

8/95

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT *d'électronique*

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDES

SUJET

*Techniques de Filtrage Numérique
Appliquées au Traitement d'Images*

Proposé par :

Mme M.BEDDEK

Mr R.SADOUN

Etudié par :

Mr R.EDJEKOUANE

Mr M.BERRICHE

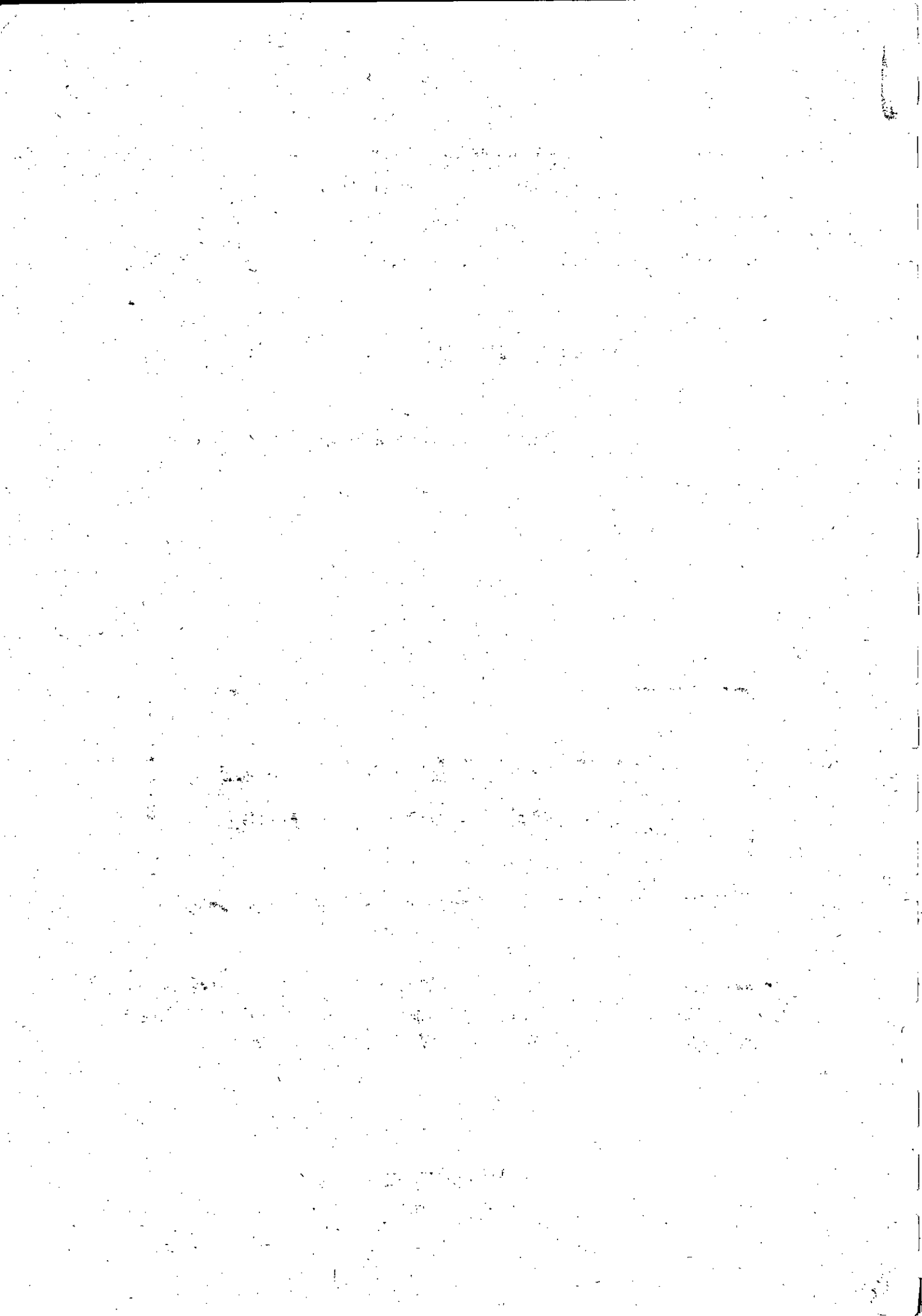
Dirigé par :

Mme M.BEDDEK

Mr R.SADOUN

PROMOTION

1994/1995



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT *d'électronique*

المدرسة الوطنية المتعددة التخصصات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDES

SUJET

*Techniques de Filtrage Numérique
Appliquées au Traitement d'Images*

Proposé par :

Mme M.BEDDEK

Mr R.SADOUN

Etudié par :

Mr R.EDJEKOUANE

Mr M.BERRICHE

Dirigé par :

Mme M.BEDDEK

Mr R.SADOUN

PROMOTION

1994/1995

بیتا کالسیولین پالیمر
BICILONQUE — (مکمل)
Ecole Nationale Polytechnique

ملخص

يهدف هذا البحث إلى تقديم بعض تقنيات الترشيح العددي ثنائي الأبعاد المطبقة في ميدان تحسين واسترجاع الصور في إطار برنامج معالجة الصور. هذا الأخير قابل للإثراء بتقنيات أخرى بسهولة وهذا راجع لمرونة اللغة المستخدمة.

Résumé

Ce projet traite de quelques techniques de filtrage numérique bidimensionnel. Ces techniques, appliquées au rehaussement et à la restauration d'images, ont été implémentées sous forme d'un logiciel sous l'environnement Matlab. Ce logiciel a été conçu de manière à être facilement enrichi par l'introduction d'autres techniques.

Abstract

The purpose of this work is to design and implement a two-dimensional digital filtering techniques software applied in image enhancement and restauration field. This software which works under Matlab environment can be extended to others two-dimensional filtering techniques.

Dédicaces

*à ma grand-mère,
à tout ceux et celles qui me sont chers,
à mes origines ,
à tout ceux qui ont médité sur l'existence.*

Rachid

*à mes parents,
à mes frères et soeurs,
à mon frère Mohamed.*

Mustapha

1944
1945
1946

1947

Remerciements

*Nous Remercions DIEU qui nous a donné le courage et la volonté
pour mener à bien ce projet*

*Nous remercions vivement nos deux promoteurs Mr SADOUN et Mme BEDDEK,
pour l'aide qu'ils nous ont apporté
tout au long de ce projet*

Nous tenons à remercier Mr DERRAS pour ses conseils

*Nous tenons à remercier également tous ceux qui ont contribué
de loin ou de près à notre formation : Enseignants et personnel
de la bibliothèque, pour les efforts qu'ils ont déployé au cours
de notre formation au sein de cette école.
Qu' ils trouvent ici l'expression de notre profonde gratitude.*

1950
MAY 10 1950
MAY 10 1950
MAY 10 1950

Table des matières

Introduction	5
<u>Partie I</u>	
<u>Chapitre I Généralités sur la théorie des signaux numériques bidimensionnels</u>	7
I-1 Introduction	8
I-2 Transformée de Fourier bidimensionnelle	9
I-3 La transformée de Fourier discrète bidimensionnelle	10
I-4 La corrélation bidimensionnelle	11
I-5 Systèmes numériques bidimensionnels	11
I-6 Transformée en Z bidimensionnelle	12
I-7 Transformée en Z inverse bidimensionnelle	12
I-8 Echantillonnage et quantification	12
I-8-1 Echantillonnage idéalisée	13
I-8-2 Théorème d'échantillonnage bidimensionnel	13
I-9 Quantification de la luminance	14
I-10 Conclusion	15
<u>chapitre II Conception des filtres numériques non récursifs bidimensionnels</u>	17
I- Introduction	18
II- Généralités sur les filtres numériques non récursifs bidimensionnels	18
II-1 Spécification des filtres	18
II-2 Implémentation des filtres RIF	19
III- Méthode de fenêtrage	20
III-1 Procédure de conception	20
III-2 Troncature de la séquence	20
III-3 Spécification des fenêtres	21
III-4 Conception des filtres RIF passe bas 2D	23
III-5 Conception des filtres RIF passe haut 2D	23
III-6 Conclusion	26
IV- Méthode des transformations	27
VI-1 Définition des transformations	27
VI-2 Synthèse des filtres RIF 2D	30
VI-3 Synthèse des filtres passe bas et passe haut	32
VI-4 Conclusion	37
<u>Partie II</u>	
<u>Chapitre I Le rehaussement d'image</u>	38
I- Introduction	39
II- Classes des techniques de rehaussement	40
II-1 Transformation ponctuelle	40
II-2 Transformation locale	40
II-3 Transformation globale	40
II-4 Transformation géométrique	41
<u>Chapitre II Rehaussement par modification de l'échelle de gris</u>	44
I- Introduction	45
II Préliminaires mathématiques	45
III Egalisation d'histogramme	46
IV Spécification d'histogramme	48
V- Conclusion	49

<u>Chapitre III Le lissage d'image</u>	52
I- Introduction	53
II- Filtre de la moyenne	53
III- Filtre de la médiane	55
III-1 Cas monodimensionnel	55
III-2 Propriétés	55
III-3 Cas bidimensionnel	55
IV- Filtres passe bas	57
V- Conclusion	58
<u>Chapitre IV Détection de contours</u>	60
I- Introduction	61
II- Gradient	61
III- Le Laplacien	62
IV- Filtrage passe haut	63
V- Conclusion	64
<u>Partie III</u>	
<u>Chapitre I Le filtrage inverse</u>	66
Le bruit dans la restauration	67
I- Le filtrage inverse	67
<u>Chapitre II Filtrage de Wiener restauration sans contrainte</u>	70
I- Introduction	71
II- Le Filtrage de Wiener	71
<u>Partie IV</u>	
<u>Chapitre I Présentation du logiciel du traitement d'image</u>	74
I- Introduction	75
II- Structure du logiciel	75
III- Format d'image	76
IV- Organisation d'un fichier TIFF	76
IV-1 Organisation des répertoires	76
IV-2 Structure des champs	76
V- Manipulation du logiciel	78
VI- Conclusion	82
<u>Chapitre II Techniques d'Amélioration des images échographiques</u>	84
II- Introduction	85
II- Différentes méthodes de réduction du "speckle"	85
III- Technique de filtrage bidimensionnelle	85
IV- Conclusion	88
<u>Conclusion générale</u>	89
<u>Bibliographie</u>	90

Nomenclature

- RIF : Réponse impulsionnelle finie
FPB : Filtre passe bas
FPH : Filtre passe haut
PB : Passe bas
PH : Passe haut
NB : Nombre de point
1D : Monodimensionnel
2D : Bidimensionnel
TFD : Transformée de Fourier discrète
TFDB : Transformée de Fourier discrète bidimensionnelle
x, y : Variables spatiales
u, v : Variables fréquentielles
HF : Haute fréquence
BF : Basse fréquence

Handwritten text in a rectangular box, possibly a stamp or header, containing illegible characters.

INTRODUCTION

Le début du traitement digital d' images remonte aux années 1920 à l'occasion de la transmission d' images par câble sous-marin entre New York et Londres. Mais les applications du traitement digital d' images ne deviennent répandues qu'en 1960, grâce à l'avènement de la troisième génération d' ordinateurs capable de répondre aux exigences, en termes de vitesse et de capacité de mémoire, imposées par ce type de traitement.

Depuis lors ce domaine a connu un développement très important et est ainsi devenu un sujet d' études pluridisciplinaires. Ce qui a conduit à des recherches fondamentales et appliquées dans plusieurs domaines. On peut citer à titre d'exemples l'informatique, la médecine, la robotique, les techniques spatiales et la biologie.

Le traitement d' image consiste en un ensemble de techniques que l' on peut diviser en sept classes suivant le but qu' elle se proposent d' atteindre :

- Rehaussement
- Restauration
- Détection et estimation
- Reconstruction à partir de projections
- Compression
- Estimation spectrale
- Analyse

Dans beaucoup de cas, notamment ceux relevant des deux premiers domaines, l'être humain est le juge ultime pour l'évaluation des performances de tels traitements.

Une bonne connaissance des mécanismes de la vision permettrait d' ajuster le traitement aux désirs de l' observateur.

En ce qui concerne ce travail, nous allons étudier quelques techniques de rehaussement et de restauration, qui seront implémentées sous environnement Matlab pour traiter divers types d'images et particulièrement les images échographiques. Ces méthodes visent l'amélioration des images originales.

Nous avons divisé notre travail en quatre parties; chacune comportant plusieurs chapitres. La première partie a pour but de familiariser d'abord le lecteur avec les concepts de base de l'imagerie et d'introduire par la suite les fondements du filtrage numérique bidimensionnel. La deuxième partie traitera du rehaussement. On y trouvera en particulier, les techniques de modification de l'échelle des gris ainsi que celles relatives au lissage et à la détection de contours.

On présentera dans la troisième partie, les méthodes de restauration. Elles sont basées sur des modèles stochastiques.

La dernière partie concernera la présentation du développement du logiciel élaboré, son application et les résultats obtenus. Le cas particulier de l'image échographique a été introduit.

1. The first part of the document is a list of names and addresses of the members of the committee. The names are listed in alphabetical order, and the addresses are listed in the order in which they appear in the list. The list is as follows:

Mr. A. B. C.	123 Main St.
Mr. D. E. F.	456 Elm St.
Mr. G. H. I.	789 Oak St.
Mr. J. K. L.	101 Pine St.
Mr. M. N. O.	202 Cedar St.
Mr. P. Q. R.	303 Birch St.
Mr. S. T. U.	404 Spruce St.
Mr. V. W. X.	505 Fir St.
Mr. Y. Z. A.	606 Willow St.
Mr. B. C. D.	707 Ash St.
Mr. E. F. G.	808 Hickory St.
Mr. H. I. J.	909 Walnut St.
Mr. K. L. M.	1010 Chestnut St.
Mr. N. O. P.	1111 Sycamore St.
Mr. Q. R. S.	1212 Magnolia St.
Mr. T. U. V.	1313 Dogwood St.
Mr. W. X. Y.	1414 Redwood St.
Mr. Z. A. B.	1515 Cypress St.
Mr. C. D. E.	1616 Juniper St.
Mr. F. G. H.	1717 Cedar St.
Mr. I. J. K.	1818 Birch St.
Mr. L. M. N.	1919 Spruce St.
Mr. O. P. Q.	2020 Fir St.
Mr. R. S. T.	2121 Willow St.
Mr. U. V. W.	2222 Ash St.
Mr. X. Y. Z.	2323 Hickory St.
Mr. A. B. C.	2424 Walnut St.
Mr. D. E. F.	2525 Chestnut St.
Mr. G. H. I.	2626 Sycamore St.
Mr. J. K. L.	2727 Magnolia St.
Mr. M. N. O.	2828 Dogwood St.
Mr. P. Q. R.	2929 Redwood St.
Mr. S. T. U.	3030 Cypress St.
Mr. V. W. X.	3131 Juniper St.
Mr. Y. Z. A.	3232 Cedar St.
Mr. B. C. D.	3333 Birch St.
Mr. E. F. G.	3434 Spruce St.
Mr. H. I. J.	3535 Fir St.
Mr. K. L. M.	3636 Willow St.
Mr. N. O. P.	3737 Ash St.
Mr. Q. R. S.	3838 Hickory St.
Mr. T. U. V.	3939 Walnut St.
Mr. W. X. Y.	4040 Chestnut St.
Mr. Z. A. B.	4141 Sycamore St.
Mr. C. D. E.	4242 Magnolia St.
Mr. F. G. H.	4343 Dogwood St.
Mr. I. J. K.	4444 Redwood St.
Mr. L. M. N.	4545 Cypress St.
Mr. O. P. Q.	4646 Juniper St.
Mr. R. S. T.	4747 Cedar St.
Mr. U. V. W.	4848 Birch St.
Mr. X. Y. Z.	4949 Spruce St.
Mr. A. B. C.	5050 Fir St.
Mr. D. E. F.	5151 Willow St.
Mr. G. H. I.	5252 Ash St.
Mr. J. K. L.	5353 Hickory St.
Mr. M. N. O.	5454 Walnut St.
Mr. P. Q. R.	5555 Chestnut St.
Mr. S. T. U.	5656 Sycamore St.
Mr. V. W. X.	5757 Magnolia St.
Mr. Y. Z. A.	5858 Dogwood St.
Mr. B. C. D.	5959 Redwood St.
Mr. E. F. G.	6060 Cypress St.
Mr. H. I. J.	6161 Juniper St.
Mr. K. L. M.	6262 Cedar St.
Mr. N. O. P.	6363 Birch St.
Mr. Q. R. S.	6464 Spruce St.
Mr. T. U. V.	6565 Fir St.
Mr. W. X. Y.	6666 Willow St.
Mr. Z. A. B.	6767 Ash St.
Mr. C. D. E.	6868 Hickory St.
Mr. F. G. H.	6969 Walnut St.
Mr. I. J. K.	7070 Chestnut St.
Mr. L. M. N.	7171 Sycamore St.
Mr. O. P. Q.	7272 Magnolia St.
Mr. R. S. T.	7373 Dogwood St.
Mr. U. V. W.	7474 Redwood St.
Mr. X. Y. Z.	7575 Cypress St.
Mr. A. B. C.	7676 Juniper St.
Mr. D. E. F.	7777 Cedar St.
Mr. G. H. I.	7878 Birch St.
Mr. J. K. L.	7979 Spruce St.
Mr. M. N. O.	8080 Fir St.
Mr. P. Q. R.	8181 Willow St.
Mr. S. T. U.	8282 Ash St.
Mr. V. W. X.	8383 Hickory St.
Mr. Y. Z. A.	8484 Walnut St.
Mr. B. C. D.	8585 Chestnut St.
Mr. E. F. G.	8686 Sycamore St.
Mr. H. I. J.	8787 Magnolia St.
Mr. K. L. M.	8888 Dogwood St.
Mr. N. O. P.	8989 Redwood St.
Mr. Q. R. S.	9090 Cypress St.
Mr. T. U. V.	9191 Juniper St.
Mr. W. X. Y.	9292 Cedar St.
Mr. Z. A. B.	9393 Birch St.
Mr. C. D. E.	9494 Spruce St.
Mr. F. G. H.	9595 Fir St.
Mr. I. J. K.	9696 Willow St.
Mr. L. M. N.	9797 Ash St.
Mr. O. P. Q.	9898 Hickory St.
Mr. R. S. T.	9999 Walnut St.

PARTIE I
Chapitre I
Généralités sur la théorie des signaux numériques bidimensionnels

I 1-Introduction

Le mot 'signal' est défini selon le dictionnaire Larousse comme "variation d'une grandeur de nature quelconque porteuse d'information ". Un signal ,d'un point de vue pratique, est perçu comme étant une fonction d'une ou plusieurs variables .

On distingue un signal continu d'un signal discret selon le type de variable dont il est fonction.

Pour un signal continu, ses variables et son amplitude sont continus. Par contre pour un signal discret ses variables et son amplitude sont discrets.

Notre objectif est d'étudier des méthodes de filtrage numériques bidimensionnelles appliquées aux images .Celles-ci sont considérées, dans notre cas, comme un signal discret bidimensionnel. Une image est définie , selon le dictionnaire Larousse , comme étant "une représentation d'une personne ou d'une chose par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film ,etc...". Du point de vue de la théorie du signal, elle est définie comme étant un signal bidimensionnel qui peut être continu dans le cas d'une image réelle ou discrète, dans le cas d'une image numérisée .

Le traitement numérique d'image s'intéresse généralement aux images numériques.Celles-ci sont représentées par des matrices de dimensions finies. Plus les dimensions de la matrice représentant l'image sont importantes, plus la quantité d'informations contenues dans celle ci est aussi importante. Le traitement d'image se réfère aux manipulations d'images par ordinateur; l'image traitée étant représentée par un tableau de nombres codés par un nombre fini de bits.

On va tout au long de ce chapitre donner quelques notions élémentaires de la théorie des signaux bidimensionnels .

Soit I une image numérique donnée par ses éléments tels que :

$$I = \begin{bmatrix} I(0,0) & I(0,1) & \dots & I(0,n) \\ I(1,0) & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I(m,0) & \dots & \dots & I(m,n) \end{bmatrix} \quad \text{(I-I-1)}$$

Un élément quelconque de cette matrice représente l'intensité lumineuse en un point de l'image.

A titre d'illustration, on cite les signaux les plus utilisés en traitement d'image.

-L'impulsion de Dirac bidimensionnelle

$$d(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{p o u r } x = y = 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad \text{(I-I-2)}$$

-Echelon unité bidimensionnel

$$e(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{pour } x \geq 0 \text{ et } y \geq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{I-I-3})$$

-Signal rectangulaire bidimensionnel

$$\text{Rect}_{K,L}(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq x \leq K-1 \text{ et } 0 \leq y \leq L-1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{I-I-4})$$

I-2 Transformée de Fourier bidimensionnelle

La transformée de Fourier bidimensionnelle [1][2] joue un rôle important dans le traitement des images. Elle est utilisée dans toutes les branches du traitement des images tel que le rehaussement et la restauration d'images. Elle est définie par :

$$F(u,v) = \iint_{-\infty-\infty}^{\infty} f(x,y) e^{-j2\pi(\mu x + \nu y)} dx dy \quad (\text{I-I-5})$$

$$f(x,y) = \iint_{-\infty-\infty}^{\infty} F(u,v) e^{j2\pi(\mu x + \nu y)} du dv \quad (\text{I-I-6})$$

Pour illustration, on donne ci-dessous le calcul de la transformée de Fourier d'un signal Rect bidimensionnel .

$$\begin{aligned} F(u,v) &= \iint_{-\infty-\infty}^{\infty} f(x,y) e^{-j2\pi(\mu x + \nu y)} dx dy \\ &= \int_0^A e^{-j2\pi\mu x} dx \int_0^B e^{-j2\pi\nu y} dy \\ &= AB \left[\frac{\sin(\pi\mu A) e^{-j\pi\mu A}}{\pi\mu A} \right] \left[\frac{\sin(\pi\nu B) e^{-j\pi\nu B}}{\pi\nu B} \right] \end{aligned} \quad (\text{I-I-7})$$

$$|F(u,v)| = AB \left| \frac{\sin(\pi\mu A)}{\pi\mu A} \right| \left| \frac{\sin(\pi\nu B)}{\pi\nu B} \right| \quad (\text{I-I-8})$$

Le module de $F(u,v)$ est représenté sur la figure (1-b).

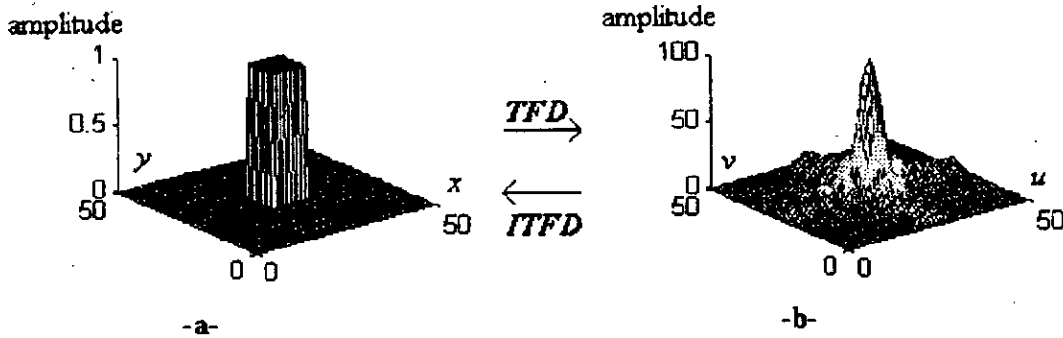


Figure -1- Transformée de Fourier d'un Rect 2D

I-3 La transformée de Fourier discrète bidimensionnelle

L'utilisation de la transformée de Fourier bidimensionnelle n'est pas possible pratiquement car u et v sont des variables continues que l'on ne peut manipuler dans un système de traitement numérique. Un autre inconvénient, c'est le nombre infini d'échantillons du signal $f(x,y)$ qu'il est impossible de traiter pratiquement. On peut surmonter ces difficultés en remplaçant les variables continues par des variables discrètes et en limitant l'étendu du signal $f(x,y)$. D'une manière générale on écrira :

$$f(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u,v) e^{j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)} \quad (\text{I-I-9})$$

$$F(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)} \quad (\text{I-I-10})$$

La propriété de séparabilité joue un rôle primordial dans le calcul numérique de la TFD. En effet, elle offre la possibilité d'obtenir la TFD bidimensionnelle en utilisant seulement la TFD monodimensionnelle en deux étapes successives. Cela s'exprime par :

$$F(u,v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} e^{-j2\pi \frac{ux}{N}} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi \frac{vy}{N}}$$

$$f(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} e^{j2\pi \frac{ux}{N}} \sum_{v=0}^{N-1} F(u,v) e^{j2\pi \frac{vy}{N}} \quad (\text{I-I-11})$$

Pour $u,v=0,1,\dots,N-1$ et $x,y=0,1,\dots,N-1$.

A l'aide de la propriété de séparabilité, ces deux équations deviennent :

$$F(u,v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} F(x,v) e^{-j2\pi \frac{ux}{N}} \quad (\text{I-I-12})$$

$$F(x,v) = M \left[\frac{1}{N} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi \frac{vy}{N}} \right] \quad (\text{I-I-13})$$

La fonction $F(u,v)$ est obtenue en calculant chaque colonne de $f(x,y)$. Cette propriété est exploitée pour calculer la transformée de Fourier rapide bidimensionnelle à partir de l'algorithme de la FFT. Il n'est pas donc indispensable de chercher un autre algorithme rapide pour calculer la TFD bidimensionnelle. Il suffit d'appliquer l'algorithme de la FFT successivement, sur les colonnes et sur le résultat obtenu sur ces dernières.

I-4 La corrélation bidimensionnelle

La fonction d'intercorrélation bidimensionnelle est une mesure de la similitude de deux signaux $f(x,y)$ et $g(x,y)$. Mathématiquement, elle s'exprime par:

$$\phi_{fg} = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} f(x',y')g(x+x',y+y') \quad (\text{I-I-14})$$

Si les deux signaux $f(x,y)$ et $g(x,y)$ sont identiques, le signal ϕ_{fg} est appelé fonction d'autocorrélation. La densité spectrale d'énergie est obtenue en procédant de la même manière que dans le cas monodimensionnel.

$$S_{fg}(u,v) = F[\phi_{fg}(x,y)] \quad (\text{I-I-15})$$

S_{fg} est la densité interspectrale d'énergie. S_{fg} est donnée à partir des transformées de Fourier respectives de f et g .

$$S_{fg}(u,v) = F(u,v)G'(u,v) \quad (\text{I-I-16})$$

où $F(u,v)$ et $G'(u,v)$ représentent respectivement les transformées de Fourier de $f(x,y)$ et $g^*(x,y)$.

I-5 Systèmes numériques bidimensionnels

Un système numérique bidimensionnel, caractérisé par un opérateur T , agit sur un signal d'entrée $f(x,y)$ pour produire, à sa sortie, un autre signal $g(x,y)$. Cette opération est représentée par:

$$g(x,y) = T[f(x,y)] \quad (\text{I-I-17})$$

Les systèmes linéaires représentent la classe des systèmes les plus importants dans la pratique. L'opérateur caractérisant ces systèmes satisfait la relation suivante:

$$T[k_1 f_1(x,y) + k_2 f_2(x,y)] = k_1 T[f_1(x,y)] + k_2 T[f_2(x,y)] \quad (\text{I-I-18})$$

où k_1 et k_2 sont des constantes.

Une sous classe de systèmes linéaires qui joue un rôle important en traitement d'image est la classe des systèmes invariants par translation.

Un système linéaire est dit invariant par translation si la réponse à l'excitation traduitee $f(x-x_0, y-y_0)$ est $g(x-x_0, y-y_0)$, où x_0 et y_0 sont deux nombres entiers. Pour les systèmes invariants par translation, $g(x,y)$ s'écrit:

$$g(x,y) = \sum_{x'=-\infty}^{\infty} \sum_{y'=-\infty}^{\infty} f(x',y')h(x-x',y-y') = f(x,y)*h(x,y) \quad (\text{I-I-19})$$

La transformée de Fourier de $g(x,y)$ est donnée par le produit de $F(u,v)$ par $H(u,v)$ où $H(u,v)$ est la transformée de Fourier de $h(x,y)$.

L'expression (I-I-20) exprime la condition nécessaire et suffisante pour garantir la stabilité d'un système bidimensionnel [4].

$$\sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} |h(x,y)| < \infty \quad (\text{I-I-20})$$

I-6 Transformation en z bidimensionnelle

La transformation en z d'un signal $f(x,y)$ est définie par:

$$F(z_1, z_2) = \sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} f(x,y) z_1^{-x} z_2^{-y} \quad (\text{I-I-21})$$

où z_1 et z_2 sont des variables complexes.

Pour que cette transformée existe, il faut que la série (I-I-21) converge, c'est à dire :

$$\sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} |f(x,y) z_1^{-x} z_2^{-y}| < \infty \quad (\text{I-I-22})$$

L'ensemble des valeurs de z_1 et z_2 , pour lesquelles cette condition est satisfaite, définit la région de convergence de $F(z_1, z_2)$.

La transformée en z bidimensionnelle est très importante dans l'implémentation des filtres numériques bidimensionnels. Elle permet, entre autre, de déduire l'équation de récurrence permettant ainsi, son implémentation.

I-7 Transformation en z inverse bidimensionnelle

La transformation en z inverse s'obtient en généralisant les résultats du cas monodimensionnel :

$$f(x,y) = \frac{1}{(j2\pi)^2} \oint_{C_1} \oint_{C_2} F(z_1, z_2) z_1^{x-1} z_2^{y-1} dz_1 dz_2 \quad (\text{I-I-23})$$

où C_1 et C_2 sont deux contours fermés entourant l'origine et se trouvant dans la région de convergence. Contrairement au cas monodimensionnel, il est en général très difficile de déterminer la région de convergence et les contours d'intégration C_1 et C_2 .

I-8 Echantillonnage et quantification

Une image est considérée généralement, comme une fonction continue de la position dans le plan de l'image. Pour une application numérique, on doit échantillonner et quantifier la luminance. Ce qui implique, à priori, une perte d'informations. Cette perte, sera d'autant plus accrue si certaines conditions, sur les opérations d'échantillonnage et de quantification, ne sont pas satisfaites.

I-8-1 Echantillonnage idéalisé

Soit $f_a(x,y)$ une fonction continue bidimensionnelle. $F_a(u,v)$, sa transformée de Fourier, est définie par:

$$F_a(u,v) = \iint f_a(x,y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (I-I-24)$$

Généralement, l'échantillonnage de la fonction $f_a(x,y)$ est réalisé en prélevant, périodiquement des échantillons selon les directions, des axes x et y . Le signal numérique correspondant s'exprime par:

$$f(m\delta x, n\delta y) = f(m,n) = f_a(x,y) \Big|_{\substack{x=m\delta x \\ y=n\delta y}} \quad (I-I-25)$$

où δx et δy sont respectivement les périodes d'échantillonnages selon les axes x et y .

Pour pouvoir reconstituer une fonction $f_a(x,y)$ à partir de l'ensemble d'échantillons $f(m,n)$, il faut que δx et δy satisfassent certaines conditions. Ces conditions découlent du théorème d'échantillonnage bidimensionnel.

I-8-2 Théorème d'échantillonnage bidimensionnel

Un signal continue $f_a(x,y)$ dont le spectre est borné par les fréquences spatiales F et G , ne peut être reconstitué correctement à partir de ses échantillons $f_a(m\delta x, n\delta y)$ que si ceux-ci ont été prélevés à des périodes δx et δy inférieures ou égale à $1/2F$ et $1/2G$ respectivement.

La version échantillonnée $f_e(x,y)$ d'une fonction continue $f_a(x,y)$ peut être considérée théoriquement comme le produit de $f_a(x,y)$ par une suite périodique d'impulsion de dirac $d(x,y)$:

$$f_e(x,y) = f_a(x,y) d(x,y) \quad (I-I-26)$$

Au produit simple dans le domaine spatial correspond le produit de convolution dans le domaine fréquentiel:

$$\begin{aligned} F_e(u,v) &= F_a(u,v) * D(u,v) \\ &= \iint F_a(u',v') D(u-u', v-v') du' dv' \end{aligned} \quad (I-I-27)$$

En tenant compte de la propriété de convolution de l'impulsion de Dirac

$$G(\alpha, \beta) * \delta(\alpha-a, \beta-b) = G(\alpha-a, \beta-b) \quad (I-I-28)$$

$$F_e(u,v) = \frac{1}{\delta x \delta y} \sum \sum F_a(u - \frac{m}{\delta x}, v - \frac{n}{\delta y}) \quad (I-I-29)$$

La fonction $F_e(u,v)$ est ainsi obtenue par la répétition périodique dans les deux directions, à des périodes $1/\delta x$ et $1/\delta y$ de la transformée de $F_a(u,v)$. En effet, la fonction $F_a(u,v)$ est la transformée de Fourier bidimensionnelle $F_a(u,v)$ du signal numérique $f(m,n)$.

L'échantillonnage bidimensionnel, comme dans le cas monodimensionnel, fait donc apparaître une succession de spectres secondaires. On ne peut reconstituer le signal $f_a(x,y)$ que si l'on peut éliminer ces spectres secondaires sans modifier le spectre $F_a(u,v)$. Cette opération, réalisée en principe au moyen d'un filtre passe bas spatial, n'est possible que si $F_a(u,v)$ est nulle pour les fréquences spatiales supérieures à $U=1/2\delta x$ et $V=1/2\delta y$ selon chaque axe respectif.

$$F_a(u,v) = 0 \quad \text{pour } u > 1/2\delta x \text{ et } v > 1/2\delta y$$

Si cette condition n'est pas satisfaite, un effet de recouvrement apparaît.

La figure(2) donne un aperçu du phénomène d'échantillonnage pour quatre fréquences d'échantillonnage.

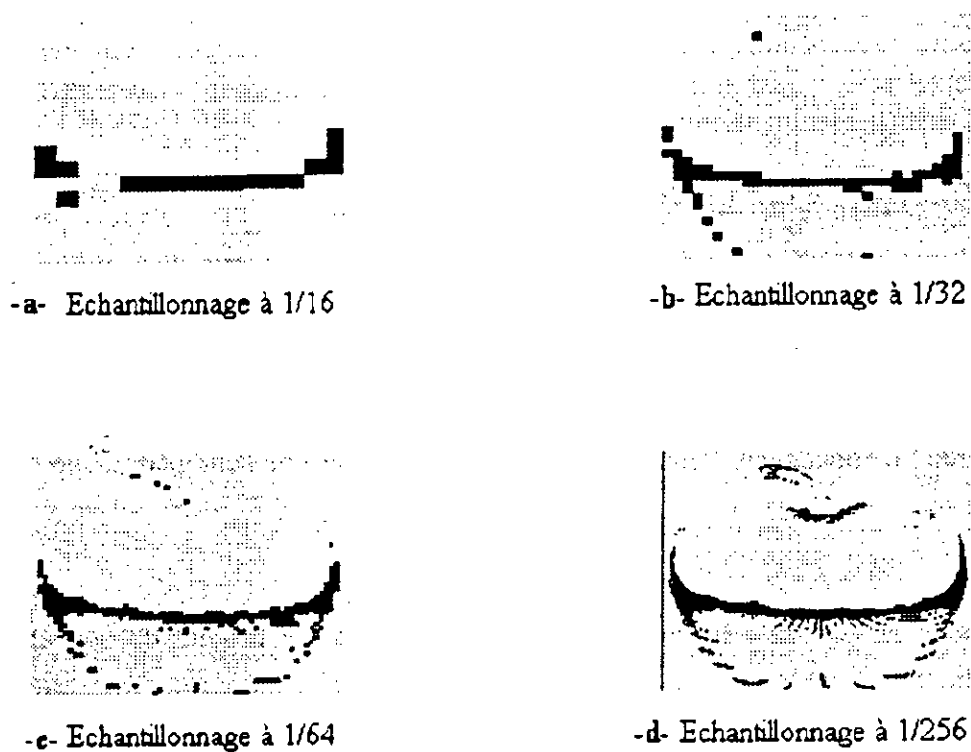


Figure -2- Effet de l'échantillonnage

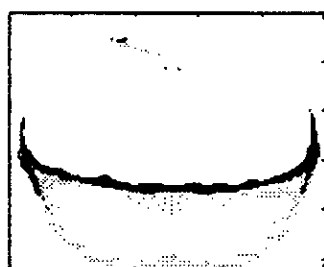
I-9 Quantification de la luminance

Pour être traitée numériquement, les échantillons d'image doivent être quantifiés. En principe, ceci est réalisé en divisant la gamme dynamique de la luminance d'une image en un nombre fini d'intervalles et en attribuant à toutes les valeurs d'un intervalle une seule valeur de luminance. Dans les régions d'une image où la luminance varie très lentement d'un point à un autre (région

où les fréquences spatiales sont basses), la quantification va créer un niveau constant de luminance. Entre deux de ces régions, il y'aura un saut d'un niveau à un autre alors que la luminance originale varie d'une manière continue . Ces sauts créent en général, des contours artificiels dans l'image très gênants. Ils peuvent, selon les cas, produire des formes et des objets artificiels inexistant dans l'image originelle. Le choix du nombre d'intervalles et de leurs répartitions dépend de deux facteurs principaux [4]. Le premier est l'observateur (facteur subjectif), le second est le support physique sur lequel on désire reproduire l'image quantifiée (facteur objectif). Pour satisfaire les exigences de l'observateur, il faut choisir une amplitude d'intervalle de quantification légèrement inférieure à l'échelon liminaire de luminance; ceci permet d'éviter les faux contours .

Lorsque la distribution des intervalles de quantification est uniforme, la loi entre luminance originelle et la luminance quantifiée est une loi linéaire, constante par intervalle. La luminosité est une fonction non linéaire de la luminance. On peut alors utiliser une loi de quantification avec des niveaux de gris plus serrés vers le noir et des niveaux plus espacés vers le blanc. La loi de quantification la plus utilisée est la loi logarithmique [2].

La figure(3) montre l'effet de la quantification sur une image numérique avec différents niveaux de gris. On s'aperçoit à 256 niveaux de gris sont nécessaires pour arriver à distinguer les détails.



-a- 96 niveaux de gris



-b- 128 niveaux de gris



-c- 192 niveaux de gris



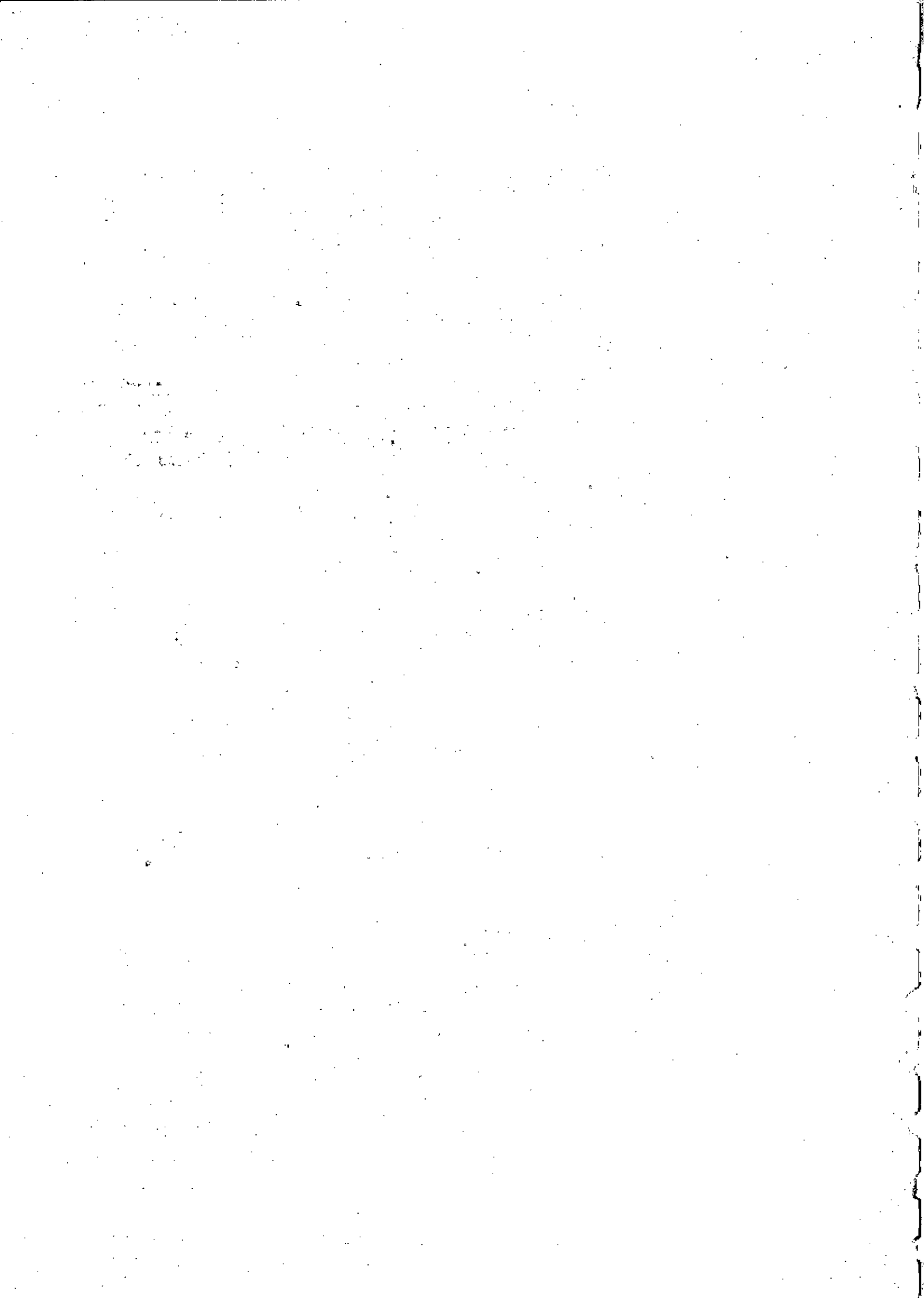
-d- 256 niveaux de gris

Figure -3- Effet de la quantification linéaire

I-10 Conclusion

La théorie des signaux bidimensionnels est tout à fait similaire à celle des signaux monodimensionnels; seul le degré de complexité fait la différence.

On peut remarquer que la propriété de séparabilité de la transformée de Fourier est très importante pour le calcul de la transformée de Fourier bidimensionnelle à partir de celle la transformée monodimensionnelle. Il est intéressant de faire remarquer que cette propriété reste d'un intérêt particulier pour les signaux ou fonctions présentant un caractère de séparabilité des variables.



PARTIE I
Chapitre II
Conception des filtres numériques non récurrents
bidimensionnels

I- Introduction

Les filtres numériques bidimensionnels partagent beaucoup de caractéristiques avec ceux du monodimensionnel. Comme pour les filtres numériques non récursifs 1D, les filtres numériques non récursifs 2D sont toujours stables et peuvent ainsi présenter une réponse fréquentielle réelle.

Ces filtres sont implémentés directement en utilisant la convolution ou indirectement, en utilisant une transformation discrète telle que la TFD. Malgré les ressemblances entre les filtres monodimensionnels et bidimensionnels, certaines différences apparaissent lorsque le rang du filtre augmente. Ces différences sont dues principalement à deux facteurs :

- le cas multidimensionnel et particulièrement le cas bidimensionnel nécessite la manipulation de plus d'une variable ,
- Les outils mathématiques utilisés pour le cas bidimensionnel sont lourds à manipuler telles que les doubles sommations.

Des méthodes ont été élaborées pour simplifier la conception des filtres numériques non récursifs bidimensionnels [1][2][3] (méthode de fenêtrage , méthode des transformations, méthode d'échantillonnage en fréquence , méthode de programmation linéaire et méthode d'optimisation). Elles ne sont qu'une extension des méthodes déjà existante pour la conception des filtres numériques non récursifs monodimensionnels .

Parmi ces méthodes, on a choisi d'étudier la méthode de fenêtrage et la méthode des transformations étant donnée leurs larges utilisations.

II- Généralités sur les filtres numériques non récursifs bidimensionnels

II-1 Spécification des filtres

L'action d'un système numérique bidimensionnel linéaire et invariant par translation est un filtrage [5].

En effet, si $x(m,n)$ est un signal d'entrée et $y(m,n)$ est un signal de sortie d'un système ; $y(m,n)$ est lié à $x(m,n)$ par la relation de convolution suivante:

$$y(m,n) = \sum_k \sum_l h(k,l)x(m-k,n-l) \quad (\text{I-II-1})$$

où $h(k,l)$ est la réponse impulsionnelle du filtre.

D'une autre manière, $h(k,l)$ est la sortie d'un filtre pour une entrée $\delta(m,n)$, telle que

$$\delta(m,n) = \begin{cases} 1 & , \text{ si } m=n=0 \\ 0 & , \text{ sinon} \end{cases} \quad (\text{I-II-2})$$

Un filtre numérique non récursif a une réponse impulsionnelle finie .Son domaine d'existence sera donc limité. Si l'entrée d'un filtre numérique 2D linéaire et invariant par translation est une sinusoïde complexe de la forme :

$$x(m,n) = e^{j(mu+nv)} \quad (\text{I-II-3})$$

Sa sortie sera elle aussi une sinusoïde de même fréquence.

La réponse fréquentielle de ce filtre ,notée $H(u,v)$, est décrite par:

$$H(u,v) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(m,n) e^{-j(mu+nv)} \quad (\text{I-II-4})$$

La réponse impulsionnelle $h(m,n)$ est obtenue à partir de la transformée de Fourier inverse de $H(u,v)$:

$$h(m,n) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H(u,v) e^{j(mu+nv)} du dv \quad (\text{I-II-5})$$

La réponse fréquentielle sera purement réelle si et seulement si :

$$h(-m, -n) = h^*(m, n) \quad (\text{I-II-6})$$

Les filtres qui ont cette propriété sont appelés filtres à phase nulle.

Si les coefficients de la réponse impulsionnelle de tels filtres sont réels alors:

$$h(m, n) = h(-m, -n) = h^*(m, n) \quad (\text{I-II-7})$$

La propriété (I-II-7) est très utilisée pour implémenter des filtres numériques non récursifs et ce, dans le but d'avoir des filtres à phase nulle et réduire ainsi, considérablement les calculs.

II-2 Implémentation des filtres RIF

Si un filtre [5] $h(m,n)$ a comme domaine d'existence $R = \{ 0 \leq m \leq M, 0 \leq n \leq N \}$, alors la convolution de $h(m,n)$ avec $x(m,n)$ est donnée par :

$$y(m,n) = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} h(k,l) x(m-k, n-l) \quad (\text{I-II-8})$$

On voit que chaque élément de y nécessite MN multiplications et $MN - 1$ additions. Cependant, avec des filtres à phase nulle, des éléments de la réponse impulsionnelle sont égaux ; étant donnée la symétrie de la matrice $h(m,n)$. Cette caractéristique peut être exploitée pour diviser par deux le nombre de multiplications nécessaires à l'implémentation du filtre. Si le domaine d'existence est donné par $R = \{ -M \leq m \leq M, -N \leq n \leq N \}$, la convolution devient :

$$y(m,n) = \sum_{k=-M}^M \sum_{l=-N}^N h(k,l) [x(m-k, n-l) - x(m+k, n+l)] + \sum_{k=1}^M h(k,0) [x(m-k, n) - x(m+k, n)] + h(0,0) x(m,n) \quad (\text{I-II-9})$$

Une autre manière d'implémenter les filtres RIF est d'utiliser la transformée de Fourier discrète telle que:

$$Y(u,v) = H(u,v) X(u,v) \quad (\text{I-II-10})$$

Cette manière de procéder est particulièrement utilisée pour des filtres d'ordre très élevé étant donné l'efficacité et la rapidité apportée par l'algorithme de la FFT pour évaluer la TFD.

III- Méthode de fenêtrage

La méthode de fenêtrage [5] [6], en bidimensionnel, est basée sur le même principe que la technique de fenêtrage monodimensionnel. Peu de modifications sont nécessaires pour l'adapter.

La réponse impulsionnelle du filtre, obtenue à partir des spécifications dans le domaine fréquentiel, est à étendu infini. Pour limiter cet étendu, on multiplie cette réponse impulsionnelle par une fenêtre appropriée.

III-1- Procédure de conception

Lorsqu'on spécifie un filtre dans le domaine fréquentiel par sa réponse fréquentielle $H(u,v)$, cette dernière doit être considérée comme périodique étant donné qu'à une réponse impulsionnelle discrète correspond une périodicité de la réponse fréquentielle. Dans l'intervalle principal; la réponse impulsionnelle idéale est donnée par:

$$h(m,n) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H(u,v) e^{j(mu+nv)} du dv \quad (\text{I-II-11})$$

si $H(u,v)$ est la réponse fréquentielle d'un filtre idéalisé.

L'évaluation analytique de $h(m,n)$, par calcul intégral, n'est pas contraignante. Toutefois, comme les valeurs de $h(m,n)$ sont les coefficients du développement en série de Fourier de la fonction périodique $H(u,v)$, il faut en général une infinité de coefficients pour représenter exactement $H(u,v)$. Par conséquent $h(m,n)$, sera à réponse impulsionnelle infinie. Pour qu'elle puisse être celle d'un filtre RIF, il est nécessaire de limiter sa durée par une fenêtre spatiale $w(m,n)$.

III-2- Troncature de la séquence $h(m,n)$

La troncature est une nécessité dans le domaine spatial discret car elle ramène la sommation infinie (I-II-12) à une sommation finie (I-II-13) :

$$y(m,n) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} h(k,l) x(m-k, n-l) \quad (\text{I-II-12})$$

$$y(m,n) = \sum_{-a}^b \sum_{-c}^d h(m,n) w(m,n) x(m-k, n-l) \quad (\text{I-II-13})$$

$w(m,n)$ représente la fonction fenêtre.

Si $w(m,n)$ est une fenêtre rectangulaire, elle induira, pour la réponse fréquentielle, des oscillations au voisinage de la discontinuité (phénomène de Gibbs) dont l'amplitude est indépendante de l'ouverture de la fenêtre et dont la période est inversement proportionnelle à la largeur de la fenêtre dans les deux directions.

La figure(1-b) donne un aperçu du phénomène de *Gibbs* pour un filtre numérique non récursif monodimensionnel .Sur les figures (1-c) et (1-d), on voit, en multipliant par la fenêtre de *Hamming* et de *Blackman* ,la diminution de ces ondulations .

Ce phénomène est très gênant dans le cas monodimensionnel car l'amplitude de ces oscillations ne décroît pas avec l'ouverture de la fenêtre.

Ce même phénomène reste valable dans le cas bidimensionnel .

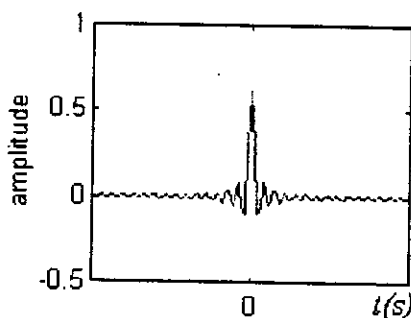


fig-1-a Réponse impulsionnelle d'un filtre passe bas fenêtrée par un Rect ($f_c=30\text{Hz}, F_c=100\text{Hz}$)

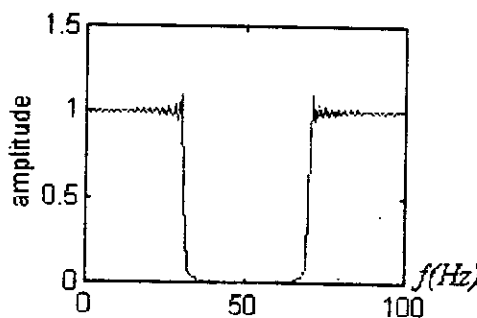


fig-1-b Réponse fréquentielle du filtre passe bas fenêtré par un Rect

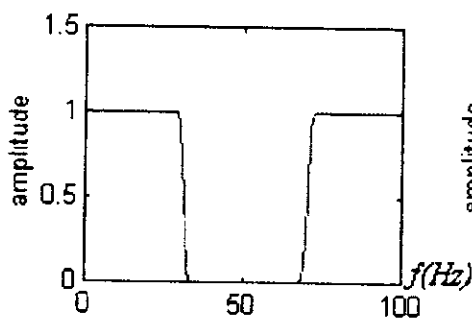


fig-1-c Réponse fréquentielle du filtre passe bas fenêtré par la fenêtre de Hamming

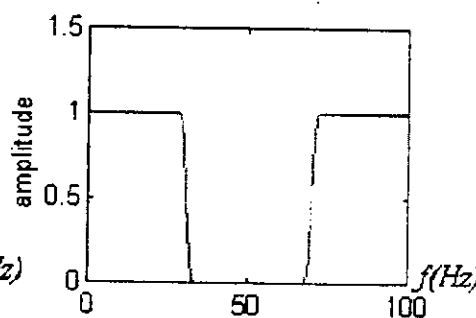


fig-1-d Réponse fréquentielle du filtre passe bas fenêtré par la fenêtre de Blackman

III-3 Spécification des fenêtres

Comme dans le cas monodimensionnel ,le besoin d'avoir une bonne fenêtre est indispensable afin de se rapprocher le mieux possible de la réponse fréquentielle désirée. Pour pouvoir utiliser les fenêtres déduites de celles des filtres monodimensionnels, on utilise deux méthodes [2] :

a- On fait le produit cartésien de deux fenêtres monodimensionnelles de même nature mais de variables différentes. Soit :

$$w_c(m,n) = w_1(m)w_2(n) \quad (\text{I-II-14})$$

On obtient ainsi une fenêtre cartésienne bidimensionnelle.

b- On utilise une transformation conduisant à une symétrie circulaire qui s'exprime par la relation de changement de variable :

$$k = \sqrt{m^2 + n^2} \quad (\text{I-II-15})$$

Dans ce cas, on obtient une fenêtre circulaire. Cette relation caractérise un cône de révolution figure (2).

Cône de révolution

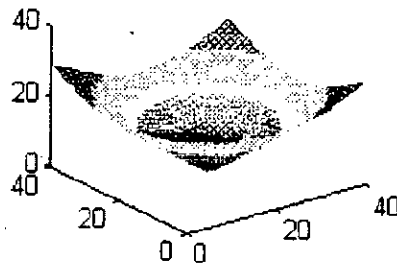


Figure -2-

Les figures (3-a), (3-b) et (3-c) donnent une représentation de 3 types de fenêtres cartésiennes. Les figures (3-d),(3-e) et (3-f) donnent une représentation de 3 types de fenêtres circulaires. On constate qu'il y a une certaine différence qui apparaît entre la fenêtre rectangulaire cartésienne et la fenêtre rectangulaire circulaire .

La fenêtre rectangulaire cartésienne est caractérisée par la valeur 1 pour $-M \leq x, y \leq M$. Par contre, la fenêtre rectangulaire circulaire (de forme cylindrique) a pour valeur 1 si $x, y \leq R$ (R est le rayon de la base de la fenêtre) et 0 ailleurs.

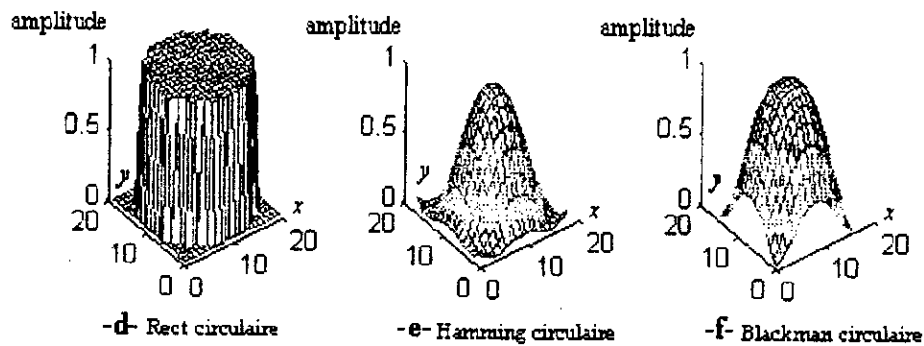
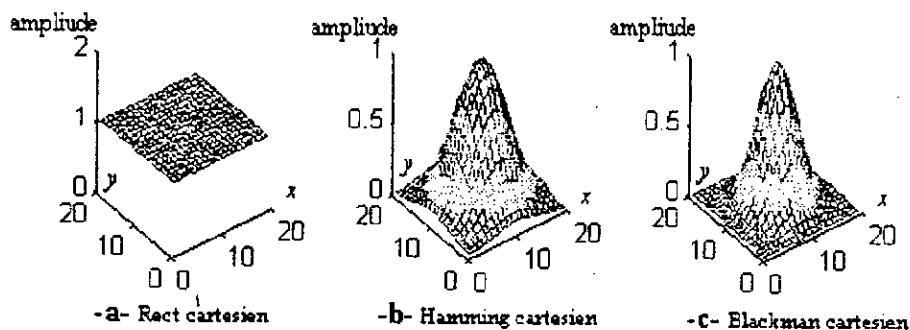


Figure -3- Représentation de trois types de fenêtres selon l'approche cartésienne et circulaire.

III-4 Conception des filtres RIF passe bas 2D

Le choix d'un filtre passe bas dépend du choix des deux fréquences de coupures α et β respectivement selon u et v . On va chercher la réponse impulsionnelle du filtre en calculant analytiquement l'intégrale (I-II-11).

Soient α et β les deux fréquences de coupure respectives selon u et v pour une fréquence d'échantillonnage 2π normalisée alors :

$$\begin{aligned}
 h(m,n) &= \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\alpha}^{\alpha} \int_{-\beta}^{\beta} e^{j(mu+nv)} du dv \\
 &= \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\alpha}^{\alpha} e^{jmu} du \int_{-\beta}^{\beta} e^{jnv} dv = \frac{1}{\pi^2 mn} \sin(m\alpha) \sin(n\beta)
 \end{aligned}
 \tag{I-II-16}$$

On voit bien que $h(m,n)$ est à étendu infinie. Pour pouvoir limiter celle-ci, on multiplie $h(m,n)$ par une fenêtre appropriée. Vu la simplicité de synthèse des fenêtres cartésiennes et le peu de différences qui existent entre les deux types d'extension, on les a utilisées pour réduire l'entendue de la réponse impulsionnelle du filtre à synthétiser.

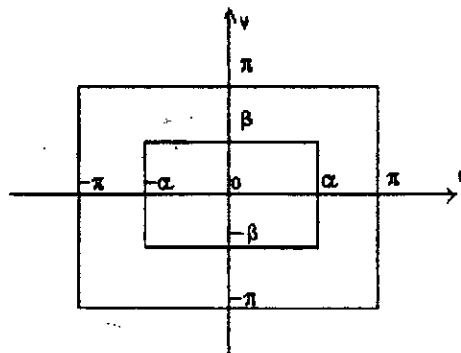
La figure (4) met en évidence l'effet de chaque fenêtre sur le filtre passe bas.

Sur la figure (4-b) apparaissent des ondulations qui représentent le même phénomène que celui rencontré dans le cas des filtres RIF 1D "fenêtrés" par un rect. En conséquence, on voit clairement que les différentes fenêtres synthétisées, à partir des fenêtres monodimensionnelles, gardent les mêmes caractéristiques dans le cas bidimensionnel.

III-5 Conception des filtres RIF passe haut 2D

La réponse impulsionnelle d'un filtre RIF passe haut 2D est facilement obtenue en calculant la transformée de Fourier inverse bidimensionnelle d'un filtre idéal passe haut défini par ces fréquences de coupures respectives α et β .

Le schéma ci-dessous donne un aperçu du domaine du filtre

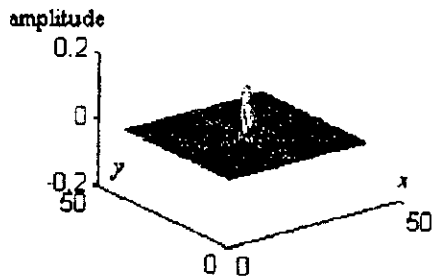


$$h(m,n) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{j(mu+nv)} du dv - \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{j(mu+nv)} du dv + \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\alpha}^{\alpha} \int_{-\beta}^{\beta} e^{j(mu+nv)} du dv + \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\alpha}^{\alpha} \int_{-\beta}^{\beta} e^{j(mu+nv)} du dv$$

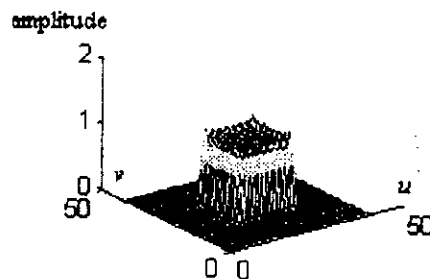
$$= \frac{1}{\pi^2 mn} \sin(n\pi) (-\sin(m\pi) + \sin(m\pi)) + \frac{1}{\pi^2 mn} \sin(m\alpha) (-\sin(n\beta) + \sin(n\pi))$$

(I-II-17)

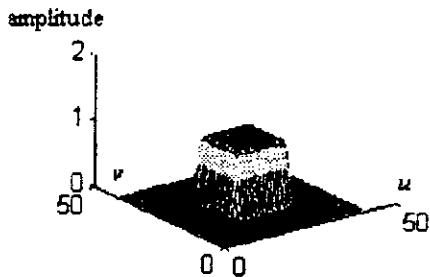
$$h(m,n) = \sin c(n\pi) \left(\frac{-\alpha}{\pi} \sin c(m\alpha) + \sin c(m\pi) \right) + \frac{\alpha}{\pi} \sin c(m\alpha) \left(\frac{-\beta}{\pi} \sin c(n\beta) + \sin c(n\pi) \right)$$



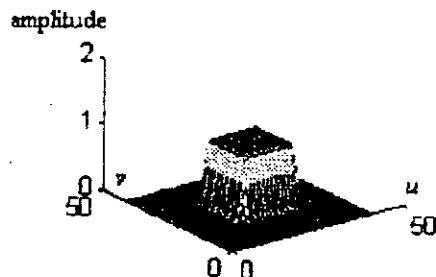
-a- Réponse impulsionnelle d'un filtre passe bas $fc1=fc2=20$ $Fc=100$



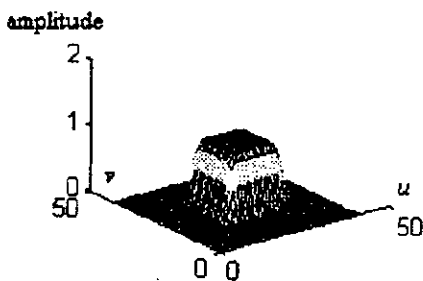
-b- réponse fréquentielle du filtre fenêtré par un rect



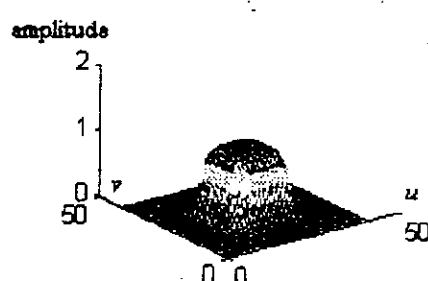
-c- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Hamming



-d- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Hamming

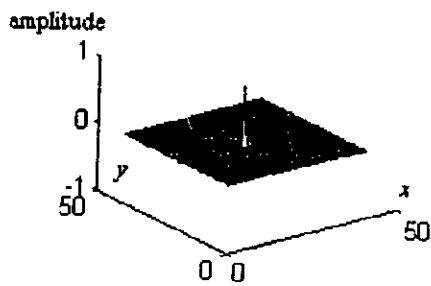


-e- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Blackman

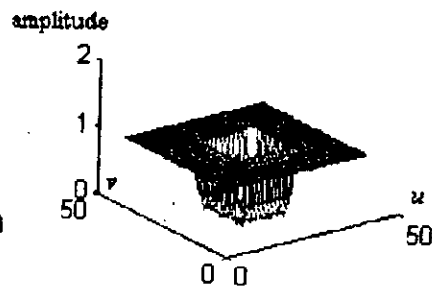


-f- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Kaiser ($\beta=20$)

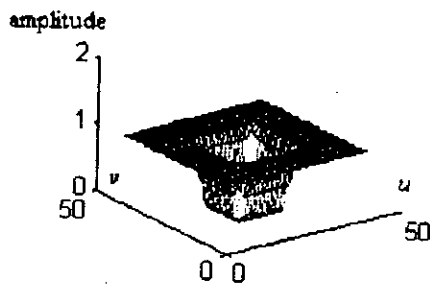
Figure -4- Réponse fréquentielle d'un filtre PB



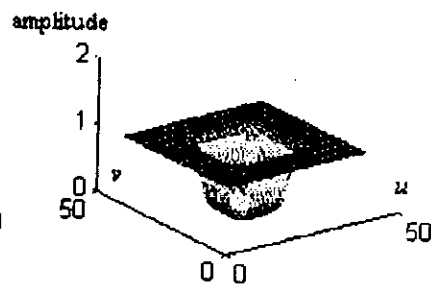
-a- Réponse impulsionnelle d'un filtre passe haut $f_c1=f_c2=20$ $F_e=100$



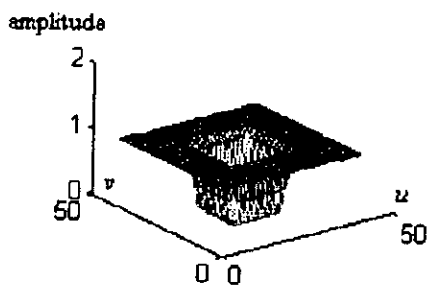
-b- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par un Rect



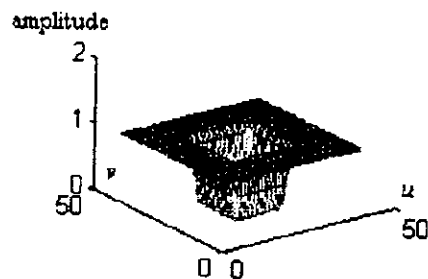
-c- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Blackman



-d- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Kaiser ($b=20$)



-e- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Hamming



-f- Réponse fréquentielle du filtre fenêtré par Hanning

Figure -5- Réponse fréquentielle d'un filtre passe haut.

Comme pour les filtres passe bas, on choisira des fenêtres cartésiennes. L'effet des différentes fenêtres, dans le domaine fréquentiel, est représenté sur la figure(5) .

On voit bien que sur la figure (5-a) apparaissent d'ondulation que l'on a précédemment observées pour les filtres passe bas bidimensionnels .L'effet de ces ondulations est atténué par le choix de fenêtres appropriées telles que *Hamming*, *Blackman* ou *Kaiser*.

III-6 Conclusion

L'étude de la méthode de fenêtrage dans le cas bidimensionnel est similaire à celle du monodimensionnel. Nous avons vu que la conception des fenêtres bidimensionnelle résulte d'une façon directe de celles utilisées en monodimensionnel. Pour minimiser l'effet des ondulations résultant de l'utilisation de la fenêtre naturelle Rect, diverses fenêtres peuvent être utilisées .

IV- Méthode des transformations

Cette approche est une technique qui a été mise au point par McClellan [13] pour synthétiser des filtres RIF bidimensionnels à phase nulle, à partir de la réponse impulsionnelle d'un filtre RIF monodimensionnel. Les filtres implémentés par cette technique sont plus efficaces et nécessitent moins de calculs que ceux implémentés par la technique de fenêtrage. Cette technique repose sur le principe de substitution de variable afin d'obtenir une forme spatiale du filtre monodimensionnel. Différents types de transformations ont été élaborées par des méthodes d'optimisation. Parmi ces transformations, on retient la transformée de McClellan décrite par:

$$F(u, v) = 0.5(\cos(u) + \cos(v) + \cos(u)\cos(v) - 1) \quad (\text{I-II-18})$$

Cette transformation donne une symétrie par rapport à l'axe (z) dans l'espace.

IV-1 Définition des transformations

Cette méthode est basée sur l'utilisation d'une transformation pour passer d'un filtre non récursif monodimensionnel à un filtre non récursif bidimensionnel par substitution de variables. La seule restriction de cette méthode est qu'elle aboutit à la synthèse de filtres RIF 2D à phase nulle.

La conception d'un filtre RIF 2D d'ordre très élevé est déduite de la combinaison d'un filtre 1D d'ordre très élevé et d'une transformation d'ordre faible. Une condition que doit vérifier la réponse impulsionnelle du filtre RIF 1D à phase nulle, est la symétrie Hermétienne (nombre de d'échantillons impaires).

Supposant qu'un filtre 1D est donné sur l'intervalle $[-N, N]$ et soit $H(w)$ sa réponse fréquentielle. Alors $H(w)$ est donnée par:

$$\begin{aligned} H(w) &= h(0) + \sum_{n=1}^N h(n)(e^{-jwn} + e^{jwn}) \\ &= \sum_{n=0}^N a(n)\cos(wn) \end{aligned} \quad (\text{I-II-19})$$

où

$$a(n) = \begin{cases} h(0) & \text{si } n = 0 \\ 2h(n) & \text{si } n > 0 \end{cases} \quad (\text{I-II-20})$$

En utilisant le polynôme de Chebyshev $T_n[x]$, $\cos(wn)$ peut être exprimé sous la forme d'un polynôme de degré n en $\cos(w)$

$$\cos(wn) = T_n[\cos(w)] \quad (\text{I-II-21})$$

On déduit :

$$H(w) = \sum_{n=0}^N \alpha(n) T_n[\cos(w)] \quad (\text{I-II-22})$$

On sait qu'un filtre 2D à phase nulle est donné par :

$$H(u,v) = \sum_{m=0}^{M_1} \sum_{n=0}^{M_2} b(m,n) \cos(mu) \cos(nv) \quad (\text{I-II-23})$$

$\cos(w)$ peut être transformée en une fonction $F(u,v)$. Cette dernière peut être la généralisation de la transformation de McClellan permettant de faire la conversion du monodimensionnel au bidimensionnel. L'expression correspondante est donnée par:

$$\cos(w) = F(u,v) = \sum_{p=0}^P \sum_{q=0}^Q t(p,q) \cos(pu) \cos(qv) \quad (\text{I-II-24})$$

Ainsi la réponse fréquentielle du filtre 2D s'écrit :

$$H(u,v) = \sum_{n=0}^N \alpha(n) T_n[F(u,v)] \quad (\text{I-II-25})$$

En remplaçant $F(u,v)$ par son expression dans l'équation (I-II-22) on obtient:

$$H(u,v) = \sum_{n=0}^N \alpha(n) \left(\sum_{p=0}^P \sum_{q=0}^Q t(p,q) \cos(pu) \cos(qv) \right) \quad (\text{I-II-26})$$

En exploitant la formule de récurrence du polynôme de Chebyshev, l'expression (I-II-26) peut être réécrite sous forme de l'expression (I-II-23). Le filtre ainsi obtenu présente $(2NP+1)(2NQ+1)$ éléments.

Deux remarques s'imposent:

- H est la réponse fréquentielle d'un filtre numérique non récursif 2D
- la nature de H peut être prédite par la seule connaissance de $H(w)$ et de $F(u,v)$.

Pour que $H(u,v)$ corresponde à la réponse fréquentielle du filtre non récursif, on peut constater que $F(u,v)$ doit être elle-même une réponse fréquentielle d'un filtre non récursif bidimensionnel mais d'ordre plus faible.

Le choix le plus simple de $F(u,v)$ est la réponse fréquentielle d'un filtre 3x3, dans ce cas :

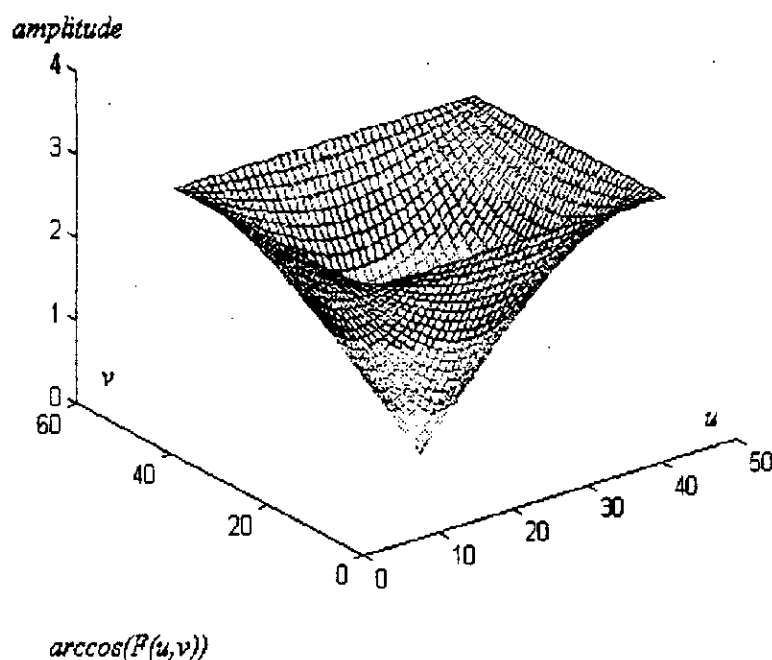
$$F(u,v) = A + B \cos(u) + C \cos(v) + D \cos(u-v) + E \cos(u+v) \quad (\text{I-II-27})$$

ou A, B, C, D et E sont des constantes.

Soit la transformation de McClellan donnée par la relation (I-II-18). On peut par identification déduire les paramètres de la transformation ; soient $A=-1/2$; $B=C=1/2$; $D=E=1/4$. La réponse impulsionnelle de ce filtre est donnée par la matrice suivante:

$$h_f(m,n) = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & -4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

(I-II-28)



La figure ci-dessus donne la représentation 3D de $\arccos(F(u,v))$ dont on voit qu'elle est approximativement un cône de révolution décrit par l'équation : $w = \sqrt{u^2 + v^2}$. On peut aisément concevoir d'autres types de transformations aboutissant à des contours elliptiques. Ce choix est lié au type de filtres que l'on veut synthétiser, étant donné que dans le cas de la transformée de McClellan, il n'y a qu'une seule fréquence de coupure déduite de celle d'un filtre monodimensionnel étant donnée la symétrie circulaire. Par contre, dans le cas par exemple d'une symétrie non pas circulaire mais elliptique, on doit déterminer les deux fréquences de coupures à partir des caractéristiques de la transformation [4][13]. La méthode utilisée pour aboutir à la transformation souhaitée est la méthode d'optimisation de Chebyshev.

Le tableau ci-dessous donne les coefficients $t(p,q)$ d'une transformation circulaire d'ordre 3x3

p/q	0	1	2	3
0	-0.46485	0.42187	0.15087	-0.10937
1		0.69151	0.083514	-0.17052
2			-0.18001	-0.09853
3				-0.007336

IV-2 Synthèse des filtres RIF 2D

Le filtre RIF qui résulte de cette méthode, peut être implémenté directement; en utilisant soit la convolution soit la TFD. Mais il existe une troisième implémentation qui est plus efficace et moins coûteuse en temps de calcul que les deux précédentes.

Pour mettre en évidence l'origine de cette implémentation on choisit un filtre 1D tel que $H(w) = \cos(w)$. Si on met en cascade n filtres de ce type, la réponse fréquentielle de ce filtre sera:

$$H(w) = \cos(w)^n \quad (\text{I-II-29})$$

Soit le système décrit par :

$$h_f(m) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{si } m = \pm 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{I-II-30})$$

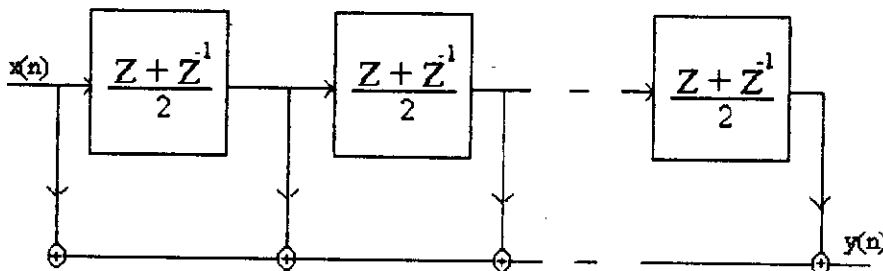
alors

$$H_f(z) = \frac{1}{2}(z^{-1} + z) \quad (\text{I-II-31})$$

si

$$H(w) = \sum_{n=0}^N b(n) (\cos(w))^n \quad (\text{I-II-32})$$

La réalisation de ce filtre est représentée par la figure ci dessous.



En utilisant la formule de récurrence du polynôme de Chebyshev donné par:

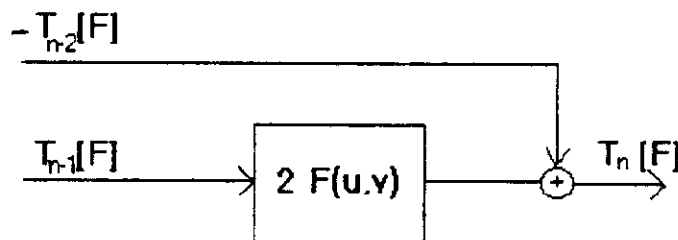
$$\begin{aligned} T_0[x] &= 1 \\ T_1[x] &= x \end{aligned}$$

$$T_n[x] = 2x T_{n-1}[x] - T_{n-2}[x] \quad (\text{I-II-33})$$

et en remplaçant $F(u,v)$ dans les équations (I-II-33), on obtient :

$$T_n[F(u,v)] = 2 F(u,v) T_{n-1}[F(u,v)] - T_{n-2}[F(u,v)] \quad (\text{I-II-34})$$

On peut faire une réalisation récursif de ce filtre en exploitant la récursivité du polynôme de Chebyshev, l'équation (I-II-34) peut être réalisée sous la forme de la structure ci dessous:



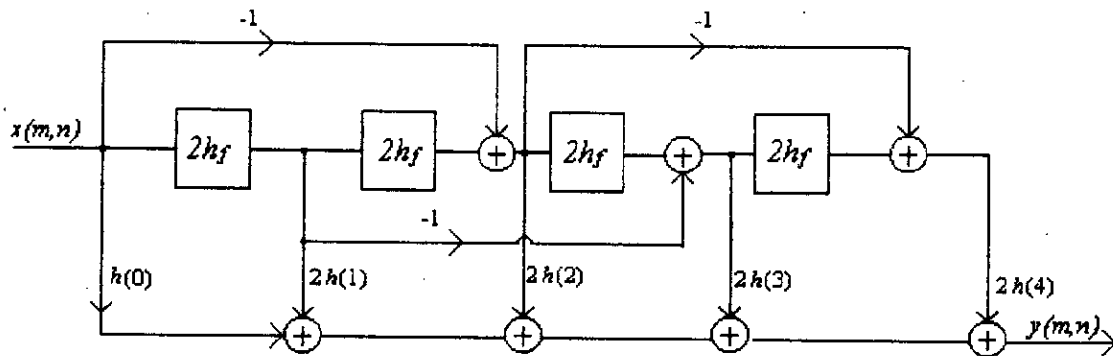
En prenant la transformation suivante représentant un filtre non récursif 3x3 tel que:

$$F(u,v) = A + B\cos(u) + C\cos(v) + D\cos(u-v) + E\cos(u+v) \quad (\text{I-II-35})$$

On déduit alors sa réponse impulsionnelle :

$$h_f(m,n) = \begin{cases} A & m = n = 0 \\ B/2 & m = \pm 1, n = 0 \\ C/2 & m = 0, n = \pm 1 \\ D/2 & m = \pm 1, n = m \\ E/2 & m = \pm 1, n = -m \end{cases} \quad (\text{I-II-36})$$

Chaque filtre de ce type peut être réalisé en utilisant 5 multiplications et 8 additions. Or il y a au total N structures, en conséquence, on aboutit au total à $6N+1$ multiplications et $10N-2$ additions. Comme chaque filtre nécessite 4 mémoires pour le stockage des données, on déduit l'utilisation de $4N$ mémoires de stockage (figure ci dessous).



Cette réalisation correspond à la structure d'un filtre RIF bidimensionnel synthétisé par la méthode des transformations avec $N=4$ et où hf est le bloc de filtre de transformation.

IV- 3 Synthèse des filtres passe bas et passe haut

La synthèse d'un filtre passe bas ou passe haut ne nécessite pas une double intégrale ou une double somme comme pour la méthode de fenêtrage ou d'échantillonnage ; il est juste nécessaire seulement d'exploiter les filtres numériques non récursifs monodimensionnel obtenus à partir des différentes méthodes de synthèse des filtres RIF . Chaque méthode a ces caractéristiques. Par exemple, la méthode de fenêtrage est étroitement liée au type de fenêtrage appliquée . Pour mettre en évidence l'effet des différentes fenêtrages (pour un filtre synthétisé par la méthode de fenêtrage), on a appliqué différentes fenêtrages pour faire la troncature du filtre obtenu.

Soit à réaliser un filtre passe bas idéal monodimensionnel de fréquence de coupure f_c . Sa fonction de transfert est définie entre $-F_e/2$ et $F_e/2$. Elle est périodique et de période F_e

$$\begin{aligned} H(f) &= 1 & \text{si } |f| < f_c \\ H(f) &= 0 & \text{ailleurs} \\ \text{Arg}(H) &= 0; \end{aligned} \tag{I-II-37}$$

On va rechercher la réponse impulsionnelle du filtre en calculant l'intégrale suivante:

$$h(k) = \frac{1}{F_e} \int_{-f_c}^{f_c} H(f) e^{jk2\pi \frac{f}{F_e}} df \tag{I-II-38}$$

La décomposition en série de Fourier de la fonction de transfert $H(f)$ permet d'associer à la réponse en fréquence souhaitée une réponse impulsionnelle $h(k)$, non causale, composée d'une infinité de termes :

$$h(k) = \frac{2fc}{Fe} \frac{\sin(k2\pi \frac{fc}{Fe})}{k2\pi \frac{fc}{Fe}}$$

(I-II-39)

Pour faire la troncature de la séquence $h(k)$, on choisi 4 types de fenêtres :

- la fenêtre *Rectangulaire*
- la fenêtre de *Hamming*
- la fenêtre de *Blackman*
- la fenêtre de *Kaiser*

A partir du filtre causal réalisé ,et en le limitant par une fenêtre appropriée, on peut synthétiser un filtre RIF bidimensionnel par la méthode des transformations . On peut voir sur la figure(1) l'effet de Gibbs dans le cas monodimensionnel .Sur la figure (2), on peut voir la fonction de transfert du filtre RIF bidimensionnel synthétisé à partir du filtre monodimensionnel .On peut clairement constater que la fonction de transfert du filtre obtenue admet un axe de symétrie. En effet ,si on fait des coupes transversales de celles ci, on s'aperçoit qu'elles sont presque identiques et qu'elle se confondent presque avec la réponse fréquentielle du filtre RIF monodimensionnel synthétisé .

Il apparaît clairement que le filtre synthétisé est à phase nulle.Le même phénomène apparaît dans le cas du filtre passe haut (figure (4)).

L'effet des différentes fenêtres induit sur le filtre monodimensionnel est bien visible sur les figures(5,6,7,8) .On voit la disparition des ondulations dues à l'application d'une fenêtre rectangulaire .

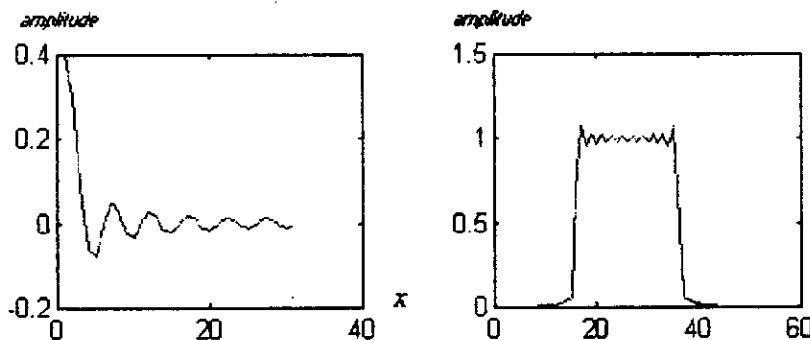


Figure -1- Réponse impulsionnelle et fréquentielle

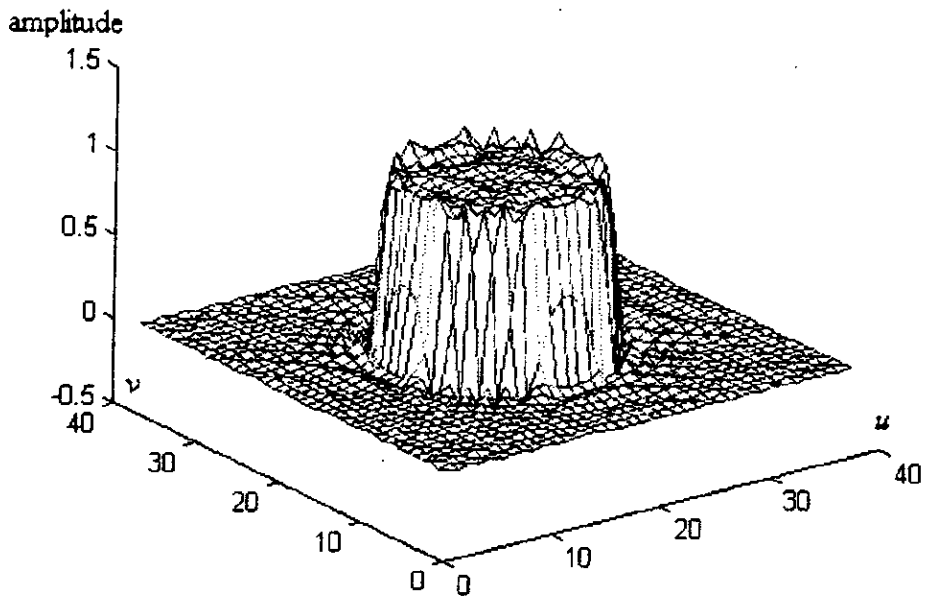


Figure -2- Réponse fréquentielle d'un filtre PB

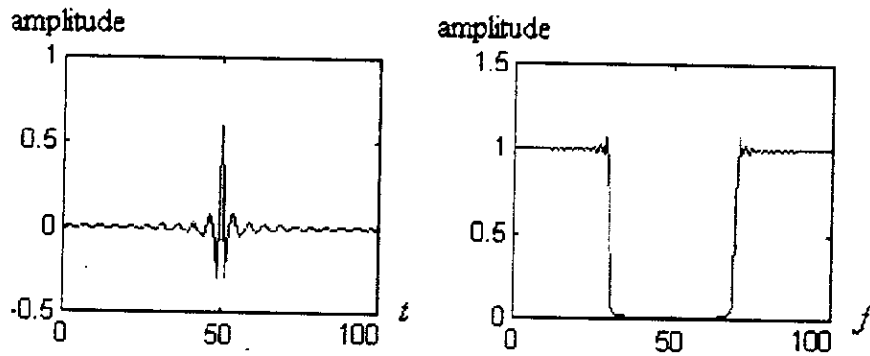


Figure -3- Réponse impulsionnelle et fréquentielle d'un filtre PB

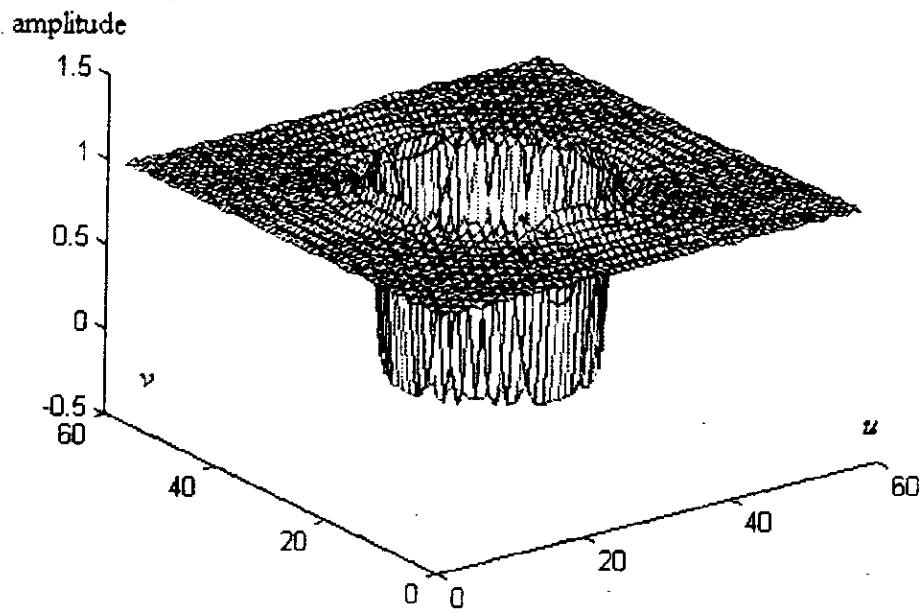


Figure-4 Réponse fréquentielle d'un filtre PH

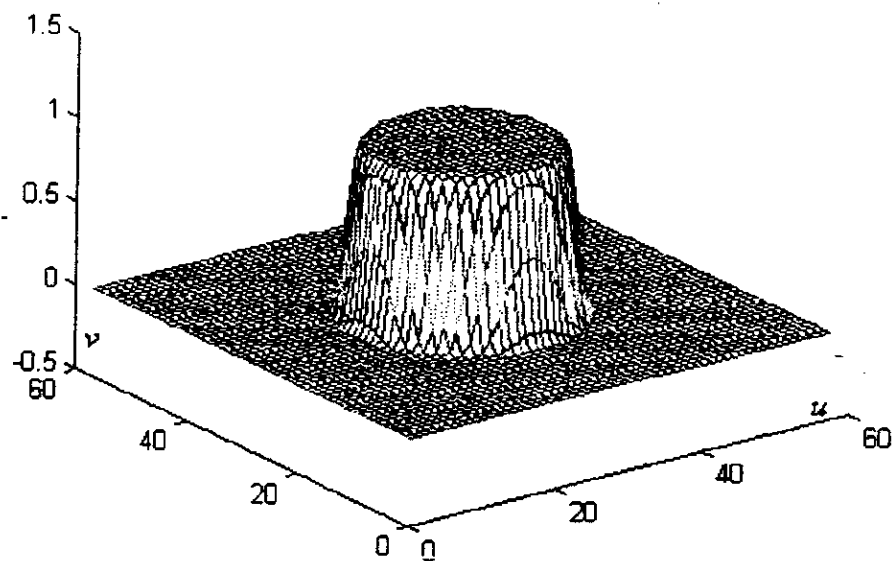


Figure-5 Réponse fréquentielle d'un filtre PB obtenue à partir d'un filtre 1D fenêtré par la fenêtre de Hamming

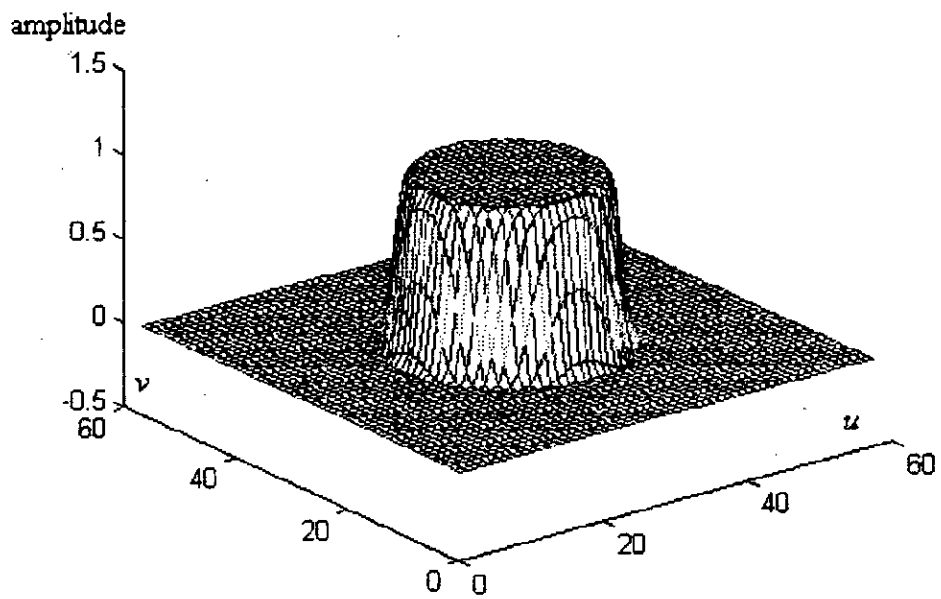


Figure-6. Réponse fréquentielle obtenue à partir d'un filtre 1D fenêtré par la fenêtre de Hanning

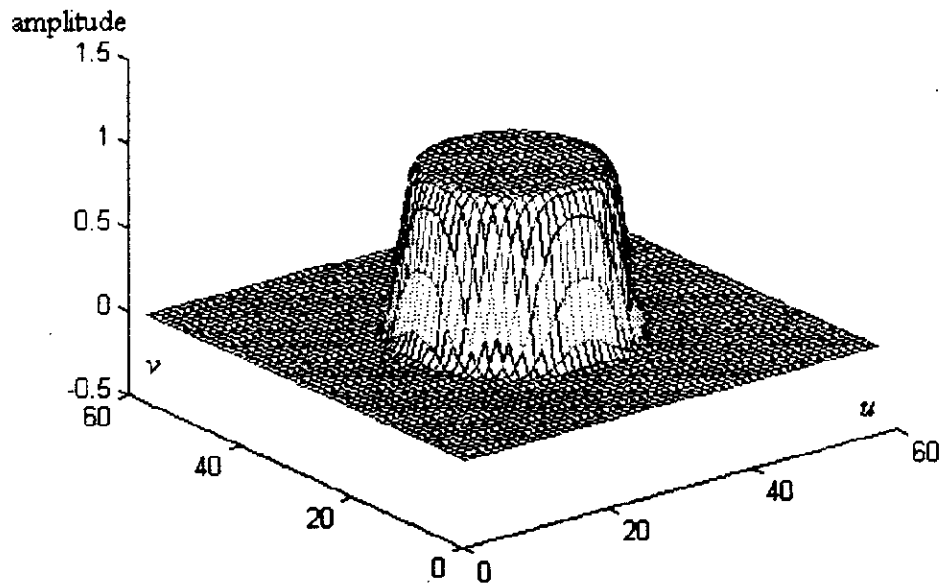


Figure-7. Réponse fréquentielle d'un filtre PB obtenue à partir d'un filtre 1D fenêtré par la fenêtre de Blackman

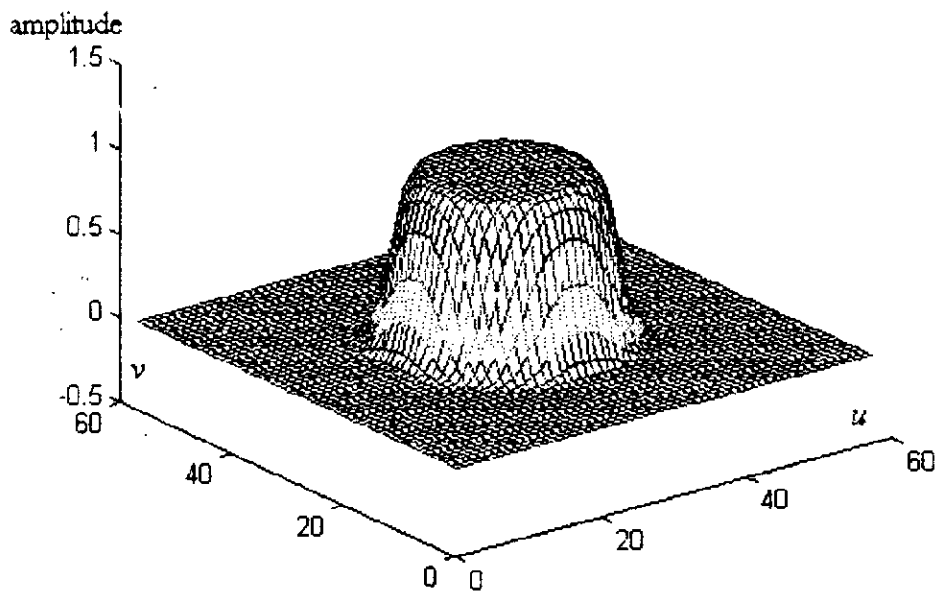


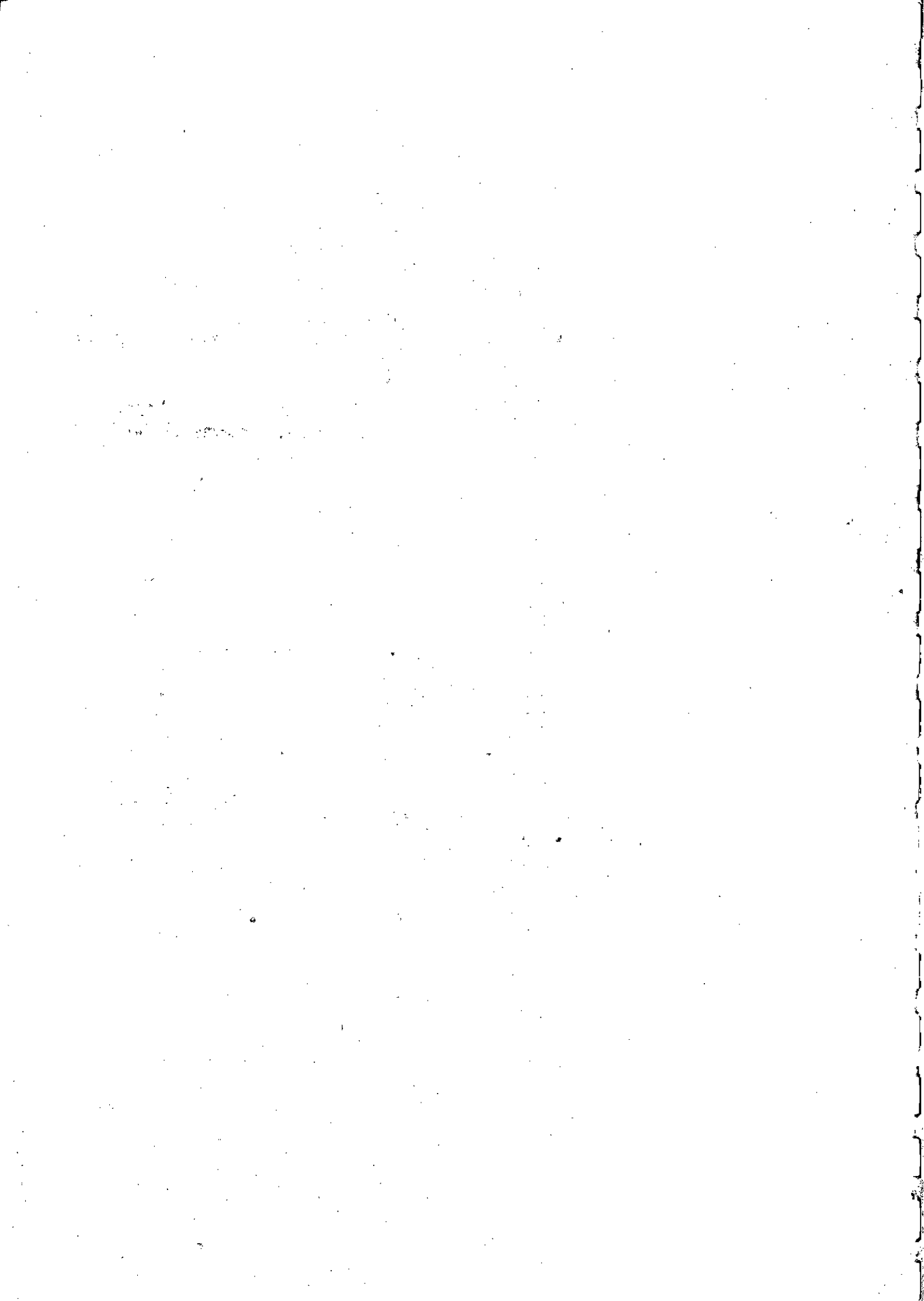
Figure-8. Réponse fréquentielle d'un filtre PB obtenue à partir d'un filtre 1D fenêtré par la fenêtre de Kaiser

IV-4 Conclusion

On a vu que la méthode des transformations ne peut être appliquée que pour réaliser des RIF à phase nulle en utilisant seulement les éléments d'un filtre RIF monodimensionnel synthétisés par diverses méthodes de synthèse des filtres RIF monodimensionnels.

La fonction de transfert du filtre obtenue a la forme de la fonction de transfert du filtre monodimensionnel auquel on a appliqué une symétrie circulaire. On utilise que la partie causale de la réponse impulsionnelle du filtre monodimensionnel; celle-ci devant avoir une symétrie Hermittienne pour être appliquée. Dans notre cas, on a appliqué un filtre monodimensionnel déterminé à partir de la méthode de fenêtrage. on vérifie la symétrie circulaire du filtre RIF 2D obtenu par rapport à celui du bidimensionnel.

L'application directe sous forme de procédure n'est pas possible. On peut soit faire une implémentation sous forme de circuits digitaux. Ce qui procure une souplesse évidente d'utilisation et rivalise ainsi avec les méthodes de convolution et de la TFD en diminuant considérablement le temps de calcul global.



PARTIE II
Chapitre I
Rehaussement d'image

I- Introduction

Le rehaussement d'image est un traitement numérique permettant l'amélioration, subjective, d'une image. Les méthodes et les objectifs varient selon l'application. Lorsque les images sont rehaussées pour un observateur humain (cas de la télévision), il est évident qu'on vise l'amélioration de leurs aspect "perceptuel" : qualité de l'image, intelligibilité et apparence visuelle. Mais si ces images sont destinées à une utilisation par une machine (exemple robot couplé à un bras manipulateur), l'objectif visé est l'extraction d'informations sur les objets contenus dans l'image à travers la mise en relief des contours d'objets existants. Ces contours rehaussés peuvent alors servir à des opérations de segmentation en vue de leur reconnaissance automatique.

A cause de la dépendance du rehaussement avec le contexte de l'application et que les critères correspondants sont souvent subjectifs ou complexes pour être convertis en mesures pratiques, les algorithmes du rehaussement d'image tendent à être simples et qualitatifs.

Bien que le rehaussement et la restauration d'image ont pour but l'amélioration d'images dégradées, il existe cependant une différence entre les deux. La restauration d'image conduit à faire ressembler l'image traitée à l'image originelle le plus possible par contre, dans le rehaussement s'intéresse à rendre une image plus exploitable pour une application précise.

Dans ce cas, l'image idéale dépend du contexte du problème et souvent elle n'est pas bien définie. Pour illustrer la différence, on note qu'une image non dégradée ne peut être restaurée d'avantage mais peut être rehaussée en augmentant sa netteté à travers un filtre passe haut.

Le rehaussement est utilisable dans un certain nombre de contextes. Une première classe de problème est le rehaussement d'images par modification de son contraste.

Par exemple, une image dont la distribution des niveaux de gris est sur une faible dynamique présente une perte de détails (figure (1)). Un élargissement de sa dynamique aboutit à une mise en évidence de ses détails. Ce qui donne par la suite, une meilleure qualité d'image.

Lorsque l'image est codée puis transmise à travers un canal bruité (par un bruit électrique), la dégradation apparaît comme un bruit dit "Poivron et sel".

Une image prise d'un avion peut être le siège d'un bruit, dit flou, du à la présence de brouillard ou de nuage.

Le "Speckle", bruit multiplicatif apparaissant au niveau des images échographiques, peut être réduit par un traitement adéquat figure (2).

On cite aussi le cas du *Blurring*, engendré par un mouvement de camera, une mauvaise mise au point, ou turbulence atmosphérique. Dans ce cas les détails de l'image sont souvent réduits et l'image apparaît brouillée.

Ainsi une image dégradée peut être rehaussée à l'aide des techniques de modification d'échelle des gris, de détection de contours, de lissage, de réduction de bruit additif ou multiplicatif.



fig-1- Image bruitée
(bruit additif)

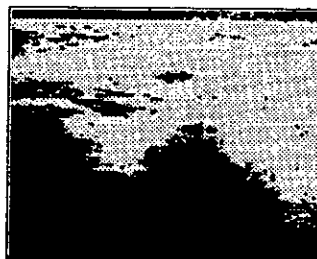


fig-2- Image bruitée
(bruit multiplicatif)

II- Classes des techniques de rehaussement [16]

Les techniques de rehaussement peuvent se diviser en quatre classes:

Transformations ponctuelles
Transformations locales.
Transformations globales
Transformations géométriques.

II-1- Transformations ponctuelles

Il s'agit ici de faire des manipulations directes sur les pixels. On y distingue plusieurs techniques: à titre d'exemple le seuillage qui a pour but de donner une image à deux niveaux de gris à partir d'une autre image à plusieurs niveaux de gris. Ce qui se traduit mathématiquement par :

$$T\{f(x,y)\} = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x,y) > s \\ 0 & \text{si } f(x,y) \leq s \end{cases} \quad (\text{II-1-1})$$

avec s la valeur du seuil choisi.

II-2- Transformations locales.

Ici on remplace le pixel par le résultat d'un traitement sur les pixels voisins. Ce qui se traduit par :

$$g(x,y) = T\{A, B, C, D, f(x,y), E, F, G, H\} \quad (\text{II-1-2})$$

avec:

$g(x,y)$: la nouvelle valeur du pixel
 $f(x,y)$: l'ancienne valeur du pixel

A, B, C, D, E, F, G et H : les éléments de la matrice M :

$$M = \begin{bmatrix} A & B & C \\ D & f(x,y) & E \\ F & G & H \end{bmatrix} \quad (\text{II-1-3})$$

Parmi ces transformations, on cite le filtre de la moyenne, le filtre de la médiane, le filtrage passe bas et passe haut

II-3 Transformations globales

Une transformation globale est une transformation pour laquelle un point de l'image transformée est fonction de l'ensemble de tous les points de l'image à traiter (transformée de Fourier par exemple).

II-4 Transformation géométrique [16]

Cette transformation consiste à modifier l'image en déplaçant ces points consécutifs par des rotations, des translations ou tout autre modification de la géométrie de l'image. Ce qui implique la dégradation de la résolution spatiale et photométrique.

Il est préférable de les effectuer sur image continue de façon analogique ou optique.

On peut aussi diviser ces techniques en deux catégories: celles travaillant dans le domaine fréquentiel et celles travaillant dans le domaine spatial

- Domaine spatial

Le terme spatial signifie que l'on manipule les pixels de l'image originale directement. Ce qui se traduit mathématiquement par :

$$g(x,y) = T \{ f(x,y) \} \quad (\text{II-I-4})$$

où $f(x,y)$ -----Image originale

$g(x,y)$ ----- Image traitée

T ----- Une transformation

- Domaine fréquentiel

Comme son nom l'indique, c'est des méthodes qui opèrent dans le domaine fréquentiel pour éviter les longs calculs d'une convolution .

En effet :

$$g(x,y) = h(x,y) f(x,y) \quad (\text{II-I-5})$$

qui s'exprime dans le domaine fréquentiel par :

$$G(u,v) = H(u,v) \cdot F(u,v) \quad (\text{II-I-6})$$

où

G, F, H sont les transformées de Fourier de g, f, h

L' image traitée sera donc donnée par :

$$g(x,y) = TFD^{-1} \{ H(u,v) \cdot F(u,v) \} \quad (\text{II-I-7})$$

Remarque

On peut directement filtrer une image en utilisant directement le domaine fréquentiel en spécifiant un filtre donné. Dans ce cas, on choisie la forme du filtre et on fait le produit de la transformée de Fourier discrète de l'image avec le filtre choisi. On peut voir sur la figure (2) une forme de filtre pratiquement utilisé pour effectuer d'une façon directe le filtrage de l'image. Cette méthode est en pratique lourde et lente surtout pour des image de dimensions importantes[2].

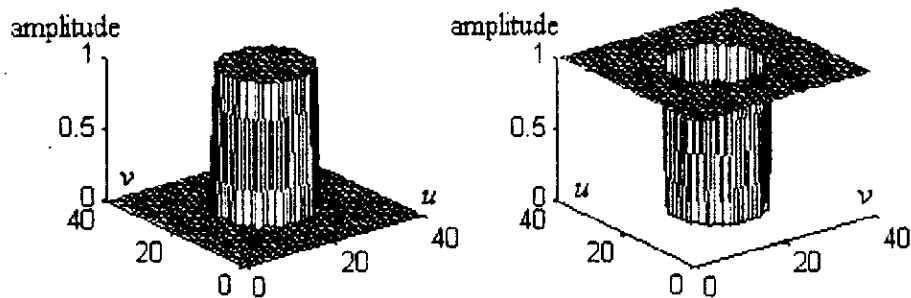


Figure-2- Filtre idéal

Avant d'aborder cette étude ,il faut préciser qu' il n' y a pas une théorie générale pour le rehaussement. Quand une image est traitée pour une interprétation visuelle, l'observateur est l'ultime juge des résultats obtenus par la technique utilisée (traitement subjectif).

PARTIE II
Chapitre II
Rehaussement par modification de l'échelle des gris

I-Introduction

Cette technique est simple et efficace pour modifier le contraste ou la dynamique d'une image. Il s'agit de changer l'histogramme de l'image à traiter suivant une transformation spécifique.

Vu que le calcul de l'histogramme d'une image et la modification de son échelle des gris ne demandent pas de beaucoup de temps, l'opérateur peut répéter cette étape jusqu'à obtenir le résultat désiré.

Le type et le degré du rehaussement dépendent de la nature de l'histogramme spécifique utilisé.

Nous détaillerons dans les paragraphes suivants deux techniques:

- l'égalisation d'histogramme
- la spécification d'histogramme

II-Préliminaires mathématiques

Soit la variable r représentant le niveau de gris des pixels dans une image à rehausser. Pour simplifier, on considère que les valeurs des pixels sont normalisées dans l'intervalle $[0, 1]$, soit:

$$0 \leq r \leq 1 \quad \text{(II-I-1)}$$

où 0 et 1 représentent le NOIR et le BLANC respectivement.

La transformation appliquée s'exprime par :

$$s = T \{ r \}. \quad \text{(II-I-2)}$$

Ce qui produit une valeur s pour chaque valeur r de l'image originale. Cette transformation doit vérifier deux conditions :

a- $T \{ r \}$ doit être croissante (monotone) sur l'intervalle $[0, 1]$

b- $0 \leq T \{ r \} \leq 1$ pour $0 \leq r \leq 1$

Les niveaux de gris originaux et traités peuvent être caractérisés par leur densité de probabilité $P_r(r)$ et $P_s(s)$.

D'après la théorie des probabilités, il découle que si $P_r(r)$ est connue ainsi que $T\{r\}$, on peut calculer $P_s(s)$ par:

$$P_s(s) = \left[\frac{P_r(r) dr}{ds} \right]_{r=T^{-1}(s)} \quad (\text{II-I-3})$$

Les techniques suivantes sont basées sur la modification d' image par le contrôle de la fonction densité de probabilité de son échelle de gris via une transformation $T \{r\}$.

III- Egalisation d'histogramme [2]

Pour une image numérique , on donne la densité de probabilité tel que :

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad (\text{II-I-4})$$

$$0 \leq r_k \leq 1, \quad k = 0, 1, \dots, L-1..$$

où L représente le nombre de niveaux de gris

$P_r(r_k)$: la probabilité du k ième niveau de gris .

n_k : le nombre de fois que le niveau k apparaît dans l' image.

n : le nombre total des pixels de l' image .

Dans ce cas, on définit la transformation $T\{r_k\}$ comme suit:

$$s_k = T\{r_k\} = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k P_r(r_j) \quad (\text{II-I-5})$$

avec $0 \leq r_k \leq 1, \quad k = 0, 1, \dots, L-1.$

Ainsi ,les points n_k qui avaient le niveau de gris r_k se retrouvent avec le niveau de gris s_k .

Remarque

Vue que l'histogramme est une approximation de la fonction densité de probabilité, la courbe plate est rarement obtenue en travaillant avec des niveaux discrets.

Remarques

Pour illustrer l' effet de l' égalisation d' histogramme, la figure (1) montre , pour différents images, que l'image traitée est meilleure visuellement que l'image bruitée .Cela peut s' expliquer par l'augmentation de l' étendue des histogrammes des images originelle; ce qui veut dire que les régions qui se trouvaient moins contrastées se retrouvent, après traitement plus contrastées.

On peut cependant noter que cette méthode ne porte aucune autre modification sur l'image si elle est appliquée plus d'une fois. La principale cause est que l'histogramme de répartition du nombre de points ayant un niveau de gris donné est approximativement uniforme .Donc sa loi ne peut être uniformisée une seconde fois vu quelle est déjà uniforme.

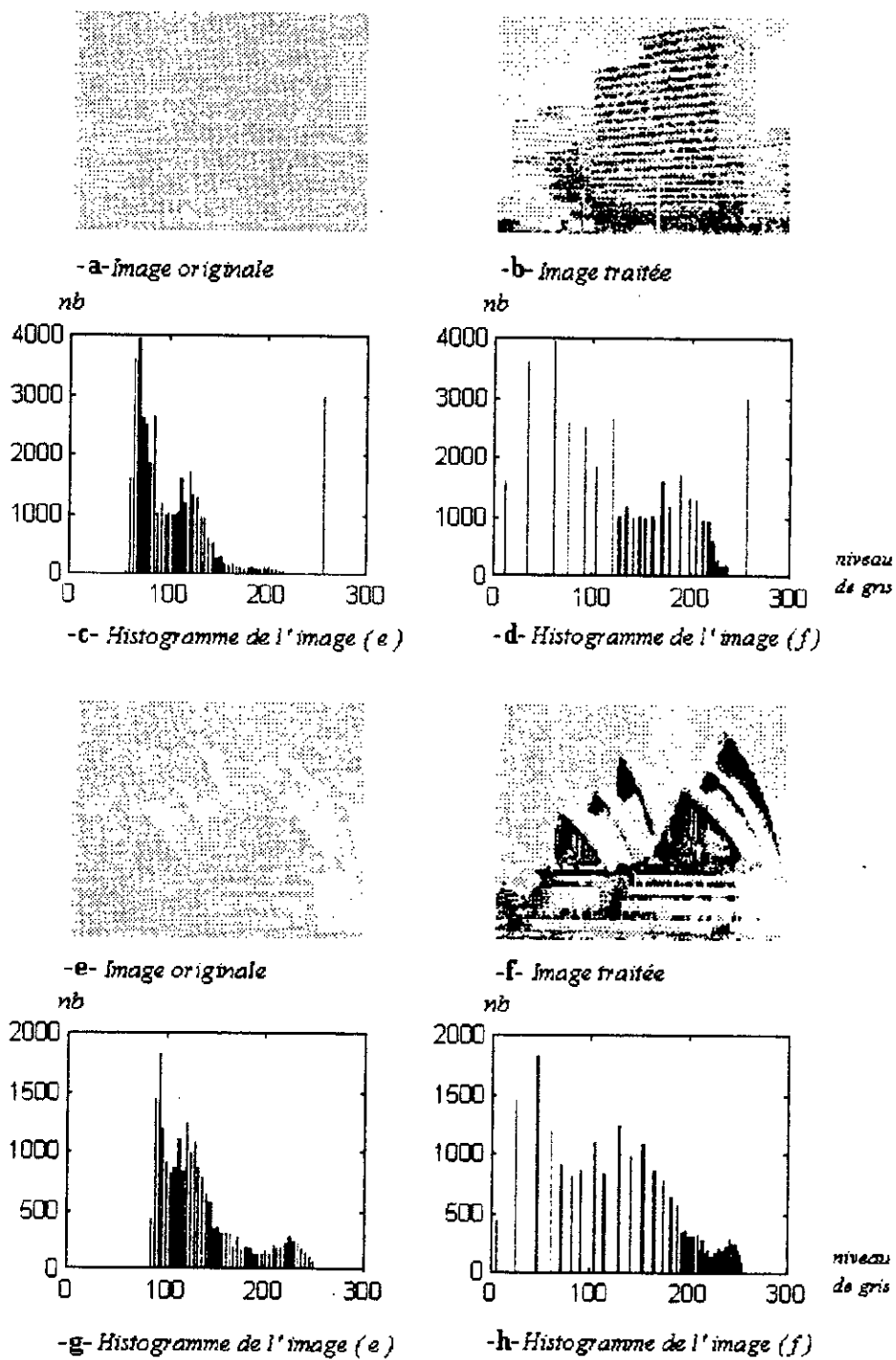


Figure -1- Egalisation d'histogramme

note nb est le nombre de point



image originale



image à histogramme égalisé

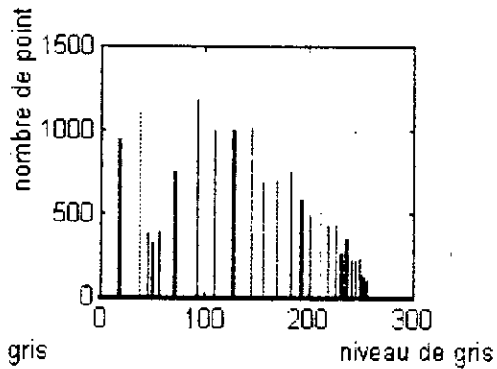
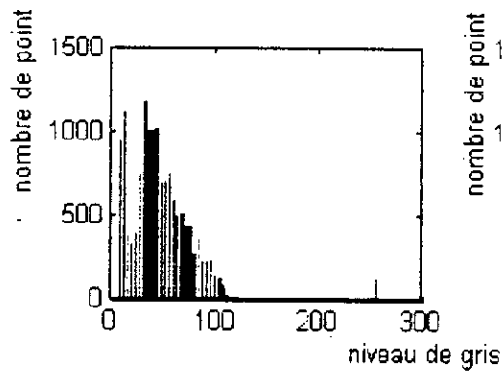


Figure -1'- Egalisation d'histogramme

IV- Spécification d'histogramme [2]

Le traitement précédant ne prévoit qu'un seul résultat. Il est préférable parfois de redistribuer les niveaux de gris d'une image selon une distribution désirée. Parmi ces distributions, on cite quelques distributions probabilistes : *uniforme, exponentielle, rayleigh, gaussienne etc..*

Pour obtenir un tel résultat, on procède selon trois étapes:

a-Égalisez les niveaux de l'image originale : $s=T(r)$

b-Spécifier l'histogramme désiré et calculer la fonction transformation $G(z)$

on utilise en générale l'une des lois de probabilité connues à savoir :

GAUSSIENNE (Normal)
 RAYLEIGHT
 ELLIPTIQUE ...

c-Appliquer la fonction transformation inverse $z = G^{-1}(s)$ sur les niveaux obtenus à l'étape (a).

$$\begin{cases} s = T(r) \\ z = G^{-1}(s) = G^{-1}[T(r)] \end{cases} \quad (\text{II-I-6})$$

Il est à noter que si $G^{-1}[T(r)] = T(r)$, on retrouve le cas de l'égalisation d'histogramme.

Commentaire

Nous avons pris une distribution gaussienne pour l'histogramme désiré. Il y a deux paramètres à varier; moyenne et écart type.

La figure(2) donne l'effet de cette technique sur une image dégradée. On peut y voir que l'image traitée présente un aspect visuel amélioré par rapport à l'image originelle.

Limitation

Cette technique présente quelques limitations.

La première est qu'elle est globale. Comme toute opération globale, elle ne peut être appliquée différemment sur la même image. Appliquer différentes modifications de contraste à différentes régions de l'image à traiter sera impossible.

La deuxième est qu'une transformation qui donne de bons résultats pour une image donnée, peut s'avérer inefficace pour une autre image.

La troisième est que la recherche d'une bonne transformation d'échelle des gris pour une image donnée demande souvent l'intervention humaine.

V- Conclusion

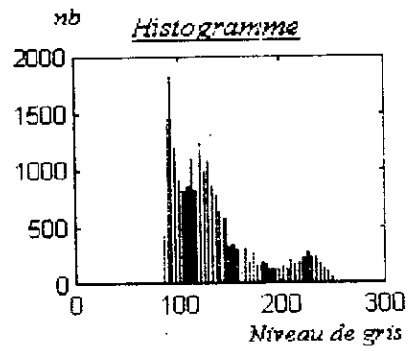
Nous avons vu dans ce chapitre deux techniques de filtrage manipulant directement l'histogramme des échelles de gris de l'image. Cette technique est basée sur la modification directe de la loi de distribution des niveaux de gris en fonction du nombre de points ayant ce niveau. Nous avons remarqué la limitation de cette méthode lors de son application sur l'image. L'histogramme de l'image rehaussée ne correspond pas exactement à la distribution réelle de l'histogramme spécifié. Cette inconvénient est du au caractère discret de l'histogramme.

Image

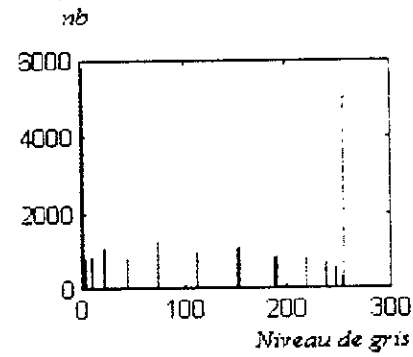


-a- originale

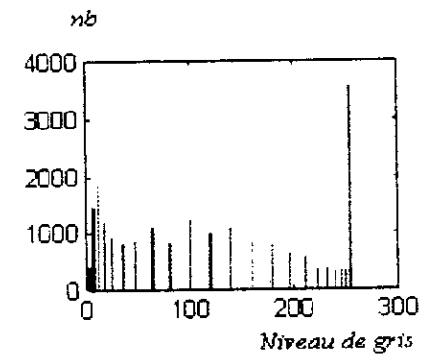
Histogramme



-b- traitée ($\sigma = 10$)



-c- traitée ($\sigma = 20$)



-d- traitée ($\sigma = 30$)

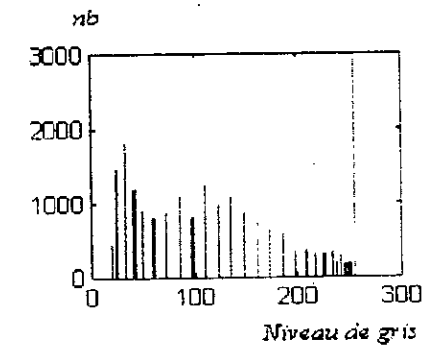
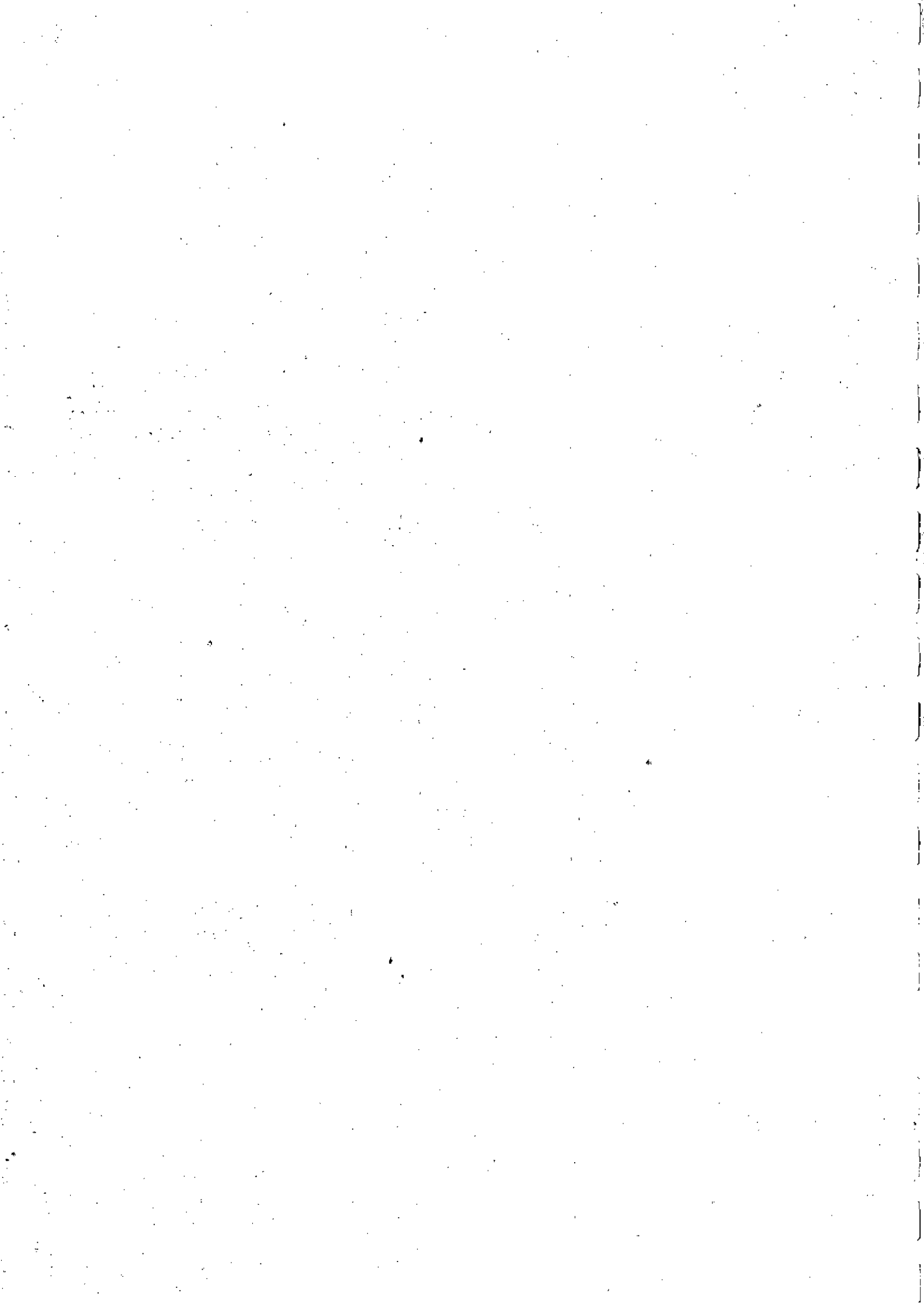


Figure -2- Histogramme spécifié

note nb est le nombre de point



PARTIE II
Chapitre III
Lissage d'image

I- Introduction

Une image peut être le siège de bruit et d'interférence de différentes sources: bruit électrique, grain photographique ou mauvais canal de transmission.

L'énergie d'une image typique est concentrée dans la bande BF. Cela est due à la haute corrélation spatiale entre le voisinage des pixels. L'énergie d'une image dégradée, quant à elle, est à étendue fréquentielle supérieure à celle de l'image typique.

Le bruit dans une image apparaît comme une variation de niveaux des pixels isolés, spatialement non corrélés. Les pixels erronés apparaissent souvent nettement distincts de leurs voisins : cette observation est la base de beaucoup d'algorithmes de réduction de bruit.

Ces effets de bruit peuvent être minimisés par différentes techniques de filtrage

(a)- Techniques opérant dans le domaine spatial.

(b)- Techniques opérant dans le domaine fréquentiel.

Pour la classe (a) , nous étudierons deux techniques à savoir:

-le filtre de la moyenne

-le filtre de la médiane

Pour la classe (b) nous étudierons le filtrage passe bas synthétisé par:

-la méthode de fenêtrage

II- Filtre de la moyenne [7]

Cette technique est une opération non linéaire implémentée dans le domaine spatial. En effet , une fenêtre $W(x,y)$ de taille $N \times N$ glisse le long de l'image à traiter et remplace la valeur du pixel par la moyenne des pixels se trouvant dans cette fenêtre. Cette fenêtre est appelée "*masque de convolution*".

On utilise en générale une matrice (3 x 3) tel que :

$$g(x,y) = \text{moyenne} [A, B, C, D, f(x,y), E, F, G, H].$$

avec $g(x,y)$: nouvelle pixel.

$f(x,y)$: pixel original.

$\{A,B,C,D,E,F,G,H\}$: les pixels du voisinage de $f(x,y)$

$$M = \begin{bmatrix} A & B & C \\ D & f(x,y) & E \\ F & G & H \end{bmatrix}$$

Remarque

Lorsque la taille du masque augmente, il est plus efficace de calculer le produit de convolution indirectement par les techniques de filtrage de Fourier.

Parmi les masques de convolution qui présentent la forme d'un filtre passe bas; on cite:

$$M1 = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M2 = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M3 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M4 = \frac{1}{7} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

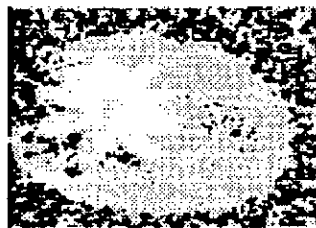
$$M5 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$



-b- Image bruitée



-a- Image non bruitée



-c- Filtrage de l'image(a)



-d- Filtrage de l'image(b)

Figure-1- Filtrage de la moyenne

Commentaire:

la figure(1) illustre les effets de quelques masques parmi ceux qui sont cités ci-dessus. On remarque que l'utilisation de ces masques réduit le bruit(effet poivre et sel), mais elle engendre un effet de flou (appelé aussi *Blurring*).

III- Filtre de la médiane [7]

III-1 Cas monodimensionnel

Cette technique est comme la précédente, une opération non linéaire développée par Tuckey [3] . Elle est utilisée pour éliminer le bruit et pour préserver les contours dans une image.

En monodimensionnel, le filtre de la médiane consiste en une fenêtre graduée contenant un nombre impair de points: le pixel central est remplacé par la médiane des pixels dans la fenêtre considérée.

La médiane dans une séquence impaire $\{a_0, a_1, a_2, \dots, a_N\}$ est l'élément dont $(N-1)/2$ éléments lui sont inférieur ou égale et $(N-1)/2$ éléments lui sont supérieur ou égale.

Par exemple 110 est la valeur médiane de la séquence $\{80, 95, 200, 110, 120\}$. Pour cette séquence, si la valeur 200 représentait le bruit, ce dernier se trouvera éliminé. Par contre, si cette valeur représente le signal utile, le filtre de la médiane aura éliminé une partie du signal. Ce qui se traduit par une augmentation du bruit.

III-2 Propriétés

$$- \text{med} \{k \cdot f(x,y)\} = k \cdot \text{med}\{f(x,y)\}$$

$$- \text{med}\{k + f(x,y)\} = k + \text{med}\{f(x,y)\}$$

$$- \text{med}\{f(x,y) + g(x,y)\} \neq \text{med}\{f(x,y) + g(x,y)\}$$

III-3 Cas bidimensionnel

Le concept du filtre de la médiane peut-être étendu au domaine bidimensionnel facilement, en utilisant une fenêtre rectangulaire. Il est évident qu'un filtre médian de taille $L \times L$ produira un degré élevé de suppression de bruit par rapport à un filtre de taille $(1 \times L)$ ou $(L \times 1)$.

Pour un masque (3×3) , on a:

$$g(x,y) = \text{médiane}[A, B, C, D, f(x,y), E, F, G, H].$$

avec :

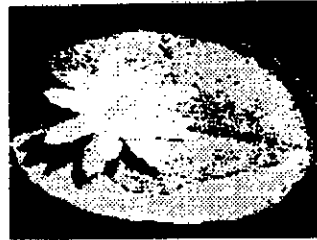
$g(x,y)$: pixel généré.

$f(x,y)$: pixel originel.

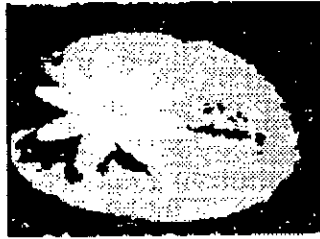
$\{A, B, C, D, E, F, G, H\}$: les pixels du voisinage de $f(x,y)$.



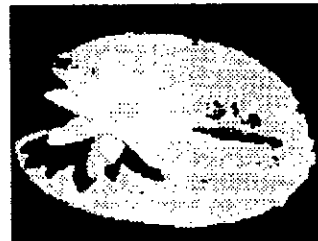
-a- Image bruitée



-b- Image non bruitée

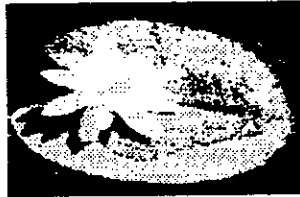


-c- 1^{er} traitement

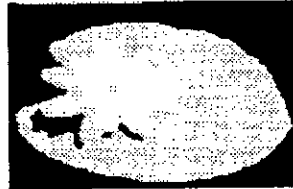


-d- 2^{ème} traitement

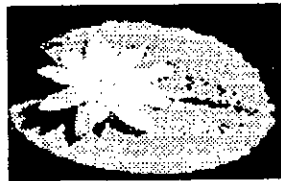
Figure-2- Filtrage median



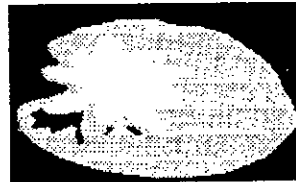
-a- Image originale



-b- Image filtrée par un FPB (7 x 7)
de $f_c1=f_c2=5$ $F_e=50$

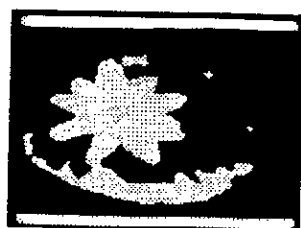


-c- Image filtrée par un FPB (11x11)
de $f_c1=f_c2=30$ $F_e=100$

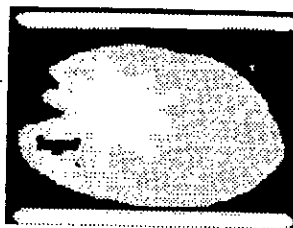


-d- Image filtrée par un FPB (7 x 7)
de $f_c1=f_c2=15$ $F_e=100$

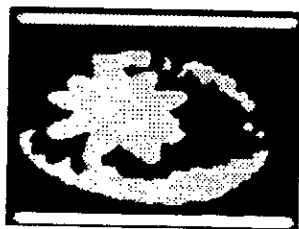
Figure -4- Filtrage passe bas par la méthode de fenêtrage
(Fenêtre Rectangulaire)



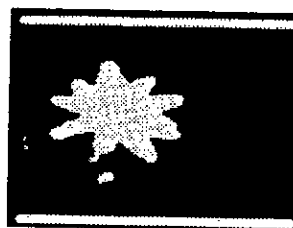
-a- Par Hamming



-b- Par un Rect



-c- Par Hamming



-d- Par Blackman

Figure-3- Filtrage PB par la méthode de fenêtrage

Commentaire

La figure(2) montre l'effet d'un filtre de la médiane de taille (3x3) sur une image dégradée. On remarque que l'image traitée a subi une amélioration par rapport à l'image originale. l'application cascade de ce filtre sur une image dégradée montre son efficacité.

IV- Filtrage passe bas [4]

Lorsque la taille du masque devient importante, il est commode d'effectuer le filtrage par des méthodes utilisant le domaine de Fourier car, il s'avère que le calcul du produit de convolution sera plus rapide s'il est effectué indirectement.

La figure(4-b-c-d) montre l'effet des différents filtres qui est principalement un lissage et une suppression de bruit.

La figure(3-b-c-d) montre l'effet des différentes fenêtres sur l'image dégradée.

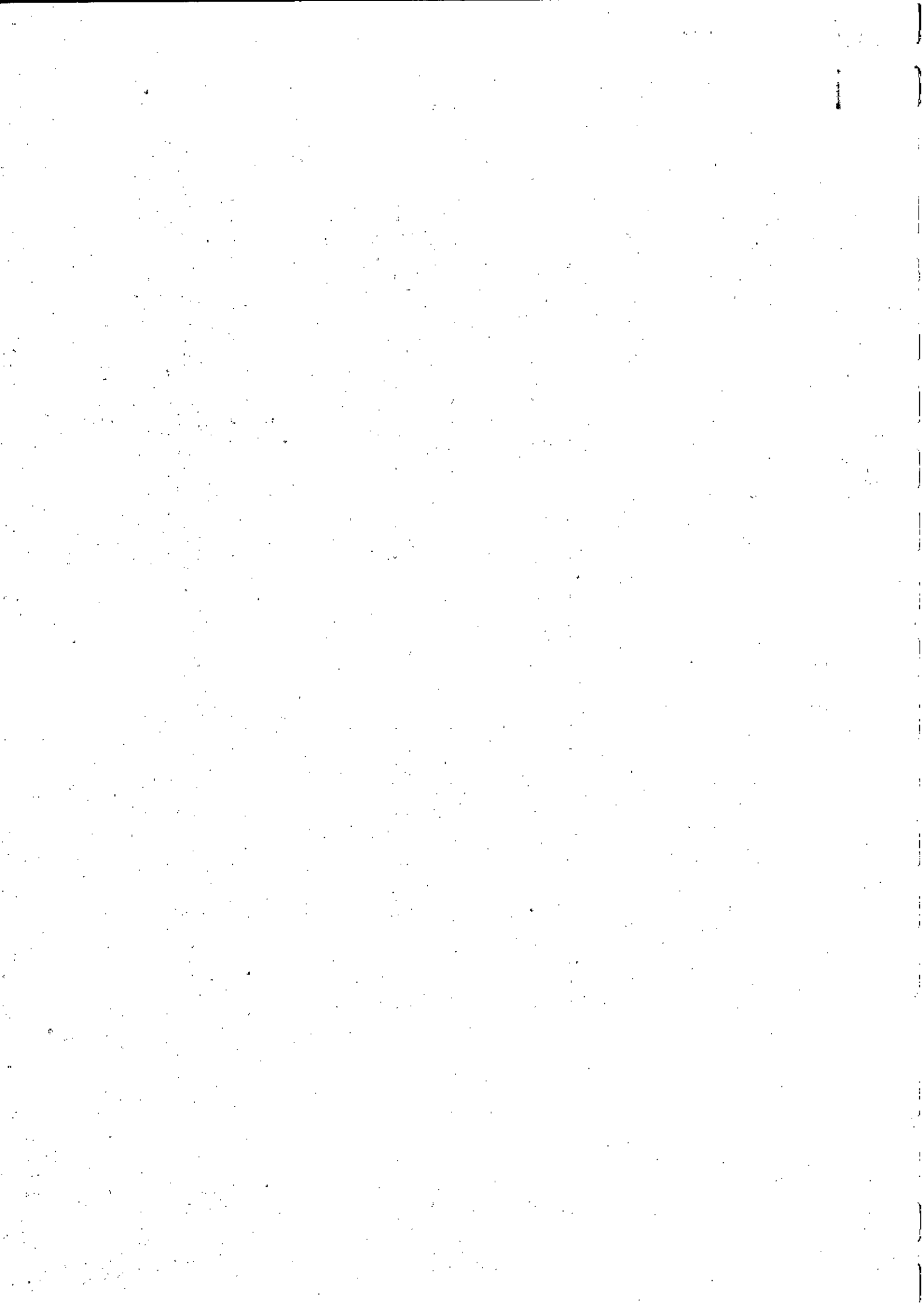
Limitation

Malgré que le filtrage passe bas réduit clairement le bruit additif, il engendre un effet de flou qui est due à l'élimination de la partie HF de l'image. Cette partie traduit les contours et les variations brusques des niveaux de gris. Aussi le temps de calcul devient plus long par rapport au produit de convolution effectué dans le domaine spatial avec des masques de convolution.

V- Conclusion

Les techniques présentées dans ce chapitre sont d'un usage répandu dans le domaine du traitement d'image pour la simplicité et l'efficacité qu'elles présentent.

On a vérifié dans cette partie l'effet du filtre passe bas synthétisé par la méthode de fenêtrage dont les résultats montrent l'influence du choix des fenêtres. L'inconvénient majeur de celles-ci est le temps de calcul requis et l'effet de bord engendré dû à l'augmentation du rang du filtre synthétisé. Nous avons vu l'efficacité du filtre de la médiane par l'élimination des dégradations subies par une image.



Partie II
Chapitre IV
Détection de contours

I-Introduction

La détection de contours a pour objectif principal, de faire apparaître les détails haute fréquence, dans une image correspondant à la description des formes des objets contenus dans l'image. Dans le domaine de la robotique, elle trouve son emploi dans l'extraction d'information destinées à la reconnaissance des formes. Nous avons testé trois techniques de détection de contours :

- technique du gradient
- laplacien
- filtrage passe haut

II- Gradient [7][15]

Un autre moyen de remédier au problème du "Blurring" engendré par le filtre de moyenne est d'envisager la différenciation qui se voit naturellement comme un processus inverse du moyennage; car celui-ci se traduit par une intégration .

Le *Gradient* d'une image en un point (x, y) est le vecteur dont la phase indique le sens dans lequel le taux de changement de niveaux de gris est le plus grand et dont le module indique la mesure de ce taux de changement maximal.

On note le *Gradient* comme suit:

$$G = \text{grad}(f(x, y)) = \begin{bmatrix} \frac{df}{dx} \\ \frac{df}{dy} \end{bmatrix} \quad (\text{II-III-1})$$

$$|G| = \left[\left(\frac{df}{dx} \right)^2 + \left(\frac{df}{dy} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (\text{II-III-2})$$

L'équation (II-III-2) est la base de plusieurs approches de différenciation d' image .Il est à noter qu' elle a la forme d' une dérivée bidimensionnelle positive.

L' approximation de (II-III-2) par une équation aux différences revient à convoluer l' image avec des opérateurs (appelé aussi *masque de convolution*) qui sont fonction de cette approximation .

L'accentuation des contours horizontaux peut être faite en affectant l'opération différence suivante:

$$G(x, y) = F(x, y) - F(x, y+1)$$

Pour le côté vertical on aura la relation suivante: $G(x, y) = F(x, y) - F(x+1, y)$

En ce qui concerne l'affectation dans la direction diagonale, elle peut être effectuée par la différence entre deux pixels. L'accentuation de la luminance horizontale peut être effectuée selon la relation:

$$\begin{aligned} G(x,y) &= [F(x,y)-F(x,y-1)] - [F(x,y-1)-F(x,y)] \\ &= 2F(x,y) - F(x,y-1) - F(x,y-1) \end{aligned} \quad (\text{II-III-3})$$

Des expressions similaires existent pour les directions verticale et diagonale.

Pour le cas bidimensionnel, la différentiation peut être faite par convolution avec l'un des masques de *Gradient*

Le nom du masque indique la direction du maximum de réponse. On note que la somme des éléments des masques gradients est nulle.

III- Le Laplacien [7] [15]

C'est un opérateur dont la procédure est la double différenciation représentée par la somme des deuxièmes dérivées partielles des points de l'image.

$$\nabla^2 = \frac{\delta^2 f(x,y)}{\delta x^2} + \frac{\delta^2 f(x,y)}{\delta y^2} \quad (\text{II-III-4})$$

$f(x,y)$ représente l'intensité lumineuse du point de coordonnées (x,y) .

Les dérivées partielles de l'expression précédente seront remplacées par les différences locales des intensités des points de l'image. On aura dans ce cas :

$$\begin{aligned} \frac{\delta f(x,y)}{\delta x} &= f(x+1,y) - f(x,y) \\ \frac{\delta f(x,y)}{\delta y} &= f(x,y+1) - f(x,y) \end{aligned} \quad (\text{II-III-5})$$

En passant aux dérivées secondes, on aura :

$$\begin{aligned} \frac{\delta^2 f(x,y)}{\delta x^2} &= f(x+1,y) - 2f(x,y) + f(x-1,y) \\ \frac{\delta^2 f(x,y)}{\delta y^2} &= f(x,y+1) - 2f(x,y) + f(x,y-1) \end{aligned} \quad (\text{II-III-6})$$

D'où

$$\nabla^2 = f(x+1,y) + f(x-1,y) - 4f(x,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) \quad (\text{II-III-7})$$

Sous forme matricielle ,l'opérateur Laplacien correspondant est donc :

$$\nabla^2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Cet opérateur est appliqué à une fenêtre de taille 3 x 3.L' image filtrée est obtenue par la convolution entre l' image originelle est un masque de Laplace ;d' où la simplicité de la mise en oeuvre de cet opérateur.

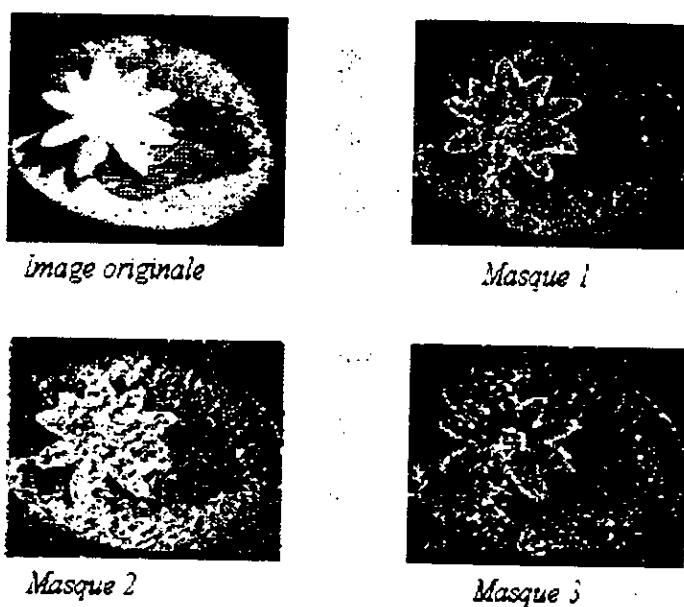


Figure -1- Effet des masques de Laplace

La figure(1) donne un aperçu de l'effet des masques de Laplace dans le cas de la détection des contours .On voit apparaître une certaine différence entre les 3 types de masques. Mais le jugement général reste lié à l'observateur qui peut choisir le type de masque qui lui convient.

IV- Filtrage passe haut [4]

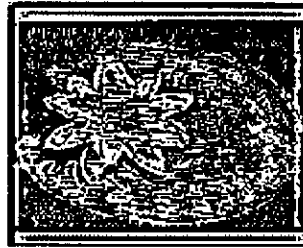
Le filtrage passe haut met en relief des composantes HF de l'image tout en réduisant les composantes BF. Il augmente le contraste et donne une netteté à l'image car les HF correspondent aux contours et les détails fins de l'image.Ce qui donne une image plus agréable visuellement.

Limitation

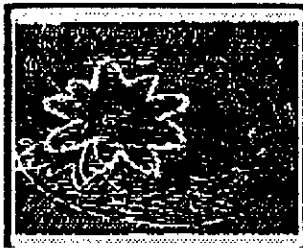
A cause de la nature HF du bruit, le filtrage passe haut tend à bruyier d'avantage une image dégradée, ce qui constitue une limitation majeur de ces filtres.



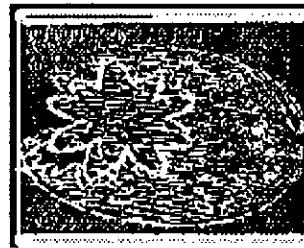
-a- Image originale



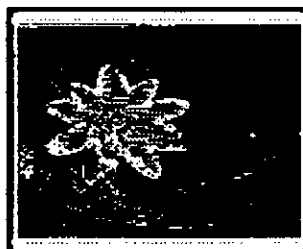
-b- Rect (11x11)



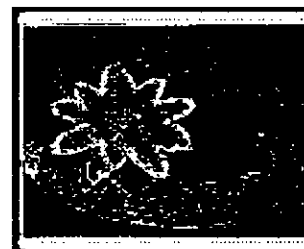
-c- Hamming (11x11)



-d- Hanning (11x11)



-e- Blackman (11x11)



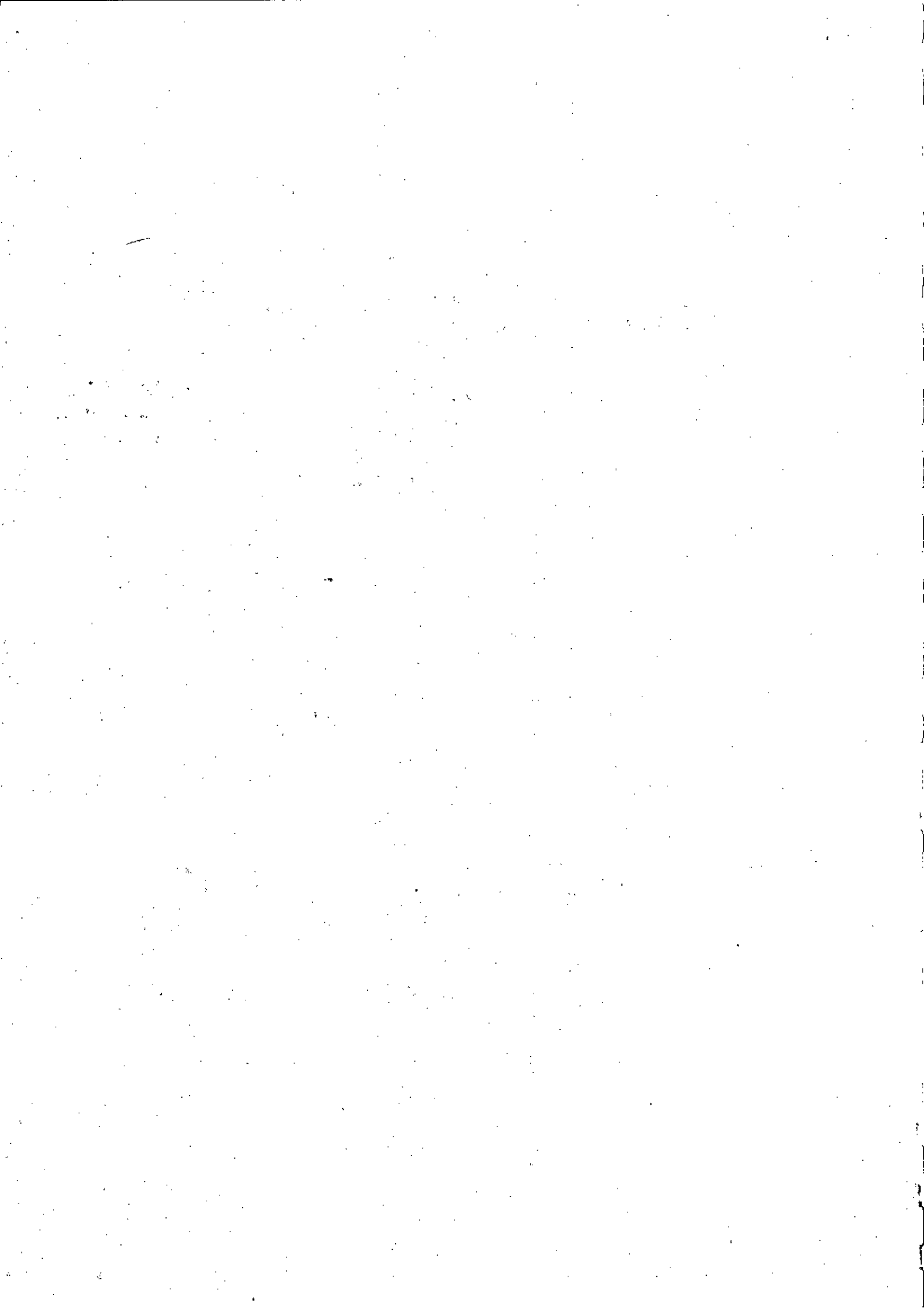
-f- Triangulaire (11x11)

Figure-2- filtrage passe haut par la méthode de fenêtrage.

La figure(2) montre d'une manière évidente l'effet des fenêtres sur les images filtrées par un filtre RIF passe haut (Chapitre II Partie I).L'application de la méthode de fenêtrage donne des résultats appréciables qui diffèrent selon le type de fenêtre utilisé.

V-Conclusion

Les différentes approches de détection de contours réalisent leurs tâches mais l'appréciation reste subordonnée à l'utilisateur qui reste l'ultime juge. Le Laplacien ou le Gradient sont des filtres très réponsus dans les domaines liés au traitement d'image .Ils donnent des résultats très appréciables pour leurs souplesse d'utilisation et leurs efficacité .Cependant, on est toujours limité par le caractère spatiale de leur utilisation. Par contre, dans le cas de la méthode de fenêtrage , on peut directement spécifier dans le domaine fréquentiel le type de filtre à réaliser. L'application de la réponse impulsionnelle du filtre synthétisé par la méthode de fenêtrage présente un caractère subjectif .Il dépend totalement du choix de la fenêtre et des dimensions du filtres .Ces derniers paramètres jouent un rôle important dans l'appréciation des résultats.



PARTIE III
Chapitre I
Le filtrage inverse

Le bruit dans la restauration

Pour restaurer une image en présence du bruit même avec la connaissance la fonction de dégradation, on doit connaître les propriétés statistiques du bruit et savoir s'il est corrélé avec l'image ou non. Mais dans la pratique, on fait la supposition que le bruit est blanc c'est à dire que sa densité spectrale de puissance est constante et qu'elle est non corrélée avec l'image.

I-Le filtrage inverse

Le principe sur lequel repose le filtrage inverse est très simple mais dont l'inconvénient est qu'il peut engendrer des résultats erronés.

On considère le cas de la restauration sans contrainte, on suppose aussi que $M=N$:

$$\begin{aligned}\bar{f} &= H^{-1}g \\ &= (WDW^{-1})^{-1}g \\ &= WD^{-1}W^{-1}g\end{aligned}\tag{III-I-1}$$

d'où

$$W^{-1}\bar{f} = D^{-1}W^{-1}g$$

D représente en fait la matrice diagonale ; l'équation ci dessus est équivalente à

$$F(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)}\tag{III-I-2}$$

C'est le problème classique de la déconvolution par filtrage inverse. L'image dégradée est filtrée par un filtre dont la réponse fréquentielle est $1/H(u,v)$ la transformée de Fourier inverse de la relation (III-I-2) donne l'image recherchée. Toutefois un certain nombre de problèmes apparaissent dans l'utilisation de la relation (III-I-2). Dans le domaine fréquentiel $H(u,v)$ peut être nulle. Il se peut également que pour les mêmes valeurs de u et v $G(u,v)$ et $H(u,v)$ soient nulles simultanément, conduisant ainsi à une indétermination. Ceci montre que malgré la simplicité des relations, on ne peut obtenir l'image idéale que d'une manière approchée en utilisant certaines transformations pour éviter les discontinuités et les indéterminations. On a supposé que le bruit était nul, $N(u,v)=0$ mais dans la réalité son effet ne peut vraiment pas être négligé, ainsi l'équation (III-I-2) devient:

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v)\tag{III-I-3}$$

en divisant cette équation par $H(u,v)$, on obtient:

$$\bar{F}(u,v) = F(u,v) + \frac{N(u,v)}{H(u,v)}\tag{III-I-4}$$

On voit qu'en absence de bruit, il est impossible de trouver $\bar{F}(u,v)$ étant donné l'indétermination. Alors on ne peut généralement reconstruire exactement l'image idéale si $H(u,v)$ a des zéros ou des points voisins de zéro. Mais dans le cas de la présence du bruit, $F(u,v)$ est obtenue par la relation (III-I-4). Dans ce cas si, H est voisin de zéro le terme $N(u,v)/H(u,v)$ est dominant. Ce qui donne des résultats totalement faux. La recherche d'une zone dans le domaine fréquentiel où le ratio signal sur bruit très grand permet dans la pratique non pas d'utiliser le filtre inverse mais plutôt $M(u,v)$. En effet si $H(u,v)$ a des zéros et si l'on omet la présence du bruit on aura :

$$M(u,v) = \frac{1}{H(u,v)} \quad \text{(III-I-5)}$$

La figure ci dessous représente le modèle de dégradation et de restauration en présence du bruit

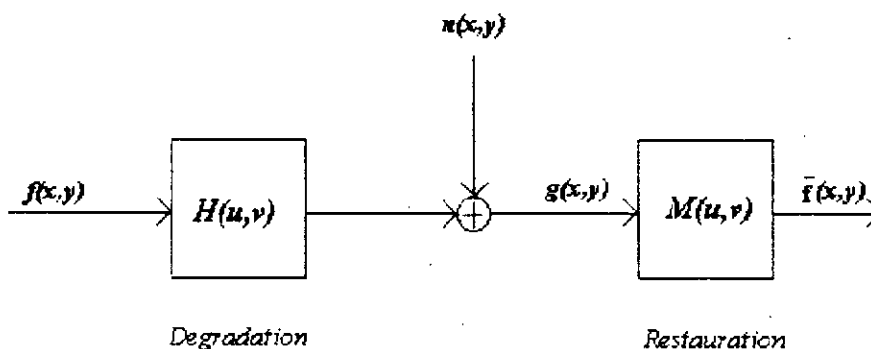


Figure -1-

La fonction de transfert de ce système (dégradation et restauration) est donnée par le produit $H(u,v)M(u,v)$. Si $\bar{f}(x,y)$ représente l'image restaurée et $\bar{F}(u,v)$ sa transformé de Fourier alors:

$$F(u,v) = (H(u,v)M(u,v))F(u,v) \quad \text{(III-I-6)}$$

$M(u,v)$ est appelée fonction de transfert du processus .

La sélection ou le choix de $M(u,v)$ n'est pas régit par des conditions ou des critères bien définis . Par exemple, dans le cas d'une image qui a été brouillé (blurred) par un mouvement de la caméra tel que :

$$H(u,v) = \frac{T}{ua\pi} \sin(ua\pi) e^{-j\pi ua} \quad \text{(III-I-7)}$$

si on intègre non pas de 0 à T mais plutôt de $-T/2$ à $T/2$ alors

$$H(u,v) = T \frac{\sin(\pi ua)}{\pi ua} \quad \text{(III-I-8)}$$

si on pose $V=a/T$, V représentant la vitesse de déplacement de la camera on aura:

$$H(u,v) = T \frac{\sin(\pi V T u)}{\pi V u} = \text{sinc}(\pi V T u) \quad (\text{III-I-9})$$

Deux choix de $M(u,v)$ ont été proposés par Harris [2] [15].

$$M(u,v) = \pi V u e^{j \frac{\pi}{2}} \quad (\text{III-I-10})$$

L'application de ce filtre correspond a une dérivation suivant la direction des x . La fonction de transfert est de la forme d'un sinus. Comme constatations sur l'application de cette méthode, c'est que cette méthode ne donne des résultats satisfaisant que si le déplacement causés par le mouvement de la caméra est supérieur aux dimensions de l'objet dans l'image. Un autre choix du filtre de restauration est donné par l'expression suivante :

$$M(u,v) = \pi V u \sin(\pi V T u) \quad (\text{III-I-11})$$

Pour éviter l'influence du bruit dans les hautes fréquences, on utilise souvent le filtre de restauration dont la réponse est :

$$M(u,v) = \begin{cases} \frac{1}{H(u,v)} & \text{si } u^2 + v^2 \leq \omega_0^2 \\ 0 & \text{si } u^2 + v^2 > \omega_0^2 \end{cases} \quad (\text{III-I-12})$$

On applique ainsi ce filtre qu'a l'intérieur d'une zone entourant l'origine limitée par le cercle de rayon ω_0 .

PARTIE III
Chapitre II
Filtrage de Wiener Restauration sans contrainte

I-Introduction

Il existe un moyen pour éviter l'arbitraire dans le filtrage inverse est de trouver l'image restaurée $\bar{f}(x,y)$ de $f(x,y)$ qui minimise une mesure de différence entre $\bar{f}(x,y)$ et $f(x,y)$. Si les images restaurées sont acceptables, cette mesure doit dans certaines cas incorporer la propriété du système visuel de l'homme. De telles propriétés sont cependant très lourdes à décrire mathématiquement et donc, elles ne peuvent pas être incorporées dans une simple procédure d'optimisation. Toutefois, une mesure qui est largement utilisée dans le domaine de la restauration d'images pour sa simplicité du point de vue mathématique est la méthode des moindres carrés très utilisable. Celle-ci consiste, en quelques mots, à dériver un filtre de restauration qui minimise (dans le sens statistique) l'erreur quadratique moyenne entre l'image originale et son image restaurée $\bar{f}(x,y)$. Ce filtre est appelé filtre par moindres carrés ou filtre de Wiener. La mise en équation peut être abordée dans le domaine spatial par la connaissance des fonctions de corrélation ou dans le domaine fréquentiel par la transposition de ces fonctions ce qui conduit à des techniques spectrales. On a traité le cas de filtres de Wiener avec restauration sans contraintes.

II-Le filtrage de Wiener

La restauration d'image par le filtrage de Wiener [2] [4] repose sur les deux approches de restauration (sans contrainte et avec contrainte), nous allons dans cette partie donner un aperçu sur la théorie de filtrage de Wiener sans contrainte.

Soient R_f et R_n les deux matrices de corrélations de f et de n définies respectivement par les équations:

$$R_f = E \{ f f' \} \quad (\text{III-II-1})$$

$$R_n = E \{ n n' \} \quad (\text{III-II-2})$$

$E\{\}$ représente l'espérance mathématique et n, f respectivement le bruit et l'image originelle recherchée.

Les éléments $R_f(i,j)$ sont donnés par $E\{f_i f_j\}$ qui est la corrélation entre le i ème et j ème éléments de f de même pour $R_n(i,j)$. Les éléments de f et n sont toujours réels ; d'où l'on peut écrire :

$$E\{f_i f_j\} = E\{f_j f_i\} \quad (\text{III-II-3})$$

$$E\{n_i n_j\} = E\{n_j n_i\} \quad (\text{III-II-4})$$

On remarque d'après (III-II-3) et (III-II-4) que R_f et R_n sont des matrices symétriques et que R_f et R_n sont des matrices à blocs circulaires. Ce qui les rend des matrices diagonalisables.

En utilisant deux matrices A et B ,Rf et Rn s'écriront de la façon suivante:

$$R_f = W A W^{-1}$$

$$R_n = W B W^{-1}$$

(III-II-5)

La transformée de Fourier de Rf et de Rn est une densité spectrale de puissance de fe(x,y) et de ne(x,y) respectivement et sont notées par Sf(u,v) et Sn(u,v).

Définissant

$$QQ' = R_f R_n$$

(III-II-6)

en substituant cette expression dans l'équation on obtient

$$\bar{f} = (H'H + \gamma R_f^{-1} R_n)^{-1} H'g$$

$$= (WD * DW^{-1} + \gamma WABW^{-1})^{-1} WD * W^{-1}g$$

(III-II-7)

Ce qui peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\bar{F}(u,v) = \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + \gamma [S_n(u,v) / S_f(u,v)]} \right] G(u,v)$$

(III-II-8)

Ou bien

$$\bar{F}(u,v) = \left[\frac{1}{H(u,v)} \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + \gamma [S_n(u,v) / S_f(u,v)]} \right] G(u,v)$$

(III-II-9)

Pour $u,v=0,1,2,\dots,N-1$

$$\text{où } |H(u,v)|^2 = H^*(u,v)H(u,v)$$

Quand $\gamma = 1$, le terme entre crochet est appelé filtre de Wiener .Si par contre gamma est variable alors l'expression entre crochet des relations (III-II-8) et (III-II-9) est appelée filtre de Wiener paramétrable. Dans le cas général, gamma doit être ajusté pour satisfaire la contrainte

$\|g - H\bar{f}\|^2 = \|n\|^2$.Cependant, il s'avère que la solution obtenue avec $\gamma = 1$ est optimale dans le but de minimiser $E [f(\bar{f}(x,y)) - \bar{f}(x,y)]$.

On voit bien que ce critère est un critère statistique où f et son approximation sont considérés comme des variables aléatoires.

Dans la pratique et généralement, $S_n(u, v)$ et $S_f(u, v)$ sont inconnus explicitement. Il est possible de trouver une certaine approximation de la relation (III-II-8) ou (III-II-9) par la relation suivante

$$F(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \right] G(u, v) \quad (\text{III-II-12})$$

où K est une constante à estimer.

On a pas dans ce chapitre, obtenu des résultats en concordance avec la théorie du filtrage de Wiener, étant donnée qu'on n'a pas pu donner une bonne estimation de la densité spectrale d'énergie du bruit que l'on peut, supposer comme étant bruit blanc Gaussien.

PARTIE IV
Chapitre I
Présentation du logiciel de traitement d'image

I- Introduction

Notre outil de développement a été *Matlab* sous *Windows*. C'est un logiciel dédié à des applications scientifiques. C'est un langage interprété. Il offre plusieurs avantages tels qu'un environnement intégré composé d'un éditeur de texte et d'un grapheur; une gestion des entrées sorties sur fichier et la manipulation de tableaux de dimensions très importantes, etc....

Il peut être extensible par l'ajout de bibliothèques externes spécialisées.

Notre objectif a été d'enrichir cette plate forme de développement avec l'implémentation de quelques algorithmes de rehaussement et de restauration d'images. Pour plus de souplesse d'utilisation, nous avons offert à l'utilisateur une interface lui permettant d'utiliser directement les méthodes qu'on a implémentées sous forme de fonctions sans connaissance aucune de l'environnement *Matlab*. Cet interface se présente comme un menu général facile à manipuler, disposant d'icônes et de boîtes de dialogue permettant ainsi une meilleure interaction avec l'ensemble de l'environnement windows, Ce qui est un avantage non négligeable.

II- Structure du logiciel

Le logiciel développé utilise les fonctions que l'on a implémentées en premier temps pour traiter les images . On exploite les ressources graphiques du *Matlab* pour parvenir à élaborer une interface interactive et attractive ne nécessitant aucune connaissance préalable de la programmation sous *Matlab* . Ce dernier est doté d'un langage propre de programmation qui fusionne la philosophie du *C* et celle du *Fortran* .

L'exécution d'un programme (généralement sous forme de fonctions), se fait à partir d'une ligne de commande . Comme en "*C*", il n'y a pas la notion de programme au sens classique mais celle de fonction même si elle ne retourne pas de résultats. L'ensemble des fonctions que nous avons développées constitue un *Toolbox* que nous avons nommé "*Image processing Toolbox*".

En effet, *Matlab* est doté de nombreux *Toolbox* : celui du "traitement de signal", celui de "contrôle" et celui de "réseaux de neurones". A notre connaissance, "*Image processing Toolbox*" n'a pas été intégré par les développeurs de *Matlab* dans la ligne de produits qu'ils fournissent..

On va maintenant présenter la structure générale du logiciel :

Il est composé d'une barre de menus dont quatre sont générés automatiquement par *Matlab*. Pour pouvoir exécuter le logiciel, l'utilisateur n'a qu'à exécuter la commande " *menx* " sur la ligne de commande sous environnement *Matlab*. Cette commande correspond à une fonction noyau de notre logiciel. Elle est récursive car elle reçoit et transmet les données d'autres fonctions. Elle initialise automatiquement les objets graphiques de *Matlab* qui sont considérés comme des entités informatiques indépendantes . La manipulation des objets graphiques fait partie de la philosophie de programmation orientée objet fondée sur le principe d'encapsulation, d'héritage et de polymorphisme. Cette nouvelle vision de programmation est liée au manque de souplesse qu'offre la programmation classique.

Dans la programmation orientée objets, les données sont liées au programme qui les modifie. On n'écrit pas une routine indépendante qui manipulera des données mais plutôt un objet qui présente ses spécificités et qui sait réagir aux messages qui lui sont destinés.

La programmation "traditionnelle" considère que les programmes et les données sont totalement séparés. Les données ne sont que des réceptacles passifs, modifiés par un programme "indépendant". Pour pouvoir programmer "orienté objets", il est donc nécessaire de changer totalement d'esprit de programmation.

III- Format d'image

Les images que nous avons manipulées, sont codées selon différents formats (GIF, TIF, PCX, BMP, etc...). Ces formats reflètent les différentes manières de codage. Il est bien sûr préférable que l'information graphique soit codée sous un format suffisamment standard pour pouvoir être reprise par la plupart des logiciels destinataires. Nous avons retenu le format TIFF (Tag Image File Format). Ce dernier est développé par la société Hewlett-Packard. Il est particulièrement répandu dans le monde de la publication assistée par ordinateur (PAO) et du traitement d'image. La plupart des logiciels pilotant des scanners génèrent aussi des fichiers images au format TIFF. La grande force de ce format est sa flexibilité: l'image peut être en couleur, en échelle de gris, d'une taille aussi grande que possible.

IV Organisation d'un fichier TIFF

Au début du fichier figure une en-tête (Header) contenant la spécification du format des données (format Intel ou Motorola), le numéro de version du format TIFF et un pointeur donnant accès au premier répertoire [20]. Comme pour tous les pointeurs inclus dans les fichiers TIFF, celui-ci a pour valeur la position de l'information en terme de déplacement par rapport au début de fichier. Ce déplacement est calculé en octet.

V-1 Organisation des répertoires

Chaque répertoire présente une organisation analogue à celle de la figure(1-a). Au début se trouve le nombre de champs du répertoire (les "tags", étiquettes). Chaque champ est codé sur 12 octets. Le pointeur est utilisé pour préparer l'accès au répertoire suivant. Eventuellement, entre ce pointeur et le répertoire suivant, il peut exister une section réservée aux informations telles que des chaînes de caractères qui tiennent sur plus de 12 octets. Dans ce cas, l'information contenue dans les 12 octets "standard" constitue en fait un pointeur sur une section supplémentaire.

VI-2 Structure des champs

Chaque champs contient une information codée sur 12 octets. Les deux premiers octets correspondent au type d'information représentée sur le champ (largeur d'image, nombre de bit par pixel, format de compression, échelle de gris...).

Il est à noter que certains champs peuvent être absents. Ils peuvent être placés dans un ordre quelconque puisque chacun est repéré par une valeur appropriée. Il est cependant recommandé de placer les champs par ordre croissant. Les deux octets suivants indiquent le type (au sens informatique) des données. Les quatre octets suivants indiquent le nombre de données (par exemple la longueur d'une chaîne de caractères).

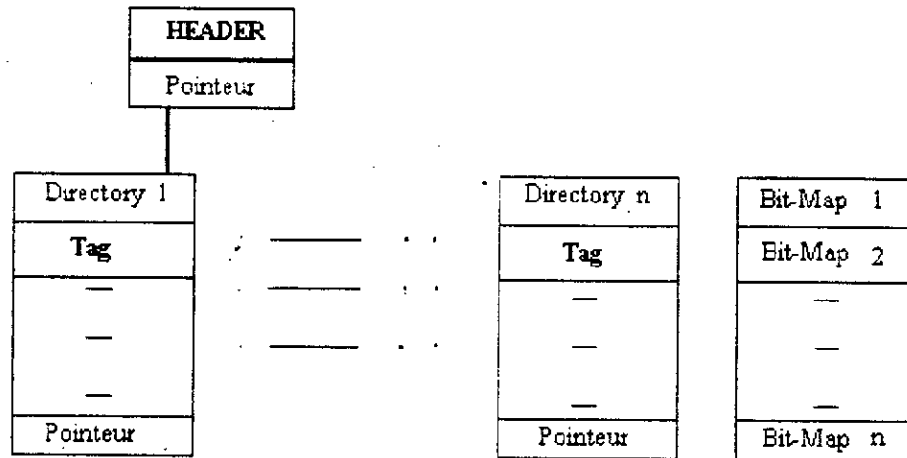


Figure-1-a Organisation d'un fichier

Enfin les quatre derniers contiennent la donnée ciblée . Si cette donnée ne peut tenir sur quatre octets, un pointeur est utilisé pour repérer la section supplémentaire où cette information sera retrouvée. Pour reconnaître dans quel cas on se trouve, un programme de lecture doit calculer la dimension de la donnée à partir de la paire d'informations nombre et type de données. Si l'information résultante est représentée sur plus de quatre octets , la donnée représente en fait un pointeur. La figure(1-b) donne un aperçu générale de l'organisation d'une "directory".

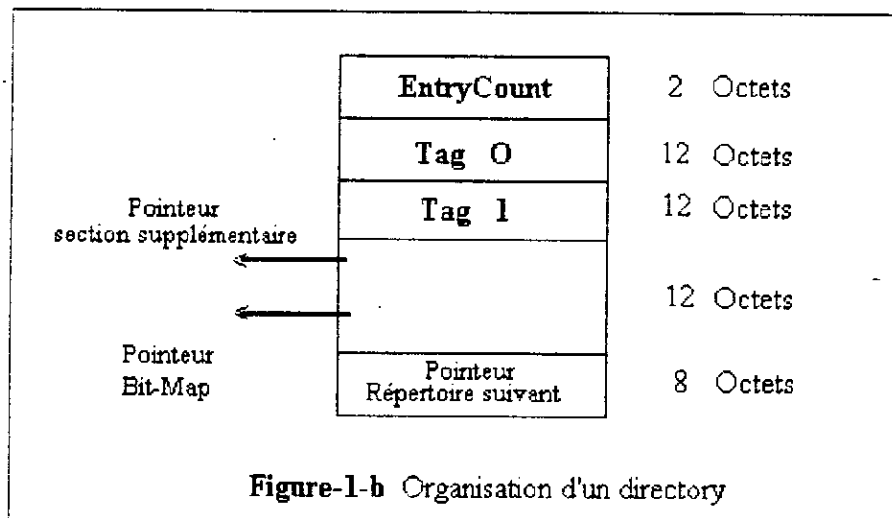


Figure-1-b Organisation d'un directory

Pour être en mesure de transformer une image écran en fichier TIFF avec une échelle de gris, nous devons renseigner au moins 17 des 37 champs possibles d'un répertoire. Inversement, la connaissance de ces 17 champs permet la lecture de la plupart des fichier TIFF générés par d'autres applications à condition qu'aucun algorithme de compression n'ait été utilisé.

VII- Manipulation du Logiciel

La figure(1-2) présente un aperçu du résultat obtenu par notre logiciel. On distingue une barre de menu constituée de huit sous menu dont quatre sont générés automatiquement par *Matlab* (File, Edit, window et Help) . Les autres (Rehausser , Restaurer , Fichier et Aide) sont générées par notre programme. L'utilisateur n'a qu'à choisir (ou cliquer à l'aide d'une souris) le traitement désiré .

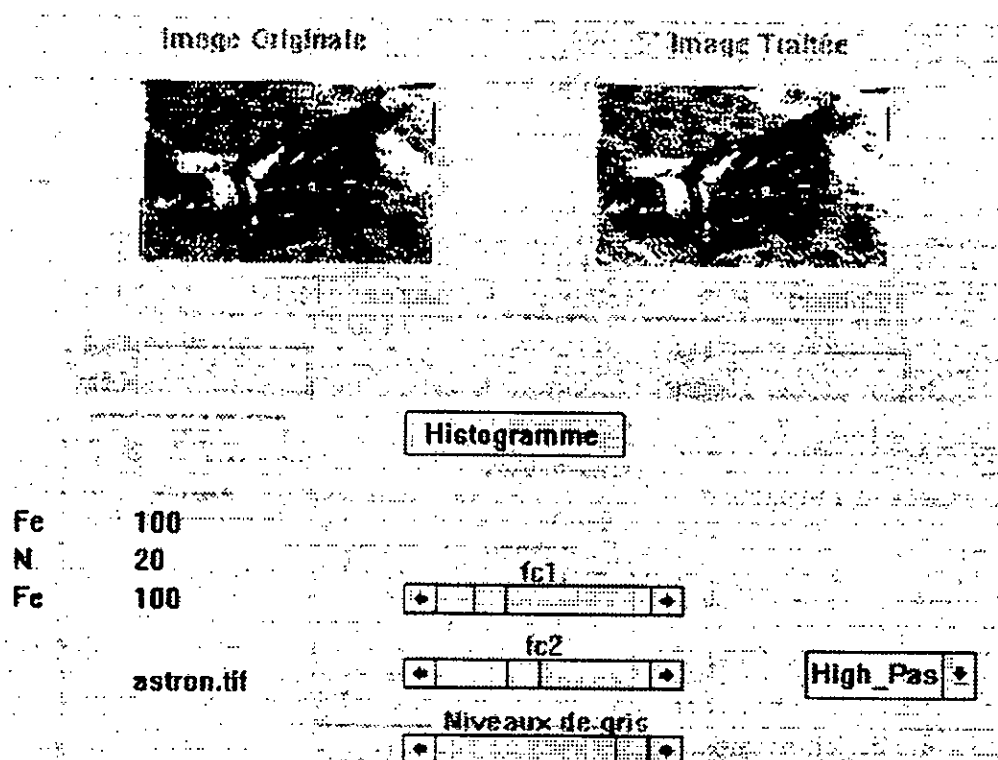


Figure-2- Menu de présentation

Pour charger une image (de format TIFF),il suffit de choisir le sous menu *Fichier* puis de cliquer sur *Ouvrir*(figure(3)). Une boîte de dialogue apparaît et l'utilisateur sélectionnera le fichier correspondant à l'image à charger. L'utilisateur dispose de deux choix pour le traitement: rehaussement ou restauration.

Une fois le rehaussement choisi, un sous menu comprenant trois autres sous menus apparaît. Là aussi l'utilisateur pourra sélectionner le type de rehaussement voulu et par conséquent plusieurs fonctions sont à sa disposition :

-Echelle des gris :

- Egalisation d'histogramme.

- Spécification d'histogramme:

- Lois Gaussienne.

- Lois de Rayleigh

- Loi elliptique

-Filtrage par Masque

- Filtre de la moyenne

- Filtre de la médiane.

- Masques de Gradient

- Masques de Laplace

-Filtrage direct

-Ideal (par TFD)

-Non recursif

-Fenêtrage

-rectangular

-traingular

-Hamming

-Hanning

-Chebyshev

-Kaiser

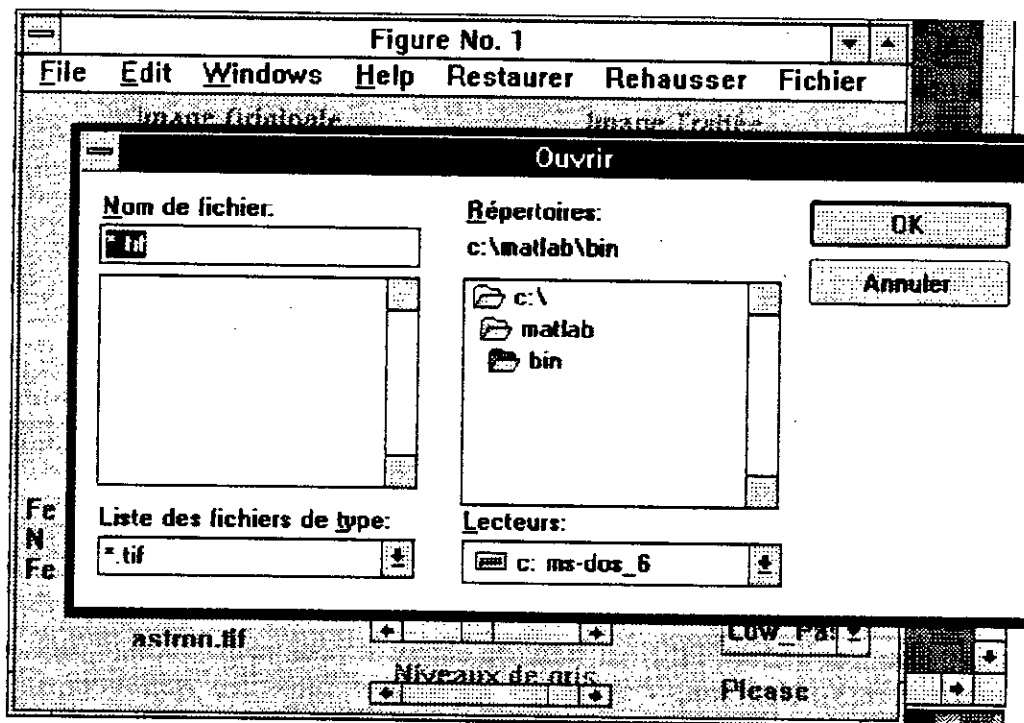


Figure-2-Menu de présentation

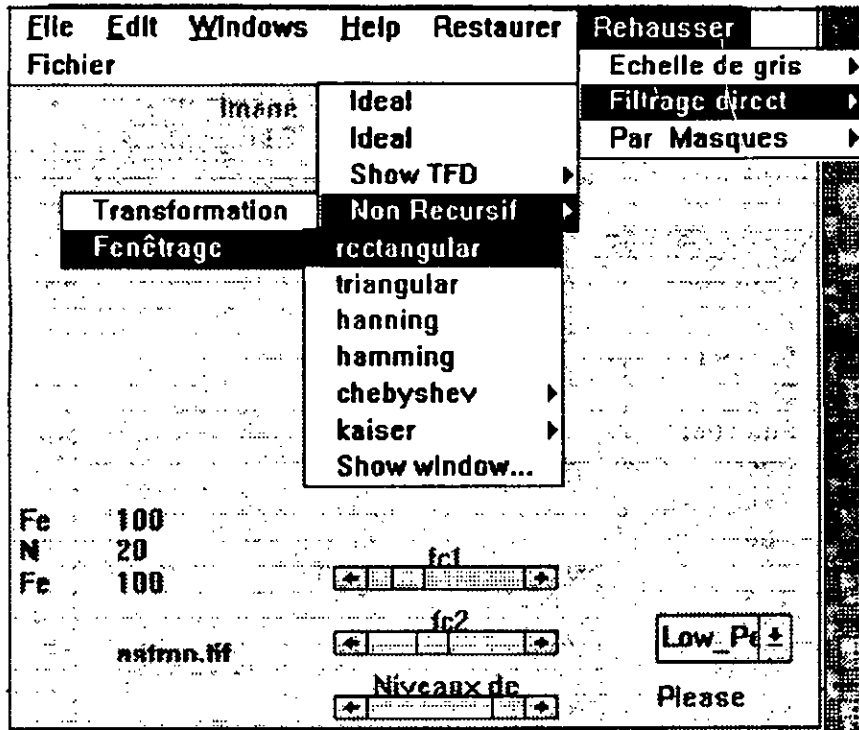


Figure -3- Présentation du sous menu rehausser

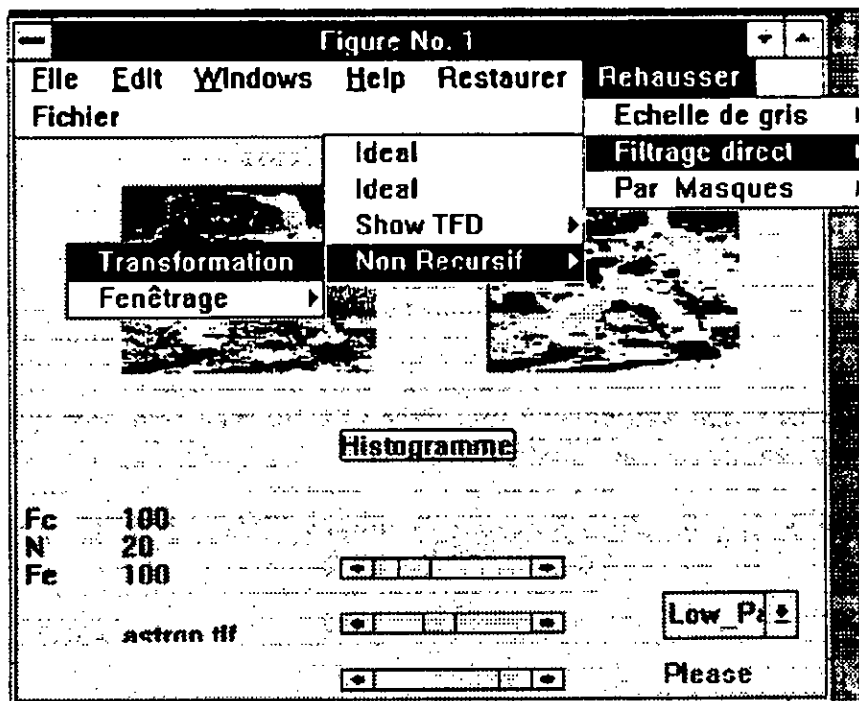


Figure - 4 - Exemple de résultat obtenu

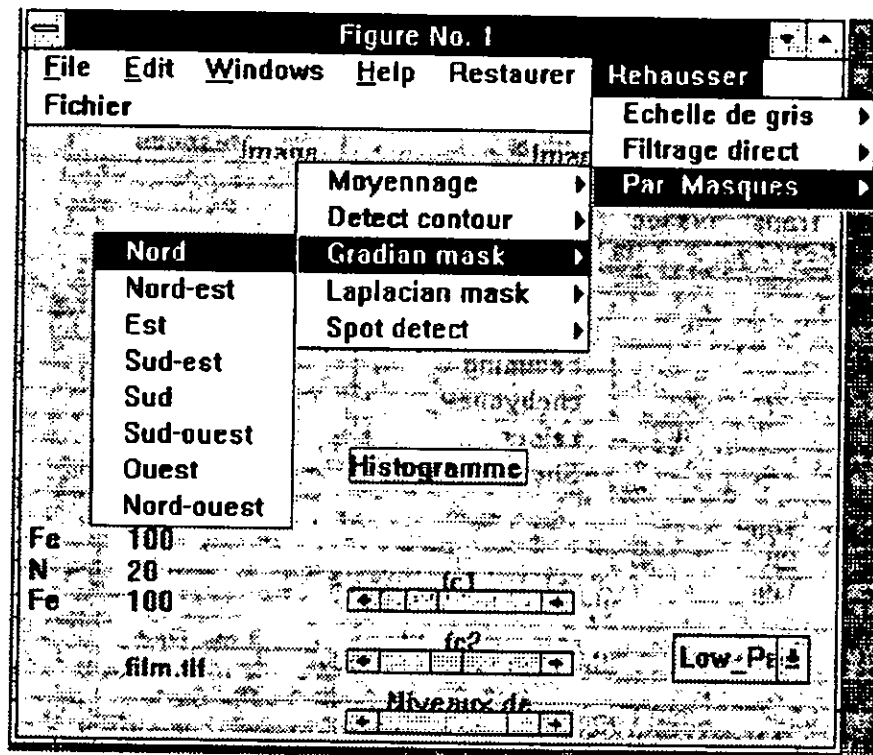


Figure -5-Fonctions associées aux rehaussement d'image

Filtrage inverse

- Mouvement de camera
- Turbulence atmosphérique
- Mauvaise mise au point

Filtrage de Wiener

- Mouvement de camera
- Turbulence atmosphérique
- Mauvaise mise au point

Remarque

L'utilisateur a la possibilité de visualiser à tout moment dans une figure spéciale le module, la phase du spectre, et l'histogramme de l'image originale ainsi que ceux de l'image traitée.

Lors de l'utilisation de la méthode de fenêtrage l'utilisateur a la possibilité de visualiser la fenêtre choisie.

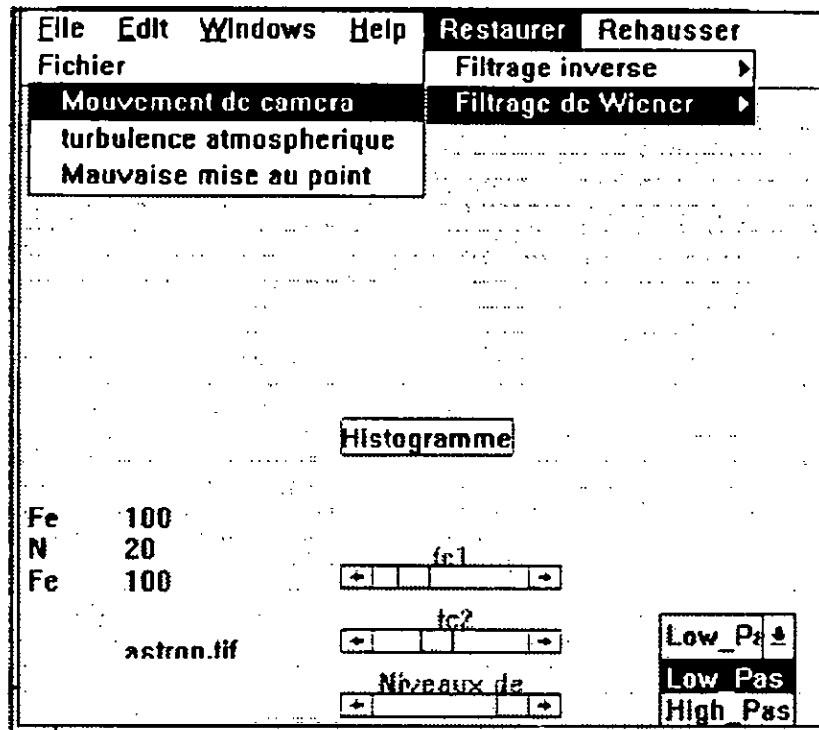


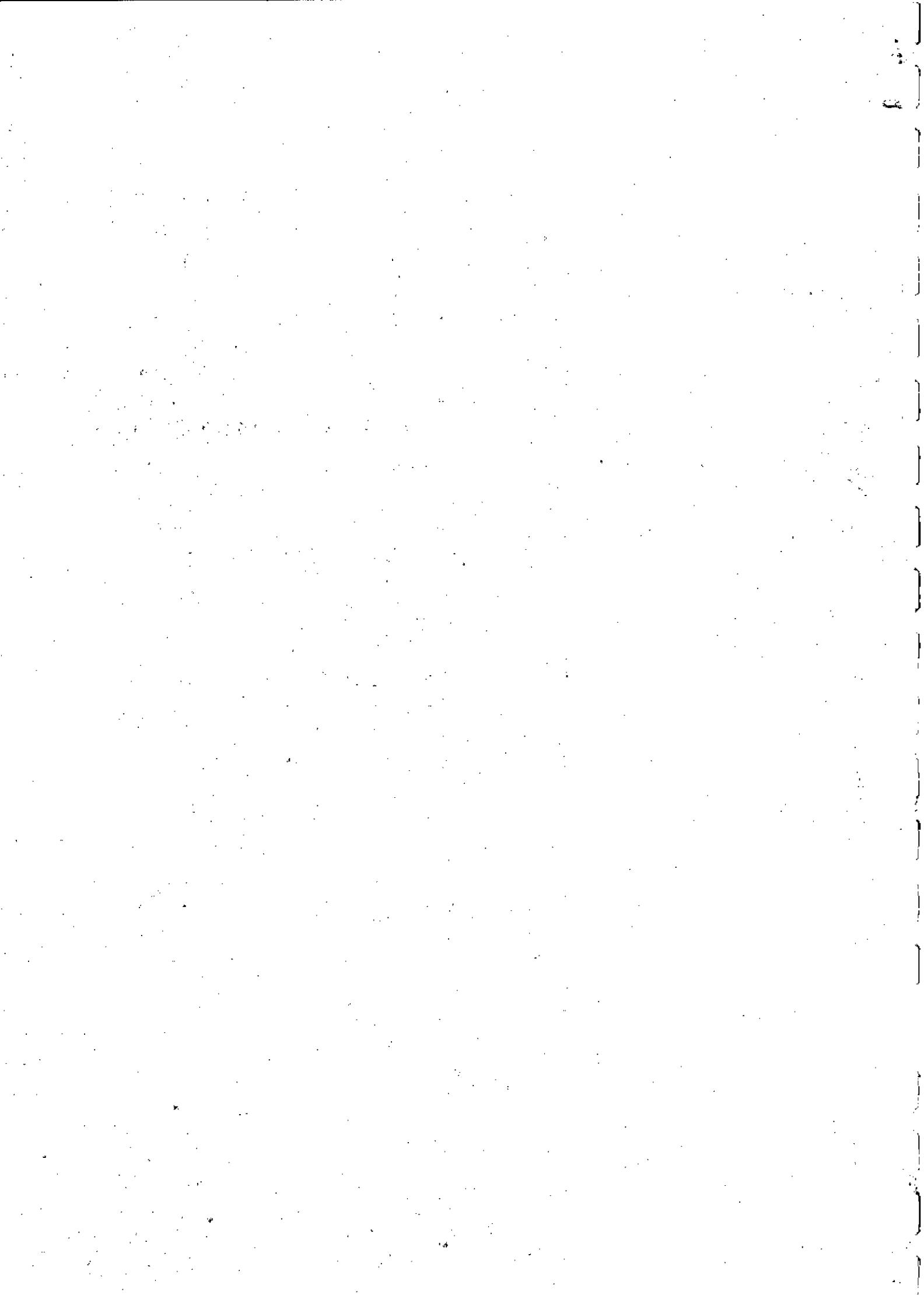
Figure -6- sous menu restauration

Lorsque la restauration est choisie, un sous menu contenant (*filtrage Inverse et filtrage de Wiener*) apparaît .

l'utilisateur pourra choisir entre trois modèles de dégradation : celle due à un mouvement de camera ,à une mauvaise mise au point. ou encore aux turbulences atmosphériques.

VII- Conclusion

L'exploitation des capacités graphiques de *Matlab* sous *Windows* nous a permis de créer un environnement et une interface pour mieux gérer les fonctions qu'on a développées. C' était le but final que nous nous sommes fixés . La première étape a consisté au développement d'un *Toolbox* permettant le traitement d'image (Rehaussement et Restauration).



PARTIE IV
Chapitre II
Techniques d'amélioration des images échographiques

I-Introduction

On va s'efforcer dans ce chapitre, d'essayer de donner les techniques utilisées en traitement d'image, appliquées à l'amélioration d'images échographiques. L'Echographie est une technique d'imagerie médicale qui rivalise avec d'autres techniques telles que la radiographie, la tomographie et la résonance magnétique appliquée dans les divers domaines d'investigation de la médecine. L'essor de l'imagerie échographie, s'explique par la comparaison avec les systèmes d'imagerie non-invasifs concurrents [21] [22] que sont la tomographie X et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Cette comparaison, s'exprime en terme d'image et de coût. Les échographes conventionnels forment une image en moins de 0.05 secondes (plus de 20 images par secondes), alors que deux secondes en tomographie X et 10 en IRM sont nécessaires pour réaliser une image en coupe. Le coût d'un système de tomographie X est plus de 5 fois supérieur à celui d'un système d'imagerie ultrasonore. Celui de l'IRM est 10 fois plus élevé. Cependant la tendance est inverse quant à la qualité des images. En effet, la résolution des images IRM atteint 0.2 millimètre, 0.4 millimètre pour la tomographie X tandis que la résolution des images ultrasonore est de l'ordre du millimètre. Cela s'ajoute le fait que contrairement à l'imagerie par rayon X, l'échographie n'est pas nocive. Par conséquent les examens peuvent être plus longs, plus fréquents et par là, compenser la plus faible qualité des images.

Les informations contenues dans les images ultrasonores, obtenues à partir d'un système d'imagerie tel que l'échographie, sont fournies par la réflexion des ondes sur les interfaces, présentes dans la zone insonifiée. Cependant, l'aspect des images est fortement influencé, par les ondes rétro-diffusées par les inhomogénéités des tissus [21].

Ces images présentent, une texture granulaire, décrite par le terme anglais "speckle" [22]. La traduction littérale de cette expression en français est "granularité". Ce phénomène résulte de l'interférence, des ondes rétrodiffusées par la structure microscopique du milieu. La conséquence du "speckle" est la réduction de la lisibilité de l'image (particulièrement pour les images peu contrastées).

II- Différentes méthodes de réduction du "speckle"

Le "speckle" sera considéré comme un bruit; lequel est produit par la structure microscopique et masque ainsi les structures macroscopiques introduisant ainsi une texture granulaire sur les images.

Lorsque l'examen échographique est réalisé dans le but de détecter une inhomogénéité de petite taille mais suffisamment grande, la présence du speckle pourra rendre cette identification difficile.

Parmi les méthodes de réduction de speckle utilisant les techniques de traitement des signaux, il existe deux approches: l'une traite, de façon analogique ou numérique le signal radiofréquence délivré par le transducteur ou par les techniques de filtrage bidimensionnelles. Nous nous intéressons dans notre cas à cette dernière approche.

III-Techniques de filtrage bidimensionnelle

Le problème de la réduction de speckle est différent des problèmes habituels de filtrage du bruit additif. Le speckle est en effet généralement considéré comme un bruit multiplicatif; c'est à dire que le niveau de ce bruit augmente avec le niveau moyen du signal.

Parmi les méthodes de filtrage 2D, la plus simple consiste à effectuer un filtrage spatial de l'image, par exemple par un moyennage des niveaux de gris de plusieurs pixels adjacents figure(1-b). Mais cette réduction du speckle s'accompagne d'une perte de résolution et la qualité des images n'est pas améliorée.

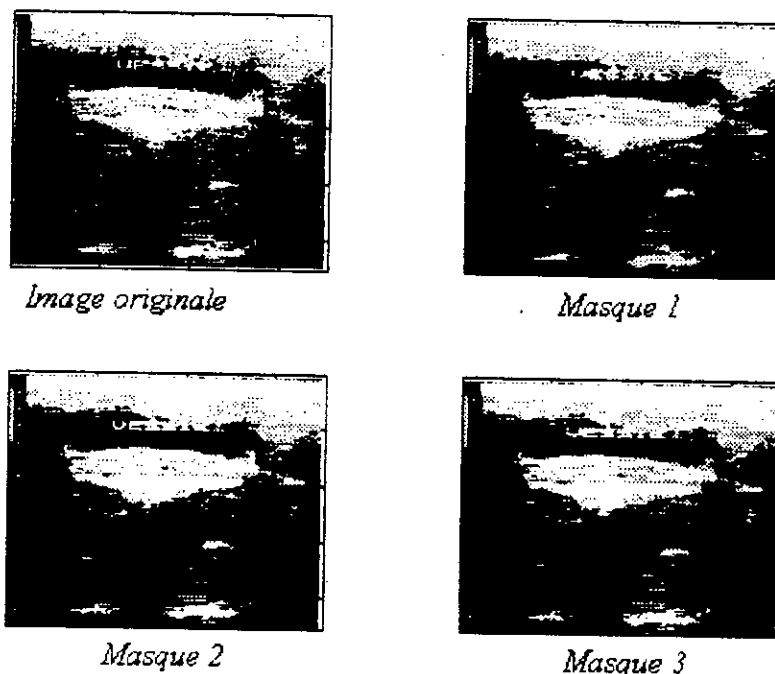


Figure -1- Effet du filtre de la moyenne

Remarque:

On peut très bien remarquer que les techniques de rehaussement ne donne pas des résultats acceptables, même avec un filtre de la médiane ou par modification d'histogramme. L'application d'un filtre détecteur de contour (passe haut) ne fait que détériorer la qualité de l'image ceci est dû à l'effet du filtre qui fait accentuer le bruit. Pour augmenter la résolution des images on suppose que le processus de formation des images pour une distribution $f(x,y)$ de réflecteur est alors décrite par la relation:

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) + n(x,y) \tag{IV-II-1}$$

où $g(x,y)$ est l'image dégradée, $n(x,y)$ est le bruit additif englobant le bruit électronique et le bruit de quantification, $h(x,y)$ est la réponse impulsionnelle du système électronique utilisé. L'estimation des effets de la réponse impulsionnelle du système revient à un problème de déconvolution qui peut être traité soit par filtrage inverse soit par le filtrage de Wiener dans le domaine de Fourier, l'image définie par (1) est représentée par:

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v) \tag{IV-II-2}$$

G, H, F et N sont respectivement les transformées de Fourier de g, h, f et n . Une estimation optimale de F (image non dégradée) à partir de G (image observée) est donnée par:

$$\bar{F}(u,v) = \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + [S_n(u,v)/S_f(u,v)]} \right] G(u,v)$$

(IV-II-3)



Image originale

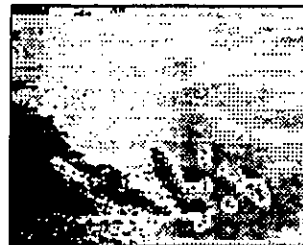


Image à histogramme égalisé

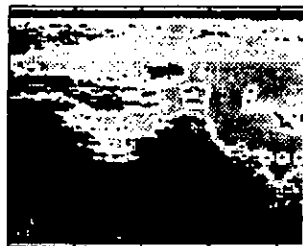
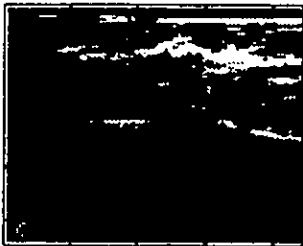
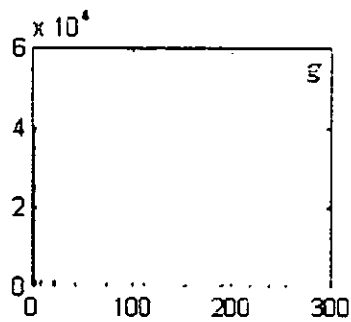
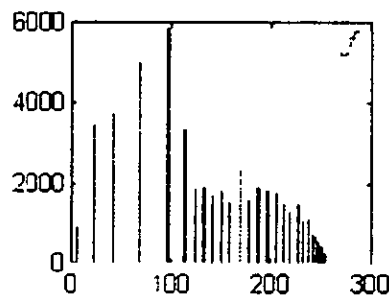
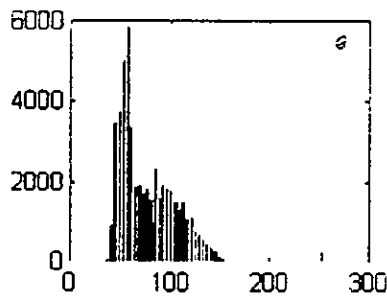
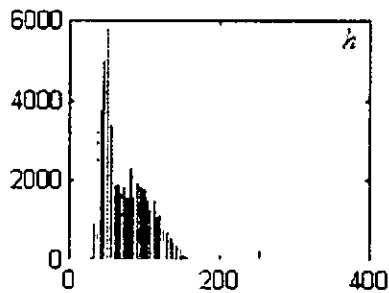


Image à histogramme spécifique (left sig=10 ; right sig=90)



sig=10



sig=90

Figure - - effet de la modification d'histogramme

La valeur de $S_f(u,v)$ au dénominateur peut être approxime par $S_g(u,v)$. Le bruit additionné $n(x,y)$ est blanc par conséquent sa densité spectrale de puissance est constante et égale à α . L'image restaurée est finalement

$$\bar{F}(u,v) = \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + [\alpha / S_g(u,v)]} \right] G(u,v) \quad (\text{IV-II-4})$$

L'inconvénient majeure de cette méthode c'est que on suppose que la réponse impulsionnelle est invariante par translation dans l'espace, alors que ce n'est pas le cas, étant donné que la cible n'a pas une position fixe.

Une approche différente est proposée par JAIN [22]. Elle permet d'appliquer les techniques de déconvolution malgré la présence du bruit multiplicatif de "speckle".

Le processus de formation des images $g(x,y)$ qu'il considère est modélisé comme suit:

$$g(x,y) = s(x,y)n(x,y) \quad (\text{IV-II-5})$$

$s(x,y)$ représente le signal dû au point (x,y) de l'objet et $n(x,y)$ est le "speckle" en ce point. Du fait de la nature multiplicatif du bruit spéculaire. JAIN suggère de travailler sur une transformation homomorphique ainsi:

$$\log(g(x,y)) = \log(s(x,y)) + \log(n(x,y)) \quad (\text{IV-II-6})$$

si on définit $w = \log(g(x,y))$, $z = \log(s(x,y))$ et $r = \log(n(x,y))$

on obtient un modèle décrivant un bruit additif

$$w(x,y) = z(x,y) + r(x,y) \quad (\text{IV-II-7})$$

où $r(x,y)$ est un bruit blanc stationnaire.

$z(x,y)$ peut alors être estimé à partir de $w(x,y)$ par l'utilisation des techniques de filtrage de Wiener.

IV-Conclusion

Les images échographiques représentent un modèle spécifique d'image bruitée non pas par un bruit additionnel mais par un bruit multiplicatif appelé "speckle". Les méthodes de rehaussement non pas d'effet remarquables sur les images échographiques même avec un filtre moyennneur ou filtre de la médiane. Pour améliorer la qualité de l'images échographiques, on suppose que celle ci à été dégradée par un système de réponse impulsionnelle. On peut alors utiliser un filtrage de Wiener. Il existe un inconvénient pour cette méthode; c'est qu'il faut connaître la nature du bruit et la densité spectrale de puissance de l'image originale qui est

estimée comme étant à peu près égale à la densité spectrale de puissance de l'image dégradée. Une autre manière de filtrer est de supposer que le brut est multiplicatif, on applique alors une transformation logarithmique suivie d'un filtrage approprié. Enfin, on applique le processus inverse pour retrouver l'image estimée proche de l'image originale.

Conclusion générale

Nous avons pu présenter ,au cours de la première partie,trois méthodes de synthèse des filtres numériques bidimensionnels non récursifs à savoir ,la méthode de fenêtrage,la méthode de l'approche idéale et celle utilisant des transformations .Chacune d'elles présente ses propres avantages.

La méthode de fenêtrage peut être utilisée pour synthétiser des filtre à phase non nulle . Elle est facile à implémenter.L'approche idéale,tout en présentant les mêmes caractéristiques,conduit à des temps de calcul souvent longs, voire prohibitifs. La méthode de transformation reste la plus complexe.Par contre , son implémentation conduit à des filtres à phase nulle,caractéristique que peut les prédisposer au traitement temps réel.Sous certaines conditions, le filtre résultant peut être optimal au sens de Chebyshev et conduisant ainsi à une implémentation extrêmement efficace.

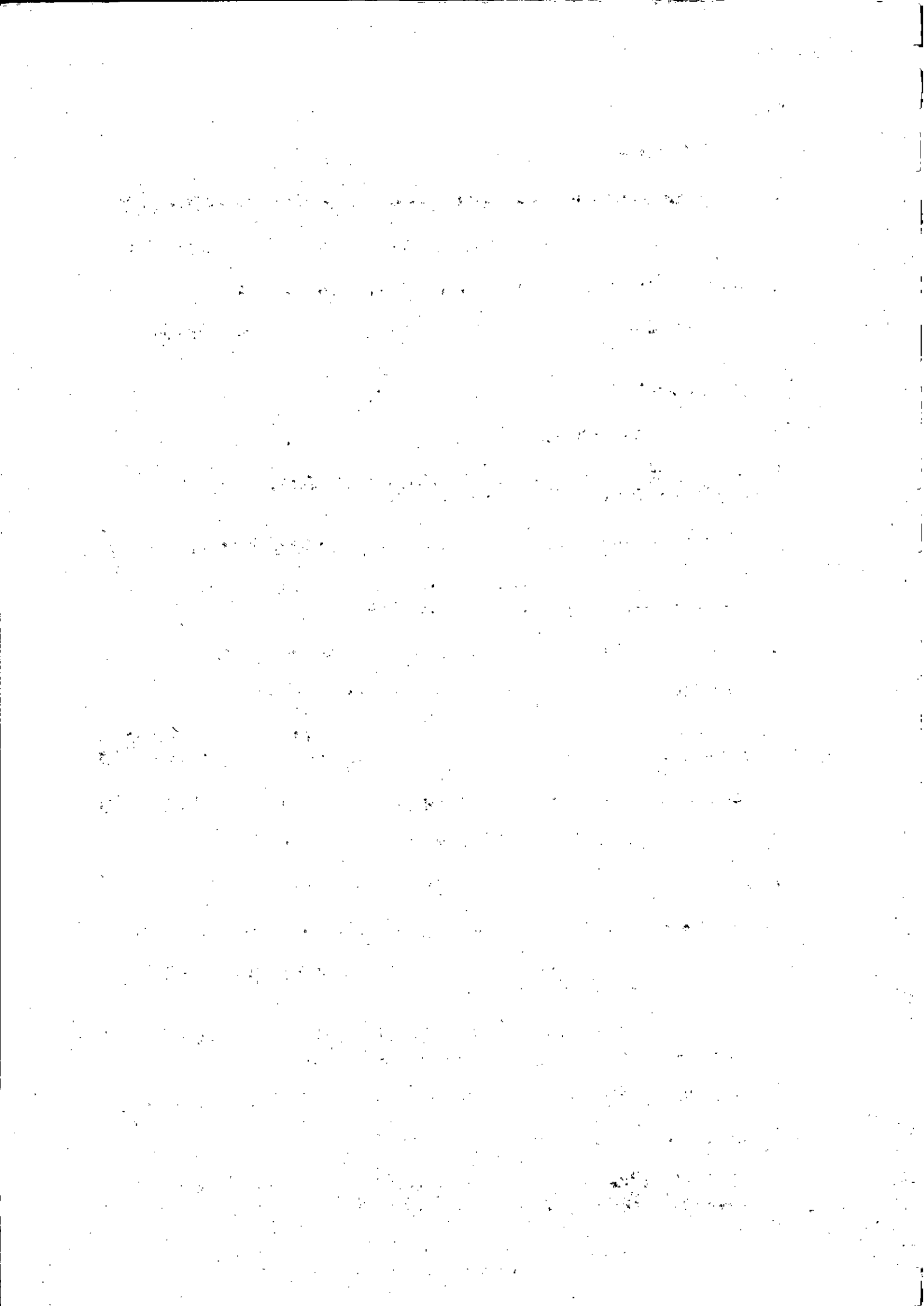
Nous avons abordé ,dans la seconde partie ,un certain nombre de techniques de rehaussement que nous avons implémentées.Nous avons analysé leurs avantages et leurs limitations.C'est de cette manière que nous avons pu constater qu'il n'existe pas,en général, un algorithme unique pour un problème spécifique et l'appréciation reste souvent subjective.C'est ainsi que les facteurs qui doivent être pris en compte,lors de l'implémentation d'un algorithme,diffèrent considérablement selon l'application.Ce qui peut signifier ainsi qu'on ne peut préciser,à priori et dès le départ, quel est l'algorithme le mieux adapté pour un problème spécifique.

Dans la troisième partie ,nous avons présenté la théorie du modèle de dégradation dans le cas continu et discret. On a insisté sur le modèle des signaux discrets avec une approche algébrique de la restauration sans contraintes.Cette approche a abouti à l'implémentation de deux types de filtrage, inverse et de Wiener.L'application a été faite sur des modes de dégradation causée par: le mouvement d'une caméra,la mauvaise mise au point et les turbulences atmosphériques.

Le programme que nous avons développé sous forme d'un *ToolBox*, constitue une extension et une spécialisation de l'environnement *Matlab* aux signaux bidimensionnels.Son application et les résultats que nous avons obtenus se retrouvent particulièrement à la quatrième partie de notre travail où une incursion dans le domaine de l'échographie a été tenté.

L'interface que nous avons ajouté reste très attractif car il permet une utilisation aisée du *Toolbox* sans connaissance préalable de l'environnement de développement utilisé.

Toutes ces extensions auxquelles nous sommes arrivés nous incitent à proposer une extension de notre travail à l'adaptation de l'environnement que nous avons utilisé à une structure de traitement matérielle spécialisé basé sur des DSP (processeurs de signal).Des perspectives considérables peuvent en découler.



Bibliographie

- [1] M.Kunt, "Traitement numérique des signaux", Dunod, Paris 1982.
- [2] R.C.Gonzalez, "Digital image processing", Addison-Wesley Published company 1987.
- [3] M.Bellanger, "Traitement numérique du signal", Masson et CNET-ENST, Paris 1987.
- [4] P.Ekstrom, "Digital image processing techniques", Academic press, 1983.
- [5] T.S.Huang, "Two-dimensionnal digital signal processing I", dans "Topics in applied physics", Vol.42, Springer-Verlag, Berlin 1981.
- [6] P.M. Beaufils & M.Rami, "Filtrage numérique", Sybex 1988.
- [7] W.K.Pratt, "Digital image processing", Wesley, New york 1978.
- [8] J.M.Hyman & J.G.Sanderson, "A local method for digitally restoring motion-blurred images", IEEE Trans. ASSP. Vol 2b n° 3 , 1984.
- [9] M.Labarrere, J.P Krief & B.Gimonet " Le filtrage et ses applications" Cepadues 1982
- [10] A.Laib, "Optimisation minimax des filtres numériques RIF avec contraintes supplémentaires", Thèse magister, ENP Alger 1992.
- [11] J.N.Little & S.Loren, "Signal processing Toolbox", The maths works Inc. 1992.
- [12] A.Marion, "Introduction au traitement d'image", Eyrolles, Paris 1987.
- [13] R.M.Mersereau , W.F.G.Mcklenbraüker & T.F.Quartier, "McClellan transformations for two-dimensionnal digital filtering: I-Design, II-Implementation", IEEE Trans.CAS Vol 23, 1976
- [14] P.Fondanèche & P.Gilbertas, "Filtres numériques : Principes et realisation", Masson 1981
- [15] A.Rosenfeld, "Digital picture processing", Vol n° 1, Academic press 1982.
- [16] L.Saadaoui, "Traitement et aquisition d'image", Thèse Ing., ENP Alger 1987.
- [17] T.G.Stocham, "Image processing in the context of a visual model", IEEE vol : 60, 1972.
- [18] A.Izaguirre, "Contribution à l'intégration de la vision dans la commande d'un robot" Thèse doct. Université Paul Sabatier, Toulouse 1984.
- [19] Grittez, "Contribution à la réduction des représentations d'image par des transformations orthogonales", Thèse doct. Université de Pière et Marrie Curie, Paris
- [20] P.Chaumont, "Programmation graphique en C ", Armond colin, Paris 1983.
- [21] J.Fargot, "Comprendre l'échocardiographie", OPU Alger 1995.
- [22] O.Basset, "Traitement d'image échographique de la prostate. Application à la chirurgie assistée par ordinateur", Thèse doct. INSA Lyon 1991.

