République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Dr YAHIA FARES de MEDEA



Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique et de l'Informatique

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en
Génie électrique

Option : Systèmes de Télécommunication

THEME

Segmentation des Images 2D et 3D par la technique du filtrage paramétrique(FP)

présenté par :

Mr. GUELLOUDA Walid
Mr. LAROUCI Mustapha

Proposé et dirigé par :

Mr. MIMEN Bakhti

Promotion 2012 /2013

Dédicaces

Dieu me suffit, quel excellent protecteur

Je dédie ce modeste travail à :

Ma très chère mère, et mon très cher père, pour leurs grand sacrifice et leurs dévouement pour mon bonheur.

Mes frères et sœurs, et toute la famille sans exception.

Toute mes amis et toutes personnes qui m'ont aidé de loin ou de prés.

GUELLOUDA Walid

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

À ma très chère mère, et mon très cher père, pour leurs grands sacrifices et dévouement pour mon bonheur.

À mon frère Adel.

À mes sœurs Noura et Hadjer.

À Toutes les familles LAROUCI, AICHE et RAHIL.

À ma petite famille de travail.

À mes amis Anwar, Redhwane, Hocine et Djamel.

À toutes personnes qui m'ont aidé de loin ou de prés.

LAROUCI Mustapha

Remerciement

À travers ce modeste travail, nous tenons à remercier vivement notre promoteur « Mr MIMEN Bakhti» pour l'intéressante documentation qu'il a mis à notre disposition, pour ses conseils précieux et pour toutes les commodités et aisances qu'il nous a apporté durant notre étude ainsi qu'au cours de la réalisation de ce projet de fin d'étude.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi à messieurs : le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les professeurs et enseignants qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle d'étude jusqu'à la fin du cycle universitaire.

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

Résumé

ملخص: ان إيجاد حواف الصورة هي الخطوة الأولى في نظام الرؤية, لأنه يتم باستخدام التداخل بين المناطق المختلفة من الصورة إلى وضع مجموعة من النقاط المجمعة لتشكيل الحواف.

يهدف هذا المشروع إلى إبراز وعرض طريقة جديدة تؤدي إلى إيجاد حواف الصورة، تعتمد أساسا على تقنية تسمى * **الترشيح الوسيطي***, والتي تعتمد على بعض المعايير التي يجب اختيارها بشكل صحيح. وان تطبيق مستوى العتبة هو ضروري لتحسين أداء الكشف عن الحواف.

وعلاوة على ذلك، فإن استخدام المويجات يسمح بتحسين الكشف عن حواف الصورة من خلال تعديل معامل التمدد والتقليص.

في النهاية، من الممكن تطبيق أسلوبنا في الترشيح الوسيطي على الصور ثلاثية الأبعاد.

كلمات مفتاحية : صورة ثنائية وثلاثية الأبعاد، ملامح، تجزئة، مويجة، الترشيح الوسيطي، شريحة، تصفية RII، D_{LL2}، D_{KL}.

Résumé :

La détection de contours est la première étape dans un système de vision. Car les interférences entre les différentes zones d'une image conduisent à la détermination d'un ensemble de points regroupés pour former des contours.

Ce mémoire présente une méthode de détection des contours d'image fixes par la technique du filtrage paramétrique (FP), qui base sur certains paramètres qui doivent être choisis convenablement. Et l'application du seuillage est nécessaire pour l'amélioration des performances de détection. D'autre part, l'utilisation des ondelettes permet l'amélioration de détection des contours plus proches en jouant sur le coefficient de dilatation et d'extension.

En fin, il est possible d'appliquer notre méthode du filtrage paramétrique pour la segmentation des images 3D.

Mots clés : Image 2D et 3D ; contours ; segmentation ; ondelettes ; méthode du filtrage paramétrique ; Slices ; filtres RII ; D_{LL2} ; D_{KL}.

Abstract :

Edge detection is the first step in a vision system because the interference between the different areas of an image are used to establish a set of points grouped to form contours.

This report presents a method for edge detection by parametric filtering technique (FP), this based on number of parameters those must be properly selected. applying the thresholding is necessary to improve detection performance. Moreover, the use of wavelets allows improved detection of the closest contour by adjusting the coefficient of expansion and extension.

In the end, it is possible to apply our method of parametric filtering for segmentation of 3D images.

Keywords : 2D and 3D Image; contours ; segmentation ; wavelet; parametric filtring method; IIR filters; DLL2 ; DKL.

LISTE DES FIGURES

Numéro de Figure	Titre	page
Figure I.1	exemple d'image matricielle	05
Figure I.2	exemple d'image vectoriel	06
Figure I.3	exemple d'image en couleur	06
Figure I.4	exemple d'image binaire	06
Figure I.5	exemple d'image en niveau de gris	07
Figure I.6	affichage d'un groupe de pixels	07
Figure I.7	représentation d'une image numérique	08
Figure I.8	voisinage d'un pixel.	09
Figure I.9	connexité d'un pixel	09
Figure I.10	représentation d'histogramme	10
Figure I.11	échantillonnage d'image	12
Figure II.1	Schéma bloc de filtrage paramétrique	19
Figure II.2	représentation des deux portes décalées de 50 % de chevauchement.	24
Figure II.3	l'organigramme de segmentation d'images par la méthode de(FP).	28
Figure II.4	image originale	29
Figure II.5	segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 8 ; m = 4 ; $\theta = -\pi$	30
Figure II.6	segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 16 ; m = 4 ; $\theta = -\pi$	30
Figure II.7	segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$	31
Figure II.8	segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -1$; $\eta_b = 1$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$	31
Figure II.9	segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -1$; $\eta_b = 1$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = \pi$	32

Figure II.10	segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -1$; $\eta_b = 1$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = 0.025\,\pi$	32
Figure II.11	segmentation par la méthode DKL et la méthode DLL2 d'une image (ETOILE1.png) avec seuillage normale.	33
Figure II.12	segmentation par la méthode DKL et la méthode DLL2 d'une image (ETOILE1.png) avec seuillage hystérésis.	34
Figure II.13	image originale.	35
Figure II.14	segmentation par la méthode DKL et la méthode DLL2 d'une image (barbara00.png) sans seuillage.	35
Figure II.15	segmentation par la méthode DKL et la méthode DLL2 d'une image (barbara00.png) avec seuillage normale.	35
Figure II.16	segmentation par la méthode DKL et la méthode DLL2 d'une image (barbara00.png) avec seuillage hystérésis.	36
Figure III-1	Structure d'ondelettes en contraction et dilatation	41
Figure III-2	Translation et changement de taille d'une l'ondelette mère $\varphi(t)$	42
Figure III-3	Translation et Contraction d'une ondelette.	45
Figure III-4-1	Ondelettes de Haar	46
Figure III-4-2	Ondelettes de Morlet	47
Figure III-4-3	Ondelettes Chapeau Mexicain	47
Figure III-4-4	Ondelettes de Meyer	48
Figure III.5	l'organigramme de segmentation d'images à base d'ondelette par la méthode de(FP).	49
Figure III.6	Niveau de détection de contour à base d'ondelette Pour mexh sur ('barbara.png')	51
Figure III.7	Niveau de détection de contour à base d'ondelette Pour Morlet sur ('barbara.png').	52
Figure III.8	Niveau de détection de contour à base d'ondelette Pour Shannon sur ('barbara.png').	53

Figure IV.1	les coordonnées cartésiennes tridimensionnelles	61
Figure IV.2	Coordonnées cartésiennes dans le plan.	62
Figure IV.3	Coordonnées cartésiennes dans l'espace.	62
Figure IV.4	Représentation d'un voxel.	62
Figure IV.5	Représentation d'une images de donnée d'IRM .	65
Figure IV.6	Représentation d'un contour 2-D Slice.	66
Figure IV.7	Représentation d'un contour des Slice 3D.	67
Figure IV.8	Représentation d'un éclairage.	68
Figure IV.9	Exemple - Basic 3-D traçage: La fonction Plot3.	68
Figure IV.10	Exemple - Des données cartographiques à la couleur ou la transparence.	69
Figure IV.11	Exemple - Fonctions mathématiques d'éclairage.	69
Figure IV.12	Exemple - Options de commande d'axes.	70
Figure IV.13	l'organigramme de segmentation d'images 3D par la méthode (FP).	71
Figure IV.14	Représentation d'une seule coupe.	72
Figure IV.15	Représentation d'un trois coupes mutuellement orthogonales.	73
Figure IV.16	Représentation d'un plusieurs coupes (image 3D).	73
Figure IV.17	segmentation des niveaux 01-05-10-20 d'une image 3D par la méthode de DLL2.	76
Figure IV.18	segmentation des niveaux 01-05-10-20 d'une image 3D par la méthode de DKL.	78

Figure Annexe C-1 : segmentation par la méthode DKL et la méthode DLL2 d'une image (lenna).

Figure Annexe C-2 : segmentation par la méthode DKL et la méthode DLL2 d'une image (lenna00).

Figure Annexe D-1 : Menu Toolbox ondelette.

Figure Annexe D-2 : Affichage de l'ondelette

Figure Annexe E-1 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette de méxihat sur (woman).

Figure Annexe E-2 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette de Morlet sur (woman).

Figure Annexe E-3 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette de Shannon sur (woman).

Figure Annexe F-1 : Menu de visualisation 3D.

Figure Annexe F-2 : les Techniques de visualisation de volume.

LISTE DES TABLEAUX

Numéro du Tableau	Titre	page
Tableau IV.1	les fonctions de visualisation.	64

SOMMAIRE

Dédicace
Remerciement
Résumé
Liste des figures
Liste des tableaux
Introduction générale……01

Chapitre I : Quelques notions de base du traitement d'images

I.1. Introduction ……04

I.2. Formats d'images ……..04

I.2.1 Définition ……...…..…04

I.2.2 Les différents formats d'images …….....….04

I.3. Types d'images ……..05

I.3.1 Images matricielles (ou images bitmap) ……..05

I.3.2 Images vectorielles ……..……..06

I.3.3 Images en couleurs……06

I.3.4 Images binaire ……06

I.3.5 Images en niveau de gris……...06

I.4. Notions générales sur l'image ……07

I.4.1 Définition ……..07

I.4.2 Pixel et niveau de gris ……07

I.4.3 Distance entre 2 pixels ……..……..08

I.4.4 Voisinage, maillage et connexité d'un pixel ……..……08

I.4.5 La taille d'une image ……09

I.5. le filtrage ……...13

I.5.1 Définition ……..13

I.5.2 Les types de filtrages ……..…..…..13

I.6. Etude de segmentation……...……14

I.6.1 Définition……...….14

I.6.2 Les différents types de segmentation ……...…….14

I.7. Conclusion ……16

Chapitre II : Technique du filtrage paramétrique pour la segmentation d'images fixes

II.1 introduction …… …….18

II.2 vue générale sur la méthode du filtrage paramétrique …… 18

II.2.1 Les méthodes à modèle ……...…18

II.2.2 Les méthodes sans modèles …….....19

II.3 méthode du filtrage paramétrique ……...….……20

II.3.1 La méthode de base ……....…….20

II.3.2 Mesures de distorsion ……....…….21

II.4 points maximal dans la détection de contour …….……....22

II.5 Présentation d'algorithme ……...……...23

II.5.1 Bloc de filtrage (le lissage) ……..23

II.5.2 Bloc d'autocorrélation du premier ordre …….….24

II.5.3 Bloc de mesure des distorsions …….…….....24

II.5.3.1 Méthode DKL …….....25

II.5.3.2 méthode DLL2 ……...…….…....25

II.6 Méthode FP en bidimensionnel (2D)…….....25

II.7 Organigramme de la technique FP …….....27

II.8 Implémentation de la méthode FP ……..…….....29

II.8.1 performance de la méthode FP sans seuillage…….…….....29

II.8.2 Segmentation d'images fixes avec seuillage…….….....33

II.8.3 Application de la segmentation PF sur une image (barbara00.png)……34

II.9 Comparaison entre DKL et DLL2…….....36

II.10 Conclusion …….....37

Chapitre III : Segmentation par la méthode du filtrage paramétrique à base d'ondelettes

III.1. Introduction ……...39

III.2 Quelques Notions sur les ondelettes ……..…...…….39

III.2.1 Historique et domaines d'application …….....39

III.2.2 Fonction et transformée d'ondelette ……..…….40

III.2.3 Avantages et applications de la Transformée en Ondelettes……45

III.2.4 Familles d'ondelettes …….….45

III.3 Organigramme de la méthode PF à base d'ondelettes ……..48

III.4 Implémentation est discussion des résultats ……..…….50

III.5 Conclusion ……....54

Chapitre IV : Extension de la technique du filtrage paramétrique à la segmentation des images 3D.

IV.1 Introduction ……60

IV.2 Notion des images 3D ……....60

IV.2.1 Principe de l'image 3D ……60

IV.2.2 Les Coordonnées cartésiennes d'un système 3D ……..61

IV.3 Le voxel ……..62

IV.4 Visualisation des images 3D sous Matlab ……..62

IV.4.1 Techniques de visualisation du volume ……...62

IV.4.2 autres techniques de visualisations 3D ……....68

IV.5 Implémentation de la méthode FP pour la segmentation des images 3D ……...70

IV.5.1 Organigramme de la technique FP pour les images 3D ……...70

IV.5.2 création d'images 3D à partir des slices 2D sous Matlab ……....71

IV.6 Segmentation d'une image 3D par la FP ……...73

IV.6.1 Segmentation d'images slices fixes sans et avec seuillage ……..74

IV.6.2 Reconstruction de l'image contour 3D ……...78

IV.7 Conclusion ……....79

Conclusion générale……80

Bibliographie

Annexes.

.

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Depuis plusieurs années, il existe des machines qui n'aident pas seulement l'homme à prendre des décisions mais elles les prennent toutes seules et dans plusieurs cas mieux que celles prises par l'homme. Ensuite, ils ont fait remplacer l'homme par la machine pour contribuer à la naissance de la : « vision par ordinateur ».

Cette vision par ordinateur a pris une série de procédés complexes dépendant des branches classiques telles la physique et les mathématiques appliquées, comme l'optique, le traitement du signal, la reconnaissance des formes, l'analyse de fourier, les sciences de la communication de l'information.

Dés 1950, des études sur la perception visuelle de l'environnement furent publiées par J.J.GIBSON à Boston et pendant les années 60 des recherches furent menées principalement aux USA, sur le traitement par ordinateur d'images scientifiques provenant de sondes spatiales, de satellites de la terre et d'observations biomédicales. Puis la miniaturisation et les développements rapides des ordinateurs, contribuèrent à l'essor d'une nouvelle science qui est ' la vision artificielle', comprenant la prise de vue et son interprétation.**[02]**

Parmi ces procédés nous trouvons en 1er lieu : « le traitement de l'image » qui est nécessaire d'avoir une vision artificielle ; car c'est durant l'étape du traitement d'image que se fait la réduction de la quantité d'information qu'il faut traiter en extrayant seulement l'information 'utile' que comporte l'image et qui sera interprétée à un niveau supérieur.

Dans les traitements d'image, la segmentation d'image est une méthode fondamentale et souvent incontournable fondée sur des critères de similarité et/ou dissimilarité d'indices individuels dits (attributs) correspondants à des point d'intérêts ou à des zones qui contiennent des informations significatives.

Plusieurs méthodes de segmentation ont vu le jour, selon les besoins et la nécessité d'avoir une bonne qualité de détection, avec l'algorithme le plus simple, rigoureux et pratique pour son implémentation.

Le cadre générale dont le quel s'inscrit ce mémoire est justement celui de la méthode de filtrage paramétrique pour la segmentation d'images fixes, pour cela nous l'organisons comme suit :

- Dans le chapitre (I) : on présentera des généralités sur le traitement d'image. Ce sont des informations de base qui aident à mieux connaitre le domaine de l'imagerie.
- Le chapitre (II) est consacré à la représentation et la mise en œuvre de la méthode de détection de contours en basant sur le filtrage paramétrique (FP) sans et avec

seuillege. À la fin de ce chapitre une discussion des résultats obtenue sera effectuée pour les différents paramètres.

- Le chapitre (III) sera consacré à l'étude de la technique du filtrage paramétrique à base d'ondelettes mères et ses filles pour voir son efficacité en basant sur les paramètres choisis dans le chapitre précédent.
- Chapitre (IV) est une extension de la technique du filtrage paramétrique (FP) pour la segmentation en contour des images 3D fixe. À la fin de ce chapitre nous présentons les résultats de mise en œuvre de notre méthode.
- Enfin, nous terminerons par une conclusion générale.

Chapitre I :

Quelques notions de base du traitement d'images

- INTRODUCTION.
- FORMATS D'IMAGES.
- LES TYPES D'IMAGES.
- NOTIONS GENERALES SUR L'IMAGE.
- LE FILTRAGE.
- ETUDE DE SEGMENTATION.
- CONCLUSION.

I.1. Introduction :

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

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 pertinente.

I.2. Formats d'images :

I.2.1 Définition :

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, associée à des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et de la manipuler. **[01]**

I.2.2 Les différents formats d'images [01] :

I.2.2.1 JPEG :

Le JPEG (Joint Photographic Experts Group) est un format à perte, qui élimine donc des informations, mais un des points forts de JPEG est que son taux de compression est réglable. Un compromis doit cependant être fait entre le taux de compression et la qualité de l'image comprimée.

Le format JPEG sauvegarde davantage d'informations couleur que le format GIF et garantit de ce fait un nombre élevé de couleurs. La compression flexible rend possible une réduction de la taille du fichier JPEG sans avoir trop d'impact sur la qualité de l'image.

I.2.2.2 JPEG 2000 :

Le JPEG 2000 est capable de travailler avec ou sans pertes, utilisant une transformation en ondelettes (méthode d'analyse mathématique du signal). En compression irréversible, JPEG 2000 est plus performante que la méthode de compression JPEG. On obtient donc des fichiers d'un poids inférieur pour une qualité d'image égale.

Les performances en compression de JPEG 2000, sont meilleures que JPEG. La résistance aux erreurs de transmission, le codage sans pertes, et les diverses extensions visant diverses applications font l'intérêt de la norme.

I.2.2.3 GIF :

Le GIF (Graphics Interchange Format) : Ce format utilise l'algorithme de compression sans perte le format GIF a été étendu pour permettre le stockage de plusieurs images dans un fichier. Ceci permet de créer des diaporamas, voire des animations si les images sont affichées à un rythme suffisamment soutenu. Chaque image d'une animation peut avoir sa propre palette, ce qui permet de créer des images contenant 16.777.215 couleurs simultanément, mais d'une taille non négligeable.

I.2.2.4 PNG :

Le Portable Network Graphics : est un format d'images numériques, qui a été créé pour remplacer le format GIF, Le PNG est un format sans perte spécialement adapté pour publier des images simples comprenant des aplats de couleurs.

I.2.2.5 TIFF :

Le TIFF (Tagged Image File Format) est un format de fichier pour image numérique. Le TIFF non compressé est un format courant et par beaucoup des logiciels de traitement d'image matricielle. Il permet d'utiliser de nombreux types de compression, avec ou sans perte de données.

I.3. Types d'images [02]:

On distingue plusieurs types d'images à la composition et au comportement différent : les images matricielles et les images vectorielles.

I.3.1 Images matricielles (ou images bitmap) :

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

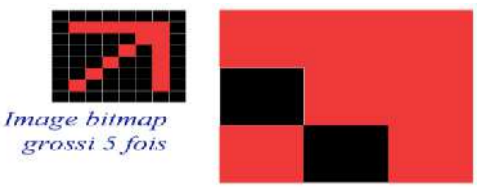


Figure I.1 : exemple d'image matricielle

I.3.2 Images vectorielles :

Le contenu de l'image est défini par des vecteurs dont les coordonnées sont les coordonnées de points représentant une forme

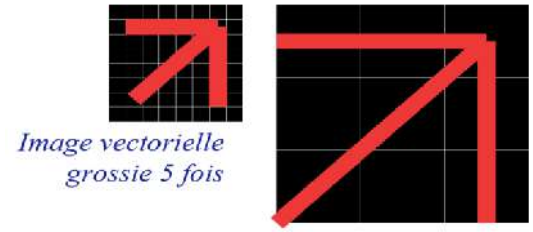


Figure I.2 : exemple d'image vectoriel

I.3.3 Images en couleurs :

Une image couleur correspond à la synthèse additive de 3 images, rouge, vert et bleu. Chaque pixel est donc codé sur 3×Nbits.

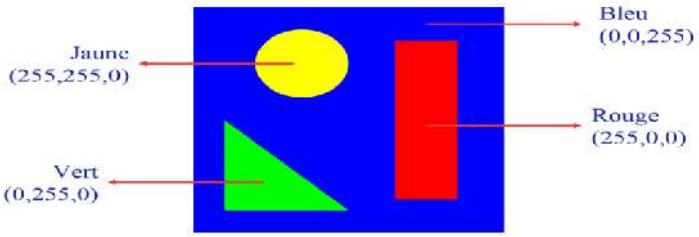


Figure I.3 : exemple d'image en couleur

I.3.4 Images binaire :

Dans une image binaire, les pixels sont représentés par deux états logiques 0 (noir) et 1 (blanc). C'est un codage de l'image sur 1 bit

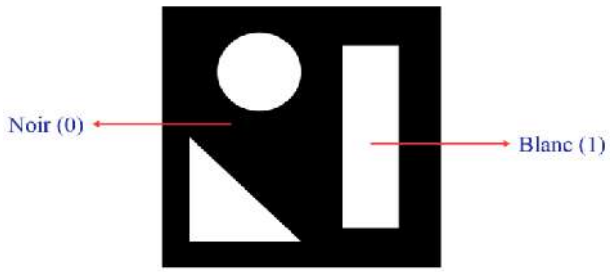


Figure I.4 : exemple d'image binaire

I.3.5 Images en niveau de gris :

Chaque pixel est codé sur N bits, ce qui lui confère des valeurs entières comprises entre 0 (noir) et $(2)^N - 1$ (blanc).

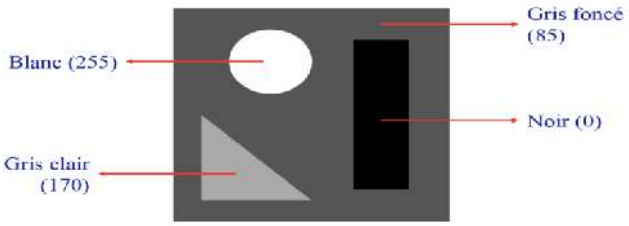


Figure I.5 : exemple d'image en niveau de gris

I.4. Notions générales sur l'image :

I.4.1 Définition :

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film. 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) de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné

- Les x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image
- 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. **[03]**

I.4.2 Pixel et niveau de gris :

Contraction de l'expression anglaise " Picture Eléments ": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. 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 d'affichage ou d'impression.

Exemple :

La lettre A, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous :



Figure I.6 : affichage d'un groupe de pixels

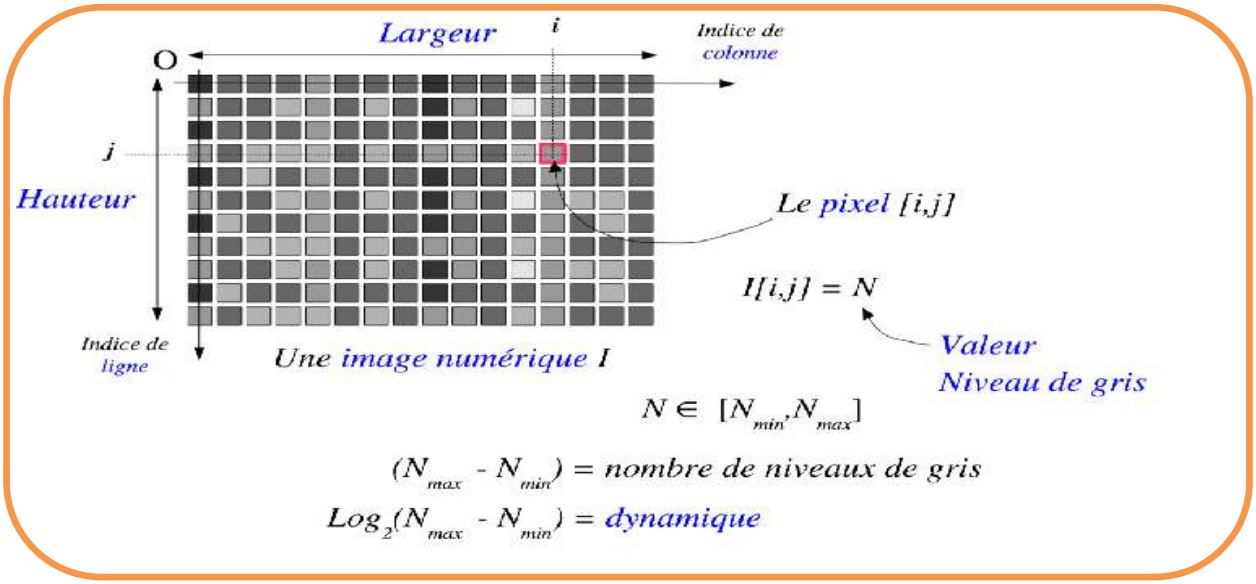


Figure I.7 : représentation d'une image numérique

I.4.3 Distance entre 2 pixels [04] :

L'image est caractérisé par un couple de coordonnée (X, Y).

Pour deux pixels P (Xp, Yp) et Q (Xq, Yq) :

- Distance de manathan (city block): **D (P, Q)=** $|Xp - Xq| + |Yp - Yq|$ ….. (I.1).
- Distance de l'échiquier : **D (P, Q)= Max (** $|Xp - Xq|, |Yp - Yq|$ **)** …… (I.2).

I.4.4 Voisinage, maillage et connexité d'un pixel :

a. Voisinage :

Un pixel représenté par son intensité ou niveau de gris M(x, y), a quatre voisins aux points : M5(x+1, y), M4(x-1, y), M7 (x, y+1), M2(x, y-1). Cet ensemble de pixels appelé quatre voisins de M(x,y) représente les pixels aux quatre points cardinaux de M(x, y).

Les voisins diagonaux de M(x, y) se trouvent aux points : M8 (x+1, y+1), M3(x+1, y-1), M6 (x-1, y+1), M1(x-1, y-1). L'ensemble des points cardinaux et diagonaux de M(x, y) est appelé huit voisins de M(x, y) appelés aussi 8- connexité. **[03]**

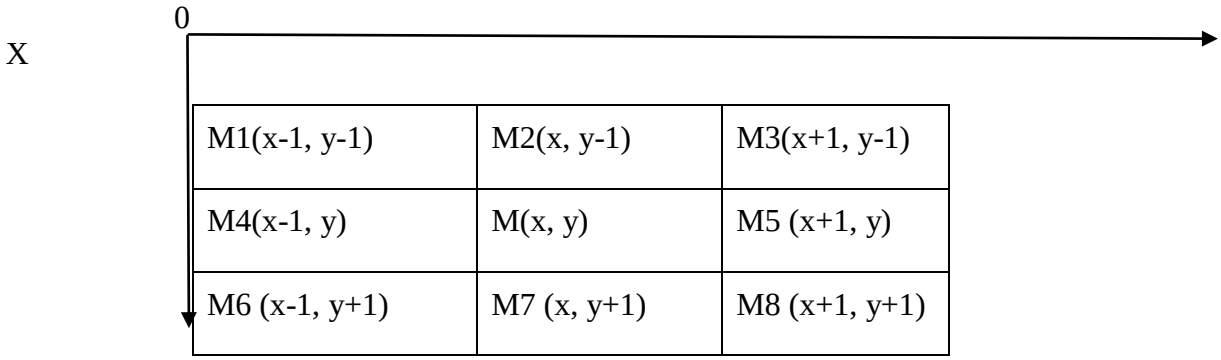


Figure I.8 : voisinage d'un pixel.

b. maillage :

Le maillage est l'arrangement géométrique des pixels dans l'image. On utilise trois type qui résultent de différents dessellassions du plan par des figures géométrique **[04]**:

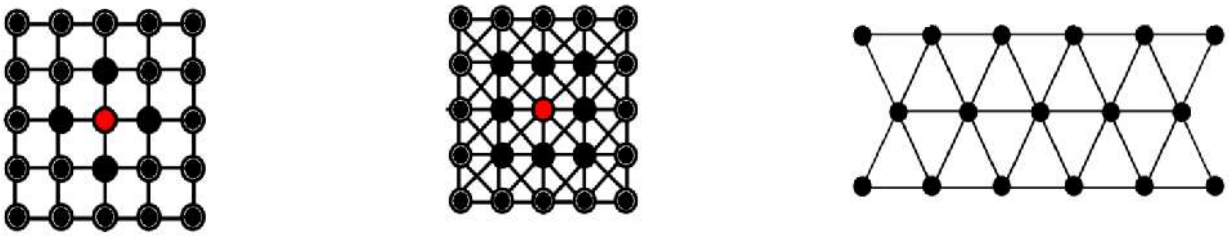
- Maillage carré : qui correspond à la réalité physique des capteurs d'image.
- Maillage hexagonal : est une référence pour le domaine de la morphologie mathématique.
- Maillage triangulaire : est plus confidentiel.

c. Connexité :

Deux points M et P sont connexes s'ils sont mutuellement voisins par le système de voisinage défini. **[04]**

- Il y a 3 grands types classiques de connexité :

  - 4 connexités (Maillage carrée)
  - 6 connexités (Maillage hexagonale)
  - 8 connexités (Maillage triangulaire)



4 connexités 8 connexités 6 connexités

Figure I.9 : connexité des pixels

I.4.5 La taille d'une image :

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. **[04]**

Exemple : pour une image de 240 X 420

Nombre de pixels : 240 X 420 = 100800

Taille de chaque pixel : 24 bits / 8 = 3 octets

Le poids de l'image est ainsi égal à : 100800 X 3 = 302.400 et Égal : 302.400/1024 =295 Ko

I.4.6 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). La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. **[05]**

I.4.7 Histogramme :

L'histogramme représente la répartition des pixels en fonction de leur niveau de gris. Il fournit diverses informations comme les statistiques d'ordre (voir ci contre), l'entropie (voir précédemment), et peut permettre d'isoler des objets. **[06]**

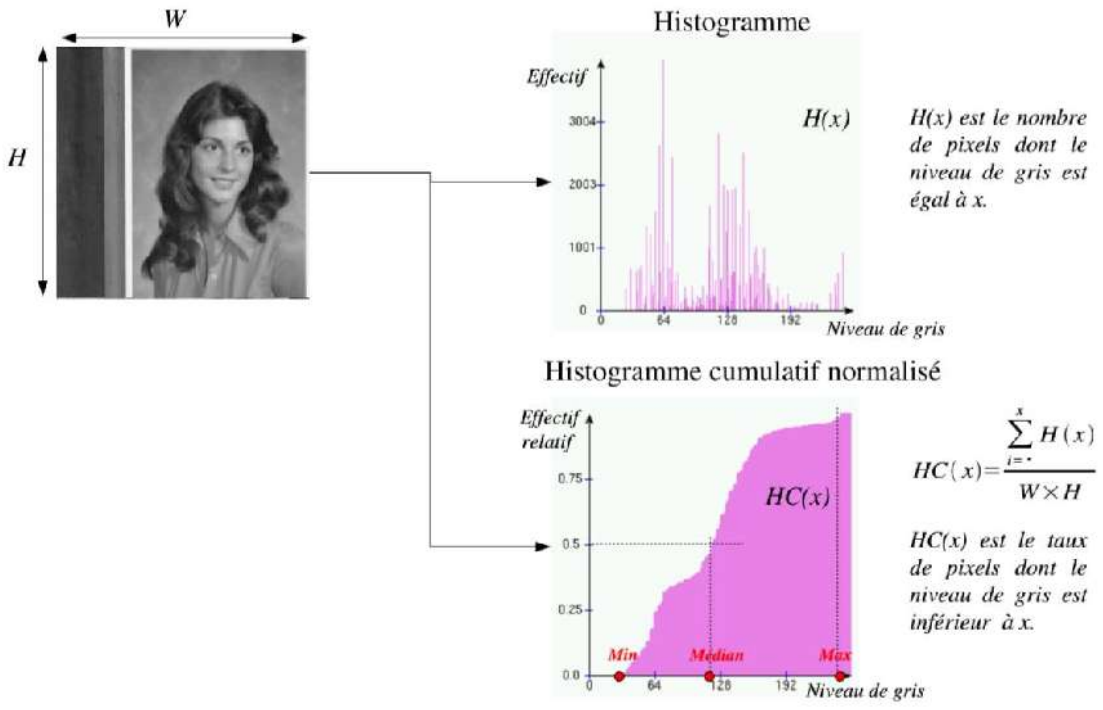


Figure I.10 : représentation d'histogramme**[06]**

Il existe deux types d'histogramme :

a. Normalisation :

La normalisation d'histogramme, ou expansion de dynamique, est une transformation affi ne du niveau de gris des pixels de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique de représentation.

$$f\,new[x,y] = \frac{(2^d - 1)}{(N_{max} - N_{min})}.(f[x,y] - N_{min}) \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots (I.3)$$

avec, D : dynamique ; N_{max} : la plus grande valeur dans l'image et N_{min} : la plus petite valeur dans l'image

b. Égalisation :

L'égalisation d'histogramme est une transformation des niveaux de gris dont le principe e st d'équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique (Idéalement, on cherche à obtenir un histogramme plat).

$$f\,new[x,y] = (2^d - 1).\frac{HC(f[x,y])}{wh} \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots (I.4)$$

avec, D : dynamique **;** (w, h) : dimension de l'image et HC : histogramme cumulé

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. **[07]**

I.4.9 Luminance :

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette 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**[08]** :

a. Des images lumineuses (brillantes);
b. 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.
c. L'absence de parasites.

I.4.10 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. **[08]**

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 :

C = (L1-L2)/ (L1+L2) …… (I.5).

I.4.11 Balayage :

Analyse d'une image ligne à ligne par l'intermédiaire d'un rayon lumineux, le plus souvent dans le cadre d'une numérisation (scanner). **[08]**

I.4.12 Échantillonnage :

L'échantillonnage est une étape fondamentale qui doit tenir compte du contenu informationnel pertinent de l'image à analyser, elle 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). **[08]**

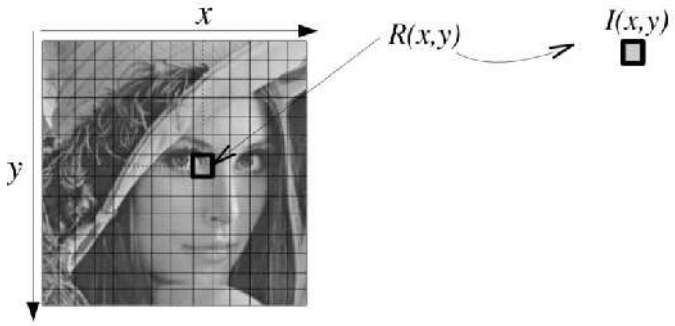


Figure I.11 : échantillonnage d'image

I.4.13 Quantification :

Transformation d'une amplitude à valeurs continues en une amplitude qui ne peut prendre qu'un nombre fini de valeurs distinctes. Pour une image à 256 niveaux de gris, chaque amplitude est codée sur un octet (8 bits). **[08]**

I.4.14 Le seuillage :

Une image numérique, pour pouvoir être exploitée a généralement besoin d'être simplifiée, c'est le but du seuillage. Ce dernier consiste à transformer l'image codée sur 6, 8 ou 16 bits, en une image binaire ou les pixels à 1 correspondent aux objets et les pixels à 0 au fond de l'image.

A la différence des différents traitements de l'image numérique, le seuillage est un passage obligatoire pour toute analyse morphologique ultérieure. Le seuillage permet de sélectionner les parties de l'image qui intéressent l'opérateur, par exemple 2 types de grains (blancs et sombres) dans un mélange. On peut donc, par exemple, attribuer à tous les pixels de l'image numérique qui ont un niveau de gris compris entre deux valeurs i1 et i2, choisies par l'opérateur, la valeur 1; à tous les autres pixels est attribuée la valeur 0.

Après seuillage, les parties de l'image sélectionnées seront traduites en noir et blanc.

L'image, digitalisée par l'ordinateur (0 et 1), est appelée image binaire. Cette dernière, tout comme l'image numérique contient des informations superfétatoires, qu'il convient d'éviter,

ou masquées qu'il faut révéler. Les traitements suivants permettent de modifier l'image binaire à ces fins.

Il n'est pas en général nécessaire de s'intéresser à tous les paramètres de base relatifs à une image, car seules certaines propriétés sont utiles. L'idée est donc de transformer l'image binaire pour n'accéder qu'aux informations qui nous préoccupent. De plus, le seuillage de l'image peut faire apparaître des défauts dus à l'irrégularité de la surface ou à d'autres causes externes. La morphologie mathématique permet de transformer ces images en « tout ou rien » grâce à des éléments structurant.

I.4.15 le 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

Il faut noter que le bruit est non seulement lié au matériel utilisé, mais aussi à l'image elle-même : parties fortement contrastées, parties plus ou moins sombres, ... **[06]**

I.5. le filtrage [09]:

I.5.1 Définition :

Le filtrage est le moyen qui nous permet d'atténuer au maximum le bruit et les irrégularités rapides de l'image plus rapides que les détails que l'on cherche à conserver. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

Il y a deux façons principales d'approcher les techniques de filtrage :

- la première est de s'attache aux agrégats des pixels qui composent l'image, on considère d'abord leurs attributs et parmi ceux-ci l'intensité lumineuse au point (x, y) ou ils se trouvent, les technique traitent les niveaux de gris seront donc des procédés du domaine spatial, c'est-à-dire du plan (x, y) de l'image.
- la dixième façon est d'opérer dans le domaine fréquentiel, le moyen d'accès est la transformée de Fourier.

I.5.2 Types des filtrages :

- **Filtre passe-bas :**

Ce filtre n'affecte pas les composants de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence.

- **Filtre passe-haut :**

Le filtre passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composants de haut fréquence dans les données d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

- **Filtre passe-bande :**

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

I.6. Etude de segmentation [10]:

I.6.1 Définition:

C'est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. Si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation.

Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène). Mettre au point des algorithmes de segmentation de haut niveau (chaque région est un objet sémantique) est encore un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images.

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 :

a. Segmentation fondée sur les régions (en anglais : region-based segmentation). On y trouve par exemple : la croissance de région (en anglais : region-growing), décomposition/fusion (en anglais : split and merge)
b. Segmentation fondée sur les contours (en anglais : edge-based segmentation)
c. Segmentation fondée sur classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité (en anglais : classification ou thresholding)
d. Segmentation fondée sur la coopération entre les trois premières segmentations.

I.6.2 Les différents types de segmentation :

- **Segmentation par approche « région » :**

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

conjointe de la régularité des régions et des niveaux de gris de chaque région existent également.

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

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

Les algorithmes fondés sur une modélisation statistique conjointe des régions et des niveaux de gris, notamment ceux s'appuyant sur les Champs de Markov Cachés, reposent sur la minimisation d'une fonction de vraisemblance (ou énergie). Cette fonction prend simultanément en compte la vraisemblance de l'appartenance du pixel à une région considérant son niveau de gris, et les régions auxquelles appartiennent les pixels voisins. Cette fonction effectue un compromis entre la fidélité à l'image initiale et la régularité des régions segmentées.

- **Segmentation par approche « frontière » :**

Cette approche cherche à exploiter le fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions connexes. Les méthodes les plus anciennes utilisent des opérateurs de traitement d'images, tels que le filtre de Canny, pour mettre en évidence les pixels qui semblent appartenir à un contour. La construction d'une partition est alors souvent difficile. On peut

aussi faire intervenir des modèles déformables à l'aide de courbes paramétriques (courbe de Bézier, spline...) ou de polygones (par exemple algorithme à bulle).

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

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

- **Segmentation par classification ou seuillage :**

On part ici d'un rapport qu'entretient chaque pixel individuellement avec des informations calculées sur toute l'image, comme par exemple la moyenne des niveaux de gris de l'ensemble des pixels, ou la médiane, permettant de construire n classes d'intensité. Lorsque les classes sont déterminées par le choix d'un seuil, on parle de seuillage. Les pixels appartenant à une même classe et étant connexes forment des régions de l'image. **[11]**

I.7. Conclusion :

Les images numériques sont de plusieurs types : couleurs, noir et blanc, niveaux de gris et couleurs. Celles en couleurs peuvent être représentées sur des différentes espaces.

Nous avons décrit dans ce chapitre quelques notions sur l'analyse d'image, numérisation (balayage, échantillonnage et quantification) et segmentation d'images. La méthode de segmentation d'image est très nombreuse et très variés. Nous pouvons aborder le chapitre suivant qui concerne les méthodes de filtrage paramétrique d'image 2D.

Chapitre II :

Technique du filtrage paramétrique pour la segmentation d'images fixes

- INTRODUCTION.
- VUE GENERALE SUR LA METHODE DE FILTRAGE PARAMETRIQUE.
- LA METHODE DE FILTRAGE PARAMETRIQUE.
- POINTS MAXIMAL DANS LA DETECTION DE CONTOUR.
- PRESENTATION D'ALGORITHME.
- METHODE FP EN BIDIMENSIONNEL (2D).
- ORGANIGRAMME DE LA TECHNIQUE FP.
- IMPLEMENTATION DE LA METHODE FP.
- CONCLUSION.

II.1 Introduction :

Les nouvelles techniques de traitements du signal pour détecter les contours d'images sont considérables. L'une de ses approches est appelée filtrage paramétrique. Cette méthode est appliquée avec succès sur la parole et la segmentation vocale, on va la projeter par application sur la détection du contour. Cette nouvelle approche ouvre des voies très prometteuses dans l'analyse de contour et la segmentation, la méthode proposée combine un filtre paramétrique avec l'analyse de l'autocorrélation du premier ordre du signal image filtré, ce fait produira une nouvelle fonction caractéristique pour le spectre de signal image, en se basant sur cette nouvelle fonction caractéristique, divers mesures de distorsion sont proposées comme des indicateurs du changement spectral. Ces indicateurs présentent de bonnes performances pour la détection de contour et pour la segmentation. **[13],[14].**

II.2 Vue générale sur la méthode du filtrage paramétrique :

II.2.1 Les méthodes à modèle :

Elles dépendent essentiellement des modélisations LPC. Une des méthodes est dérivée d'un test GLR (Generalized Liklihood Ratio) en supposant que le signal entrant est une partie d'un processus autorégressif conduite par le bruit blanc Gaussien. En donnant un domaine du signal, la méthode, en principe, teste l'hypothèse qu'aucun changement ne se produit dans le domaine alors qu'une variation a lieu dans ce domaine à un certain temps t.

En utilisant les modèles LPC, les fonctions de probabilités Gaussienne (Gaussien liklihood functions) sont évaluées sous les deux hypothèses et le rapport de vraisemblance (the liklihood ratio) D_t est calculé pour chaque t. Si D_t est maximisé en t=t* et le maximum excède un certain seuil, un changement en t=t* est apparu. En plus, les rapports de vraisemblance des modèles LPC sont aussi employés comme estimateurs spectraux (Spectral Estimators) dans le calcul des mesures de distorsion pour détecter les variations spectrales. **[14],[15]**

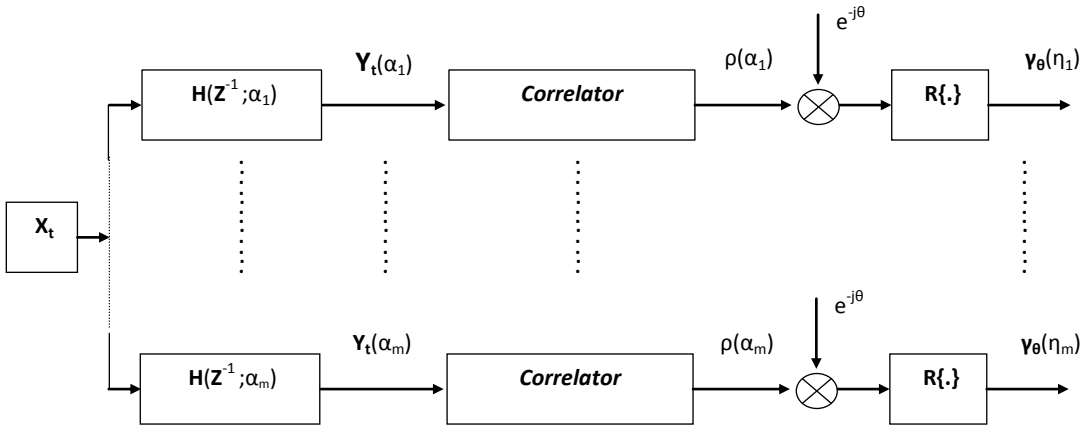


Figure II.1. Schéma bloc de filtrage paramétrique

II.2.2 Les méthodes sans modèles :

Les méthodes sans modèles existantes sont généralement basées sur l'utilisation directe du spectre de l'image, couplée avec une mesure de distorsion spectrale.

Par exemple, Deshayes et Picard utilisent la distance spectrale de Kolmogorov-Smirnov : $D = \sup \left| F1(w) - F2(w) \right|$, et la distance spectrale de Cramer-Von Mises :

$D = \int \left| F1(w) - F2(w) \right|^2 d\, w$ où F1(w) et F2 (w) sont des fonctions de distributions spectrales estimées des deux domaines du signal pris dans le voisinage du temps t. La variation est déclarée comme avoir lieu en t si la distance calculée en t excède un seuil.

D'autres distances spectrales (mesures de distorsions) peuvent être aussi bien employées pour ces buts, deux exemples sont : **[21],[19]**

- la divergence spectrale de Kullback-Leibler (KL).

$$D_{KL} = = \int_{-\pi}^{\pi} k \left[\frac{f1(\omega)}{f2(\omega)}\right] d\omega \quad \text{..... (II.1).}$$

Avec K(u) = u - log(u) -1, tel que K est la distance de Kullback-Leibler (KL).

- et la distance L2 de log-spectrum :

$$D_{LL2} = \int \left| \log f_1(\omega) - \log f_2(\omega) \right|^2 d\omega \quad \text{.....(II.2).}$$

Où : $f_1(\omega)$ et $f_2(\omega)$ sont des fonctions de densité spectrale estimées de deux domaines du signal au voisinage de t.

II.3 Méthode du filtrage paramétrique :

La méthode de filtrage paramétrique (FP) est motivée par le fait que la structure de corrélation d'un signal stationnaire peut être caractérisée par la signature de certaines sorties statistiques d'un filtre judicieusement désigné. **[18],[19]**

II.3.1 La méthode de base :

Supposons $\{X_t\}$ est un signal stationnaire à valeurs réels avec la moyenne égale à zéro et une fonction d'autocorrélation égale à : **[12]**

$$\rho_k = E(X_{t+k}.X_t)/E(X_t^2)$$

Considérons le filtre récursive IIR $H(z^{-1}; a)$ définie par :

$$Y_t(\alpha) = \sum_{l=0}^{+\infty} \bar{\alpha}^l . X_{t-l} = \bar{\alpha} . Y_{t-1}(\alpha) + X_t \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (II.3)$$

Où : $\alpha = \eta . e^{-j\theta}$. est un nombre complexe avec : $|\eta| < 1$ et $\theta \in [-\pi, +\pi]$, et $\bar{\alpha}$ est le conjugué.

Soit $\rho(\alpha)$ l'autocorrélation d'ordre un de $\{Y_t(\alpha)\}$.

$$\rho(\alpha) = \frac{E\{Y_{t+1}(\alpha).\bar{Y}_t(\alpha)\}}{E\{|Y_t(\alpha)|^2\}} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (II.4)$$

Pour tout θ fixé, (5) définit l'autocorrélation de premier ordre démodulée du signal $\{Y_t(\alpha)\}$ comme suit :

$$\gamma_\theta(\eta) = \Re\{e^{-j\theta}.\rho(\alpha)\} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (II.5).$$

Où : $\Re\{.\}$ représente la partie réelle d'un nombre Complexe.

Dans ce projet, on utilise $\gamma_\theta(\eta)$ comme une nouvelle fonction caractéristique, complémentaire au spectre de Fourier pour la représentation de la structure de corrélation de $\{X_t\}$. Nous appellerons cette méthode d'analyse des structures d'autocorrélation « **la méthode du filtrage paramétrique** ».

Pour calculer $\gamma_\theta(\eta)$, nous n'allons imposer aucun modèle paramétrique ou des suppositions de distributions sur $\{X_t\}$, c'est pour ça que cette méthode appartient à la catégorie des méthodes sans modèles sans utiliser explicitement les densités spectrales.

Dans l'application, cette méthode peut être implémentée facilement avec un filtre paramétrique de paramètre α comme le montre la figure (N°1), ou les η_k peuvent être pris par exemple, uniformément dans l'intervalle $[\eta_a, \eta_b] \subset [-1, +1]$.

Pour chaque évaluation de $\gamma_\theta(\eta)$, le nombre de multiplications exigé est proportionnel à la longueur du signal appliqué, et habituellement, quelques évaluations suffisent pour les besoins de la détection de contour proposée.

II.3.2 Mesures de distorsion :

Étant donné deux domaines (ou plages) du signal image à traiter, nommés $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ comme deux fenêtre à traiter, la propriété caractéristique de $\gamma_\theta(\eta)$ peut être utilisée pour dériver des mesures de distorsion qui quantifient les déviations de $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ dans leurs structures de corrélation.

Pour la segmentation d'images, $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ peuvent être prises comme des segments donnés sous forme de pixels de différentes intensités (niveau de gris), ainsi de grandes valeurs de distorsion indiquent la présence significative de changements dans la structure de corrélation.

La méthode du filtrage paramétrique appliquée à la détection de contour d'une image est basée sur des mesures de distorsion qui incluent la distance L_p de $\gamma_\theta(\eta)$, c'est à dire: **[12],[17],[20]**

$$\gamma_\Omega^p = \left\{ \int_\Omega \left| {\gamma_\theta}^{(1)}(\eta) - {\gamma_\theta}^{(2)}(\eta) \right|^p . d\theta . d\eta \right\}^{\frac{1}{p}} \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots (II.6).$$

Pour $p \in]0, \infty[$, et la distance KL définie par :

$$\widehat{K}_\Omega = \int_\Omega \left\{ k\left[\frac{p_\theta^{(1)}(\eta)}{p_\theta^{(2)}(\eta)}\right] + k\left[\frac{p_\theta^{(2)}(\eta)}{p_\theta^{(1)}(\eta)}\right] \right\} d\theta . d\eta \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots (II.7).$$

Dans cette expression W est un sous ensemble de : $[-\pi, +\pi] \times [\eta_a, \eta_b]$.

$\gamma_\theta{}^{(1)}(.)$ et $\gamma_\theta{}^{(2)}(.)$ sont des fonctions caractéristiques obtenues de $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$, respectivement, et $p_\theta^{(1)}(.)$ et $p_\theta^{(2)}(.)$ sont des fonctions de densités de probabilité définies dans l'intervalle $[\eta_a, \eta_b] \subset [-1, +1]$, ayant la forme :

$$p_\theta(\eta) = \frac{1}{2}\left\{\frac{d\gamma_\theta(\eta)}{d\eta} + [\gamma_\theta(\eta_\alpha) + 1].\delta(\eta - \eta_\alpha) + [1 - \gamma_\theta(\eta_b)].\delta(\eta - \eta_b)\right\} \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots (II.8)$$

Notons que $p_\theta(\eta)$ possède aussi la propriété caractéristique à cause de son équivalence à $\gamma_\theta(\eta)$. Sachant que :

$$\int_{\eta_\alpha}^{\eta_b} p_\theta(\eta).d\eta = 1 \text{ et } \gamma_\theta(\eta) = 2.\int_{\eta_\alpha}^{\eta_b} p_\theta(\eta).d\eta - 1 \text{ pour tout } \eta \in [\eta_\alpha, \eta_b].$$

Dans la pratique, ces mesures de distorsion sont discrétiser en utilisant la sortie $\gamma_\theta(\eta_k)$, du bloc de filtre dans la figure (II.1). **[12]**

II.4 Points maximal dans la détection de contour :

Dans notre expérience préliminaire de la détection de contour de l'image, l'approche de choix du pic est employée pour la détection. Une méthode typique de choix du pic prend des portes (ou des fenêtres) de **2N-Points** du signal image original, en chaque point **'t'** ; une fenêtre (porte) est centrée en **'t'** et l'autre et décalée en avant de **m-points**.

Pour la suite de toutes les expériences, on prend m=N/2 (i.e. 50% de chevauchement). Les deux portes sont multipliées par la fenêtre de Hamming de **N-Points** (Hamming Window) avant de les utiliser dans l'évaluation des mesures de distorsions. Soit $\mathbf{D_t}$ le résultat de distorsions ; les localisations significatives des pics dans la trajectoires de $\mathbf{D_t}$ sont supposées comme localisations de changement spectrales. Ces localisations peuvent être identifiés par le passage par zéro (zero croissing) de la différence $\mathbf{D_t - D_{t-1}}$. Un pic de $\mathbf{D_t}$ est considéré comme significatif si son amplitude dépasse un seuil **T**. **[14]**

II.5 Présentation d'algorithme[16],[17] :

L'algorithme se compose d'un ensemble de blocs :

II.5.1 Bloc de filtrage (le lissage) :

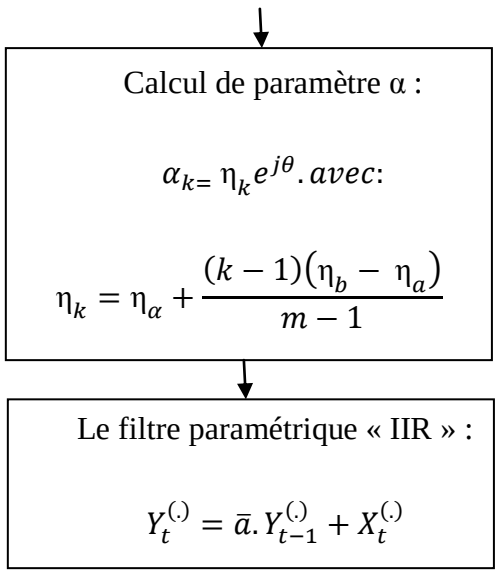
Ce filtre et caractérisé aussi par une réponse impulsionnelle infinie « IIR » et doit répondre à quelque contraintes :

1. La séparabilité, pour réduire la complexité du calcul.
2. Pour ne pas introduire un bruit de repliement de spectre, la réponse en fréquence associée doit être nulle en dehors du domaine de NYQUIST. Cette contrainte ne pourra pas être satisfaite car nous implémentons un filtre paramétrique de paramètre complexe ($\alpha \in \mathbb{C}$).
3. Le contour doit être localisé avec précision.

Nous implémentons notre filtre paramétrique de manière récursive pour deux raisons :

a) L'efficacité.
b) L'optimisation de l'erreur d'approximation.

Ce bloc du filtrage se déroule comme suit :



On prend deux signaux extraits de chaque ligne de l'image et qui sont sous forme des fenêtres de hamming (hamming window) : $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$, ont une largeur de N pixels et sont intercalées de M = N/2 (exemple : N=8).

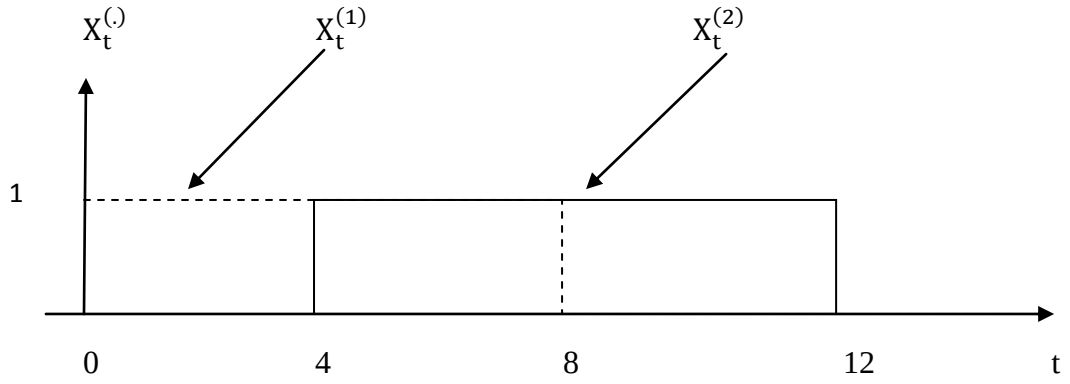


Figure II.2 : représentation des deux portes décalées de 50 % de chevauchement.

En suite, on filtre les deux signaux : $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ par notre filtre paramétrique H(z^{-1}, a) sous forme récursive et est calculé avec θ fixe et m spécifie l'espace de η_k dans l'intervalle $[\eta_a , \eta_b]$, tel que :

$$\eta_k = \eta_\alpha + \frac{(k-1)(\eta_b - \eta_a)}{m-1}, \qquad \text{pour : k = 1.....,m.}$$

Ainsi, en suivant une pratique commune dans la détection de contour et la reconnaissance des formes, on applique ce filtre paramétrique comme suit :

$Y_t^{(.)} = \bar{a}.Y_{t-1}^{(.)} + X_t^{(.)}$. où : $\bar{a}_{k=}\ \eta_k e^{-j\theta}$.

D'après la transformée en Z, on trouve que : $H(z) = \frac{Y_t}{X_t} = \frac{1}{1-\bar{\alpha}.z^{-1}}$

II.5.2 Bloc d'autocorrélation du premier ordre :

On prend les deux signaux filtrés : $Y_t^{(1)}, Y_t^{(2)}$ et on calcule leur autocorrélation de premier ordre par l'expression suivante :

$$\rho(\alpha) = E\left\{Y_{t+1}^{(.)}(\alpha).Y_t^{(.)}(\alpha)\right\}/E\left\{\left|Y_t^{(.)}(\alpha)\right|^2\right\}.$$

Et ensuite, on prend la partie réel de : $\rho^{(.)}(\alpha).e^{-j\theta}$, pour obtenir le signal image.

$$Y_\theta^{2(.)}(\eta_k) = \Re\{\rho^{(.)}(\alpha).e^{-j\theta}\}.$$

II.5.3 Bloc de mesure des distorsions :

La détection de contour basée sur une version discrétisée. de la mesure de distorsion $\widehat{\mathrm{K}}_{\Omega}$ donnée dans la relation (II.7).

Plus spécifiquement, la distorsion en un point **'t',** notée par $\widehat{\mathrm{K}}_{\Omega,\mathrm{t}}$ **,** est calculée avec θ fixe et m spécifie l'espace de η_k dans $[\eta_a, \eta_b]$. (*comme on a indiqué dans le bloc du filtre paramétrique*). Et , on mesure ces distorsions par deux techniques différentes :

a) La première s'appelle : la divergence spectrale (**KL**) , notée : « la méthode $\mathbf{D_{KL}}$ ».
b) La deuxième dite : la distance spectrale (**LL2**) notée : « la méthode $\mathbf{D_{LL2}}$ ».

II.5.3.1 Méthode $\mathbf{D_{KL}}$:

En utilisant θ fixe et bien précise avec la longueur du segment N variable, la trajectoire de $\widehat{\mathrm{K}}_{\Omega,\mathrm{t}}$ est calculée comme suit :

$$\widehat{\mathrm{K}}_{\Omega,\mathrm{t}} = \sqrt{\mathrm{N}}.\frac{1}{\mathrm{m}+1}.\sum_{\mathrm{k}=0}^{\mathrm{m}}\left\{\mathrm{k}\left[\frac{\mathrm{p}_{\theta,\mathrm{t},\mathrm{k}}^{(1)}}{\mathrm{p}_{\theta,\mathrm{t},\mathrm{k}}^{(2)}}\right]+\mathrm{k}\left[\frac{\mathrm{p}_{\theta,\mathrm{t},\mathrm{k}}^{(2)}}{\mathrm{p}_{\theta,\mathrm{t},\mathrm{k}}^{(1)}}\right]\right\} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (\mathrm{II}.9).$$

Où : $\mathrm{p}_{\theta,\mathrm{t},\mathrm{k}}^{(.)} = \gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(1)}(\ \eta_1) + 1$. pour : k = 0.

Et : $\mathrm{p}_{\theta,\mathrm{t},m}^{(.)} = 1 - \gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(.)}(\ \eta_m)$. pour : k = m.

Et : $\mathrm{p}_{\theta,\mathrm{t},m}^{(.)} = \gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(.)}(\ \eta_{k+1}) - \gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(.)}(\ \eta_k)$. pour k= 1,……,m-1.

II.5.3.2 Méthode $\mathbf{D_{LL2}}$:

Cette méthode est basée sur les distorsions $\gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(2)}$ qui sont données par l'expression suivante :

$$\gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{2} = \sqrt{\mathrm{N}}.\frac{1}{\mathrm{m}+1}.\sum_{\mathrm{k}=1}^{\mathrm{m}}\left|\gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(1)}(\ \eta_k) - \gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(2)}(\ \eta_k)\right|^2 \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (\mathrm{II}.10)$$

avec : θ fixe de façon précise et $\gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(1)}(\ \eta_{\mathrm{k}}), \gamma_{\theta,\mathrm{t}}^{(2)}(\ \eta_{\mathrm{k}})$ sont les deux signaux filtrés résultats du filtre paramétrique.

II.6 Méthode FP en bidimensionnel (2D):

On applique cette technique (méthode PF) sur une image I(x,y), donc, on va suivre ces étapes :

1) On va calculer le paramètre η_k et α :

$\alpha_{k=}\ \eta_k e^{j\theta}. avec: \eta_k = \eta_\alpha + \frac{(k-1)(\eta_b - \eta_a)}{m-1}$ pour : k= 1,……,m.

2) On filtre l'image I(x,y) suivant les lignes (X) :

$$Y_x^{(.)} = \bar{a}. Y_{x-1}^{(.)} + X_x^{(.)}.$$

3) On calcule l'autocorrélation des signaux filtrés suivant les lignes (X) :

$$\rho(\alpha) = E\left\{Y_{x+1}^{(.)}(\alpha).\bar{Y}_x^{(.)}(\alpha)\right\}/E\left\{\left|Y_x^{(.)}(\alpha)\right|^2\right\}.$$

En suite, on prend :

$$Y_\theta^{2(.)}(\eta_k) = \Re\{\rho^{(.)}(\alpha).e^{-j\theta}\}.$$

4) On mesure la distorsion pour θ fixe, N et m par l'une des deux méthodes (**D_{KL}** ou **D_{LL2}**) :

- **La méthode D_{KL} suivant les lignes (X) :**

$$\widehat{K}_{\Omega,x} = \sqrt{N}.\frac{1}{m+1}.\sum_{k=0}^{m}\left\{k\left[\frac{p_{\theta,x,k}^{(1)}}{p_{\theta,x,k}^{(2)}}\right] + k\left[\frac{p_{\theta,x,k}^{(2)}}{p_{\theta,x,k}^{(1)}}\right]\right\}.$$

Où :

$$p_{\theta,x,k}^{(.)} = \gamma_{\theta,x}^{(1)}(\eta_1) + 1. \text{ pour : } k = 0.$$

$$p_{\theta,x,m}^{(.)} = 1 - \gamma_{\theta,x}^{(.)}(\eta_m). \text{ pour : } k = m.$$

$$p_{\theta,x,m}^{(.)} = \gamma_{\theta,x}^{(.)}(\eta_{k+1}) - \gamma_{\theta,x}^{(.)}(\eta_k). \text{ pour } k= 1,\ldots\ldots,m-1.$$

- **La méthode D_{LL2} suivant les lignes (X) :**

$$\gamma_{\theta,x}^2 = \sqrt{N}.\frac{1}{m}.\sum_{k=1}^{m}\left|\gamma_{\theta,x}^{(1)}(\eta_k) - \gamma_{\theta,x}^{(2)}(\eta_k)\right|^2$$

Avec : $\gamma_{\theta,x}^{(1)}(\eta_k), \gamma_{\theta,x}^{(2)}(\eta_k)$ sont les deux signaux filtrés.

5) On répète les étapes 2 ; 3 et 4 mais cette fois suivants les colonnes de l'image I(x,y) :

5.1) on filtre l'image I(x,y) suivant les colonnes (Y) : $Y_y^{(.)} = \bar{a}. Y_{y-1}^{(.)} + X_y^{(.)}$.

5.2) On calcule l'autocorrélation des signaux filtrés suivant les lignes (Y) :

$\rho(\alpha) = \frac{E\left\{Y_{y+1}^{(.)}(\alpha).\bar{Y}_y^{(.)}(\alpha)\right\}}{E\left\{\left|Y_y^{(.)}(\alpha)\right|^2\right\}}$, en suite, on prend : $Y_\theta^{2(.)}(\eta_k) = \Re\{\rho^{(.)}(\alpha).e^{-j\theta}\}$.

5.3) on fixe θ , N et m pour mesure la distorsion par :

- **La méthode D_{KL} suivant les colonnes (Y) :**

$$\widehat{K}_{\Omega,y} = \sqrt{N}.\frac{1}{m+1}.\sum_{k=0}^{m}\left\{k\left[\frac{p_{\theta,y,k}^{(1)}}{p_{\theta,y,k}^{(2)}}\right] + k\left[\frac{p_{\theta,y,k}^{(2)}}{p_{\theta,y,k}^{(1)}}\right]\right\}.$$

Où : $p_{\theta,y,k}^{(.)} = \gamma_{\theta,y}^{(1)}(\eta_1) + 1.$ pour : k = 0.

$$p_{\theta,y,m}^{(.)} = 1 - \gamma_{\theta,y}^{(.)}(\eta_m).\ \text{pour : k = m.}$$

$$p_{\theta,y,m}^{(.)} = \gamma_{\theta,y}^{(.)}(\eta_{k+1}) - \gamma_{\theta,y}^{(.)}(\eta_k).\ \text{pour k= 1,……,m-1.}$$

- **La méthode D_{LL2} suivant les colonnes (Y) :**

$$\gamma_{\theta,y}^{2} = \sqrt{N}.\frac{1}{m}.\sum_{k=1}^{m}\left|\gamma_{\theta,y}^{(1)}(\eta_k) - \gamma_{\theta,y}^{(2)}(\eta_k)\right|^2$$

Avec : $\gamma_{\theta,y}^{(1)}(\eta_k), \gamma_{\theta,y}^{(2)}(\eta_k)$ sont les deux signaux filtrés.

6) Finalement, on calcule la moyenne des deux mesures de distorsions suivant X et Y pour les deux méthode utilisées :

- **La méthode D_{KL} :**

$$\widehat{K}_{\theta} = \frac{(\widehat{K}_{\theta,x} + \widehat{K}_{\theta,y})}{2} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (II.11).$$

- **La méthode D_{LL2} :**

$$\gamma_{\theta}^{2} = \sqrt{\left|\gamma_{\theta,x}^{2}\right| + \left|\gamma_{\theta,y}^{2}\right|} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (II.12)$$

Donc, c'est ces mesures obtenus qui représentent l'image contour voulue. **[12]**

II.7 Organigramme de la technique FP:

La segmentation d'images à base de la méthode FP se résume par l'organigramme de la figure (II.3) suivante **[12]**:

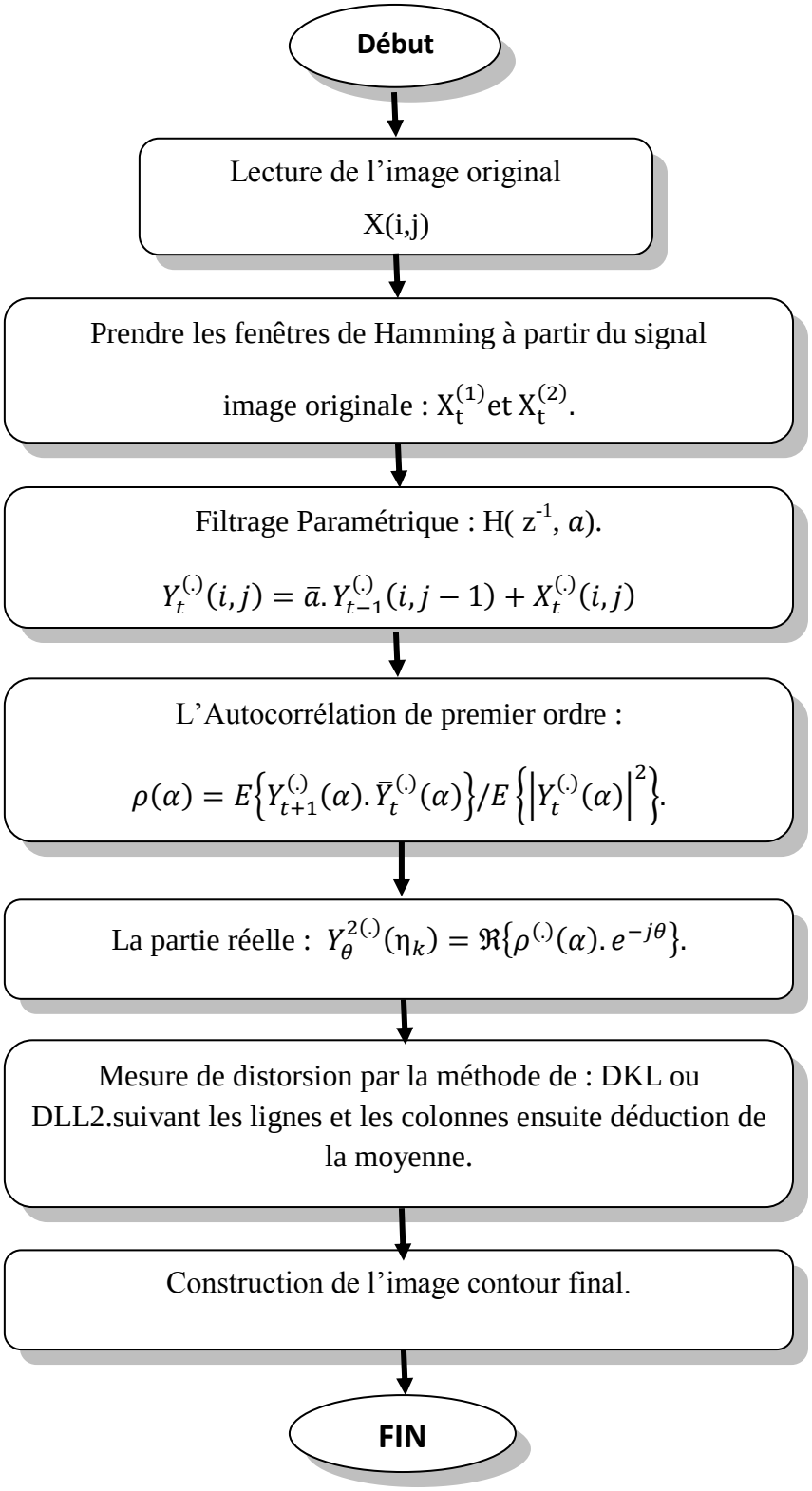


Figure II.3 : l'organigramme de segmentation d'images par la méthode (FP).

II.8 Implémentation de la méthode FP :

Dans cette partie nous allons mettre en œuvre la méthode FP, en utilisant le logiciel MATLAB comme outil de programmation, pour la détection des contours des images, car on procéde au suivant :

- Dans un premier temps, on va valider notre méthode pour différent tailles de segmentation N= 2 ; 4 ; 8 ;16, et pour des valeurs variables de phase du filtre, et ça pour la fenêtre : hamming ; afin de déduire les paramètres qui permettent de bons résultats. Notons que
- Dans un deuxième temps, on utilise les bons paramètres obtenues précédemment pour appliquer la méthode FP à la segmentation des différents types d'images en faisant une comparaison entre les résultats obtenues pour la D_{KL} et la D_{LL2}.

II.8.1 performance de la méthode FP sans seuillage :

Pour voir l'effet des paramètres sur la détection, nous avons procéder à l'exécution de la méthode sous les paramètres suivantes :

- Image de taille [LxC], avec L et C sont des tailles puissance de deux (2).
- La longueur du segment N prend des valeurs [2 ;4 ;6 ;8 ;16].
- η_a; η_b qui prennent des valeurs fixes (bornes d'intervalle [η_a, η_b]).
- Spécification du nombre d'éléments m dans l'intervalle [η_a, η_b].
- Choix des valeurs variable de la phase du filtre θ dans le domaine [-π , π].

Pour cette étude, nous avons utilisé la fenêtre de hamming pour une image NB (ETOILE.png de taille 228x228) où les résultats obtenus pour les différents cas sont les suivants:

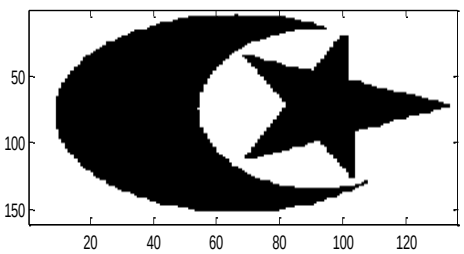
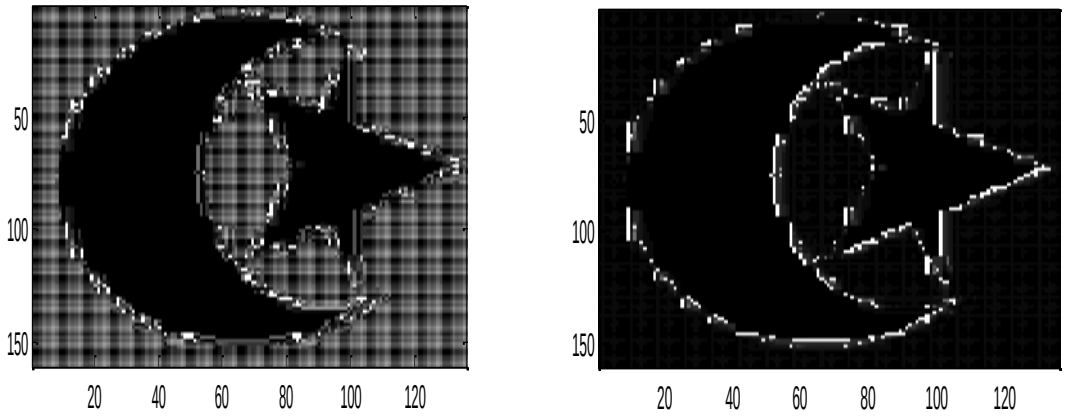
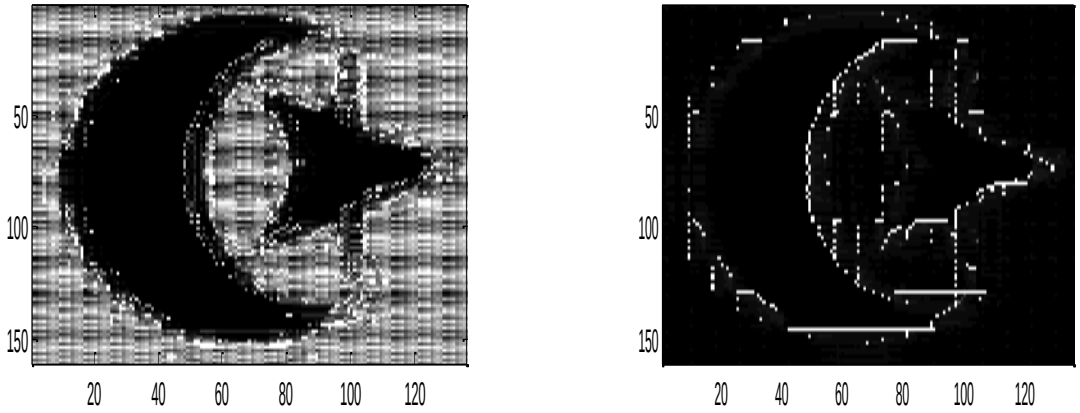


Figure II.4 : image originale.



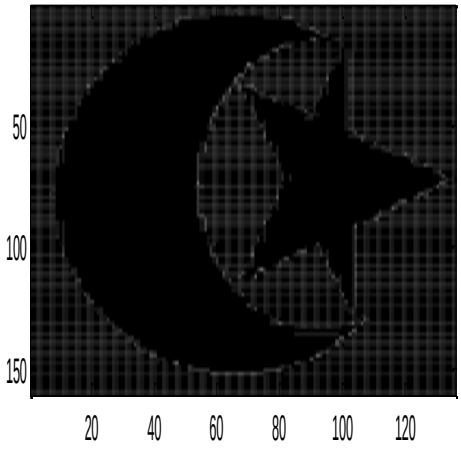
(a). méthode $D_{KL.}$ (b).méthode D_{LL2}

Figure II.5 : segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 8 ; m = 4 ; $\theta = -\pi$

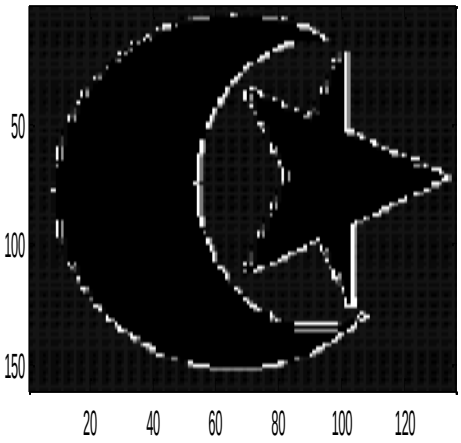


(a). méthode $D_{KL.}$ (b).méthode D_{LL2}

Figure II.6 : segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 16 ; m = 4 ; $\theta = -\pi$

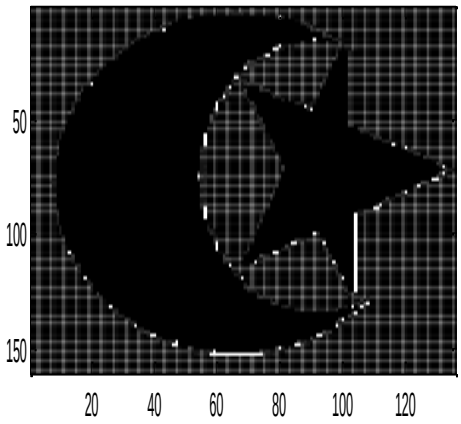


(a). méthode $D_{KL.}$

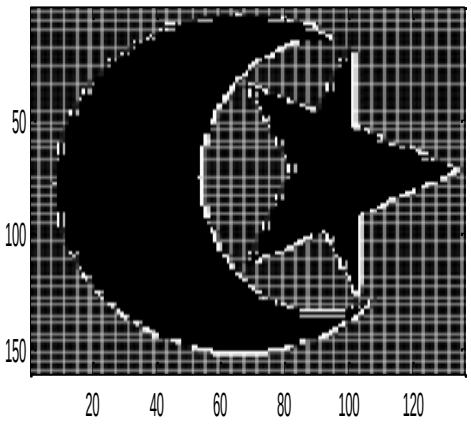


(b).méthode D_{LL2}

Figure II.7 : segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; θ = -π

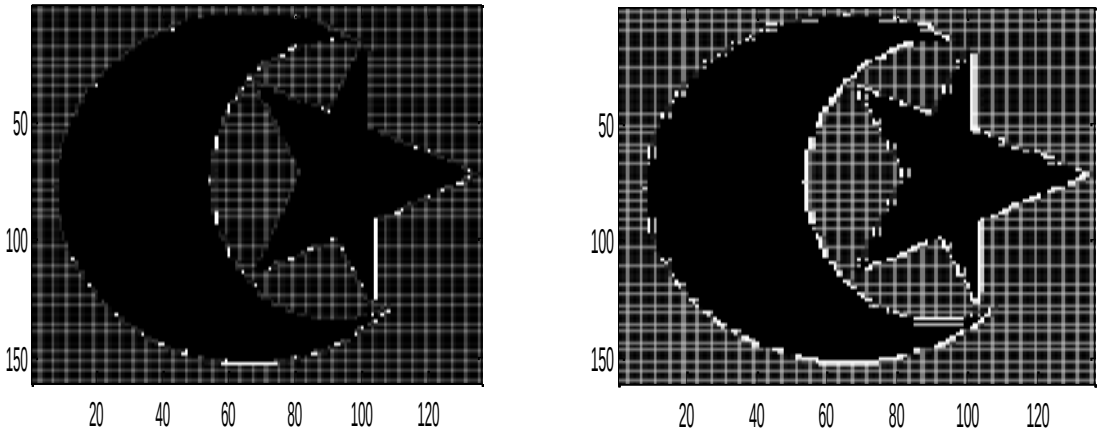


(a). méthode $D_{KL.}$



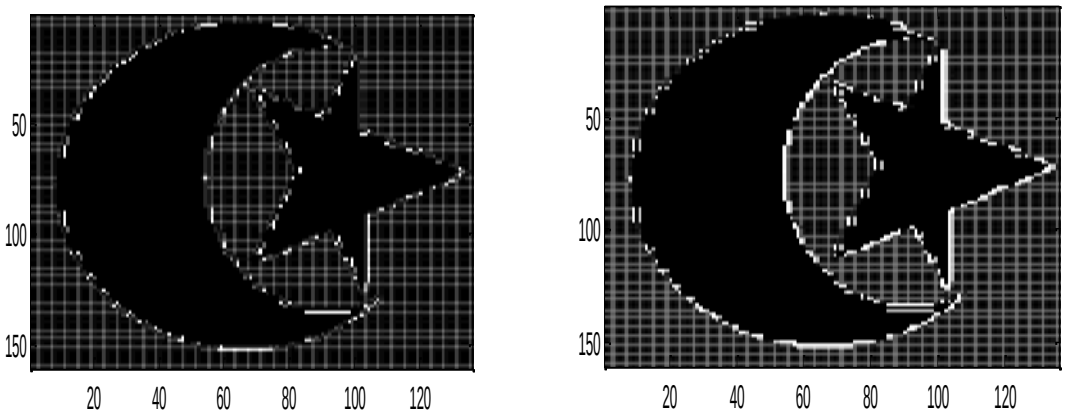
(b).méthode D_{LL2}

Figure II.8 : segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -1$; $\eta_b = 1$; N = 4 ; m = 2 ; θ = -π



(a). méthode $D_{KL.}$ (b).méthode D_{LL2}

Figure II.9 : segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -1$; $\eta_b = 1$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = \pi$



(a). méthode $D_{KL.}$ (b).méthode D_{LL2}

Figure II.10 : segmentation par la méthode FP pour : $\eta_a = -1$; $\eta_b = 1$; N = 4 ; m = 2 ;$\theta = 0.025\,\pi$

Commentaire :

D'après les résultats obtenus pour la segmentation ***sans seuillage*** pour le choix des paramètres convenable, on constate que les deux méthodes de segmentation D_{KL} et D_{LL2} donnent de résultats acceptables sous certaines paramètres tels que : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$.

D'autre part, la méthode D_{LL2} donne aussi de bons résultats pour d'autres paramètres comme il est montré sur les figures précédentes.

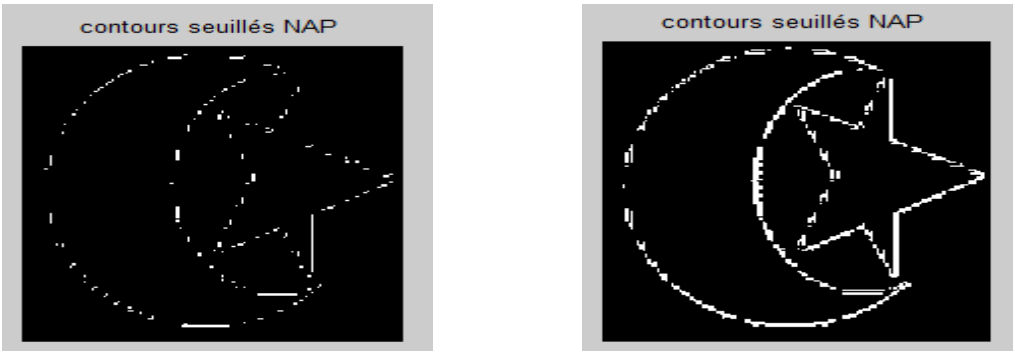
II.8.2 Segmentation d'images fixes avec seuillage :

Pour qu'on puisse déterminer les contour avec de meilleurs caractéristique, don on va utiliser la segmentation ***avec seuillage*** sous les paramètres optimales suivants : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; θ = -π.

L'intégration du seuillage consiste à effectuer une opération de limitation des puissances du signal contour obtenu par les DKL(ou la DLL2). D'où on distingue le seuillage normal Et la façon de travailler dans ce genre consiste à déterminer le niveau de seuil et, par conséquent de la frontière, ce qui est inférieur au niveau de seuil sont une prise, la majeure partie au niveau de seuil est pris 0. En ce qui concerne la deuxième méthode de seuillage par hystérésis, Son chemin va dépendre du choix d'une zone spécifique du niveau de seuil, à partir des seuils max et min. en appliquant ces méthodes sur une image étoile.png de taille (256x256)

- Pour la méthode D_{LL2}, on utilise les paramètres suivant : ($\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; θ = -π).
- Pour la méthode D_{KL} on utilise les paramètres suivant :($\eta_a = -1$; $\eta_b = 1$; N = 4 ; m = 2 ;$\theta = 0.025\,\pi$).

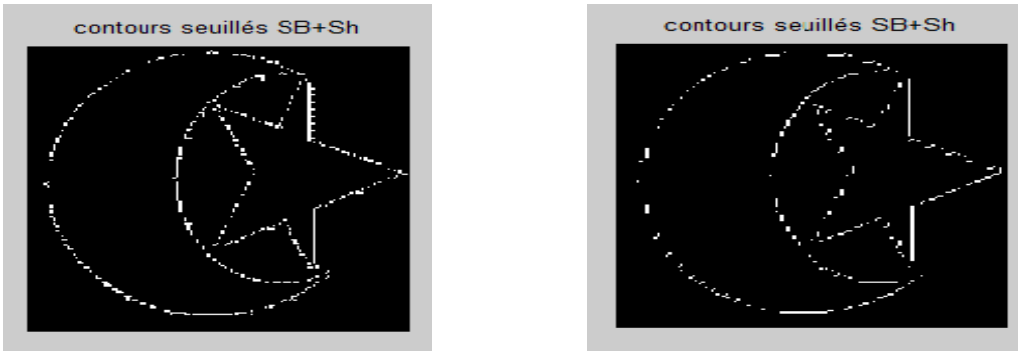
a- Résultat de segmentation avec seuillage normale :



(a). méthode $D_{KL.}$ (b).méthode D_{LL2}

Figure II.11 : segmentation par la méthode D_{KL} et la méthode D_{LL2} d'une image (ETOILE1.png) avec seuillage normale.

b- Résultat de segmentation avec seuillage hystérésis :



(a). méthode $D_{KL.}$ (b).méthode D_{LL2}

Figure II.12 : segmentation par la méthode D_{KL} et la méthode D_{LL2} d'une image (ETOILE1.png) avec seuillage hystérésis.

c- **Commentaire :**

On constate que l'opération du seuillage conduit à une très bonne amélioration de détection de contours. De plus le bon choix des paramètres sous lesquelles les D_{KL} et D_{LL2} fonctionnent, permettra l'obtention de très bons résultats.

De plus, le choix du niveau de seuil des deux méthodes de seuillage conduit à des niveaux différents comme suit :

- pour la méthode DLL2 : (**thr = 0.09 ; sb = 0.5 ; delta = 0.3).**
- pour la méthode DKL : (**thr = 0.7 ; sb = 0.09 ; delta = 0.1).**

II.8.3 Application de la segmentation PF sur une image (barbara.png) :

Dans cette partie, pour voire l'efficacité de la détection FP dans les deux contextes sans et avec seuillage, on applique notre méthode sur une image (**barbara**) en tenant compte des bons paramètres choisis Après de nombreuses tentatives :

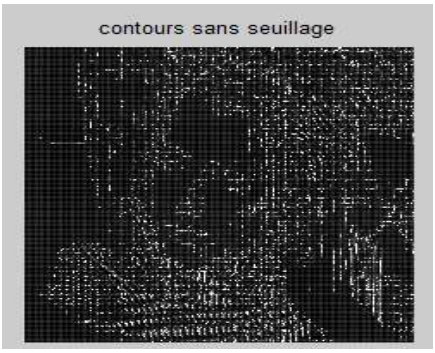
Pour la méthode D_{LL2} : ($\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; θ = -π).

Pour la méthode D_{KL} : ($\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = 0.025 * \pi$).

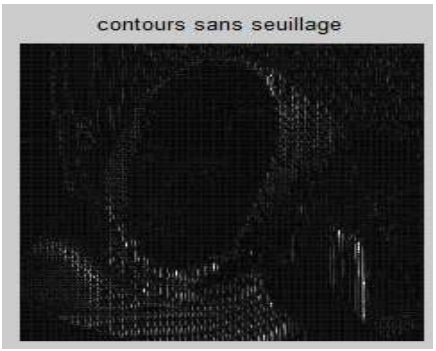


Figure II.13 : image originale.

a- Segmentation FP sans seuillage :



(a). méthode $D_{KL.}$

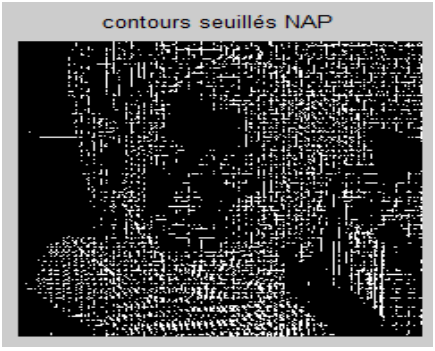


(b).méthode D_{LL2}

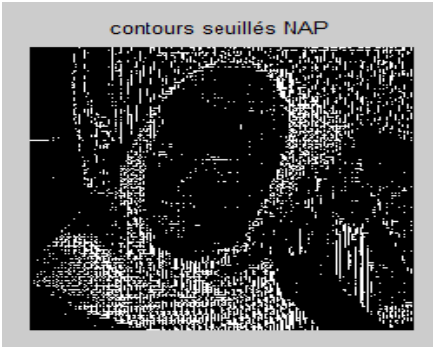
Figure II.14 : segmentation par la méthode D_{KL} et la méthode D_{LL2} d'une image (barbara00.png) sans seuillage.

b- Segmentation avec seuillage :

b.1 segmentation avec seuillage normale:



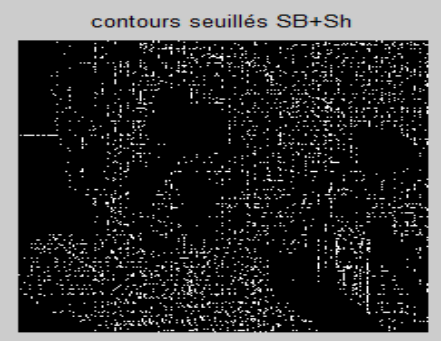
(a). méthode $D_{KL.}$



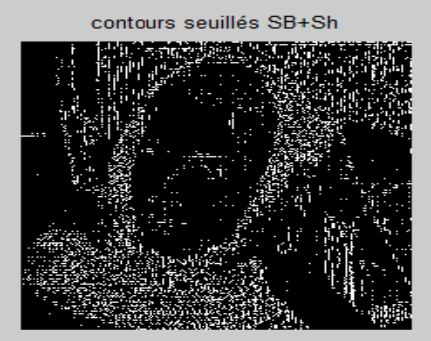
(b).méthode D_{LL2}

Figure II.15 : segmentation par la méthode D_{KL} et la méthode D_{LL2} d'une image (barbara00.png) avec seuillage normale.

b.2 segmentation avec seuillage hystérésis:



(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

Figure II.16 : segmentation par la méthode D_{KL} et la méthode D_{LL2} d'une image (barbara00.png) avec seuillage hystérésis.

Commentaire :

D'après les résultats obtenues, on constate que les deux méthodes de segmentation D_{KL} et D_{LL2} donnent de bons résultats sous les paramètres précédemment déterminés et avec les niveaux de seuil suivant :

- pour la méthode D_{LL2} : (**thr = 0.09 ; sb = 0.09 ; delta = 0.1).**
- pour la méthode D_{KL} : (**thr = 0.2 ; sb = 0.3 ; delta = 0.4).**

Bien sûr Notez la clarté ou le manque de clarté de l'image est tout simplement à l'œil nu.

Remarque : Il ya d'autres exemples de segmentation des images dans l'annexe.**(Annexe A)**

II.9 Comparaison entre DKL et DLL2 :

Nous remarquons, d'après les résultats précédents que la méthode de filtrage paramétrique donne de résultat relativement bons coté contour, l'image résultats ne contient pratiquement pas de bruit et les chaînes de contour sont continues et cela selon le choix des paramètres. Ceci est dû grâce à l'utilisation du passage par zéro de la différence des pics de la trajectoire de la distorsion et surtout grâce au type du filtre qui est à réponse impulsionnelle infinie (récursive et séparable)…

D'après les résultats de détection des images seuillées, nous constatons aussi que la méthode paramétrique (D_{LL2}) est très robuste contre les petites et ‹‹insignifiantes›› variations dans le domaine spectrale de l'image.

Coté temps de calcul, l'algorithme de la méthode paramétrique D_{LL2} est meilleure par rapport au D_{KL} est très couteux en temps de calcul, mais il n'est pas nécessaire pour certains domaines d'application (médical par exemple,…), d'avoir un algorithme rapide.

Nous constatons aussi que le filtrage paramétrique détecte les contours même ceux ayant une faible intensité lumineuse.

Pour les processeurs de lissage et de détection en même temps, c'est la méthode paramétrique (D_{LL2}) qui présente de bonne détection et bonne localisation si on applique le seuillage par suppression des points non maximums ; on remarque que tous les détails essentiels sont visibles, bien que certains point parasites subsistent à l'intérieur des objets, on arrive à avoir des contours continus.

Cette méthode permet de généraliser les techniques de détection de contours en considérant, en cascade un filtre passe bande (récursive et séparable) pour lissage et un opérateur de corrélation qui détecte les points maximums, ceux-ci regroupés pour former des chaînes de contours.

II.10 Conclusion :

Dans ce chapitre, une nouvelle méthode de segmentation d'image et de caractérisation de l'image est présentée la méthode PF emploie un filtre judicieusement déterminé, qui préserve la structure de corrélation du signal d'entrée pour obtenir l'autocorrélation $\gamma_\theta(\eta)$ à la sortie. Ceci amène bien l'évolution spatiale de la structure de corrélation de l'image que diverses mesures de distorsion qui quantifient la déviation entre deux zones du signal (les deux signaux obtenus de Hamming) pour la détection de contour d'une image.

Aussi nous avons présenté les différents résultats obtenus par la méthode PF. Pour ce fait, on a testé les performances en variant les différents paramètres en présence des la fenêtre (Hamming) pour spécifier les paramètres optimaux qui permettent de bons résultats.

Nous avons trouvé, d'après les résultats obtenus que l'efficacité de notre méthode de filtrage paramétrique n'est possible que pour des paramètres η_a, η_b, θ, N et m bien choisis.

Chapitre III :

Segmentation par

la méthode du filtrage paramétrique à base d'ondelettes

- INTRODUCTION.
- QUELQUES NOTIONS SUR LES ONDELETTES.
- ORGANIGRAMME DE LA METHODE PF A BASE D'ONDELETTES.
- IMPLEMENTATION EST DISCUSSION DES RESULTATS.
- CONCLUSION.

III.1 Introduction :

Des familles de fonctions, issues du traitement du signal et de l'image, appelées ondelettes ont été utilisées pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions. Les ondelettes sont plus compliquées que les fonctions utilisées. On définit l'ondelette comme une forme d'onde de la durée limitée qui a une valeur moyenne zéro, ou les ondelettes sont des ondes localisées par temps court.

Pour travailler sur une image, En regardant des images des ondelettes et des ondes sinusoïdales, vous pouvez voir intuitivement que des signaux avec les changements pointus pourraient mieux être analysés avec une ondelette irrégulière qu'avec une sinusoïde douce.

Dans ce chapitre on va effectuer une extension de la technique PF en utilisant les ondelettes, afin de voir son efficacité de détection des contours.

Dans ce qui suit on présente, quelques notions sur les ondelettes, ensuit on présente l'algorithme PF en présence d'ondelettes et en fin des résultats de segmentation qui seront présentés et commentés.

III.2 Quelques Notions sur les ondelettes :

III.2.1 Historique et domaines d'application :

D'un point de vue historique, l'analyse d'ondelette est une nouvelle méthode, après la théorie de base de Joseph Fourier au dix-neuvième siècle. Fourier a créé Les bases avec ses théories d'analyse de fréquence, qui se sont avérées énormément importantes et influentes. Jean Morlet et l'équipe au Centre de théorie Physique à Marseille en France a proposé la première fois le concept des ondelettes sous sa forme théorique actuelle. Les méthodes d'analyse d'ondelette ont été développées principalement par Y. Meyer et ses collègues. L'algorithme principal remonte au travail de Stephane Mallat en1988. Après cela, la recherche sur des ondelettes est devenue internationale.

Les fonctions ondelettes ont subi une évolution au cours des années : celles dont nous disposons aujourd'hui sont plus complexes que leurs aînées, et possèdent des propriétés intéressantes pour l'approximation de fonctions. En particulier, elles possèdent la propriété d'universalité d'approximation, ce qui suggère leur utilisation pour la modélisation et la commande non linéaire. **.[22],[23].**

Plusieurs domaines sont touchés par les réseaux d'ondelettes, malgré qu'ils aient été récents : la compression d'images, la classification et la reconnaissance des formes y compris le visage humain, le traitement des signaux vocaux, localisation du trait facial et l'approximation des objets 3D.

III.2.2 Fonction et transformée d'ondelette :

III.2.2.1 Fonction d'ondelette :

Les ***fonctions analysantes*** ou ***ondelettes*** sont comme les sinus et les cosinus, qui permettent de décomposer un signal. Ils sont localisés en temps et en fréquence. Le caractère localisé de l'ondelette s'exprime par le fait que la fonction est non nulle sur un intervalle fini et nulle partout ailleurs**. [24]**

Les ondelettes sont des dilatations et des translations d'une ondelette initiale que l'on nomme ondelette mère comme le montre l'expression suivante :

$$\psi_{a,b}(t) = a^{\frac{-1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \qquad \text{(III.1)}$$

***ψ(t)* : l'ondelette mère** (fonction de fenêtrage qui possède deux coefficients) qui doit être de moyenne nulle, centrée au voisinage de 0 et à énergie finie.

***a* : l'échelle** (coefficient de dilatation de l'ondelette égale à1/f). Grâce à ce coefficient d'échelle on obtient des versions différentes (dilatées ou compressées) de fenêtre à partir d'une même ondelette mère.

***b* : coefficient de translation** (déplacement de la fenêtre le long du signal).

. Avec les ondelettes, on sait donc en quelque sorte quand et comment un événement se produit, avec une certaine incertitude due au principe d'Heisenberg.

III.2.2.2 Transformée en ondelettes :

Au début de l'année 1980, J. Morlet propose une solution différente : partant d'une fonction ψ bien localisée dans le plan temps-fréquence et oscillante au sens où $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{t})\,\boldsymbol{dt} = \mathbf{0}$, il construit une famille de fonctions analysantes, $\boldsymbol{\psi}_{a,b}$, a>0, b∈ ℝ, dites « ondelettes », au moyen de translations et dilatations, suivant la fonction (III.1) précédente.

Par contraste avec les transformées précédentes, le paramètre d'échelle a ouvre l'accès à l'analyse de phénomènes d'oscillation ou de régularité arbitrairement localisés en temps au prix d'une perte de localisation en fréquence : quand a tend vers 0, les ondelettes $\boldsymbol{\psi}_{a,b}$ sont visualisées par des rectangles très fins en temps (de l'ordre de l'échelle a) et très longs en fréquence (de l'ordre de 1/a). On parle ainsi parfois d'«atomes temps-échelle», par contraste avec la transformée précédente. La figure(III.1) suivante visualise deux ondelettes $\boldsymbol{\psi}_{a,b}$ et leur localisation dans le plan temps-fréquence. **[25]**

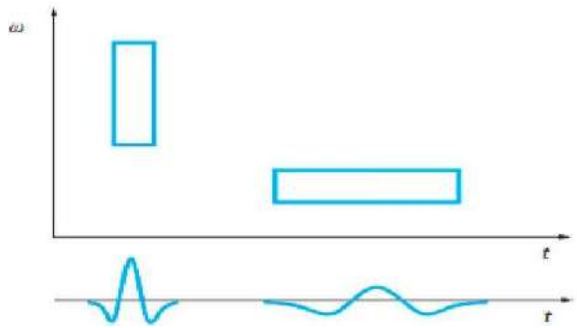


Figure III-1 : **Structure d'ondelettes en contraction et dilatation.**

Les propriétés sur la transformée en ondelettes sont :

- La transformation en ondelette est une transformation Linéaire
- La fonction ψ doit être oscillante et d'intégrale nulle.
- ψ doit être de carré intégrable et peut être à valeurs complexes.
- Il existe de nombreuses ondelettes mères ψ possibles.
- C'est une transformation continue à rapprocher de la transformation de Fourier continue.

III.2.2.3 Atome temps-échelle :

D'après l'expression (III.1) on constate que :

- Si **a**<1, l'ondelette est contractée. Elle s'adapte alors aux discontinuités du signal (phénomènes de petites tailles) et donc aux hautes fréquences.

- Si **a**>1, l'ondelette est dilatée. Elle analyse les grandes échelles (basses fréquences).

L'idée de base consiste donc à « jouer de l'accordéon » avec l'ondelette mère pour lui faire prendre toutes les tailles (et donc échelles) possibles, à chaque instant comme le montre la figure (III.2). **[25]**

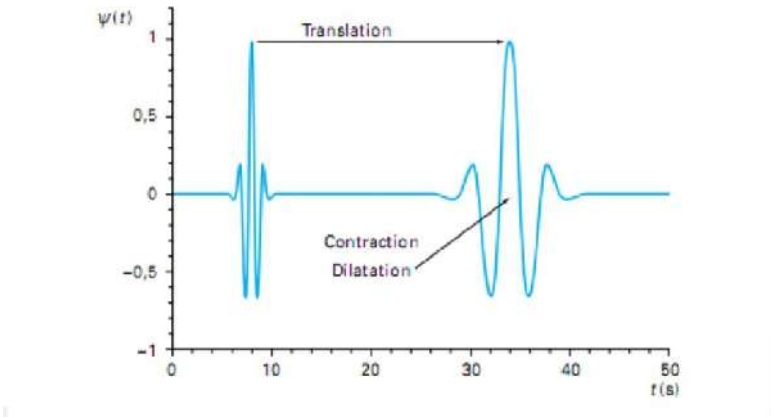


Figure III-2 : Translation et changement de taille d'une ondelette mère $\boldsymbol{\psi}$ $(\boldsymbol{t})$

III.2.2.4 Coefficients C $_{a,b}$:

On définit le coefficient d'ondelette au point ***b***, à l'échelle ***a,*** comme le produit scalaire du signal f(t) et de la fonction $\psi_{a,b}(t)$ par : $\mathbf{C}_{a,b} = <\mathbf{f}, \boldsymbol{\psi}_{a,b}>$

Soit : $$C_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\, \psi\left(\overline{\frac{t-b}{a}}\right) dt \qquad \text{(III.2)}$$

Lorsque le signal oscille à la même fréquence que l'ondelette, le produit scalaire entre les deux signaux (représentant leur « corrélation ») devient maximal, et donc le coefficient est grand. Au contraire, si les deux échelles sont différentes, on calcule le produit d'une fonction de moyenne nulle par une fonction presque constante, le coefficient est donc voisin de zéro.

III.2.2.5 Condition d'admissibilité :

Les conditions imposées à une fonction pour être une ondelette mère sont peu restrictives; il suffit en fait qu'elle vérifie la condition d'admissibilité :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{\psi}(\xi)|^2 \frac{d\xi}{|\xi|} < \infty \qquad \text{(III.3)}$$

Pour les fonctions de L^2 ($\mathbb{R}$), elle impose alors simplement que $\psi(t)$ soit de moyenne nulle.

Les ondelettes $\psi(t)$ sont en général complexes et donnent donc un signal complexe lors de la recomposition. Le module caractérise l'amplitude locale du signal analytique associé. Il suffit prendre la partie réelle du coefficient pour retrouver le signal physique initial.

On peut imposer en outre des conditions de régularité telles que des moments d'ordres multiples nuls, et donc des propriétés de décroissance et convergence vers zéro à ∞ pour $\psi(t)$ et $\psi(f)$, afin d'améliorer leur localisation.

III.2.2.6 Reconstruction :

En 1982, A.Grossman a fait une représentation qui démontre la formule de reconstruction suivante :

$$f(t) = C \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W\, f(a,b)\, \psi_{a,b}(t) \mathrm{db}\, \frac{\mathrm{d}a}{a^2} \qquad \text{(III.4)}$$

C : est une constante dépendante du choix de ψ.

L'analyse par ondelettes peut s'interpréter en théorie des groupes, par le fait que la représentation canonique du groupe affine des dilatations translations est de carré intégrable. Elle autorise, sous réserve de remplir la condition d'admissibilité, une reconstruction du signal et la conservation de l'énergie par :

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} C_{a,b},\, \psi_{a,b}(t) \mathrm{db}\, \frac{\mathrm{d}a}{a^2} \qquad \text{(III.6)}$$

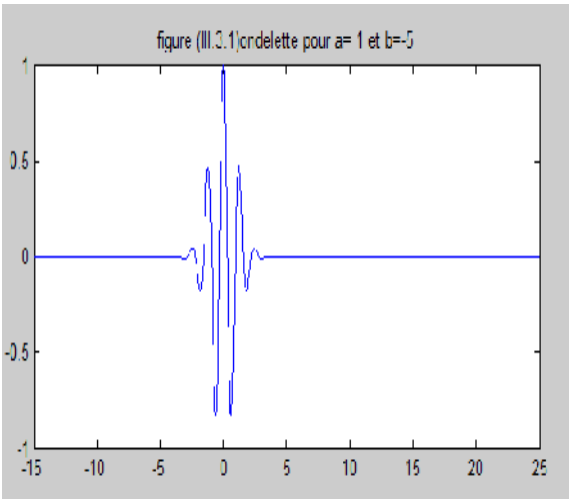
Il est intéressant de noter que, comme le groupe Weyl-Heisenberg, la base de recomposition n'est pas obligatoirement celle initialement choisie pour analyser. La formule de reconstruction mixte s'écrit :

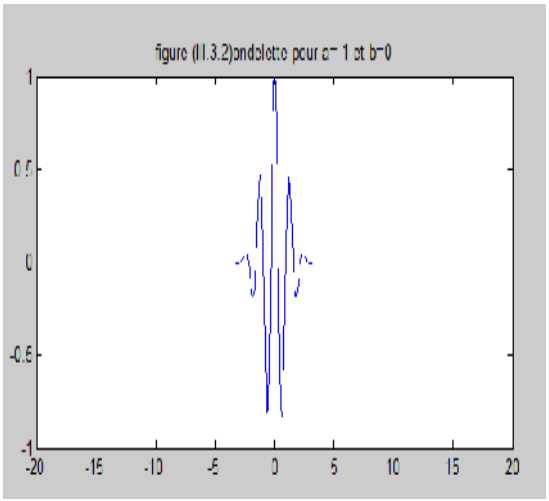
$$f(t) = \frac{1}{C_{\psi 1\, \psi 2}} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} < f(t),\, \psi_1\left(\frac{t-b}{a}\right) > \frac{1}{\sqrt{a}}\ ,\ \psi_2\left(\frac{t-b}{a}\right) \mathrm{db}\, \frac{\mathrm{d}a}{a^2} \qquad \text{(III. 6)}$$

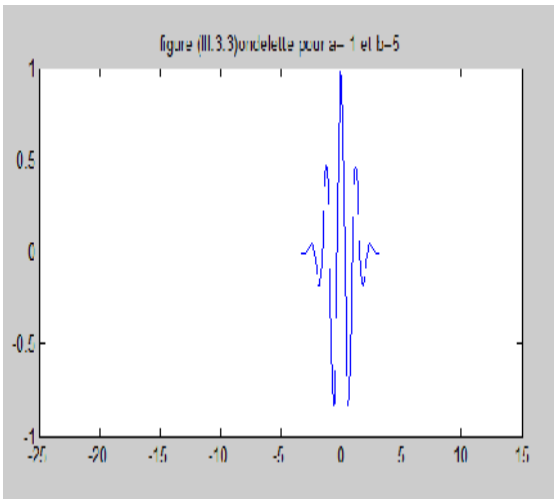
Cela conduit à une formule de reconstruction rapide, utilisant par exemple une base de Dirac, employée par Morlet de manière empirique.

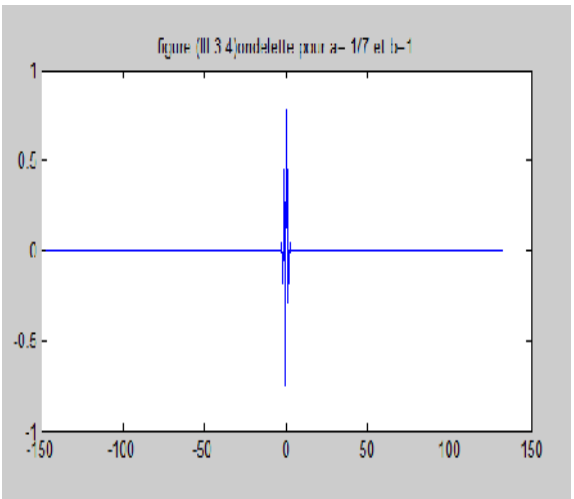
Exemple : Voilà un exemple sur une ondelette mère $Y_{(a,b)}(t)$ et ces ondelettes filles selon a et b **[Annexe D]**:

$$lb1 = \frac{(lb - b)}{a} \; ; \quad ub1 = \frac{(ub - b)}{a}$$









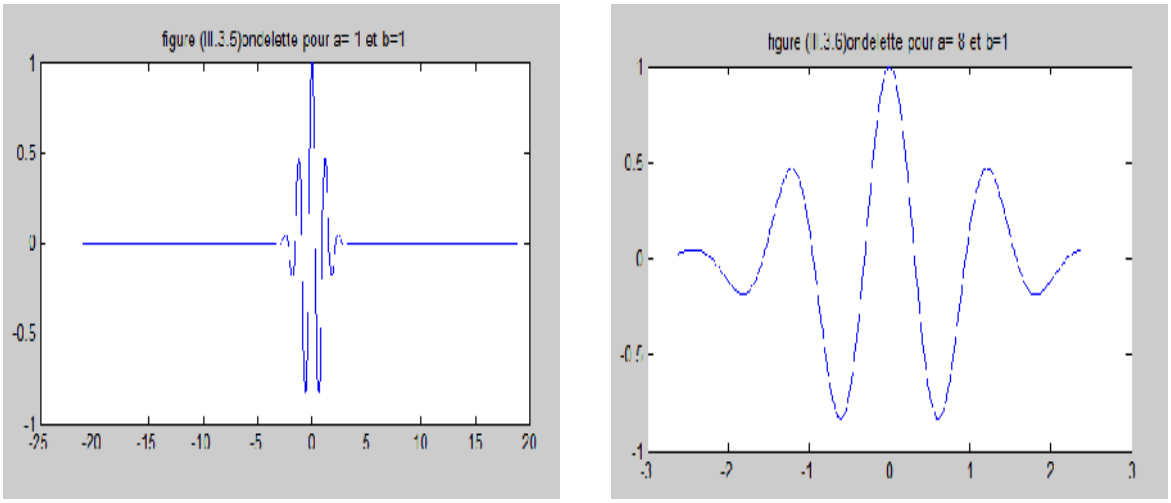


Figure III-3 : Translation et Contraction d'une ondelette.

Les trois premières figures (III-3-1), (III-3-2), (III-3-3) indiquent la translation de l'ondelette, et les trois dernières figures (III-3-4), (III-3-5), (III-3-6) indiquent la dilatation.

III.2.3 Avantages et applications de la Transformée en Ondelettes [24]:

Le fait que la transformée utilise des fonctions bien localisées dans le plan temps-fréquence lui donne beaucoup d'avantages :

- La résolution en fréquence de la transformée dépend du facteur de dilatation a par le principe d'Heisenberg, on peut donc choisir arbitrairement celle-ci suivant ce que l'on désire analyser.
- Pour des signaux physiques présentant des variations très rapides, des sauts, des marches, bref des discontinuités ; l'analyse en ondelettes est adaptée car l'ondelette va détecter ces singularités et analyser celles-ci. Cette particularité rend l'analyse en ondelettes complémentaires à l'analyse de Fourier. En effet, avec cette dernière, les discontinuités d'un signal ne sont pas facilement analysables, car les coefficients des fréquences correspondantes sont étalés dans toute la transformée.
- On peut représenter complètement et efficacement un signal quelconque en peu de coefficients.

III.2.4 Familles d'ondelettes(Annexe B):

a. Ondelettes de Haar :

C'est la plus simple des ondelettes, elle est défini sur l'intervalle [0,1] (parfois sur [-1/2,1/2]), tel que :

$$H(x) = \begin{cases} 1 \; si \; x \in \left[0, \frac{1}{2}\right[\\ -1 \; si \; x \in \left]\frac{1}{2}, 1\right] \end{cases} \qquad \text{(III.7)}$$

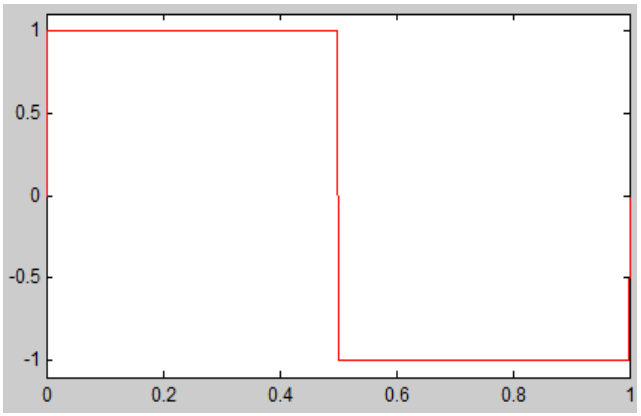


Figure III-4-1: Ondelettes de Haar

Le support de cette fonction est compact, car elle est bien localisée en espace. En contre partie, elle n'a qu'un seul moment nul et est discontinue ; où sa transformée de Fourier oscille beaucoup et la localisation en fréquence n'est pas bonne.

$$\widehat{H}(W) = i\, e^{-i\pi w \frac{\sin\frac{2\pi w}{2}}{\pi w/2}} \qquad \text{(III.8)}$$

b. Ondelettes de Morlet :

C'est une gaussienne modulé :

$$\psi(t) = e^{-\pi t^2} e^{2i\pi k_0 t} \qquad \text{(III.9)}$$

Sa définition: $\text{morl}(x) = exp(-x^2/2) * \cos(5x)$.

Sa transformée de Fourier est gaussienne décalé de k_0 et vaut : $\widehat{\psi}(w) = e^{-\pi(w-k_0)^2}$

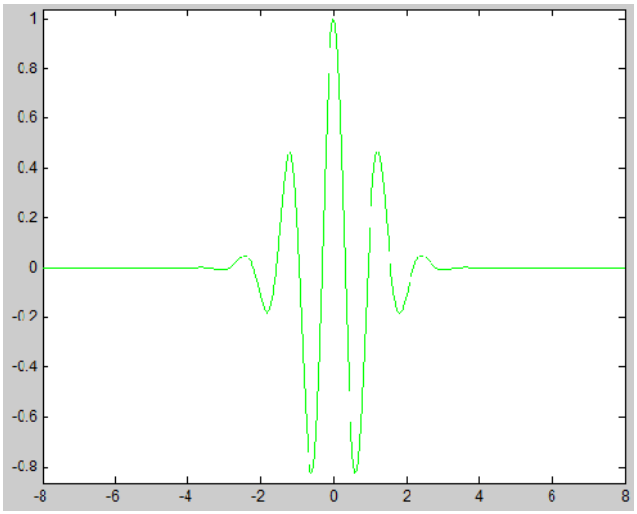


Figure III-4-2: Ondelettes de Morlet

c. Le chapeau Mexicain:

L'ondelette appelée chapeau mexicain s'obtient par double dérivation de la gaussienne, $e^{\frac{t^2}{2}}$.

Son expression normalisée en énergie s'écrit :

$$\psi(t) = \frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-\frac{1}{4}}(1-t^2)\,e^{\frac{t^2}{2}} \qquad \text{(III.10)}$$

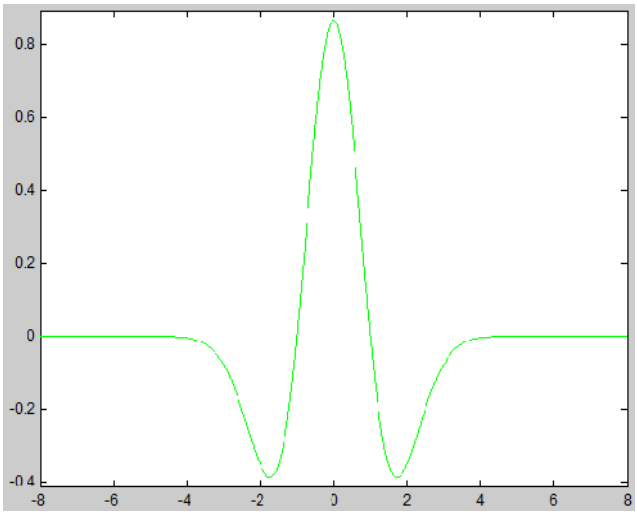


Figure III-4-3: Ondelettes Chapeau Mexicain

d. Ondelette de Meyer :

Cette ondelette est basée sur une fonction v(t) réelle paire et indéfiniment dérivable,

L'ondelette de Meyer est définie par son intégrale :

$$\psi(t) = \frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty} \cos\left(t - \frac{1}{2}\right) \times \sin[v(t)]dt \qquad \text{(III.11)}$$

$$\begin{cases} v(t) = 0 & pour\ 0 \leq t \geq \frac{2\pi}{3} \\ v(t) = 0 & pour\ t \geq \frac{8\pi}{3} \\ v(2t) = \frac{\pi}{2} - v(t) & pour\ t \in S \\ v(t-2p) = \frac{\pi}{2} - v(t) & pour\ t \in S \end{cases}$$

D'où **S** est l'intervalle $\left[-\frac{8\pi}{3}, -\frac{2\pi}{3}\right] \cup \left[\frac{2\pi}{3}, -\frac{3.8\pi}{3}\right]$

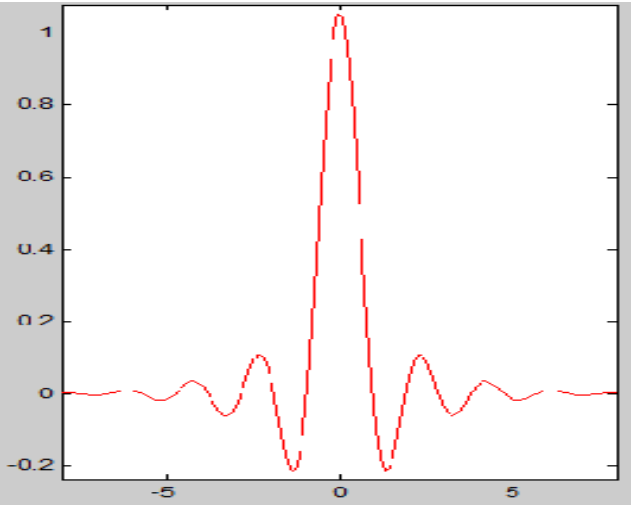


Figure III-4-4: Ondelettes de Meyer

III.3 Organigramme de la méthode PF à base d'ondelettes :

La méthode FP à base d'ondelettes pour la segmentation d'images fixes est résumée par l'organigramme de la figure (III.5) suivante :

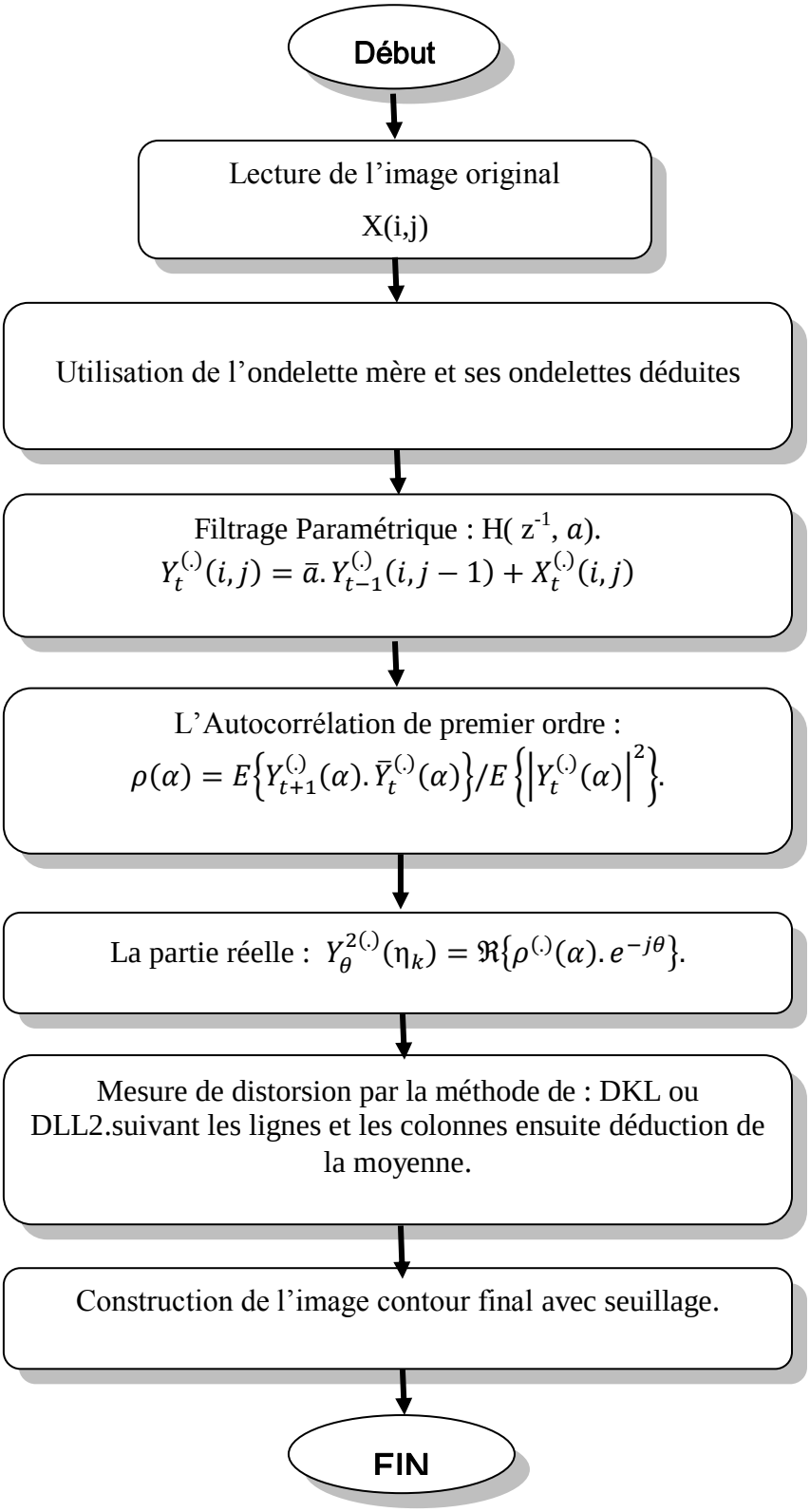


Figure III.5 : l'organigramme de segmentation d'images à base d'ondelette par la méthode de(FP).

III.4 Implémentation est discussion des résultats :

Dans cette partie, nous allons mettre en œuvre l'algorithme de segmentation par la méthode du filtrage paramétrique à base d'ondelettes et ***avec seuillage*** en utilisant le logiciel MATLAB.

Dans cette implémentation une succession d'essaies nous permets le choix des paramètres convenables pour différentes familles d'ondelettes. D'autre part, l'image BARBARA.png est prise comme images fixe sur laquelle on applique la segmentation.



Image originale

A- Segmentation FP avec seuillage pour une Ondelette ‹‹Chapeau Mexicain›› :

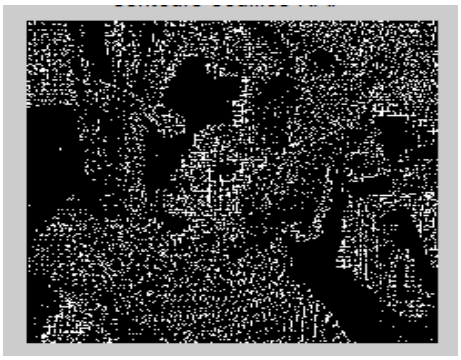
Les paramètres utilisée pour le segmentation Après beaucoup d'essais est :

- pour D_{LL2} : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$.
- pour D_{KL} : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = 0.025*\pi$.

A.1 Contours après seuillage normal :

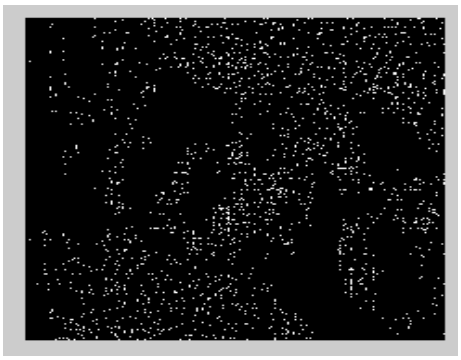


(a) méthode D_{LL2}

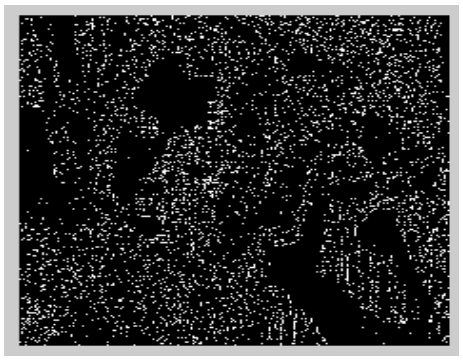


(b) méthode D_{KL}

A.2 Contours après seuillage hystérésis :



(c) méthode D_{LL2}



(d) méthode D_{KL}

Figure III.6 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette Pour mexh sur ('barbara00.png')

Commentaire :

En utilisant l'ondelette chapeau mexicain, on trouve que le seuillage normal est meilleur que le seuillage hystérésis sous certains paramètres bien précis Après de nombreux essais :

- pour D_{LL2} : a=1/95 ;th= 0.2 ; Sb=0.5 ; Delta=0.3.
- pour D_{KL} : a=1/95 ;th= 0.3 ; Sb=0.3 ; Delta=0.3.

Fiez-vous à notre jugement sur la meilleure façon, en regardant seulement. Similaire à l'utilisation d'autres moyens pour mieux voir.

B- Segmentation FP avec seuillage pour une Ondelette ‹‹ Morlet ›› :

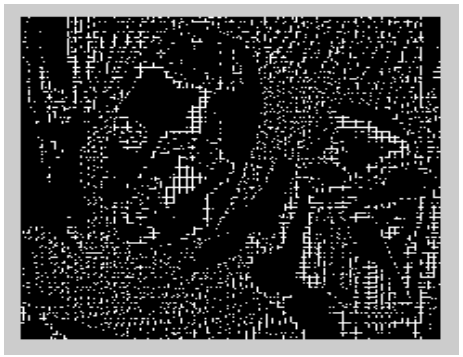
En utilise les paramètres suivants :

- pour D_{LL2} : $\eta_a = -1$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$.
- pour D_{KL} : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = 0.025^* \pi$.

B.1 Contours après seuillage normal :



(a).méthode D_{LL2}

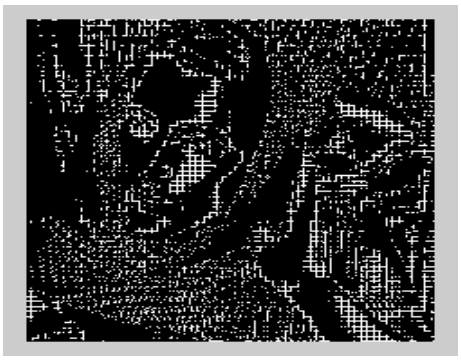


(b). méthode D_{KL}

B.2 Contours après seuillage hystérésis :



(c) méthode D_{LL2}



(d) méthode D_{KL}

Figure III.7 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette Pour Morlet sur ('barbara00.png').

Commentaire :

Les paramètres utilisés dans cette étape, qui donne une image nette sont les suivants :

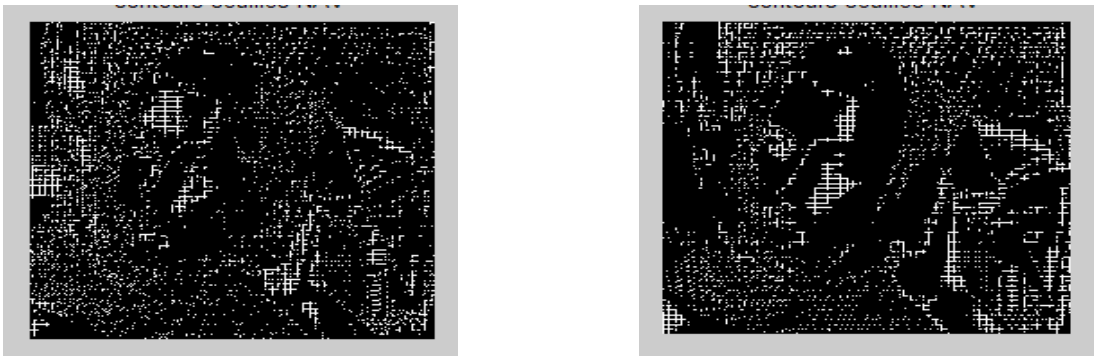
- pour D_{LL2} : a=1/205 ; th= 0.35 ; Sb=0.3 ; Delta=0.14.
- pour D_{KL} : a=1/301 ; th= 0.3 ; Sb=0.3 ; Delta=0.4.

D'autre part, on constate que les deux méthodes de segmentation D_{KL} et D_{LL2} donnent de bons résultats.

C- Segmentation FP avec seuillage pour une Ondelette ‹‹ Shannon ›› :

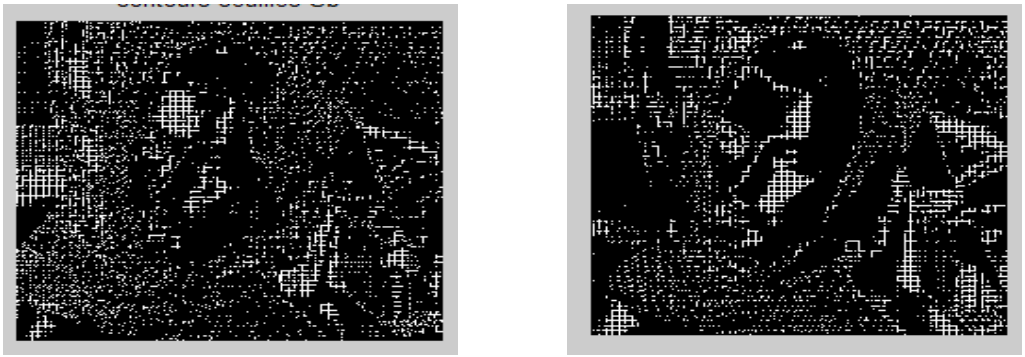
* Pour la méthode D_{LL2} et D_{KL},, on utilise les paramètres suivant : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$; f_b= 10 ; f_c =10 .

C.1 Images contours après seuillage normal :



(a) méthode D_{LL2} (b) méthode D_{KL}

C.2 Images contours après seuillage hystérésis :



(b).méthode D_{LL2} (a). méthode D_{KL}

Figure III.8 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette de Shannon sur ('barbara00.png').

Commentaire :

Le seuillage normale est meilleur que le seuillage hystérésis sous certains paramètres bien précis et qui sont :

* pour D_{LL2} et D_{KL} : a=1/205 ;th= 0.35 ; Sb=0.3 ; Delta=0.2 ; fb=10 ; fc=10.

On constate que les deux méthodes de segmentation D_{KL} et D_{LL2} donnent de bons résultats.

• L'ondelette Chapeau mexicain est bien plus meilleure que les autres ondelettes.

Remarque : Pour voir d'autres exemples figurent à **l'annexe C**.

III.5 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu sur les ondelettes et nous avons implémenté la méthode FP à base d'ondelettes. En tenant compte des résultats précédents du chapitre(II), noua avons considéré que le cas de segmentation avec seuillage.

D'après les résultats obtenus, nous avons constaté que les ondelettes sont très importantes en traitement du signal, car elles nous ont permet de jouer sur la translation et la dilatation de ses dernières. Car l'utilisation des ondelettes permet la détection beaucoup de détailles, d'où nous avons trouvé la visualisation des contours fines.

Nous avons trouvé que, sous des paramètres soigneusement choisis et des niveaux de seuillages adaptatifs, les deux techniques DKL et DLL2 présentent de bons résultats pour différents familles d'ondelettes utilisés avec des coefficients de dilatation précis, malgré la difficulté du choix des paramètres de chaque type d'ondelettes. Donc on peut dire que la méthode FP à base d'ondelettes est meilleur comparée à celle à base de la fenêtre de Hamming.

Dans le chapitre suivant nous allons effectuer une extension de la méthode FP pour la segmentation des images 3D.

Chapitre VI

Extension de la technique du filtrage paramétrique à la segmentation des images 3D

- Introduction.
- Notion des images 3D.
- Le voxel.
- Implémentation de la méthode FP pour la segmentation des images 3D.
- Segmentation d'une image 3D par la FP.
- Conclusion.

IV.1 Introduction :

Après avoir étudié les Ondelettes dans les chapitres précédents et Nous avons appliqué à l'image 2D, ainsi que la méthode que nous avons utilisé le filtrage paramétrique ces images avec des exemples Nous allons appliquer dans ce chapitre le même travail sur les images 3D que nous avons essayé de créer.

IV.2 Notion des images 3D [29] :

La synthèse d'image tridimensionnelle fait appel à un espace vectoriel. Cet espace est décomposé en trois dimensions sur les axes cartésiens, nommés habituellement *X*, *Y* et *Z*. Prenons, dans une pièce, un point de référence, et définissons des directions gauche-droite *(X)*, avant-arrière *(Y)* et haut-bas *(Z)*. Pour aller de l'origine à un point donné, il faut faire :

- *x* mètres vers la droite ;
- *y* mètres vers l'avant ;
- *z* mètres vers le haut.

Si l'on peut permuter l'ordre dans lequel on peut faire le déplacement, cette combinaison (*x*, *y*, *z*) est unique : un point de la pièce est représenté par un triplet unique, et un triplet représente un seul point de la pièce. Ce triplet de valeurs s'appelle les coordonnées du point. Où le point de référence est appelé « l'origine » et se note habituellement *O*, il correspond au triplet (0, 0, 0).

Prenons maintenant un volume simple, un polyèdre. Ce polyèdre peut être défini par les coordonnées de ses sommets. Par la donnée d'une série de valeurs [(x_1, y_1, z_1) ; (x_2, y_2, z_2) ; … ; (x_n, y_n, z_n)], on définit ce volume.

IV.2.1 Principe de l'image 3D :

L'image 3D cherche à reproduire la sensation naturelle de vision en profondeur et en relief de l'œil humain. Nos deux yeux, distants de 65 mm environ, n'enregistrent pas la même image : c'est notre cerveau qui les superpose pour produire l'image en relief. Donc, on parle de la vision stéréoscopique.

Maintenant, si on essaye de fermer un œil pour remplir un verre d'eau, on comprend qu'on a besoin des deux pour évaluer la distance et la profondeur.

Le principe de l'image 3D est de *leurrer* notre cerveau pour lui donner l'illusion de perception de deux images dissociées, afin qu'il reconstitue le relief. Les images sont donc filmées simultanément avec deux objectifs, placées au même écart que les yeux.

- **l'anaglyphe :** utilise la couleur en filtrant chacune des images au moyen de deux couleurs complémentaires, le cerveau les associe pour donner une image normale. Ce sont les fameuses lunettes vertes et rouges !
- **la projection polarisée** : dissocie les ondes polarisantes horizontales et verticales des images gauche et droite grâce à des lunettes filtrantes : le cerveau aperçoit deux images différentes et reconstitue le relief. Cette technologie est celle adoptée récemment dans les cinémas car elle offre une image normale sans lunettes.
- **la projection alternée** : en alternant à une cadence très rapide la vision gauche et droite, grâce à des lunettes actives à cristaux liquides occultent un côté puis l'autre à toute vitesse, on parvient à une excellente perception du relief. C'est le procédé utilisé par exemple par Panasonic et Samsung pour leurs téléviseurs 3D.

IV.2.2 Les Coordonnées cartésiennes d'un système 3D :

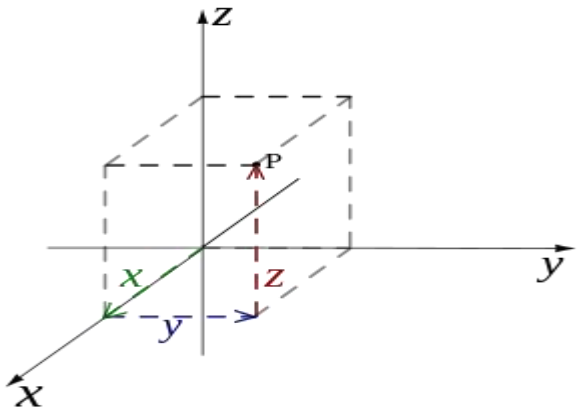


Figure IV.1 : les coordonnées cartésiennes tridimensionnelles

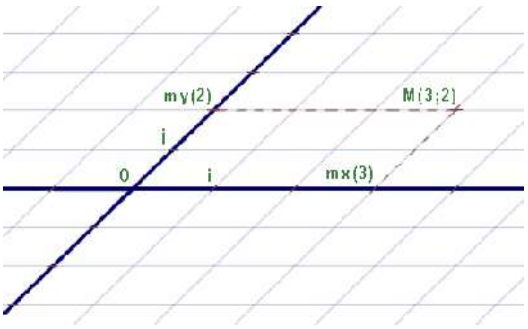


Figure IV.2 : Coordonnées cartésiennes dans le plan.

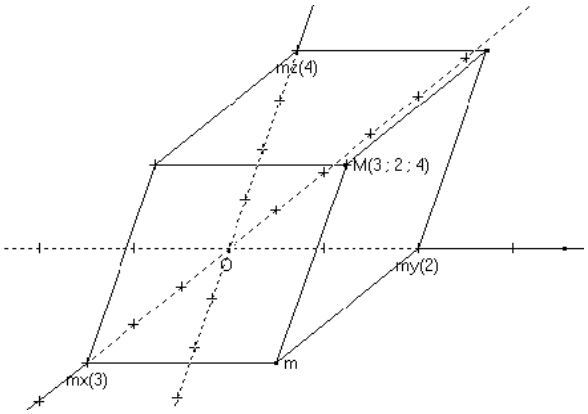


Figure IV.3 : Coordonnées cartésiennes dans l'espace.

IV.3 Le voxel [29]:

Le voxel est un procédé 3D qui se distingue de la 3D traditionnelle au même titre qu'une image Bitmap (ou matricielle) est différente d'une image vectorielle. Les voxels sont une accumulation de pixels 3D, en gros des petits cubes plus ou moins opaques et de couleur. L'empilage de ces voxel donne une illusion de volume. La 3D traditionnelle se limite à une représentation de la surface des volumes. Le voxel va beaucoup plus loin en permettant de représenter l'intérieur des objets. C'est pourquoi les IRM utilisent cette technique (du moins très proche) : l'IRM prend des photos tranche par tranche, puis un logiciel reconstitue l'intégralité du corps humain (intérieur et extérieur).

voxel typique ensemble de voxel grille de voxel

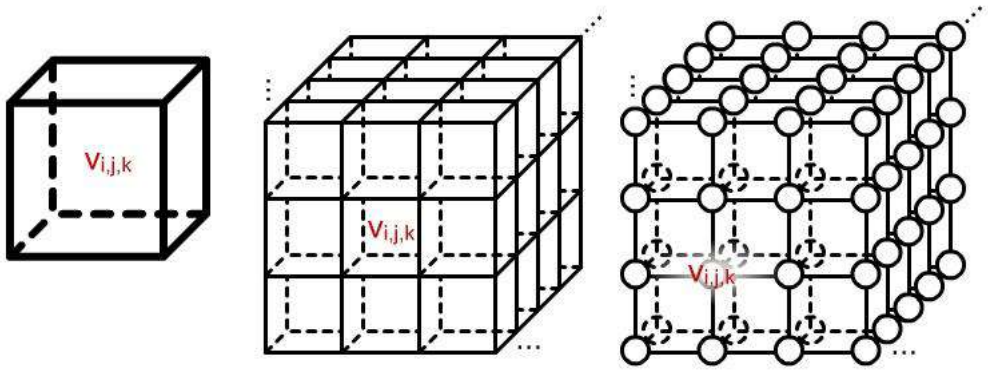


Figure IV.4 : Représentation d'un voxel.

IV.4 Visualisation des images 3D sous Matlab [Annexe F][30] :

IV.4.1 Techniques de visualisation du volume :

La visualisation du volume est la création de représentations graphiques des ensembles de données qui sont définies sur des grilles tridimensionnelles. L'ensemble des données du volume sont caractérisés par des tableaux multidimensionnels de scalaire ou des données vectorielles. Ces données sont généralement définies sur des structures en treillis représentant des valeurs échantillonnées dans l'espace 3D. Il y a deux types de base de données du volume :

- Les données scalaires du volume contiennent des valeurs uniques pour chaque point.
- Les vecteurs données du volume contiennent deux ou trois valeurs pour chaque point, définissant les composantes d'un vecteur.

IV.4.1.1 les Étapes à suivre pour créer une visualisation du volume :

Création d'une visualisation efficace nécessite un certain nombre de mesures afin de composer la scène finale. Ces mesures se répartissent en quatre catégories de base :

1- Déterminer les caractéristiques des données. Car la représentation graphique des données du volume nécessite généralement la connaissance des intervalles des coordonnées et les valeurs des données.

2- Sélectionnez une routine de traçage approprié. Les informations contenues dans cette section vous aident à choisir les bonnes méthodes.

3- Définissez la vue. L'information transmise par un graphique tridimensionnel complexe peut être grandement améliorée par la composition minutieuse de la scène. Affichage techniques comprennent : (régler la position de la caméra, en précisant rapport d'aspect et le type de projet, le zoom avant ou arrière, et ainsi de suite).

4- Ajouter l'éclairage et spécifiez les colorations. L'éclairage est un moyen efficace pour améliorer la visibilité de la forme de surface et d'offrir une perspective en trois dimensions de graphiques de volume. La couleur peut véhiculer des valeurs de données, à la fois constantes et variables.

IV.4.1.2 les fonctions de visualisation :

On utilise deux types de fonctions :

- ✓ Fonctions de données scalaires.

- ✓ Fonctions de données vectorielles.

Le tableau suivant représente quelques fonctions de base :

types	**fonctions**	**raison**
Scalaires	*contourslice*	*Dessiner les contours de plans de coupe du volume*
	isosurface	*Extraire des données isosurfaces de données de volume*
	isocolors	*Calculer les couleurs des sommets isosurface*
	slice	*Dessinez plans de coupe en volume*
vectorielles	*coneplot*	*Vecteurs de vitesse de tracé des cônes en 3-D des champs de vecteurs*
	curl	*Calculer la vitesse angulaire boucle et d'un champ de vecteur 3-D*
	divergence	*Calculer la divergence d'un champ de vecteurs 3-D*
	streamslice	*Tracez des lignes de flux bien espacées de données de volume de vecteur*

Tableau IV.1 : les fonctions de visualisation.

IV.4.1.3 Visualisation des données d'IRM :

Un exemple de données scalaires comprend des données de résonance magnétique (IRM). Ces données contiennent généralement un certain nombre de plans de coupe prises par un volume, comme le corps humain. MATLAB comprend un ensemble de données IRM qui

contient 27 images tranches d'une tête humaine. Cette partie décrit quelques techniques utiles pour la visualisation des données IRM.

Cet exemple illustre les techniques suivantes appliquées aux données de l'IRM :

- Une série d'images 2-D représentant le fond de la tête.
- 2-D et 3-D slice contour prises à des emplacements arbitraires dans les données.
- Une isosurface avec isocaps montrant une coupe transversale de l'intérieur.

IV.4.1.3.1 Modification du format des données :

Les données d'IRM, D, est stockée comme tableau de 128 par 128 par-1-en-27. La troisième dimension de tableau est utilisée habituellement pour les données de couleur d'image. Toutefois, puisque ce sont des images indexées (une palette de couleurs, carte, est également chargé), il n'y a aucune information dans la troisième dimension, que vous pouvez supprimer en utilisant la commande de compression. Le résultat est une matrice de 128 par 128 par 27.

La première étape consiste à charger les données et à transformer la matrice de données à partir de 4-D et 3-D.

IV.4.1.3.2 Affichage des images des données d'IRM :

Pour afficher l'une des images d'IRM, en utilisant la commande d'image, l'indexation dans un tableau de données afin d'obtenir la huitième image. Puis ajustez axe échelle et installer la palette de couleurs IRM, qui a été chargé avec les données

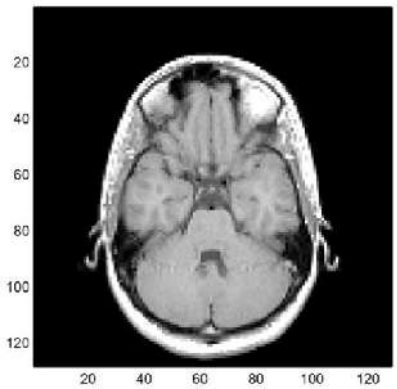


Figure IV.5 : Représentation d'une images de donnée d'IRM .

IV.4.1.3.3 Affichage d'un contour 2-D Slice :

On peut traiter ces données IRM comme un volume, car il s'agit d'une collection de slice prises progressivement à travers l'objet en 3-D. On utilise la technique de contour pour chaque slice afin d'afficher un tracé de contours d'une tranche du volume. Pour créer un tracé de contour avec la même orientation et la taille de l'image créée dans la première partie de cet exemple, on ajuste la direction d'axe Y (axe), et définisse les limites (xlim, ylim), et on régle le rapport d'aspect de données.

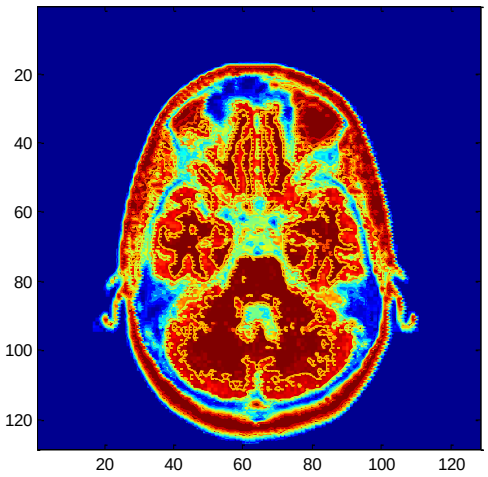


Figure IV.6 : Représentation d'un contour 2-D Slice.

IV.4.1.3.4 Affichage d'un contour 3-D Slice :

Contrairement aux images, qui sont des objets 2D, des tranches de contour sont des objets 3-D qu'on peut afficher dans n'importe quelle orientation. Par exemple, on peut afficher quatre tranches de contour dans une vue en 3-D. Pour améliorer la visibilité de la ligne de contour, d'augmenter la largeur de raie à 2 points.

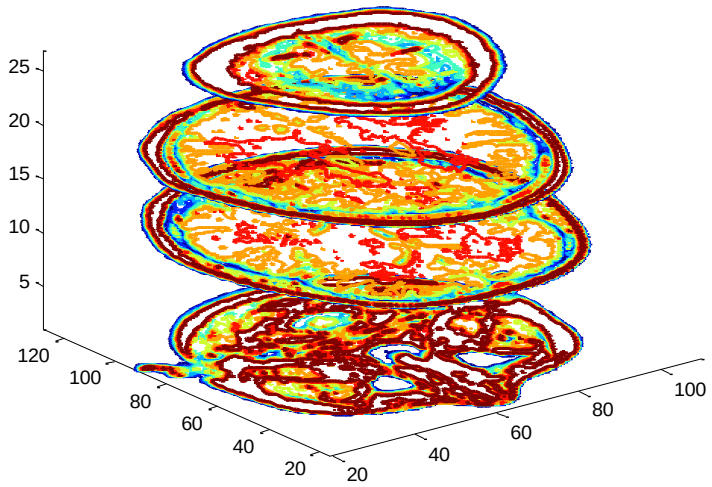


Figure IV.7 : Représentation d'un contour des Slice 3D.

IV.4.1.3.5 Affichage d'une Isosurface :

On peut utiliser les isosurfaces pour afficher la structure générale d'un volume. Lorsqu'il est combiné avec isocaps, cette technique peut révéler des informations sur les données sur l'intérieur de l'isosurface.

Tout d'abord, lisser les données avec smooth3, puis utiliser isosurface pour calculer les données iso. Utilisez patch pour afficher ces données comme un objet graphique.

IV.4.1.3.6 Ajout d'un Isocap pour montrer une surface en coupe :

Utilisation isocaps pour calculer les données pour un autre patch qui est affichée en même isovaleurs (5) en tant que surface. Utilisez les données non lissées (D) pour afficher les détails de l'intérieur. Vous pouvez voir que c'est les plus hauts slice de la tête.

IV.4.1.3.7 Définition de la vue :

Définir la vue et régler le rapport d'aspecte (vue, axe, aspect).

IV.4.1.3.8 Ajout d'un éclairage :

Ajoutez des éclairages et recalculer les normales de surface basé sur le gradient des données de volume, ce qui produit un éclairage doux (Camlight, l'éclairage, isonormals). Augmentez la propriété Ambient Strength de l'Isocap pour égayer la coloration sans affecter l'isosurface. Réglez le Specular Color Reflectance de l'isosurface pour rendre la couleur de la

lumière réfléchie spéculaire proche de la couleur de l'isosurface, puis régler le specular Exponent pour réduire la taille de la tache spéculaire

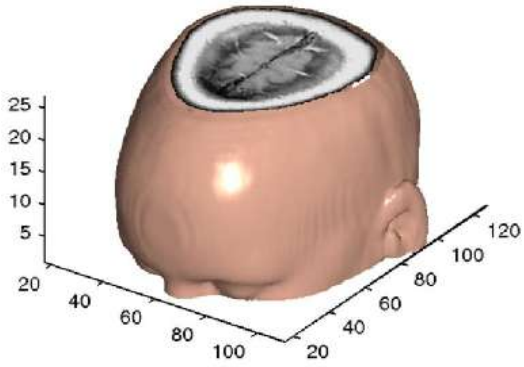


Figure IV.8 : Représentation d'un éclairage.

IV.4.2 autres techniques de visualisations 3D :

a- Créer des graphiques 3-D (Creating 3-D Graphs) :

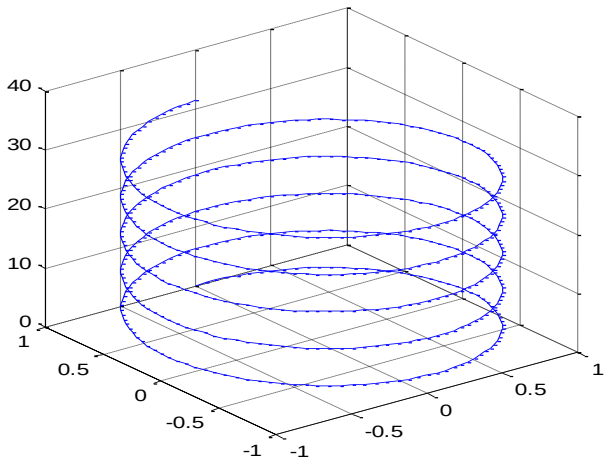


Figure IV.9 : Exemple - Basic 3-D traçage: La fonction Plot3

b- Transparence (Transparency) :

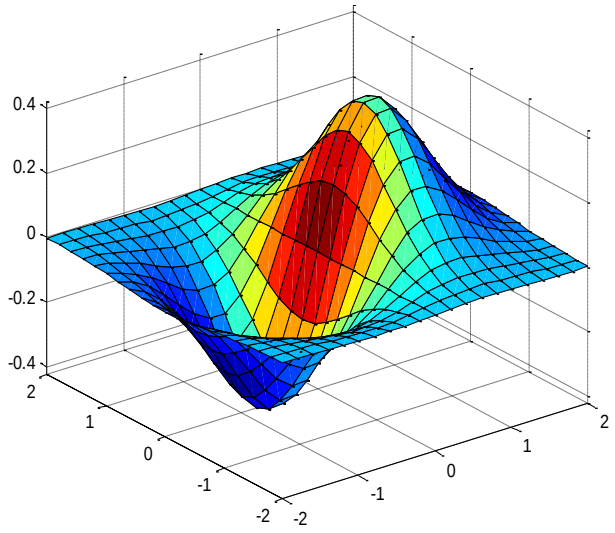


Figure IV.10 : Exemple - Des données cartographiques à la couleur ou la transparence

c- Allumant comme un outil de visualisation (Lighting as a Visualization Tool)

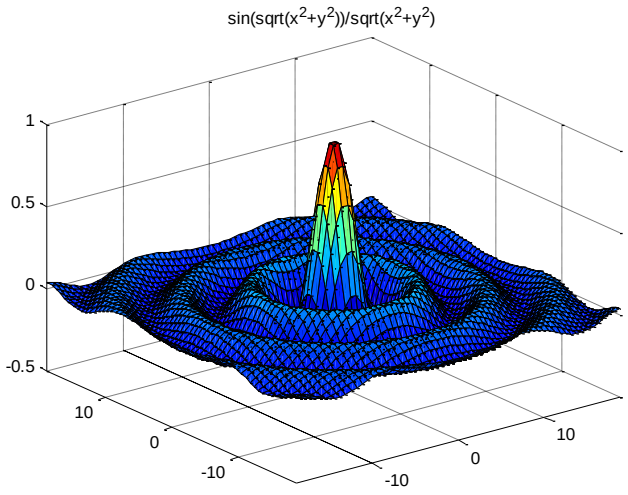


Figure IV.11: Exemple - Fonctions mathématiques d'éclairage.

d- Définition de la vue (Defining the View) :

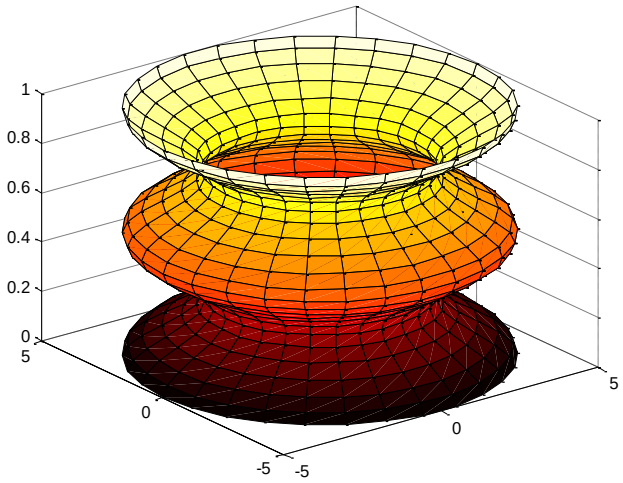


Figure IV.12 : Exemple - Options de commande d'axes.

IV.5 Implémentation de la méthode FP pour la segmentation des images 3D :

Dans notre cas, on considère que l'image 3D est constituée d'un ensemble de slices. D'où l'application de la technique du filtrage FP consiste à effectuer la détection des contours de chaque slice et le rassemblement des différents slice nous permet d'illustrer les contours du volume.

IV.5.1 Organigramme de la technique FP pour les images 3D :

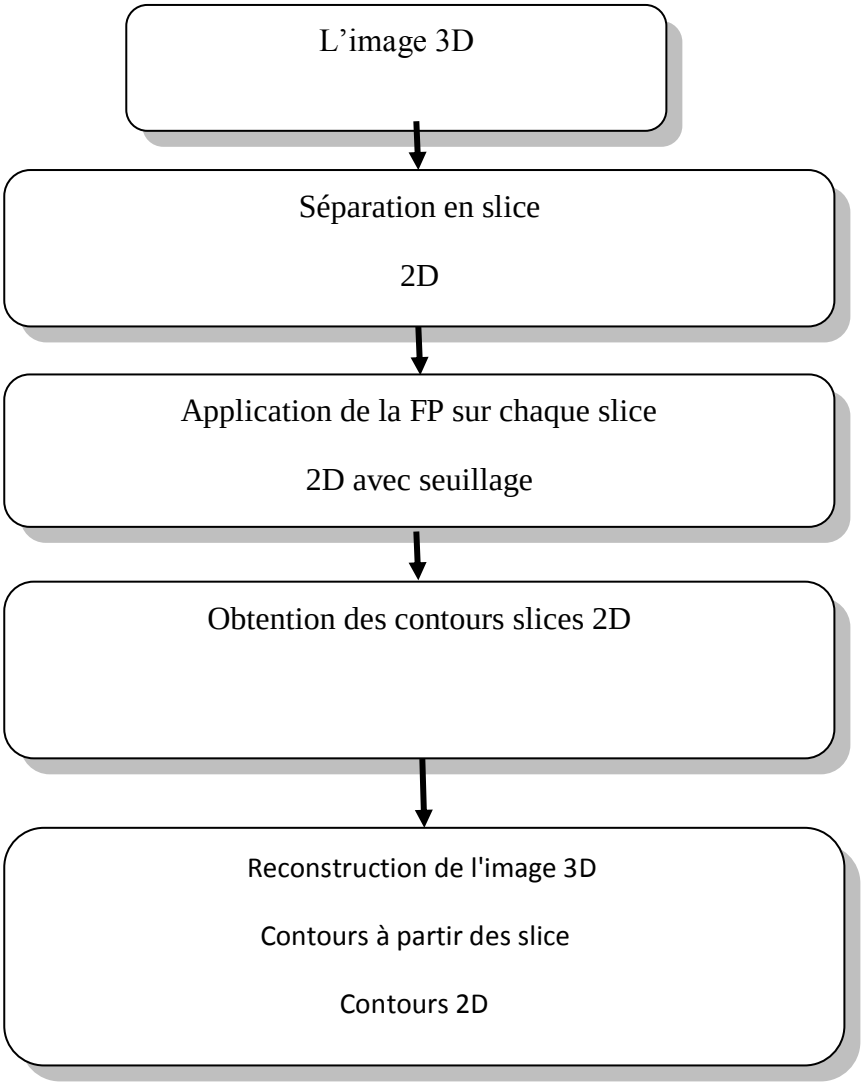


Figure IV.13 : l'organigramme de segmentation d'images 3D par la méthode (FP).

IV.5.2 création d'images 3D à partir des slices 2D sous Matlab:

Pour créer une image 3D à partir des images 2D qui représentent des slices ou des coupes de cette image 3D. C'est pour cela, on a besoin de créer une image 2D qui varie en fonction de X, Y et Z ; où cette dernière se diffère d'une slice vers une autre. Pour cette création on prend l'exemple d'une sphère qui peut être représentée à partir des slices sous forme de cercle de surface variant en fonction de X,Y et Z.

A- création de l'image 2D :

- On définit les intervalles de variation de X,Y et Z par la fonction :

  [x y z] = meshgrid(1:d, 1:d, 1:d) ; où **d** représente le diamètre de la sphère. Et l'énergie de chaque voxel est donnée par l'expression suivante :

img = (x-15).^2+(y-15).^2+(z-15).^2 < 10^2;

- On Recherche les indices des pixels non nuls de chaque slice du cercle reconstruit en utilisant l'expression suivante :

idx=find(sqrt(col(:).^2+lig(:).^2)<=d/2);

Ces indices contiennent la référence de situation des pixels non nuls suivant X,Y et Z.

l'image ci-dessous montre l'un des cercles plein de chaque slice :

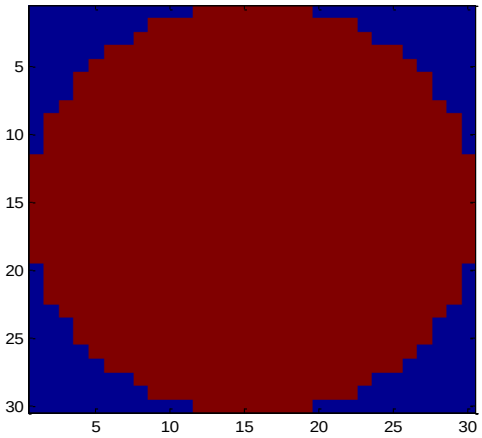


Figure IV.14 : Représentation d'une seule coupe.

B- Reconstruction de l'image 3D à partir des slices 2D :

- On détermine les indices (ou les références des pixels des différents slices en fonction de X,Y et Z par la fonction suivante :

idx=find(sqrt(col(:).^2+lig(:).^2+pag(:).^2)<=d/2);

- L'affichage 3D s'effectue par la fonction slice comme suit :

1- pour trois slice : slice(X,[],[],1:10:30)

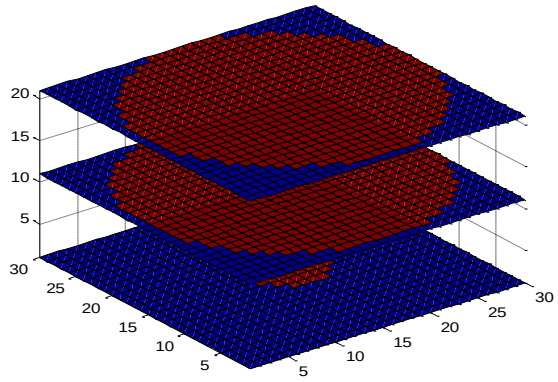


Figure IV.15 : Représentation d'un trois coupes mutuellement orthogonales

2- pour 30 slice : slice(X,[],[],1:1:30)

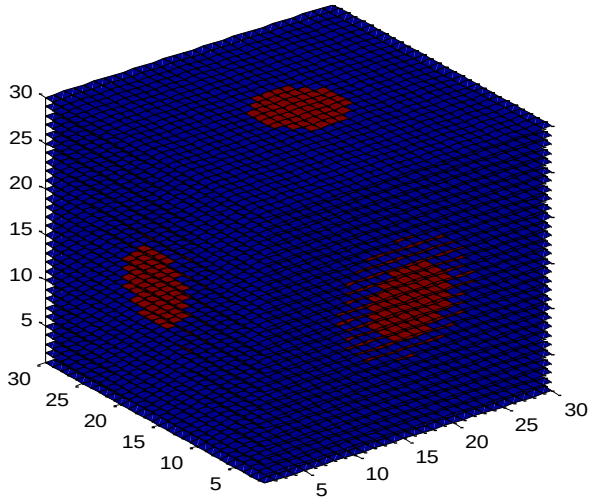


Figure IV.16 : Représentation d'un plusieurs coupes (image 3D).

IV.6 Segmentation d'une image 3D par la FP:

Dans cette partie nous allons mettre en œuvre notre méthode de segmentation des images 3D par le filtrage paramétrique FP sous MATLAB. Pour cette implémentation de segmentation, on va procéder au suivant :

1. On décompose l'image 3D qui est à la base des slices en des images 2D où chaque image représente une slice.
2. On applique notre méthode de segmentation FP (D_{KL} et D_{LL2}) sous les paramètres de base bien choisis pour obtenir les contours désirés.
3. À la fin de segmentation de toutes les slices, on procède au regroupement de images contours slice pour obtenir l'image 3D contour.

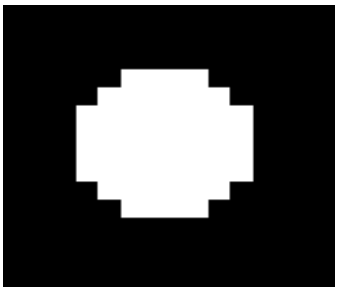
IV.6.1 Segmentation d'images slices fixes sans et avec seuillage :

Tout d'abord, nous allons appliquer notre méthode FP à certains niveaux de slice. Sur cette base, nous avons choisi les niveaux suivants : 01 ; 05 ; 10 et 20 parmi les 30 slices. En utilise les paramètres suivants :

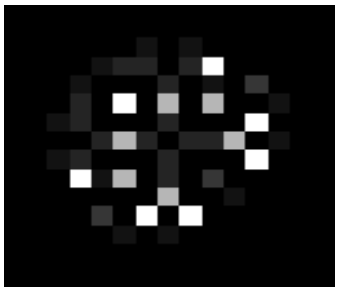
- pour D_{LL2} : ($\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = \pi$).
- Pour D_{KL} : ($\eta_a = 0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$).

A- Segmentation par la méthode D_{LL2} :

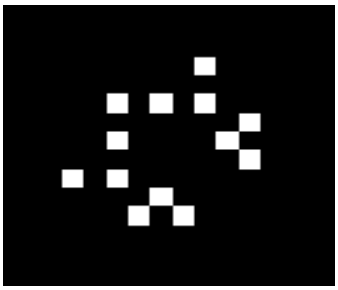
➢ Pour le niveau 01 (Z=0):



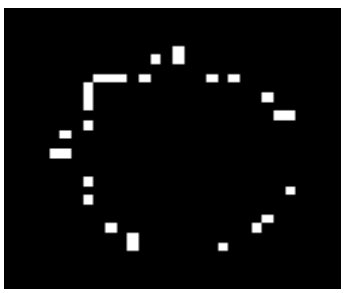
contours sans seuillage



contours seuillés NAP



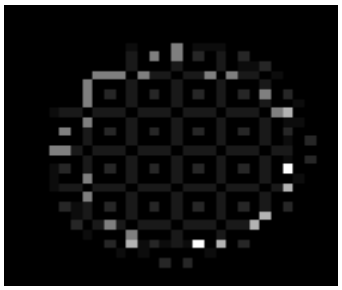
contours seuillés SB+Sh



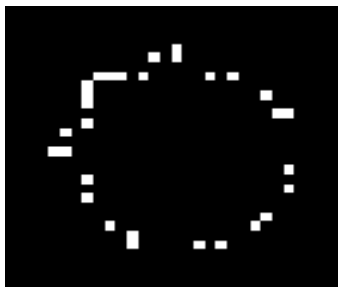
➢ Pour le niveau 05 (Z=5):

contours sans seuillage

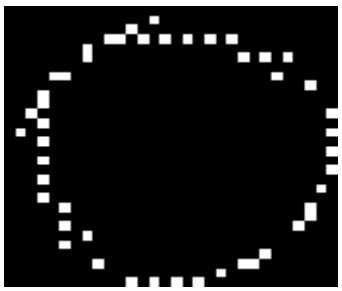




contours seuillés NAP



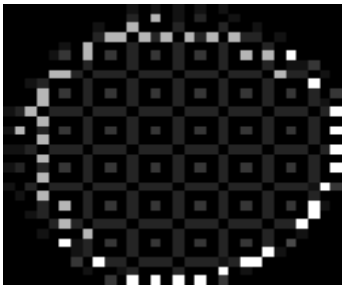
contours seuillés SB+Sh



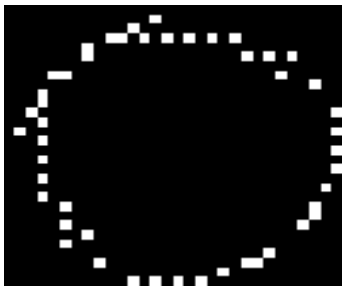
- Pour le niveau 10 (Z=10):

contours sans seuillage

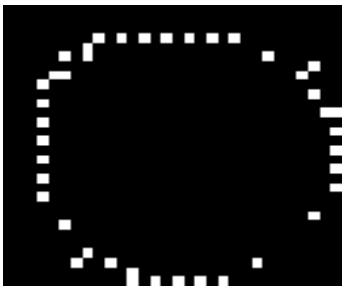




contours seuillés NAP



contours seuillés SB+Sh



- Pour le niveau 20 (Z=20):

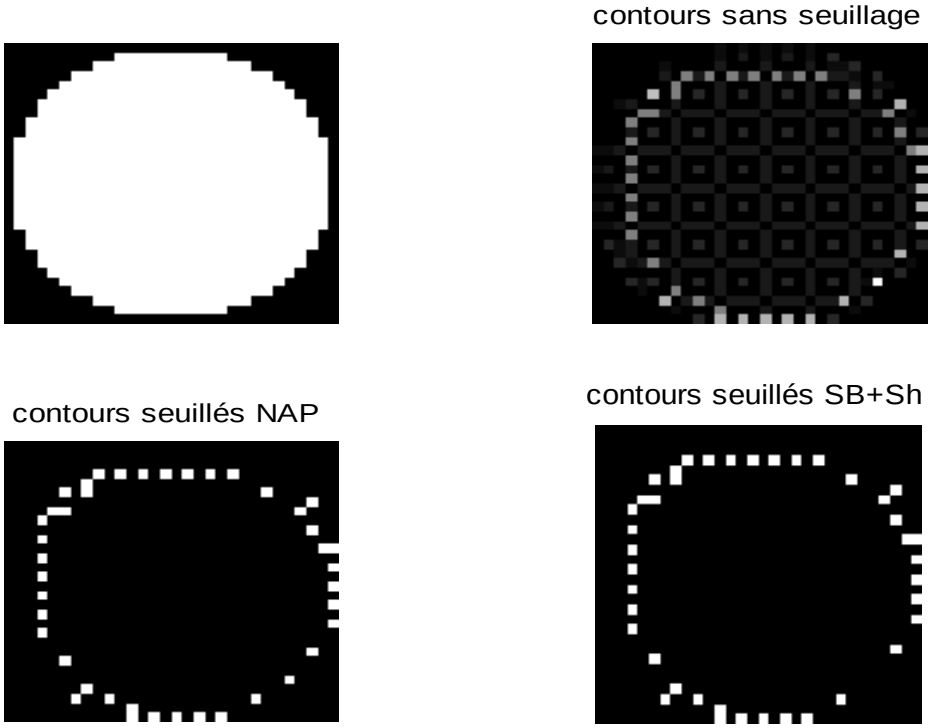
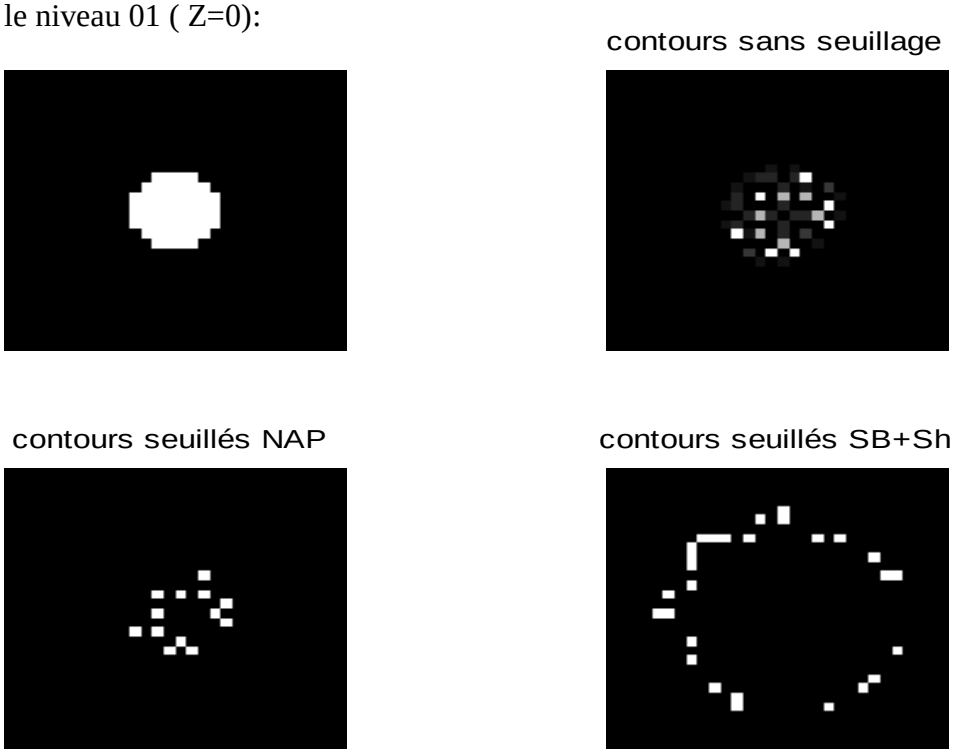


Figure IV.17 : segmentation des niveaux 01-05-10-20 d'une image 3D par la méthode de DLL2.

B- Segmentation par la méthode D_{KL} :

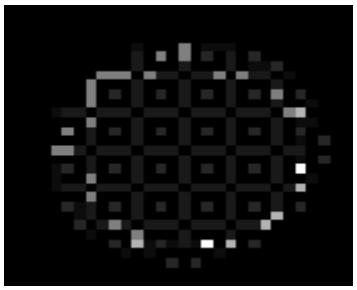
- Pour le niveau 01 (Z=0):



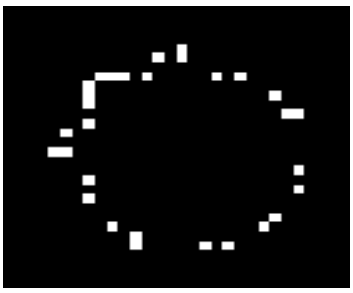
- Pour le niveau 05 (Z=5):



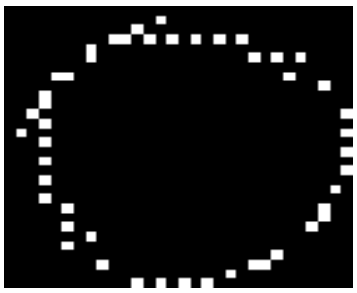
contours sans seuillage



contours seuillés NAP



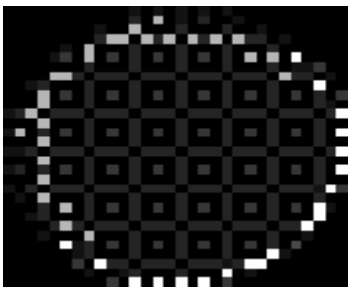
contours seuillés SB+Sh



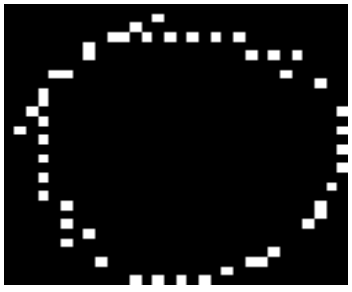
- Pour le niveau 10 (Z=10):



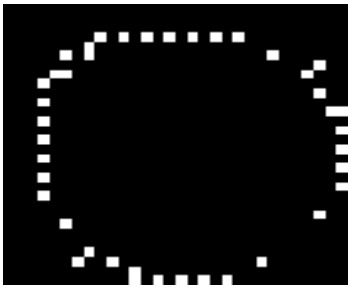
contours sans seuillage



contours seuillés NAP



contours seuillés SB+Sh



➢ Pour le niveau 20 (Z=20):

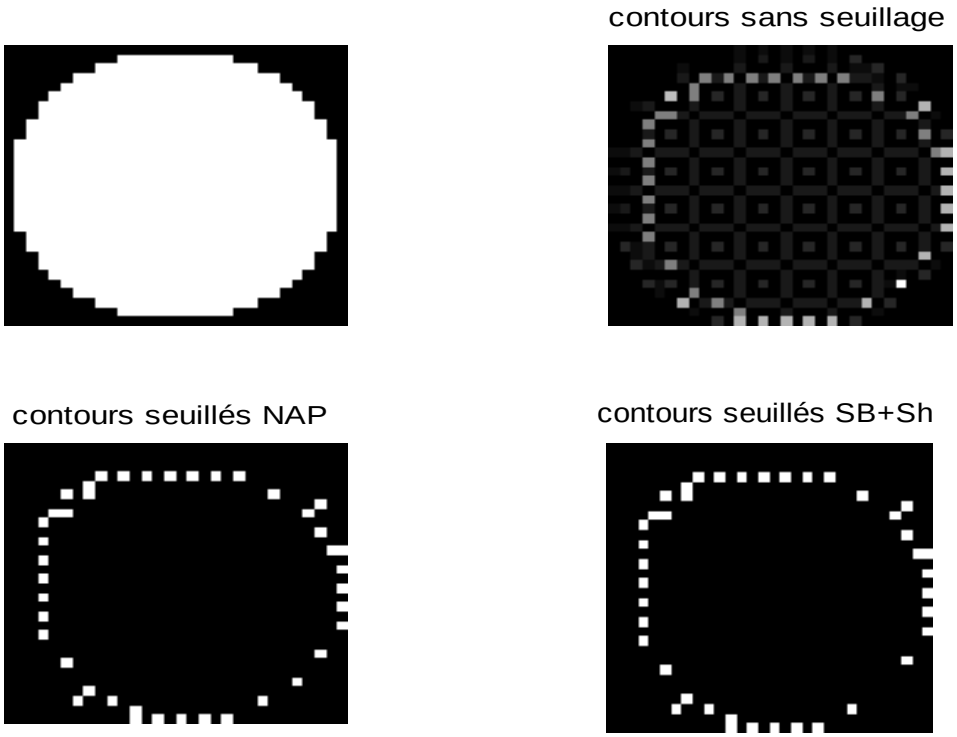


Figure IV.18 : segmentation des niveaux 01-05-10-20 d'une image 3D par la méthode de DKL.

- **Commentaire :**

Le choix du niveau de seuil des quatre slices de seuillage conduit à des niveaux différents comme suit :

- pour les niveaux 01-10-20 : * D_{LL2} :(**thr = 0.4 ; sb = 0.3 ; delta = 0.5).**
  *****D_{KL} :(**thr = 0.3 ; sb = 0.25 ; delta = 0.55).**
- pour le niveau 05 : * D_{LL2} : (**thr = 0.4 ; sb = 0.6 ; delta = 0.5).**
  * D_{KL} : (**thr = 0.3 ; sb = 0.5 ; delta = 0.55).**

IV.6.2 Reconstruction de l'image contour 3D :

Pour reconstruire l'image contour 3D, on va exploiter les slices contours obtenus pour chaque méthode D_{LL2} et D_{KL} sous les paramètres et les niveaux de seuillages bien spécifiés.

IV.7 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents types de visualisations des images à trois dimensions (3D). Où ces images 3D peuvent être créées sous Matlab à partir des couches d'images qui sont dites des slices.

Nous avons prouvé qu'il est possible de segmenter l'image 3D, en utilisant la méthode FP. Car la décomposition en couches d'images 2D, nous a permet la segmentation de ces dernières afin d'obtenir des slices contours 2d. Et le rassemblement de ces slices contours nous a permet l'obtention de l'image 3d contour.

Dans cette étape, nous avons trouvé des difficultés pour le rassemblement des slices contours 2D trouvés pour reconstituer l'image 3D.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons fait un tour exhaustif des méthodes de détection de contour dans une image où de nombreux progrés restent à faire car il n'existe pas encore d'algorithme assez robuste permettant de détecter les contours de n'importe quel type d'image.

Une image contient une grande quantité d'information, dont la diversité se perçoit au nombre de façons dont on dispose pour la décrire : on pourrait en donner un aperçu à l'aide de l'orientation de ses contours principaux, ou bien en faisant la liste des objets qu'elle contient, classés selon leur netteté, ou encore en la découpant en régions, dont on décrit la couleur ou la texture...

Pour notre part, nous avons pour objectif, dans ce travail de mémoire, d'en extraire les contours.

La segmentation d'images constitue une phase importante du processus d'analyse d'image. L'évaluation de la segmentation est indispensable pour détecter les contours, d'où nous souhaitions également caractériser les contours : dans ce but, nous avons utilisé la méthode du filtrage paramétrique.

BIBLIOGRAPHIE

[01] Jean-Philippe. Pernin –DIP ;'' l'image fixe - Les formats MATRICIELS (ou bitmap)'' ; Université Stendhal ; 2003.

[02] G.M. COCHARD, S.CHOPLIN ;'' infographie et image informatique''.

[03] R.C. GONZAILES & P.WINTZ ; ''Digital Image Processing'' ; Addision Wessley ; 1977.

[04] WILLIAM PUECH ; '' Vision par ordinateur'' ; Université Montpellier II- Nîmes.

[05] Microsoft Encyclopédie ENCARTA, 1997.

[06] L.MOHAMMEDI, M.MELIANI ; ''étude comparative de différents algorithmes de détection de contours'' ; PEE Blida ; 1994.

[07] M.KUNT ;''Traitement numérique des images'' ; Vol.2, 1993.

[08] K. TABARI & S. TAGMH ; ''Compression d'image animées à très débit par la géométrie des Fractales'' ; PEE USTHB ;1996.

[09] M.HADAL-LAH ;'' Codage des images fixes par une méthode hybride basée sur la QV et les approximations fractales'' ; PFE USTHB ; 1997.

[10] Y. KABIR, S. DARBANE ;'' Etude et implémentation des méthodes déterministes de segmentation d'image par extraction de contours'' ; PEE Blida ; 1995.

[11] J-P. COCQUEREZ & S. PHILLIP ;'' Analyse d'image, filtrage et segmentation'' ; Edition Masson ; Paris ; 1995.

[12] A. YAHIA, A.GUESSOUM ;'' Détection de contour par la méthode de filtrage paramétrique'' ; 2005.

[13] R. ADRE-OBRECH ;'' A new statistical approaches for automatic segmentation of continuous speech signals'' ; IEEE Trans. Acoust, speech, signal processing ; vol 36 ; Pp 29-40 ; Jan 1998.

[14] E. VIDAL AND A. MARZAL ;'' A review and new approach for automatic segmentation of speech signals, in signal processing V : Theories and Application'' ; L. Torres et al. Eds ; New York : Elsevier ; 1990 ; vol 1 ; pp. 43-53.

[15] M. BASSEVILLE ;'' Distance measures for signal processing and pattern recognition, signal Processing'' ; vol. 18 ; pp. 349-369 ; 1989.

[16] T.H. Li AND J.D. GIBSON ;'' Discrimination of time series of, speech by parametric filtering'' ; J. Amer. Stat. Assoc ; vol. 91 ; pp. 284-296 ; Mar. 1996.

[17] T.H. Li AND J.D. GIBSON ;'' Discrimination analysis of speech by parametric filtering'' ; in Proc ; IEEE conf inform. Science, systems, princeton, NJ ; Mar. 1994 ; pp. 575-580.

[18] J.G. WILPON, B.H. JUAN, AND L.R. RABINER ;'' An investigation on the use of acoustic sub-word units for automatic speech recognition'' ; in proc. ICASSP, TX ; Apr.1987 ; pp 821-824.

[19] M. LA VIELLE ;'' Detection of changes in the spectrum of a multidimensional process'' ; IEE Trans ; Signal processing, vol. 41 ; pp. 742-749 feb. 1993.

[20] ''new distortion measures for speech processing'' ; presented at IEEE-IMS Inform ; Theory Workshop ; Alexandria ;VA, Oct. 1994.

[21] R.M. GRAY. A. BAZO. Y.MATSUYAMA ;'' Distortion measures for speech processing'' ; IEE Trans. Acoust, speech, signal processing ; vol ASSP-28 ; pp. 367-376, Apr.1980.

[22] KEVIN. Drapel ;''Luc Claustres Introduction aux ondelettes'' ; 2002-2003.

[23] René Alt ;'' La transformation en ondelettes'' ; 2001.

[24] D.Jonathan, B.Michael et F.Sébastien ;'' Les Ondelettes'' ; 2003.

[25] A.COHEN ;'' Techniques de l'Ingénieur Les bases d'ondelettes'' ;1999.

[26] O.LE CADET ;'' Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images'' ; 28 septembre 2004.

[27] V. Perrier ;'' Transformée en ondelettes continue théorie, application à l'imagerie médicale'' ; 12 décembre 2005.

[28] I.AMARSETTE, O.BAYASLI ;'' Etude et simulation de décomposition en sous-bandes d'image à base d'ondelettes (Quantification et Codage)'' ; PFE Univ-MEDEA ;2003.

[29] Fr. Wikipédia. Org/wiki/ infographi_tridimensionnelle.

[30] D.LEGLAND ;'' Visualisation d'images 3D sous Matlab'' ; 2 décembre 2011.

I. Application de la segmentation PF sur une image (lenna) :

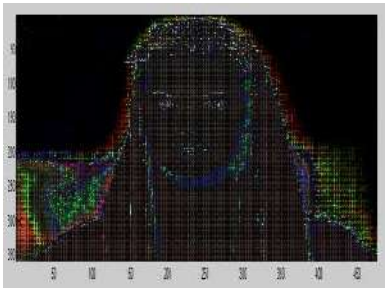
on applique notre méthode sur une image (**lenna**) en tenant compte des bons paramètres choisis Après de nombreuses tentatives :

- Pour la méthode D_{LL2} : ($\eta_a = -1$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$).
- Pour la méthode D_{KL} : ($\eta_a = -1$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = -\pi$).

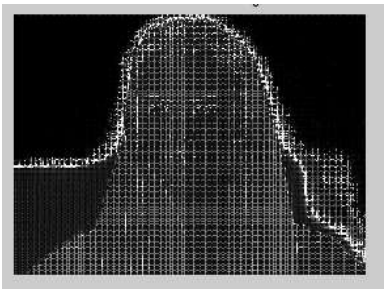


image originale

a- Segmentation FP sans seuillage :



(a). méthode $D_{KL.}$



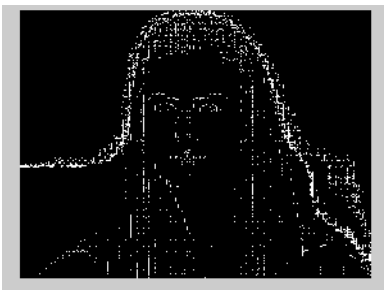
(b).méthode D_{LL2}

b- Segmentation avec seuillage :

b.1 segmentation avec seuillage normale:

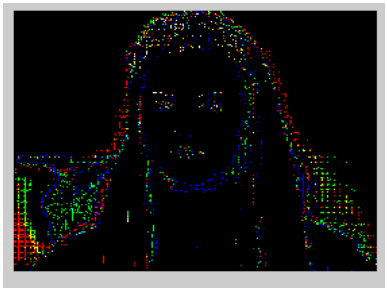


(a). méthode $D_{KL.}$

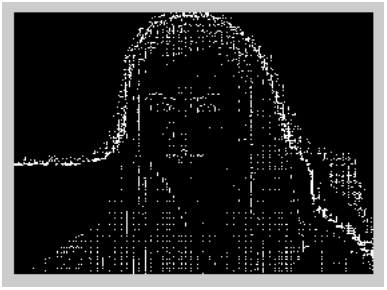


(b).méthode D_{LL2}

b.2 segmentation avec seuillage hystérésis:



(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

Figure Annexe C-1 : segmentation par la méthode D_{KL} et la méthode D_{LL2} d'une image (lenna).

Commentaire :

les paramètres précédemment déterminés et avec les niveaux de seuil suivant :

- pour la méthode D_{LL2} : (**thr = 0.65 ; sb = 0.4 ; delta = 0.2).**
- pour la méthode D_{KL} : (**thr = 0.4 ; sb = 0.5 ; delta = 0.4).**

II. Application de la segmentation PF sur une image (lenna00) :

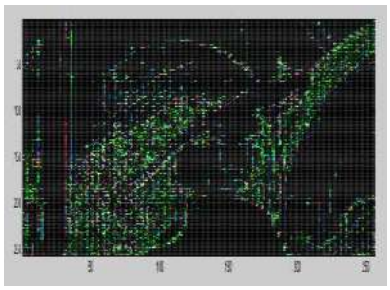
Les paramètres choisis Après beaucoup d'essais est:

- Pour la méthode D_{LL2} : ($\eta_a = -1$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; θ = -π).
- Pour la méthode D_{KL} : ($\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; N = 4 ; m = 2 ; $\theta = 0.025*\pi$).

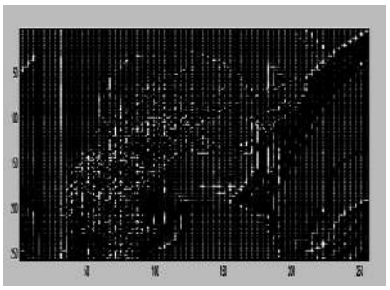


image originale

a- Segmentation FP sans seuillage :



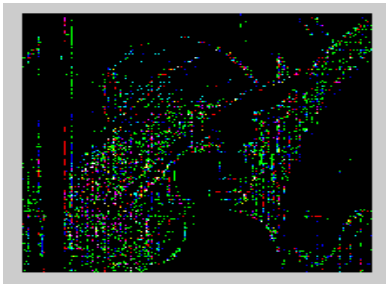
(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

a- Segmentation avec seuillage :

b.1 segmentation avec seuillage normale:

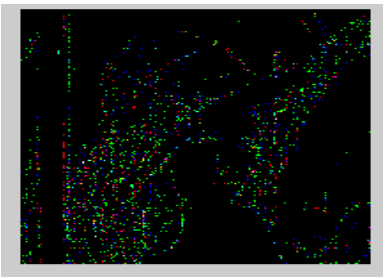


(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

b.2 segmentation avec seuillage hystérésis:



(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

Figure Annexe C-2 : segmentation par la méthode D_{KL} et la méthode D_{LL2} d'une image (lenna00)**.**

Commentaire :

les paramètres précédemment déterminés et avec les niveaux de seuil suivant :

- pour la méthode D_{LL2} : (**thr = 0.9; sb = 0.5 ; delta = 0.3).**
- pour la méthode D_{KL} : (**thr = 0.5 ; sb = 0.5 ; delta = 0.4).**

- pour afficher les ondelettes il y'a méthode plus facile par le biais du Toolbox :

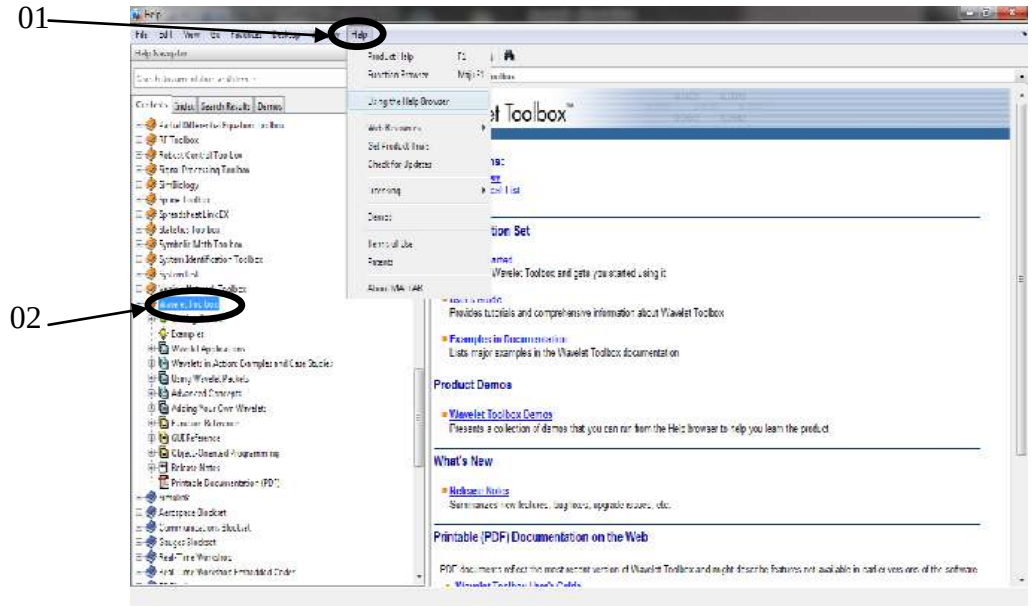


Figure Annexe D-1 : Menu Toolbox ondelette.

- Choix de l'ondelette :

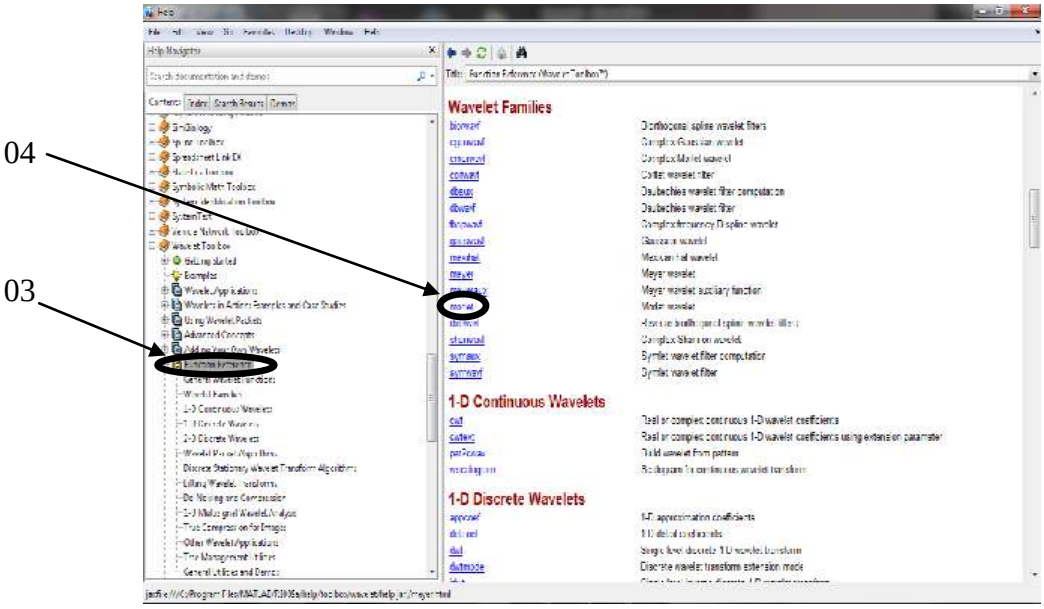


Figure Annexe D-2 : Affichage de l'ondelette

I- Segmentation FP pour une Ondelette ‹‹Chapeau Mexicain›› :

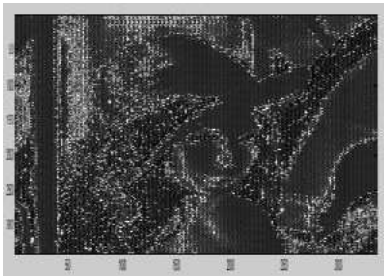
En applique cette application sur une image (LENNA) en tenant compte des bons paramètres choisis :

- Pour D_{LL2} et D_{KL}: $\eta_a = -0.4$; $\theta = -\pi$; a= 1/95.

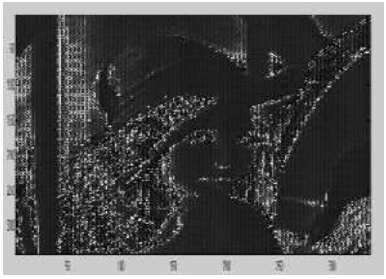


image originale

a- Segmentation FP sans seuillage :



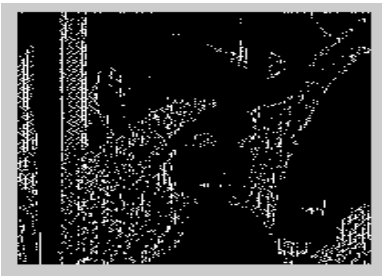
(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

b- Segmentation avec seuillage :

b.1 segmentation avec seuillage normale:

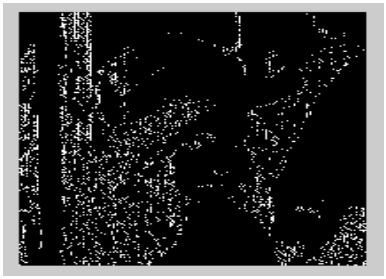


(a). méthode $D_{KL.}$

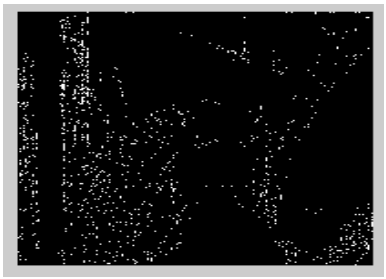


(b).méthode D_{LL2}

b.2 segmentation avec seuillage hystérésis :



(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

Figure Annexe E-1 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette de méxihat sur (woman).

Commentaire :

les paramètres précédemment déterminés et avec les niveaux de seuil suivant :

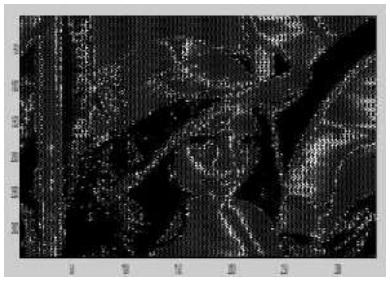
- pour la méthode D_{LL2} : (**thr = 0.2 ; sb = 0.5 ; delta = 0.3).**
- pour la méthode D_{KL} : (**thr = 0.4 ; sb = 0.3 ; delta = 0.3).**

II- Segmentation FP pour une Ondelette ‹‹Morlet›› :

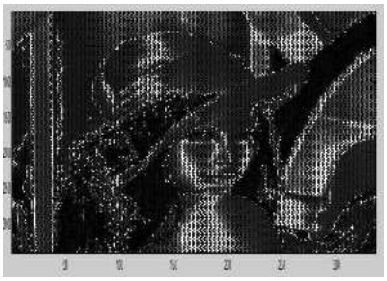
En utilise les paramètres suivants :

- Pour D_{LL2} : $\eta_a = -1$; $\theta = -\pi$; a= 1/205.
- Pour D_{KL} : $\eta_a = -0.4$; $\theta = 0.025*\pi$; a= 1/301.

a- Segmentation FP sans seuillage :



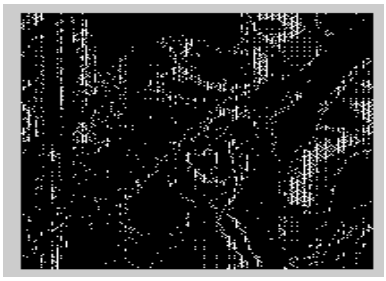
(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

b- Segmentation avec seuillage :

b.1 segmentation avec seuillage normale:

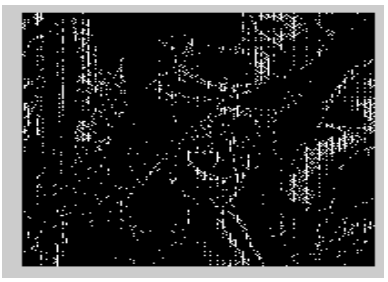


(a). méthode $D_{KL.}$

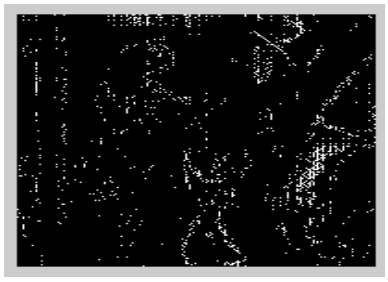


(b).méthode D_{LL2}

b.2 segmentation avec seuillage hystérésis :



(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

Figure Annexe E-2 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette de Morlet sur (woman).

Commentaire :

les paramètres précédemment déterminés et avec les niveaux de seuil suivant :

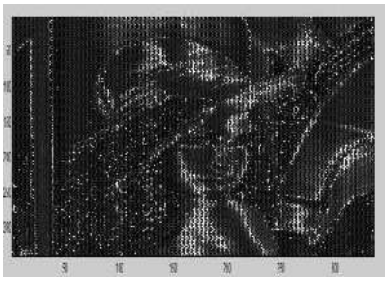
- pour la méthode D_{LL2} : (**thr = 0.55 ; sb = 0.5 ; delta = 0.3).**
- pour la méthode D_{KL} : (**thr = 0.45 ; sb = 0.3 ; delta = 0.2).**

III. Segmentation FP pour une Ondelette ‹‹Shannon›› :

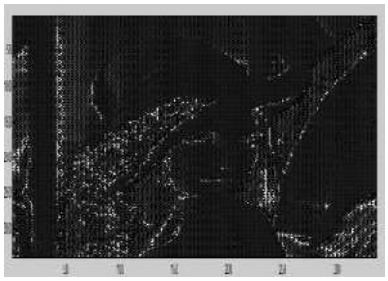
En utilise les paramètres suivants :

- Pour D_{LL2} : $\eta_a = -0.4$; $\theta = -\pi$; a= 1/105 ; $f_b = 10$; $f_c = 10$.
- Pour D_{KL} : $\eta_a = -0.4$; $\theta = -\pi$; a= 1/205 ; $f_b = 10$; $f_c = 10$.

a- Segmentation FP sans seuillage :



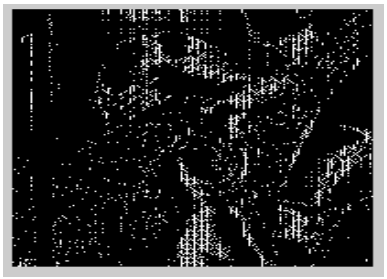
(a). méthode $D_{KL.}$



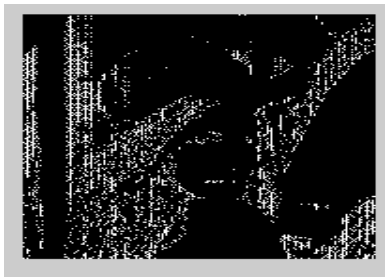
(b).méthode D_{LL2}

a- Segmentation avec seuillage :

b.1 segmentation avec seuillage normale:

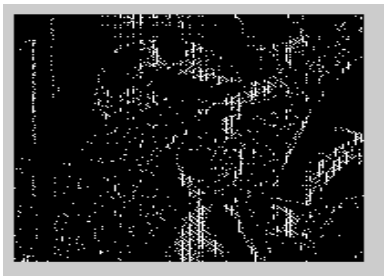


(a). méthode $D_{KL.}$

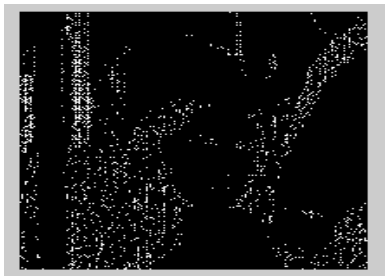


(b).méthode D_{LL2}

b.2 segmentation avec seuillage hystérésis :



(a). méthode $D_{KL.}$



(b).méthode D_{LL2}

Figure Annexe E-3 : Niveau de détection de contour à base d'ondelette de Shannon sur (woman).

Commentaire :

les paramètres précédemment déterminés et avec les niveaux de seuil suivant :

- pour la méthode D_{LL2} : (**thr = 0.2 ; sb = 0.2 ; delta = 0.1).**
- pour la méthode D_{KL} : (**thr = 0.45 ; sb = 0.3 ; delta = 0.2).**

- pour afficher les Techniques de visualisation de volume il y'a une méthode sous Matlab :

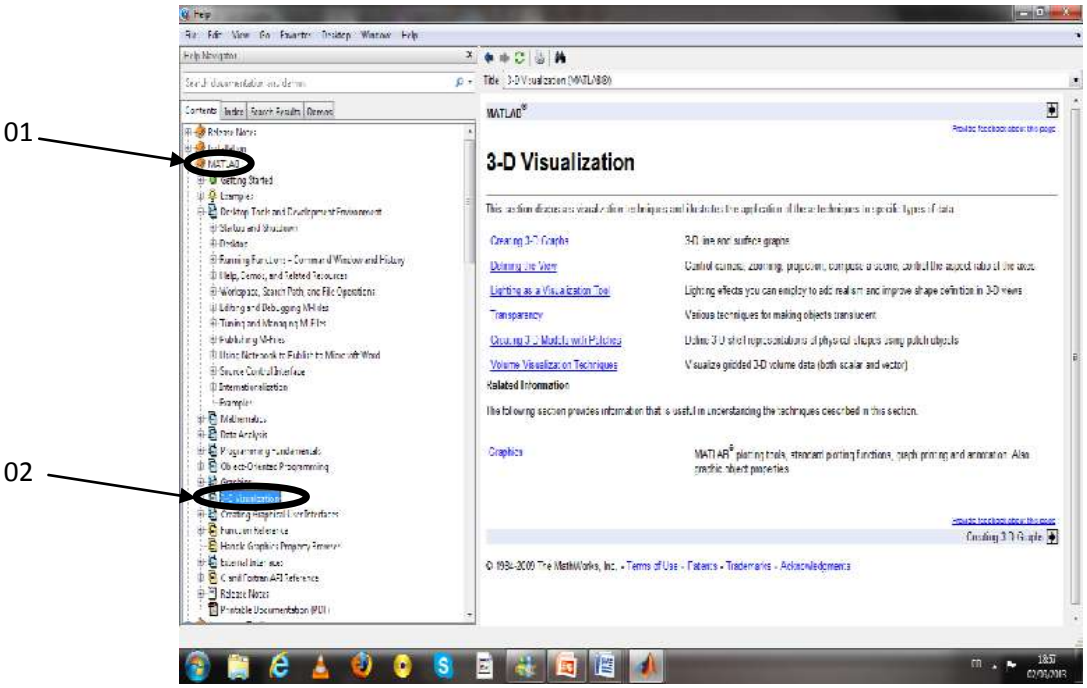


Figure Annexe F-1 : Menu de visualisation 3D.

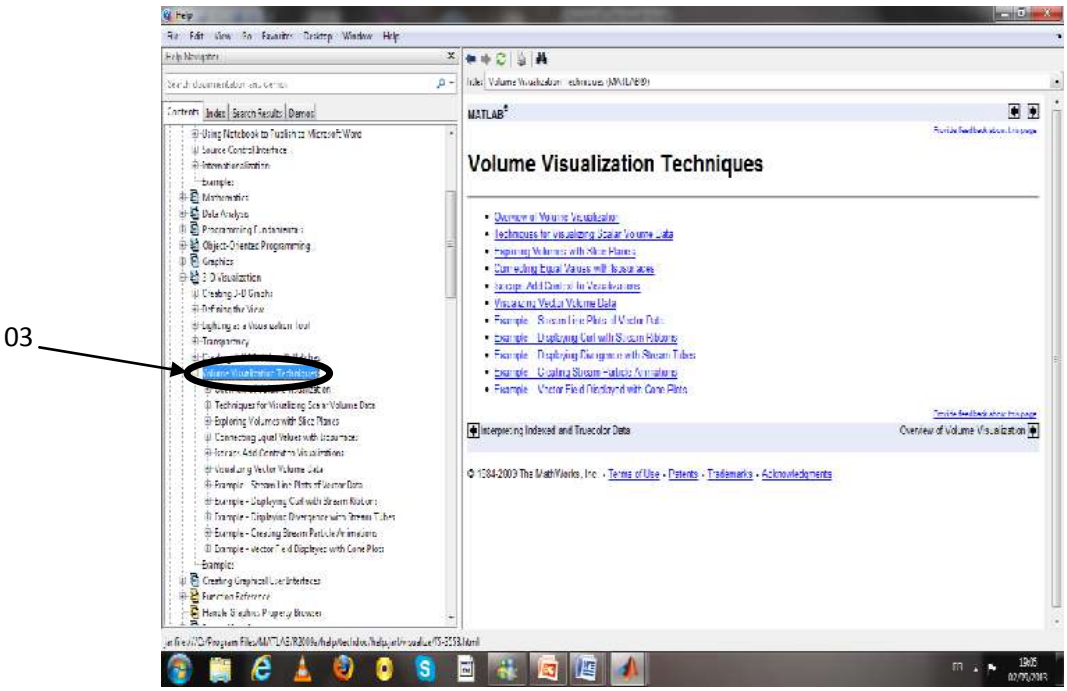


Figure Annexe F-2 : les Techniques de visualisation de volume.