ondelettes. Nous pouvons utiliser les ondelettes orthogonales pour le développement en ondelettes discrète et les ondelettes non-orthogonales pour le développement en ondelettes continu. (10)

II .8.1 Transformation en ondelette discrète (DWT)

La transformée en ondelettes discrètes est une représentation multi-résolutions multifréquences, (10) C'est un outil qui découpe les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle. L'image d'entrée est décomposée à chaque fois en quatre sous-images (image approximée A_i , détail horizontal DH, détail diagonal DD, détail vertical DV) avec différentes combinaisons de filtre passe-bas et passe-haut à sa voir fonction d'échelle et ondelette d'analyse, les échelles d'analyse son dyadique, ce qui introduit une décimation de $\frac{1}{2}$ à chaque résolution.

Un exemple de la transformée en ondelettes discrète 2D utilisée dans JPEG 2000. L'image originale est filtrée passe-haut, ce qui donne les trois grandes images, chacune décrivant les changements locaux de luminosité (détails) dans l'image originale. Il est ensuite filtré passe-bas et réduit l'échelle, donnant une image d'approximation; cette image est filtrée passe-haut pour produire les trois images de détail plus petites et filtrée passe-bas pour

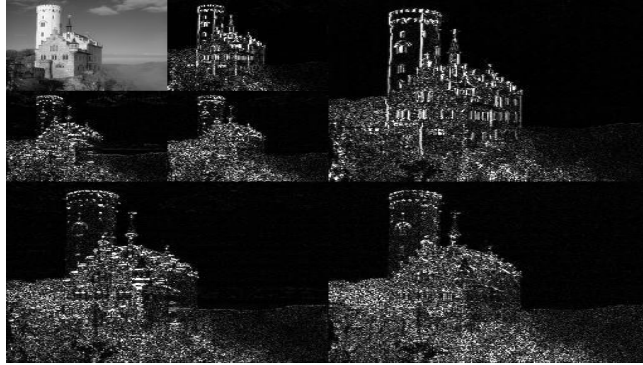


Figure (2-11) exemple de la transformée en ondelettes discrète 2D. (10)

produire l'image d'approximation finale dans le coin supérieur gauche. (10)

La DWT est donnée par la formule ci-dessous : (12)

$$\text{DWT}(\tau_0, s_0) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t - ks_0^j \tau_0}{s_0^j}\right) dt \quad (2.11)$$

Où

s_0^j Facteur d'échelle.

τ_0 Facteur de translation.

K et j Des entiers.

II .8.2 Transformation en ondelette continue (CWT)

La transformé en ondelettes continues renvoie un tableau d'une dimension plus grande que les données d'entrée. Pour une donnée 1D, nous obtenons une image du plan de fréquence temporelle. Nous pouvons facilement voir l'évolution des fréquences de signal pendant la durée du signal et comparer le spectre avec d'autres spectres de signaux. Comme ici est utilisé l'ensemble non orthogonal d'ondes, les données sont fortement corrélées, de sorte que la redondance grande est vue ici. Cela aide à voir les résultats sous une forme plus humaine.

La transformée en ondelettes continue utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tout l'intervalle du temps de manière continue. (12)

La transformée en ondelettes continue ou TOC, est en théorie infiniment redondante. La définition de CWT est donnée par la formule ci-dessous : (12)

$$\text{CWT}(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (2.12)$$

Cette transformation consiste en des translations et des dilatations d'une seule fonction fixée. Dans la transformée en ondelette continue, les paramètres de translation et de dilatation varient continûment. (10)

II.9 Les avantages de la transformé en ondelettes

Par leurs propriétés d'analyse locale et multi-échelles, les ondelettes offrent de nombreux avantages par rapport aux méthodes classiques du traitement du signal (Transformé de Fourier, Analyse par fenêtre glissante, ...). Les techniques développées :

- Ne nécessitent aucun a priori sur la nature des signaux.
- Visent à éclater le signal dans une représentation « espace-échelle » apte à dévoiler les dynamiques complexes (cyclicité) ou la nature multi-échelle du système. Cette représentation permet alors d'extraire la complexité structurale du système et de réfléchir aux différents mécanismes agissant sur le système.
- Sont automatisées. Elles répondent aux exigences d'élimination des « composantes parasites », de rapidité et d'efficacité nécessaires à l'analyse de larges volumes de données, en particulier en surveillance géophysique.
- Corrélations inter bande bien exploitées, faible complexité.
- La grande variété des bases d'ondelettes disponibles, permettant d'ajuster les performances d'une chaîne de compression et sa complexité calculatoire en fonction des caractéristiques des images à compresser et des besoins de l'utilisateur.
- Le comité de normalisation a retenu la transformation en ondelettes discrète pour sa flexibilité et ses performances supérieures à celles la DCT, performances mesurées en termes de rapport taux de compression/distorsion lorsque la transformation est insérée dans une chaîne de compression à pertes.
- L'avantage de la transformée en ondelettes est de bénéficier d'une localisation temporelle modeste, donc meilleure en fréquence.
- On peut supprimer des détails en négligeant des valeurs inférieures à un certain seuil. Cela n'altérera pas la reconnaissance des composantes de l'image.
- L'affichage de l'image peut se faire de manière progressive. Cela peut être intéressant sur des supports de transmission faible débit.

- Calculs simple et rapide pour Haar. (12)

II .10 Application des ondelettes pour les images

Un outil mathématique s'est avéré particulièrement efficace aussi bien pour le débruitage, que pour la compression, ou encore pour la détection de contours, il s'agit de la transformée en ondelettes. La théorie des ondelettes s'est développée dans les années 80, permettant de mettre en valeur les zones les plus significatives de l'image, qu'elles détectent et localisent, palliant certaines carences de la transformée de Fourier, utilisées pour la nouvelle norme de compression JPEG 2000, les ondelettes ont eu et ont toujours un grand succès (12)

II .10.1 La compression

Le but de la compression est d'exprimer un ensemble initial de données en utilisant un ensemble plus petit, avec ou sans perte d'information.

La compression et en particulier la compression des images où les ondelettes constituent une méthode très compétitive. Pour illustrer ce dernier point, on renvoie à BRISLAWN (1995) pour une application aux empreintes digitales dans laquelle les techniques basées surales ondelettes se sont révélées meilleures que les autres méthodes (12)

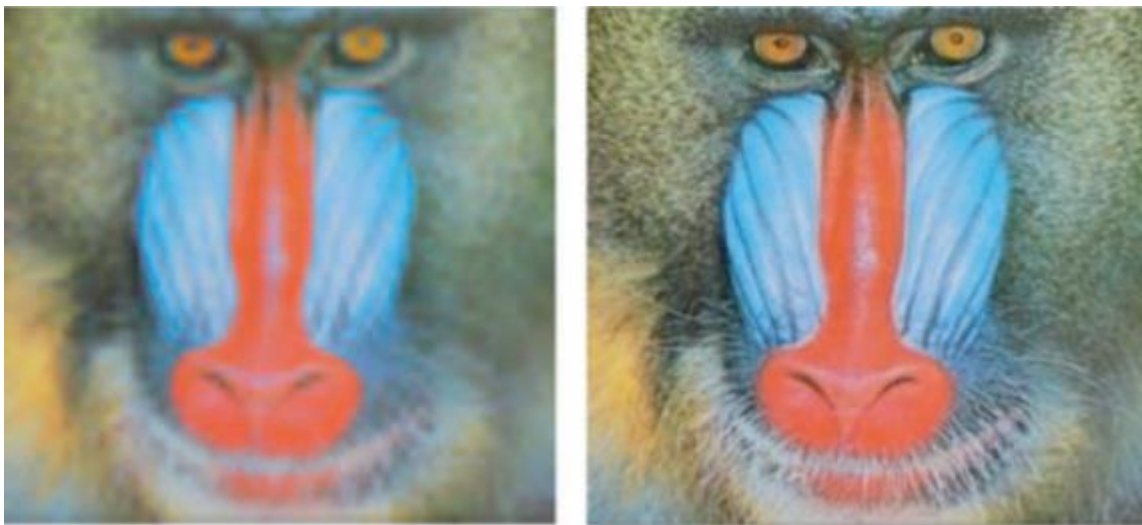


Figure (2-12) A la gauche image compressée avec JPEG (DCT) (transforme de Fourier)

A la droite image compressée avec JPEG 2000 (DWT) (transforme d'ondelette) (12)

II .10.2 La détection de contours

La détection de contours est une technique de réduction d'information dans les images, qui consiste à transformer l'image en un ensemble de courbes, pas forcément fermées, formant les frontières significatives de l'image.

La détection de contour est une étape préliminaire à de nombreuses applications de l'analyse d'images. Les contours constituent en effet des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image proviennent des :

- Discontinuités de la fonction de réflectance (texture, ombre).
- Discontinuités de profondeur (bords de l'objet). (12)



Figure (2-13) Détection de contours d'une image.

II .10.3 La réduction de bruit

La réduction du bruit joue un rôle très important dans l'analyse des signaux car le niveau de bruit influence énormément la segmentation des événements et de ce fait la classification et donc le diagnostic.

Une image contient toujours un bruit. Celui-ci peut être plus ou moins important. Dans certains cas, on peut vouloir l'enlever ou pour le moins l'atténuer. C'est une opération que l'on appelle dé-bruitage. La problématique du dé-bruitage est d'arriver à séparer une image en deux parties: une comprenant surtout du bruit, l'autre devant ressembler à une image naturelle et contenir toutes les informations initialement contenues dans l'image. Il convient donc d'être modéré car enlever plus de bruit conduit toujours à perdre des informations initialement présentes dans l'image.

L'un des plus grands succès des ondelettes est le dé-bruitage. En effet, cette technique repose essentiellement sur des algorithmes simples et performants et s'est avérée souvent

beaucoup plus efficaces que les techniques traditionnelles souvent plus lourdes et moins efficaces. (12)

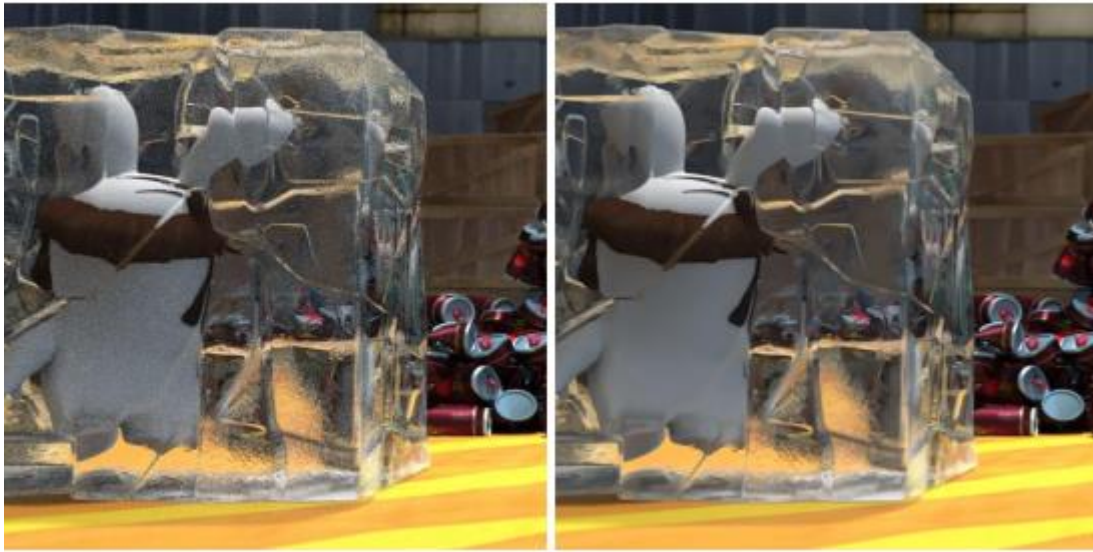


Figure (2-14) Comparaison Bruit – dé-bruitage. (12)

II .11 Conclusion

La transformée en ondelettes offre la possibilité d'analyser un signal simultanément dans le domaine du temps et celui des fréquences. La transformée de Fourier d'un signal donné indique quelle quantité de chaque fréquence se trouve dans le signal mais ne nous indique pas à quel moment dans le temps ces fréquences se passent. L'information temps-fréquence n'est pas nécessaire quand le signal est stationnaire (signal dont le contenu de la fréquence ne change pas dans le temps) mais devient nécessaire pour un signal non-stationnaire. (16)

Les ondelettes apparaissant comme une découverte importante en mathématiques appliquées. Dans de nombreux domaines d'application où l'analyse de Fourier était traditionnellement employée, elles ont ouvert une voie alternative, souvent mieux adaptée à la nature des phénomènes étudiés. Elles ont également eu le mérite de favoriser le dialogue entre différentes communautés scientifiques intéressées par leurs potentialités.

Dans ce chapitre, nous avons vu une introduction à la théorie des Ondelettes qui sont les plus utilisées en traitement d'images et nous avons présenté ensuite quelques familles d'ondelettes.

Chapitre III

Applications et résultat

III.1 Introduction

De nombreuses images réelles sont souvent endommagées par le bruit lors de leur acquisition, et l'image elle-même contient souvent des zones lisses. La décomposition en ondelettes est un outil fréquemment utilisé dans le traitement et la classification d'images, il permet la décomposition image à différentes bandes de sous-fréquences. En raison de cette caractéristique, les ondelettes ont été largement adoptées pour la réduction du bruit d'image. Cependant, il y avait peu travaillé sur l'assemblage et la division d'images à l'aide d'ondes transactions. Ce filtrage peut être modélisé mathématiquement par les fonctions des ondelettes. Nous présentons dans ce chapitre une méthode de segmentation qui se fonde sur une décomposition en ondelettes.

III.2 Objectif

Ce chapitre présente le travail pratique du programme de segmentation d'images par la transformée en ondelette (DWT). Dans cette recherche, nous traiterons un groupe d'images différentes en décomposition par DWT à un niveau avec la transformée de Haar et la segmentation par la méthode de K-means avec le dé bruitage.

Pour l'évaluation des performances du modèle de segmentation par ondelette, on a pris comme échantillons d'image deux types d'image (image naturelle dans la Figure 3.1 (riz) et des images médicales Figure 3.2 (bactéries) et Figure 3.3 (cellules sanguines)).

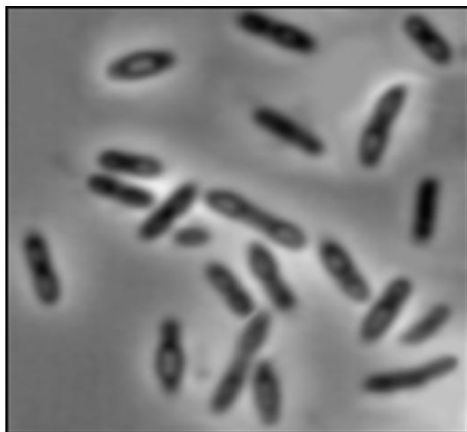


Figure (3-1) Image original de bactéries

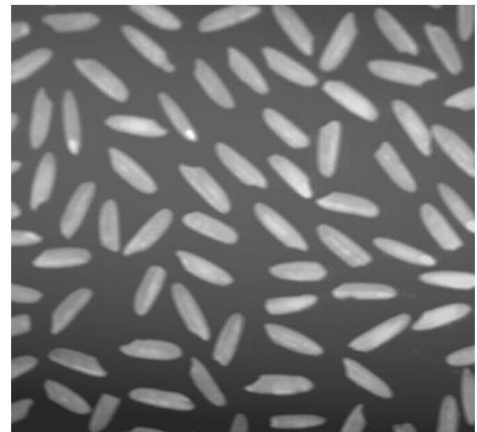


Figure (3-2) Image original de riz

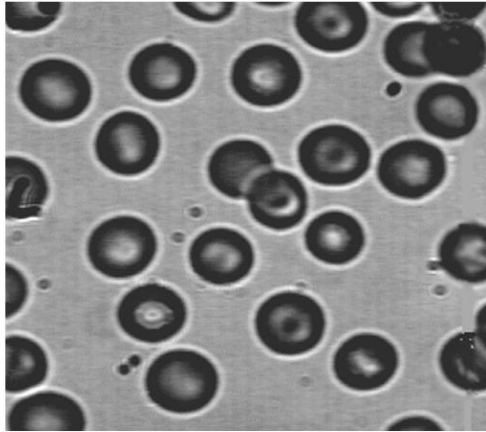


Figure (3-3) Image originale des cellules sanguines

III.3 Description de la méthode adoptée

La méthode de segmentation par l'ondelette que nous décrivons dans ce chapitre autour de quatre points essentiels: extraction des caractéristiques de l'image, différences de pixels, filtrage de moyenne circulaires la segmentation par la méthode de K-means.

III.3.1 Extraction des caractéristiques de l'image

L'image est caractérisée par la distribution spatiale des niveaux de gris dans un voisinage la région de l'image a une texture constante si un ensemble de ses propriétés locales dans cette région est constant, changeant lentement ou approximativement périodiquement. L'analyse de texture est l'une des plus importantes techniques utilisées dans l'analyse. Il y a trois problèmes principaux dans l'analyse de texture : la classification, segmentation et récupération de forme à partir de la texture. L'analyse de la texture nécessite l'identification d'attributs ou de caractéristiques propres qui différencient les textures de l'image. Dans ce chapitre, la texture la segmentation est effectuée en comparant les caractéristiques matricielles de cooccurrence Contraste et Énergie détaille $N \times N$ dérivée de la transformée en ondelettes discrètes chevauchant mais adjacentes sous-images $C_{i,j}$ détaille 4×4 , à la fois horizontalement et verticalement.

L'algorithme d'extraction des caractéristiques de l'image implique

1. Décomposition, par DWT à un niveau avec la transformée de Haar, de chaque sous-image $C_{i,j}$ de taille 4×4 pris du coin supérieur gauche.

LL Low Low	HL High Low
LH Low High	HH High High

Figure (3-4) Décomposition 4×4 niveau 1

La transformation en ondelettes fournit simultanément une excellente représentation temporelle et fréquentielle. Avec la propriété de sous-échantillonnage, les performances de la transformée en ondelettes peuvent être réalisées à l'aide de structures de banque de filtres itératives. Chaque fois que la banque de filtres est itérée, le nombre d'échantillons pour l'étape suivante est divisé par deux afin qu'il ne reste qu'un seul échantillon à la fin. L'itération est arrêtée au moment où le nombre d'échantillons devient inférieur à la longueur du filtre de mise à l'échelle ou du filtre à ondelettes et la longueur du filtre le plus long détermine la largeur du spectre de la fonction de mise à l'échelle. La décomposition en ondelettes d'une image s'effectue de la manière suivante : Au premier niveau de décomposition, l'image est découpée en 4 sous-bandes, à savoir les sous-bandes HH, HL, LH et LL. La sous-bande HH donne les détails en diagonale de l'image ; les sous-bandes HL et LH donnent respectivement les caractéristiques horizontales et verticales. La sous-bande LL est le résidu à basse résolution constitué de composante basse fréquence et ses sous-bandes sont encore divisées à des niveaux de décomposition plus élevés. (17)

2. Le calcul de la matrice de cooccurrence présente l'énergie et le contraste à partir du détail coefficients, obtenus à partir de chaque sous-image C_i, j
3. Formation de nouvelles matrices de caractéristiques.

III.3.2 Différences de pixels

Après le calcul des caractéristiques de la matrice de cooccurrence, une nouvelle matrice avec des différences est obtenue. C'est effectuer par calcul la différence entre la valeur par valeur des traits sa la fois dans les directions horizontale et verticale. Ensuite, la bande de segmentation est formée à travers les limites de texture.

III.3.3 Filtrage de moyenne circulaire

Dans l'image avec la bande segmentée obtenue après les différences pourraient apparaître des artefacts ou taches parasites. Lorsqu'au sein d'une même région les fortes

différences de valeurs des caractéristiques sont apparues, les taches et le bruit se sont formés. Ces éléments parasites ont été éliminés en appliquant une circulaire filtre moyen. Tout d'abord, le filtre avec un rayon approprié a été créé, puis appliqué pour un segmenté image pour minimiser et effacer l'image.

III.3.4 La segmentation par la méthode de K-means

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

A ce niveau, l'image résultat obtenue est interpolée pour être ramenée au niveau de résolution inférieur.

Ensuite, Afin de lisser les frontières obtenues après cette interpolation, l'image est soumise à un filtrage médian. Le processus est itéré jusqu'au niveau de décomposition 0.

L'algorithme de claustration K-means vise à minimiser la distance au carré entre l'intensité de tous les pixels et le cluster centre. L'algorithme minimise itérativement les éléments suivants fonction objectif

$$J_{k-means} = \sum_{j \in \Omega} \sum_{k=1}^c z_{jk} \|y_j - v_k\|^2$$

Ω domaine de l'image.

c nombre de classes.

y_j observation au pixel j .

v_k le barycentre de la classe k .

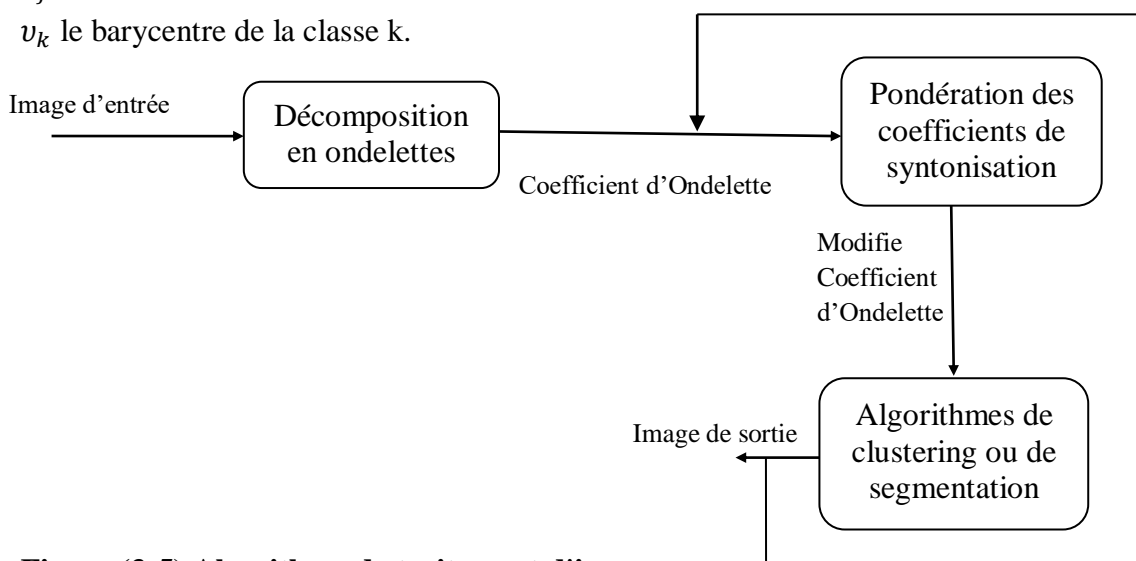


Figure (3-5) Algorithme de traitement d'image

III.5 Schéma général de l'algorithme

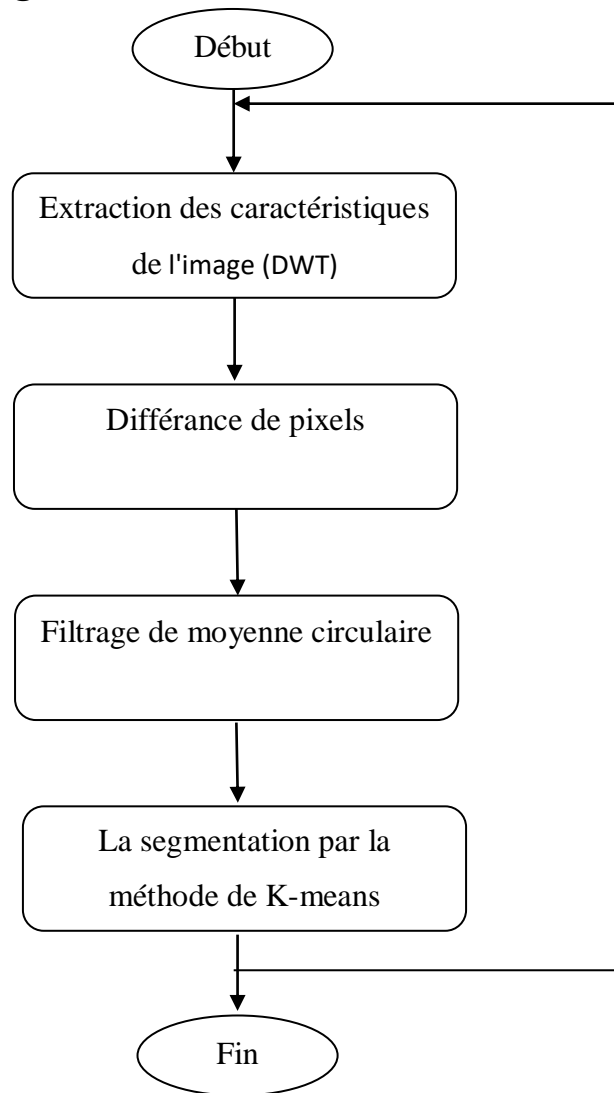


Figure (3-6) Algorithme de segmentation d'image en ondelette

III.5 Méthodologie de tests et résultat expérimentaux

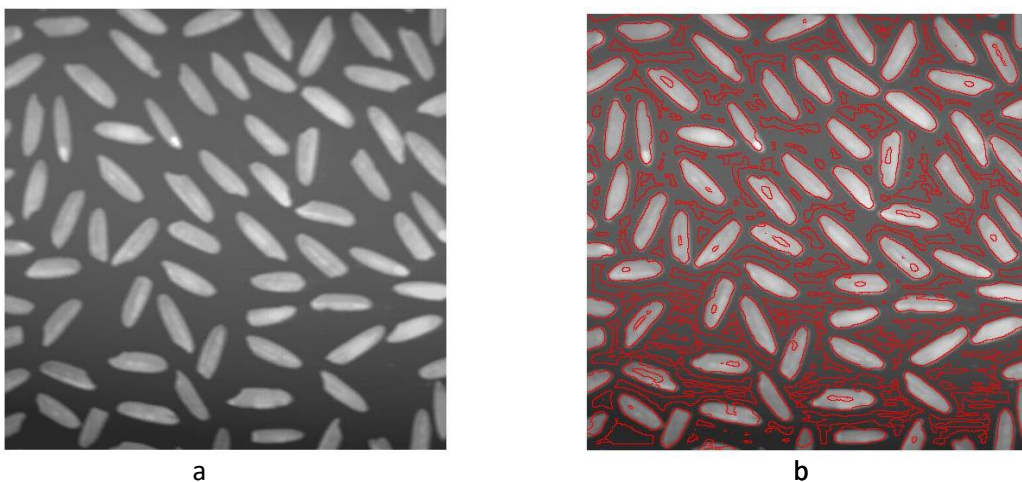


Figure (3-7) a: Image originale et b: Démarrage de segmentation

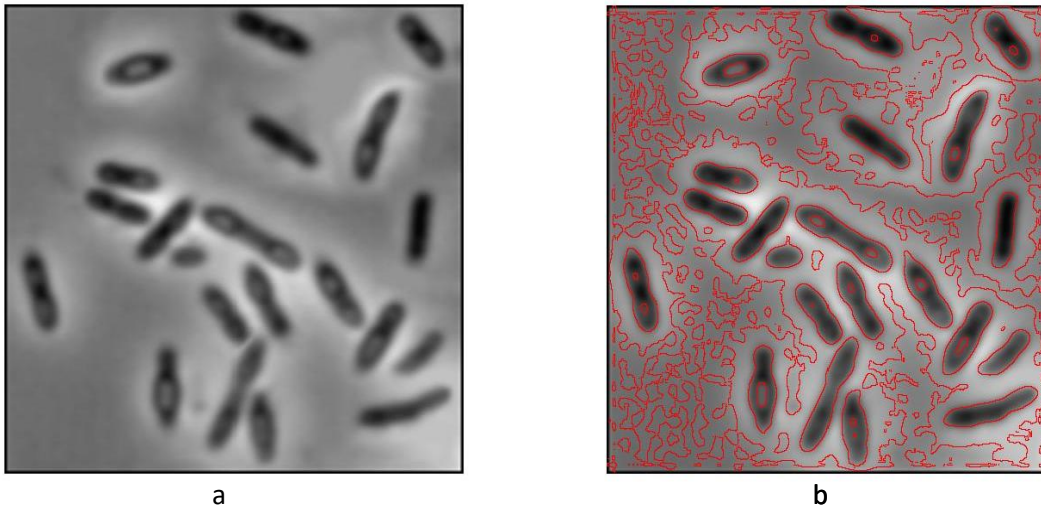


Figure (3-8) a: Image originale et b: Démarrage de segmentation

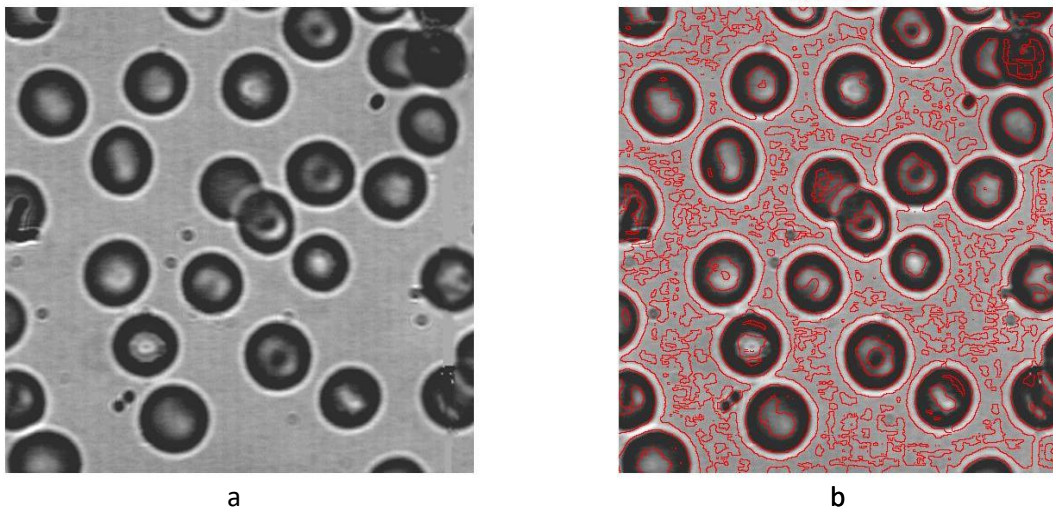


Figure (3-9) a: Image originale et b: Démarrage de segmentation

Au moyen du transducteur, il a pu identifier les parties sombres et les parties claires comme le montrent les documents précédents.

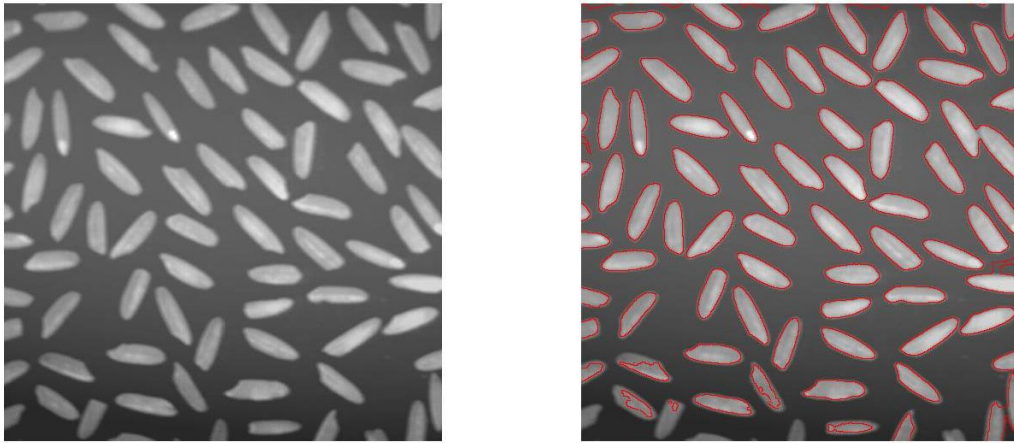


Figure (3-10) Image de riz avant et après segmentation

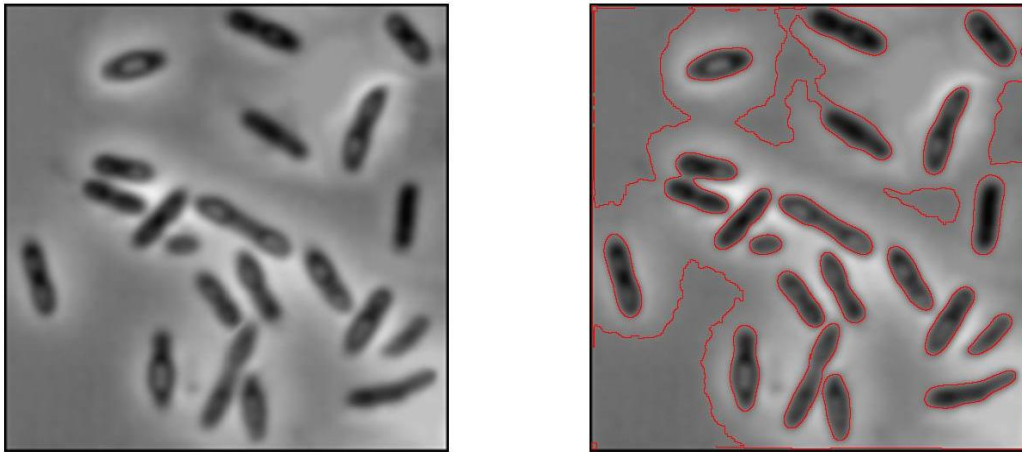


Figure (3-11) Image de bactéries avant et après segmentation

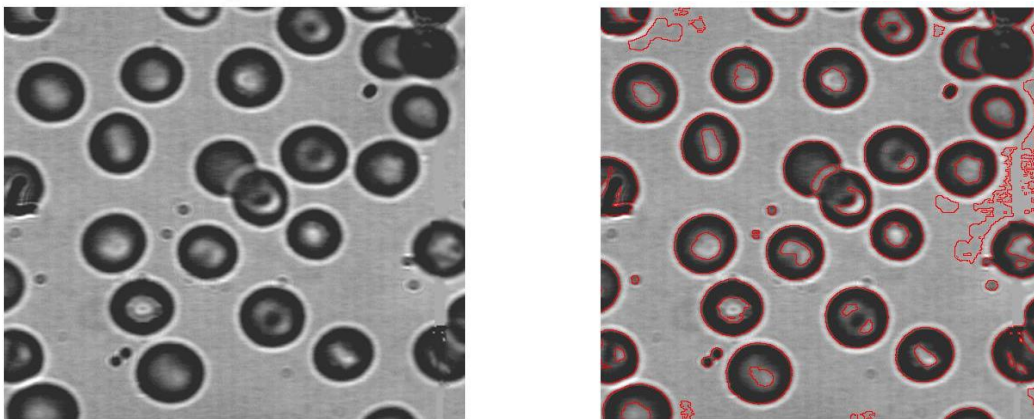


Figure (3-12) Image des cellules sanguines avant et après segmentation

A ce partie, après avoir déterminé un contraste entre les zones sombres et les zones claires, l'image a été filtrée et re-segmentée plus précisément en utilisant une comparaison

entre toutes les zones et la segmentation de l'image en zones sombres et zones claires en fonction de chacun des deux facteurs C1 pour le clair et C2 pour le foncé.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, un ensemble de caractéristiques de texture basées sur des faisceaux d'onde sont présentés.

Alors que la texture est l'ensemble des caractéristiques constituées de l'énergie des sous-images de caractéristiques par l'ondelette lors de la décomposition complète d'une zone locale dans une image, où le sous-échantillonnage entre les niveaux d'ondelettes est omis. Une décomposition en ondelettes très complète offre des avantages invariants de translation au détriment de la redondance. De plus, l'algorithme de clustering proposé peut démontrer automatiquement les résultats de segmentation sur l'image réelle, l'efficacité de la méthode proposée..

Conclusion Générale

Conclusion générale

Conclusion générale

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

Dans le cadre de ce travail, nous avons mis en évidence l'avantage de l'utilisation de la décomposition en ondelettes.

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

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

Bibliographie

1. **samia, Melle SIAHMED.** *memoir fi d'etude de theme Segmentation d'images texturées par analyse multi résolutions utilisant la décomposition en ondelettes.*
2. **sandeli, m.** *traitement d'image par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'image . s.l. : université costantine2, 2014.*
3. **A.MEDJAOUI, F et F, FARES.** *segmentation des image par contours actifs: aplication sur les image satellitaires à haute résoulition . s.l. : université abou bakr belkaid -telemcen , 2012.*
4. **T.Mohamed et D, Djafar. .** *la découverte des concepts sémantique caché avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'image . s.l. : universite kasdi merbah ouargla , 2013.*
5. **MERABT, N et M, MAHLIA.** *recheche d'image par le contenu. s.l. : université aboubakr blkaid-telemcen , 2011.*
6. **c.Houassine.** *segmentation d'image par une approche biomimétique hybride. boumerdes . s.l. : université m'hamed bougar, 2012.*
7. **M.T.Chikh.** *amélioration des image par un modèle de reseau de neurones (comparaison avec les filtres de base). s.l. : telmecen : université abou baker belkaid, 2011.*
8. **K.Aounallah.** *les apprches de segmantation d'image par coopération régions-contour in society of photo-optical instrumentation improvement de contours. 2010.*
9. **., M.Mzlliani.** *segmentation d'image parcooperation regions-countours ecole national supérieur d'informatique . 2012.*
10. **Meharzisiham.** *Fusion de la transformée d'ondelette et les Réseaux de neurone artificielle pour la classification de texture. 2019 /2020.*
11. **Poggi, Jean-Michel.** *Wavelets and their Applications Edited by Michel Misiti . s.l. : YvesMisitiGeorges Oppenheim.*
12. **Thinhinane, Mlle KACEL.** *Développement d'un système biométrique pour larecnaissance de visages basé sur la transformée en ondelettes, les réseaux de neurones Feed-Forward et lesréseaux de neurones récurrents . s.l. : UNIVERSITE MOULOU D MAMMER, 2018/2019.*
13. **F.Truchete.** *Ondelettes pour le signal numérique . Paris : Hermès, 1998.*
14. **Hela, Sahbani Mahersia.** *Segmentation d'images texturées par transformée en ondelettes et classification C-moyenne floue. . Tunisie : Hamrouni Kamel. (ENIT) BP-37 le Belvédère 1004 Tunis.*

15. **Charles, Catherine.** *De la transformée de Fourier à la transformée par ondelettes : le succès de l'analyse temps-fréquence* . 26/11/2021.

16. **Benfattoum Nora, Boudjenah Ibrahim.** *Mémoire de Master Implémentation des ondelettes géométriques pour la segmentation d'images médicales* . s.l. : Université M'hamedBougara de Boumerdes, 2016.

17. **S, Dhilip Kumar.** Wavelet Based Image Segmentation of SAR Flight Images. June 2013.

18. **Hela MahersiaSahbani, Kamel Hamrouni, et Noureddine Ellouze.** *Identification de texture par fusion d'attributs multi-résolutionnels et invariants à la rotation*. s.l. : Laboratoire LSTS, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT, 2007.

ملخص

تلعب معالجة الصور دورًا مهمًا في العديد من المجالات اليوم. في نظام معالجة الصور، تكون العملية الأكثر أهمية هي تجزئة الصورة. حتى الآن، لا توجد طريقة عالمية لتجزئة الصور. في هذا العمل سنتحدث عن تجزئة الصور عن طريق تحويل موجات Haar بطريقة (DWT)، وسنكتشف مزاياها وأنواعها وما تقدمه هذه التقنية في مجال معالجة الصور.

كلمات مفتاحية: تجزئة الصور، تحويل الموجات المنفصل، موجات هار.

Résumé

Le traitement d'images joue aujourd'hui un rôle important dans de nombreux domaines. Dans un système de traitement d'images, l'opération la plus importante est la segmentation d'image. Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation d'image.

Dans ce travail nous parlerons de segmentation d'images par transformation en ondelettes de Haar par la méthode de (DWT), nous découvrirons ses avantages et ses types et ce que cette technologie offre dans le domaine du traitement d'images.

Mots clés: segmentation d'images, transformée en ondelettes discrètes (DWT), ondelette de Haar

Abstract

Image processing plays an important role in many fields today. In an image processing system, the most important operation is image segmentation. Until now, there is no universal image segmentation method.

In this work we will talk about segmentation of images by Haar wavelet transformation by the method of (DWT), we will discover its advantages and types and what this technology offers in the field of image processing.

Key words: image segmentation, Discret wavelet transform (DWT), wavelet of Haar.