

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Électronique
Spécialité Réseau et Télécommunications

présenté par :

Mlle. TCHIALI Ikram

&

Mr. BOUAICHAOUI Abderazak

Rehaussement des images bruitées par une approche adaptative

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2015-2016

REMERCIEMENTS

On remercie Dieu le Tout-Puissant qui nous a donné le courage pour élaborer ce modeste travail.

On tient à remercier sincèrement, notre promoteur Pr. DJENDI Mohamed qui s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu nous consacrer.

On remercie également les membres du jury d'avoir fait l'honneur en acceptant d'examiner et d'évaluer notre modeste travail.

A notre famille et nos amis qui par leurs prières et leurs encouragements, on a pu surmonter tous les obstacles.

On remercie tous ceux qui ont participé de près ou de loin dans l'élaboration de ce travail avec un conseil ou autre.

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail :

A ma mère pour sa patience. Tu as été pour moi la lumière de mon chemin. Tu resteras toujours à mes yeux le symbole du sacrifice.

A mon cher père pour son amour tout au long de mes études et celui qui m'a encouragé face au défi et m'a appris les termes de l'existence, de vouloir de bien-être.

A mon frère, ma sœur et ma belle sœur: ABD-El-ILLAH, BATHOUL et FATMA

Je vous remercie pour le soutien moral et l'encouragement que vous m'avez accordés. Je vous souhaite tout le bonheur que vous méritez.

A mes chères nièces : Malak et Maria

A mes deux grands pères ainsi que mes deux grands-mères :

Votre amour et sollicitude à mon égard me marqueront à jamais.

A mes tantes et à mes oncles

J'espère atteindre le seuil de vos espérances. Que ce modeste travail soit l'expression de ma profonde affectation.

A chaque cousin et cousine.

A tous mes amis, et à tous ceux que j'aime et à toutes les personnes que j'ai prodiguées des encouragements et se sont données la peine de me soutenir.

Ikram

DÉDICACES

Je dédie ce modeste travail à mes très chers parents, pour leur soutien et tous les encouragements qu'ont m'a insufflé le long de mon parcours et je leurs souhaite bonne santé et longue vie.

A ma chère sœur.

A mes chers frères.

A mon cher grand père.

A mes tantes et mes oncles.

A chaque cousin et cousine.

À tous mes amis.

A tous ceux qui m'aiment et ceux que j'aime.

Abderazak

ملخص:

يعتبر هذا المشروع نهاية المشوار الدراسي و يسعى وراء هدف هو استعمال المقاربة بتكليف و تعزيز الصور الصاخبة و المقاربة التي نحن بصدد الحديث عنها أساسها نظام الحلول الحسابية والتي تم تقييمها بناء على معايير موضوعية.

كلمات المفاتيح: خوارزمية NLMS ; مرشح Wiener ; الرسم البياني ; خطوة التكيف ; MSE ; PSNR .

Résumé :

Ce projet fin d'étude a pour objectif d'utiliser une approche adaptative pour rehausser des images hautement bruitées. Cette approche basée sur l'algorithme NLMS a été évaluée en fonction des critères objectifs.

Mot clés: algorithme NLMS ; filtre de Wiener ; histogramme ; pas d'adaptation ; MSE ; PSNR.

Abstract :

The aim of this final project studies is to use an adaptive approach for the enhancement of highly noisy images. This approach that uses the NLMS algorithm has been evaluated through several objective criteria.

Keywords: NLMS algorithm; Wiener filter; histogram; an adaptation step; MSE; PSNR.

Sommaire

Introduction Générale	1
-----------------------------	---

Chapitre 1 "Introduction au filtrage adaptatif"

1.1 Introduction.....	Erreur ! Signet non défini.
1.2 Filtre de Wiener.....	5
1.3 Filtrage adaptatif	5
1.3.1 Rôle du filtre adaptatif.....	6
1.3.2 Les algorithmes adaptatifs.....	6
1.3.2.1 Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.....	6
1.3.2.2 Choix de l'algorithme	7
1.3.3 presentation des algorithmes de filtrage adaptatif	8
1.3.3.1 La famille RLS	8
1.3.3.2 La famille LMS.....	8
1.3.3.3 La famille APA	11
1.4 Conclusion	12

Chapitre 2 "Prétraitement des images"

2.1 Introduction.....	13
2.2 Le système visuel humain	13
2.2.1 Le fonctionnement de la perception humaine	13
2.2.2 La structure de l'oeuil	13
2.3 L'image numérique	15
2.3.1 L'image binaire	16
2.3.2 L'image à niveaux de gris.....	16
2.3.3 L'image couleur	17
2.3.3.1 L'espace RGB	17
2.3.3.2 L'espace HSV	18
2.4 Caractéristiques d'une image numérique	18
2.4.1 Le pixel et son voisinage	18

2.4.2 La définition	19
2.4.3 La résolution	19
2.4.4 La taille d'une image	20
2.5 L'échantillonnage et Quantification	20
2.6 La région	22
2.7 Le contour.....	22
2.8 L'histogramme d'une image	23
2.8.1 La luminance.....	23
2.8.2 Le contraste	24
2.8.3 L'égalisation d'un histogramme	24
2.8.4 Histogramme normalisé	25
2.9 conclusion	25

Chapitre 3 "Réduction de bruit dans les images"

3.1 Introduction.....	26
3.2 Le bruit dans une image	26
3.2.1 Types de bruits	26
3.2.1.1 Bruit additif	26
3.2.1.2 Bruit multiplicatif	27
3.2.1.3 Bruit convolué.....	27
3.2.1.4 Bruit blanc gaussien	27
3.2.1.5 Bruit poivre et sel.....	28
3.3 Critères d'analyse pour le débruitage d'images.....	28
3.3.1 Critère subjectif (aspect Visuel).....	29
3.3.2 Critère objectif.....	29
3.4 Filtrage d'une image.....	30
3.4.1 Filtrage linéaire	30
3.4.1.1 Filtrage dans le domaine spatial (par convolution)	30
3.4.1.2 Filtrage dans le domaine fréquentiel.....	31
3.4.1.3 Filtre moyennneur.....	32
3.4.1.4 Filtre Gaussien.....	33
3.4.2 Filtrage non linéaires	34

3.4.2.1 Filtre médian	34
3.4.2.2 Filtrage de Nagao	35
3.5 Morphologie mathématique	36
3.5.1 Opérateur morphologique de dilataion	37
3.5.2 Opérateur morphologique d'érosion	37
3.5.3 ouverture(érosion+dilataion).....	38
3.5.4 Fermeture(dilataion+érosion).....	38
3.6 Conclusion	38

Chapitre4 " Rehaussement des images bruitées"

4.1 Introduction.....	40
4.2 Approche adaptative	40
4.2.1 Filtrage d'image bruité par le filtre de Wiener récursif.....	40
4.3 Résultats de la simulation avec des images standards	46
4.4 Les critères d'algorithmes	47
4.4.1 Histogramme	47
4.4.2 Effet du SNR d'entrée	50
4.4.3 Effet de pas d'adaptation μ	51
4.5 Conclusion	52
Conclusion générale	54

Conclusion générale

Dans ce projet de fin d'étude, nous avons eu l'opportunité de travailler dans le domaine du traitement d'image. Cela nous a permis de bien comprendre les notions importantes sur l'image et ces caractéristiques.

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne le rehaussement des images en proposant l'utilisation des algorithmes de filtrage adaptatif pour réduire le bruit.

Nous avons réalisé une approche adaptative basée sur le filtre de Wiener récursif formulé sur le principe de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne en sortie. Nous avons dérivé sa formulation mathématique et nous avons bien compris son fonctionnement.

Afin de mieux voir les possibilités que le filtre de Wiener permettent dans le monde de transmission des images sans erreur, nous avons appliqué ce filtre à des images bruitées et nous avons obtenu de très bons résultats en sortie de traitement.

Dans le même contexte, nous avons présenté une étude expérimentale qui montre bien comment choisir les paramètres de ce dernier.

Dans le but d'étudier les performances de l'approche adaptative utilisée dans le rehaussement des images bruitées, plusieurs expériences ont été menées. L'étude établie est basée sur le calcul du rapport signal à bruit en pic (PSNR) et de l'erreur quadratique moyenne (MSE) ainsi que sur la qualité visuelle des images débruitées.

A travers les résultats obtenus, nous avons constaté d'une manière claire l'efficacité des techniques de l'approche adaptative pour la réduction du bruit, opérant sur l'ensemble des images de test utilisées.

Liste d'abréviation

Pixel	Picture Élément.
SVH	Système Visuel Humain.
Dpi	Dots per inches.
Ppp	Points Par Pouce.
RVB	Rouge Vert Bleu.
HSV	Hue Saturation Value.
1D	1 Dimension.
2D	2 Dimension.
MSE	Mean Square Error.
EQM	Erreur Quadratique Moyenne.
PSNR	Pic Signal Noise Ratio (rapport signal sur bruit en pic).
SNR	Signal Noise Ratio (rapport signal sur bruit).
TF	Transformée de Fourier.
FIR	Finite Impulse Reponse.
IIR	Infinite Impulse Reponse.
LMS	Least Mean Squares.
RLS	Recursive Least Squares.
NLMS	Normalised Least Mean Squares.

Liste des Figures

Chapitre 1

Figure 1.1: Représentation du problème statistique du filtre. -----	03
Figure 1.2: principe d'un filtre adaptatif -----	06

Chapitre 2

Figure 2.1: Structure de l'œil -----	15
Figure 2.2 : Réseau de pixels d'une image numérique -----	15
Figure 2.3 : Image binaire -----	16
Figure 2.4 : Une image à niveaux de gris -----	17
Figure 2.5: L'espace RGB -----	17
Figure 2.6: L'espace HSV -----	18
Figure 2.7: le voisinage (3*3) d'un pixel. -----	19
Figure 2.8: la résolution d'une image -----	19
Figure 2.9 : L'échantillonnage -----	20
Figure 2.10 : Quantification -----	20
Figure 2.11 : Signal échantillonnée 1D -----	21
Figure 2.12 : Image à échantillonner. -----	21
Figure 2.13 : Image avec un échantillonnage adapté. -----	21
Figure 2.14 : Image avec un échantillon 1 sur 2. -----	22
Figure 2.15 : Echantillonnage et Quantification. -----	22
Figure 2.16 : Luminance en fonction d'histogramme.....	23

Figure 2.17: Image avec contraste très négatif [à gauche], image avec contraste peu négatif [à droite] ----- 24

Figure 2.18 : Image avant l'égalisation [à gauche], Image après l'égalisation [à droite] ---- 24

Chapitre 3

Figure 3.1: Exemples des images bruitées ----- 26

Figure 3.2 : Image avec un bruit blanc gaussien. ----- 28

Figure 3.3 : Image avec un bruit poivre et sel. ----- 28

Figure 3.4 : Une image [à gauche] et sa transformée de Fourier discrète [à droite] ----- 32

Figure 3.5: Image bruitée avec du bruit poivre et sel [à gauche], image débruitée avec un filtre moyennneur [à droite] ----- 33

Figure 3.6: Image bruitée [à gauche], image débruitée avec un filtre gaussien [à droite] ----- 34

Figure 3.7: Principe du filtre médian3x3. ----- 34

Figure 3.8: Image bruitée [à gauche], image débruitée avec un filtre médian [à droite].....35

Figure 3.9 : Les 9 fenêtres de Nagao ----- 35

Figure 3.10 : Image dilaté ----- 37

Figure 3.11: Image érodé ----- 37

Figure 3.12 : Ouverture d'image ----- 38

Figure 3.13 : Fermeture d'image ----- 38

Chapitre 4

Figure 4.1 : Schéma général du réducteur de bruit à base du filtre de Wiener récursif ---- 41

Liste de figures

Figure 4.2 : l'organigramme de l'approche adaptative utilisé pour le rehaussement des images.....	45
Figure 4.3 : de droite à gauche Images originales, bruitées et rehaussées.....	47
Figure 4.4 : Histogramme des images originales et ses versions bruitées	48
Figure 4.5 : Histogramme des images rehaussées	49
Figure 4.6 : PSNR et MSE en fonction de SNR d'entrée des trois images.....	50
Figure 4.7 : Variation de PSNR et MSE en fonction de pas d'adaptation μ	52

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

1.1 Introduction

Le présent chapitre concerne des tâches d'optimisation du traitement du signal. Il en présente le filtrage optimal de Wiener, la prédiction, et le filtrage adaptatif qui est utilisé de façon répandue en annulation d'échos, en égalisation des canaux, en réduction du bruit, en annulation de la rétroaction dans les appareils auditifs, et en contrôle actif des bruits, etc.

Les différentes classes d'algorithmes adaptatifs sont construites et discutées : RLS (Recursive Least Square), la famille du gradient stochastique LMS (Least Mean Square), et l'autre des projections affine.

1.2 Filtre de Wiener

Dans cette partie, nous exposerons l'approche statistique du problème (filtrage de Wiener) qui suppose la disponibilité de certaines grandeurs statistiques (moyenne et auto-corrélation) du signal utile de bruit. L'approche consiste alors à minimiser la moyenne statistique du carré de l'erreur (EQM) entre l'information désirée et la sortie du filtre.

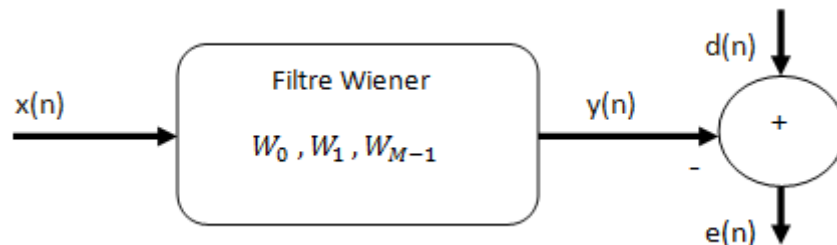


Fig.1.1 Représentation du problème statistique du filtre.

Où :

$x(n)$: Signal de l'entrée.

$y(n)$: Le signal de sortie du filtre.

$d(n)$: Écho ou signal désirer.

$e(n)$: Erreur obtenu par la méthode de filtrage adaptatif qui consiste que les deux ensembles de coefficients sont égaux.

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

Le problème du filtrage optimal est de trouver le meilleur filtre c'est-à-dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$ lorsque l'entrée est une certaine séquence $x(n)$.

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - x(n)^T W(n) = d(n) - W(n)^T x(n) \quad (1.1)$$

On note : $e(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie de filtre $y(n)$.

On note également W la réponse impulsionnelle du filtre.

En utilisant le principe d'orthogonalité, signifiant que toutes les entrées $x(n)$ sont décorrélées de $e(n)$, soit :

$$E [e(n).x(n)] = 0 \quad (1.2)$$

En minimisant le critère MSE suivant :

$$J = \frac{\partial E(e(n))^2}{\partial w} = 0 \quad (1.3)$$

On obtient :

$$R.W(n) = r(n) \quad (1.4)$$

En respectant l'espérance mathématique :

$$r(n) = E[d(n).x(n)] \quad (1.5)$$

$$R = E[x(n).x(n)^T] \quad (1.6)$$

Avec $r(n)$ est le vecteur d'intercorrélacion entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

Et R est la matrice d'autocorrélacion du signal d'entrée $x(n)$, cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.

La relation (1.4) est appelée formule de Wiener ou équation de Wiener-Hopf Cette solution donne le filtre optimal de Wiener :

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

$$W(n)=R^{-1}r(n) \quad (1.7)$$

L'équation de Wiener-Hopf qui permet de calculer le filtre de Wiener optimal, conduit à résoudre un système de M équations à M inconnues :

Il peut être préférable de résoudre ce système par une méthode itérative (algorithme), Les algorithmes adaptatifs permettent l'estimation du filtre adaptatif par le vecteur w de taille M à l'aide d'un critère basé sur l'erreur d'estimation a priori [1].

Cette erreur d'estimation, appelée précédemment signal de différence, s'écrit pour chaque échantillon n :

$$e(n) = d(n) - W(n)^H \cdot x(n) \quad (1.8)$$

Où :

$x(n)$: est le vecteur colonne des M derniers échantillons du signal haut-parleur.

$W(n)$: désigne une vectrice ligne d'ordre M contenant des coefficients de la réponse impulsionnelle finie.

H : désigne l'opérateur de transposition et de conjugaison complexe.

La mise à jour du filtre à chaque instant est effectuée par un contre réaction de l'erreur d'estimation proportionnellement au gain d'adaptation (terme de correction).

1.3 Filtrage adaptatif

Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres et ses coefficients sont modifiés selon un critère donné dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible. Le filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel. Les premiers travaux sur les filtres adaptatifs ont commencé vers la fin des années 1950, Le principe des filtres adaptatifs est de déterminer un ensemble de coefficients d'un système qui évolue dans le temps [2].

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

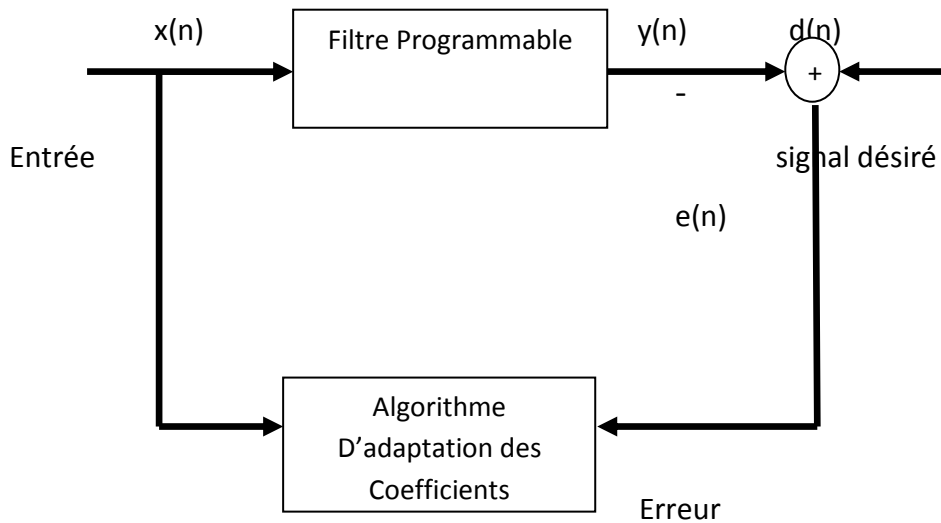


Fig.1.2 Principe d'un filtre adaptatif.

1.3.1 Rôle du filtre adaptatif

Le fonctionnement du filtre adaptatif se décrit de la façon suivante [1]. Le signal d'entrée $x(n)$ est convolué avec le filtre $W(n)$, Le résultat de cette convolution donne $y(n)$. Le signal à la sortie du filtre $y(n)$ est comparé au signal désirée $d(n)$. La différence entre le signal désirée $d(n)$ et le signal à la sortie du filtre $y(n)$ donne le signal d'erreur $e(n)$, permet de faire la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif $W(n)$.

À chaque itération les coefficients du filtre varient en du signal d'erreur $e(n)$ et ce pour faire diminuer la différence entre la sortie du filtre $y(n)$ et le signal désirée $d(n)$. Le signal d'erreur diminue jusqu'à atteindre dans certain cas une valeur nulle. À ce moment les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter. Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants:

- Le critère d'optimisation,
- L'algorithme de mise à jour des coefficients,
- La structure du filtre programmable,
- Le type de signal traité, mono ou multidimensionnel.

Il existe deux classes importantes de filtres linéaires optimaux:

- Filtrage de Wiener (ou les signaux considérées $d(n)$ et $x(n)$ sont stationnaires)

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

- Filtrage de Kalman (qui est une généralisation du filtre de Wiener valable aussi dans le cas de signaux non stationnaires).

Le rôle primordial d'un filtre adaptatif est d'ajuster le paramètre w pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM : erreur quadratique moyenne). Le principe d'un filtre adaptatif bouclé par un algorithme d'adaptation est représenté sur la figure (1.2).

1.3.2 Les algorithmes adaptatifs

Un algorithme est un énoncé d'une suite d'opérations permettant de donner la réponse à un problème. Un algorithme est une spécification d'un schéma de calcul sous forme d'une suite finie d'opérations élémentaires obéissant à un enchaînement déterminé.

1.3.2.1 Critères de Comparaison des Algorithmes Adaptatifs

- Taux de Convergence : Nombre d'itérations pour converger suffisamment près de la solution de Wiener.
- Désajustement : (Moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique finale) - (erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener).
- Robustesse : Résistance au mauvais conditionnement des données.
- Complexité : Nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données).
- Structure : Aspect hardware, complexité de l'implantation matérielle.
- Stabilité numérique : Influence des erreurs de quantification problème de la propagation des erreurs.

1.3.2.2 Choix de l'algorithme

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [3]:

- la mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue
- la capacité de poursuite (tracking) des variations (non-stationnarités) du système

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

- la robustesse au bruit
- la complexité
- les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre.

1.3.3 Présentation des algorithmes de filtrage adaptatif

Nous allons présenter dans cette partie trois grandes familles des algorithmes de filtrage adaptatif, soit la famille des moindres carrés récursifs RLS (Recursive Least Square), la famille du gradient stochastique LMS (Least Mean Square), et l'autre des projections affine. Pour la famille du RLS, la formulation de base du RLS et sa version rapide FRLS seront décrites. Pour la famille LMS, notre intérêt porte sur le LMS, et le LMS normalisé. Pour la famille des projections affines, on s'intéresse à étudier l'algorithme l'APA original.

1.3.3.1 La famille RLS

L'algorithme de moindres carrés récursif (RLS) (Recursive least square) a pour but de minimiser la somme des carrés des erreurs, par la méthode de moindres carrés.

Dans la méthode de moindres carrés exacte, on vise à minimiser par rapport au vecteur des paramètres $W(n)$ à chaque instant n , un critère défini sur les erreurs commises depuis l'instant initial [4].

1.3.3.2 La famille LMS

L'un des premiers algorithmes est l'algorithme du gradient stochastique ou LMS (least-mean-square) conçu par WIDROW et HOFF en 1959. Cet algorithme est basé sur une estimation simple et peu complexe du gradient. Ce type de filtre est très simple, mais il est inefficace pour la problématique de l'annulation d'écho en raison de la grande variation d'énergie contenue dans la voix, ces variations d'énergie provoquent une divergence de filtre [4].

Pour résoudre ce problème, Haykin a introduit le gradient normalisé NLMS, la modification apportée consiste à normaliser la correction des coefficients en fonction de l'énergie du

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

signal. Le pas dans ce calcul varie de façon inversement proportionnelle à l'énergie contenue dans le signal. Ainsi en présence d'une grande énergie, l'adaptation du filtre est ralentie. Ce ralentissement permet d'éviter les cas de divergence qui pourraient subvenir avec le filtre LMS.

a. Algorithme du gradient stochastique LMS

L'idée de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme de gradient déterministe de l'équation suivant par sa valeur instantanée [5].

$$W(n+1) = W(n) + \mu [r - R \cdot W(n)] \quad (1.9)$$

μ est le pas d'adaptation.

$$r \cong d(n) x(n) \quad (1.10)$$

Et

$$R \cong x(n) x(n)^T \quad (1.11)$$

Remplaçant (1.10) et (1.11) dans (1.9) on obtient la relation suivante :

$$W(n+1) = W(n) + \mu \cdot e(n) \cdot x(n) \quad (1.12)$$

Tel que : $e(n) = d(n) - w(n)^H \cdot x(n)$

La condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme (LMS) est :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$$

b. Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie de signal d'entrée $x(n)$.

Pour des signaux non stationnaires, l'énergie de signal $x(n)$ varie avec le temps, l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque μ est constant.

L'algorithme LMS normalisé est obtenu en minimisant la fonction cout suivant [6]:

$$J(n) = ||W(n+1) - W(n)||^2 \quad (1.13)$$

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

Avec la contrainte : $d(n)=W^T(n+1)x(n)$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour $x(n)$.

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange. En effet, on cherchera à minimiser par rapport à $h(n+1)$.

$$J(n) = ||W(n+1) - W(n)||^2 + \lambda[d(n) - W^T(n+1)x(n)] \quad (1.14)$$

Où λ est le multiplieur de Lagrange, on obtient :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial w(n+1)} = 2[W(n+1) - W(n)] - \lambda x(n) = 0 \quad (1.15)$$

$$\text{Soit : } W(n+1) = W(n) + \frac{\lambda}{2} \quad (1.16)$$

Or d'après la contrainte :

$$d(n) = W(n+1)^T x(n) = W(n)^T x(n) + \frac{\lambda}{2} x(n)^T x(n)$$

Ce qui donne :

$$\lambda = \frac{2e(n)}{x(n)^T x(n)} \quad (1.17)$$

Finalement nous obtenons l'algorithme NLMS :

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\lambda}{2} x(n) \frac{1}{x(n)^T x(n)} e(n) x(n) \quad (1.18)$$

c. Stabilité de l'algorithme NLMS

Pour simplifier, on suppose que $d=0$.

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

L'erreur du signal est aussi appelée erreur "*a priori*" car elle utilise les coefficients du filtre avant la mise à jour.

L'erreur "*a posteriori*" est définie par: $\hat{e}(n) = d(n) - W(n+1)^T x(n)$

Et se calcule une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme peut être considéré comme stable si la valeur absolue de l'erreur "*a posteriori*" est plus petite que celle de l'erreur "*a priori*", ce qui est logique puisque $e(n)$ exploite davantage d'informations.

En remplaçant l'équation du NLMS:

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\mu}{x(n)^T x(n)} e(n)x(n) \quad (1.19)$$

Dans l'erreur "*a posteriori*", on obtient:

Donc :

$$|\hat{e}(n)| < |e(n)|$$

$$|e(n)[1 - \mu]| < |e(n)|$$

$$|[1 - \mu]| < 1$$

$$0 < \mu < 2$$

Qui est la condition de stabilité de l'algorithme NLMS.

1.3.3.3 La famille APA

Il est possible d'améliorer la convergence de l'algorithme LMS en modifiant la direction d'adaptation des coefficients du filtre d'identification, cette analyse est l'origine des algorithmes de projection affine qui sont obtenus par une projection d'ordre multiple k [5]. Les algorithmes d'ordre k sont caractérisés par le fait qu'ils annulent les k erreurs *a posteriori* produites par le filtre d'identification. Ces algorithmes possèdent de ce fait de bien meilleures propriétés de convergence sur des signaux fortement corrélés que l'algorithme LMS. Toutefois, leur complexité arithmétique initiale est trop importante. Plusieurs versions rapides de ces algorithmes ont été proposées afin de réduire la complexité initiale.

Chapitre1 Introduction au filtrage adaptatif

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le problème d'identification résolu par le filtrage optimal de Wiener et le filtrage adaptatif en décrivant l'essentiel des équations qui formulent les algorithmes adaptatifs de type gradient stochastique, NLMS, les algorithmes de projection affine.

Chapitre2 Prétraitement des images

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les définitions et les caractéristiques principales des images. Ces images sont la représentation visuelle d'une scène ou d'une personne par plusieurs moyens (Photo, portrait, peinture...etc.). En traitement du signal, une image est définie comme étant un signal bidimensionnel.

Le traitement d'image et ses techniques associées sont destinés à exploiter au mieux l'information contenue dans l'image, qui était, depuis l'aube de l'humanité, un élément le plus significatif dans le domaine de l'échange de l'information, et elle l'est toujours d'ailleurs. Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.

2.2 Le system visuel humain

2.2.1 Le fonctionnement de la perception humaine

Le système visuel est l'ensemble des organes participant à la perception visuelle, de la rétine au système sensori-moteur. Son rôle est de percevoir et d'interpréter deux images en deux dimensions en une image en trois dimensions [7].

2.2.2 La structure de l'œil

L'œil humain est un organe complexe qui permet au cerveau de recevoir, sous forme d'images, des informations issues de l'environnement ainsi qu'un instrument d'optique simple, qui capte et oriente les rayons lumineux vers des récepteurs. Il s'agit également d'un système capable d'analyser certaines propriétés des informations reçues. L'œil possède plusieurs parties distinctes d'un point de vue fonctionnel [7] :

- **La couche externe ou sclérotique** est une membrane blanche et opaque particulièrement résistante qui entoure l'œil. Sa structure et son épaisseur (1 à 2 mm) permettent de garder la pression interne de l'œil et de le protéger des agressions mécaniques.

Chapitre2 Prétraitement des images

- **La cornée** est une membrane plus mince, parfaitement transparente, qui recouvre environ 1/6 de la surface de l'œil. La cornée est parcourue par de fines fibres nerveuses.. Du fait d'une absence de vaisseaux sanguins la cornée est nourrie par un liquide fluide comme l'eau : l'humeur aqueuse.
- **L'iris** est une membrane de l'œil qui présente une ouverture en son centre. Cette ouverture centrale, la pupille, est réglée par des muscles dont l'action est coordonnée afin de moduler la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil dans les différents milieux auxquels il est exposé.
- **Les corps ciliaires** comportent environ 80 replis conformant les procès ciliaires dont les muscles sont rattachés au cristallin.
- **Le cristallin** est une lentille transparente et élastique à deux faces convexes. La courbure naturelle du cristallin est modifiée et étirée lorsque les muscles ciliaires se contractent.. Le cristallin est ainsi composé d'eau, de collagène et représente les 4/5 du volume de l'œil.
- **La rétine** est le tissu nerveux de l'œil sensible à la lumière. Elle est en contact direct avec le corps vitré et se situe sur la choroïde, qui est la membrane tapissant la face interne de la sclérotique. Elle est parcourue par de nombreux vaisseaux sanguins et contient des récepteurs photosensibles (sensibles aux rayons lumineux). Ces récepteurs sont situés à proximité de la choroïde et sont connectés à différents types de cellules nerveuses. En outre le prolongement de ces cellules, situées en bordure du corps vitré, forme le nerf optique. Par ailleurs lorsqu'un objet est vu par l'œil, celui-ci reforme une image inversée sur la rétine.

Chapitre2 Prétraitement des images

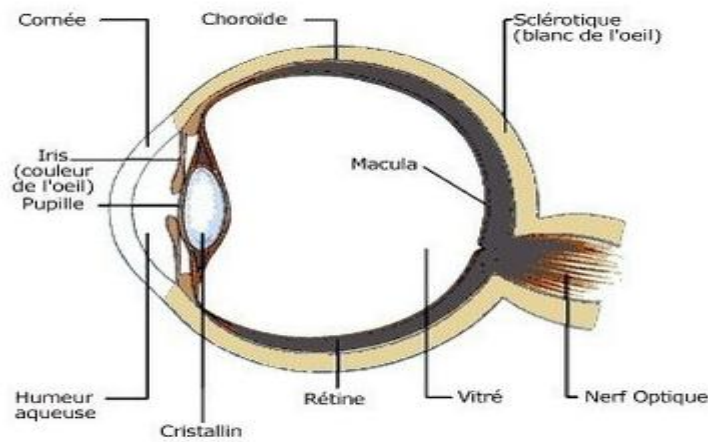


Fig.2.1 Structure de l'œil.

2.3 L'image numérique

C'est une image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter. L'image numérique est une matrice de $X \times Y$ pixels (Picture élément) correspondant à l'échantillonnage et la quantification d'un signal acquis avec une caméra.

Chaque pixel est associé à un niveau de gris n ou des niveaux de composante couleur codé sur N bits et qui représentent respectivement le niveau de luminosité ou de couleur de la zone correspondante dans la scène observée. Chaque pixel est localisé par ses coordonnées x et y dans l'image [8].

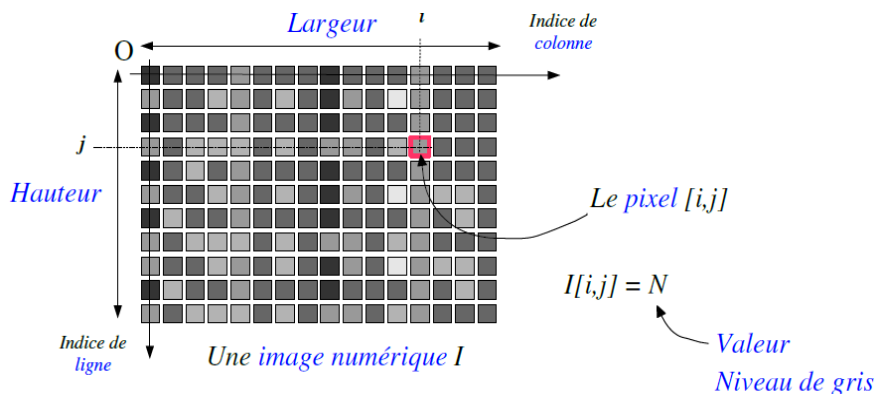


Fig.2.2 Réseau de pixels d'une image numérique.

Chapitre2 Prétraitement des images

On distingue généralement deux grandes catégories d'images [9] :

Bitmap (appelées aussi images matricielle) : il s'agit d'images pixellisées, c'est-à-dire un ensemble de points (pixels) contenus dans un tableau, chacun de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur.

Vectorielles: les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation).

Dans ce qui suit nous donnons trois exemples d'images numériques :

2.3.1 L'image binaire

Dans une image binaire, les pixels sont représentés par deux états logiques 0 (noir) et 1 (blanc). C'est un codage de l'image sur 1 bit [10].



Fig. 2.3 Image binaire.

2.3.2 L'image à niveaux de gris

Dans une image en niveaux de gris (nuances de gris), celle qui sera l'objet de notre étude, la couleur d'un pixel peut prendre des valeurs allant du noir (0) au blanc (255) en passant par

Chapitre2 Prétraitement des images

un nombre fini de niveaux intermédiaires obtenus par dégradation du noir. Le pixel est ainsi codé sur un octet [11].



Fig. 2.4 Une image à niveaux de gris.

2.3.3 L'image couleur

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : rouge, vert et bleu (RVB). chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. pour $R=V=B=0$ nous auront un noir pur, et pour $R=V=B=255$ nous auront un blanc pur. La représentation des images couleurs se fait donc par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs [12].

2.3.3.1 L'espace RGB

L'espace RGB est l'espace vectoriel engendré par les 3 composantes primaires (Rouge, Vert, Bleu). L'ensemble des couleurs produites se représente comme l'intérieur d'un cube :

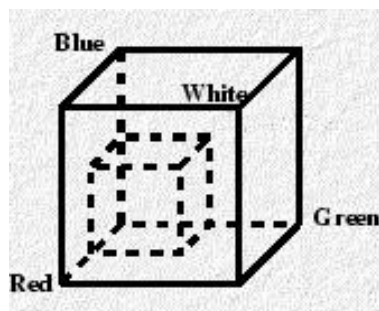


Fig.2.5 L'espace RGB.

Chapitre2 Prétraitement des images

2.3.3.2 L'espace HSV

Le principe de l'espace HSV (Hue Saturation Value) est de caractériser les couleurs de façon plus intuitive, conformément à la perception naturelle des couleurs, en termes de :

Teinte : intuitivement, c'est le nom qu'on utilisera pour désigner la couleur, "vert", "mauve", "orange", etc. Idéalement associé à une longueur d'onde, donc à une position sur le cercle de Newton.

Saturation : c'est le taux de pureté de la couleur, qui doit varier entre la pureté maximale (couleur éclatante) et l'achromatisme (niveau de gris).

Valeur: c'est la mesure de l'intensité lumineuse de la couleur, qui doit varier entre le noir absolu et le blanc. L'espace des couleurs a la forme d'un pseudo cône à six faces (hexacône). Le plan $V=1$ correspond à la projection du cube RGB parallèlement à sa diagonale principale. Les autres plans $V=$ constante correspondent des sous cubes.

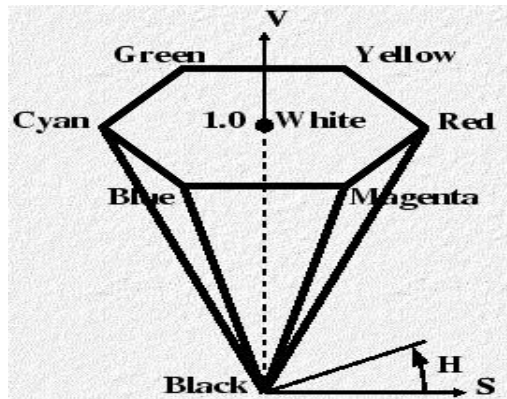


Fig. 2.6 L'espace HSV.

2.4 Caractéristiques d'une image numérique

2.4.1 Le pixel et son voisinage

Pixel est une abréviation de (Picture Élément), il représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique, l'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image.

Chapitre2 Prétraitement des images

Les pixels du voisinage sont ceux qui entourent le pixel en question (figure 2.7). C'est une fenêtre de dimension impaire (3*3, 5*5, ...).

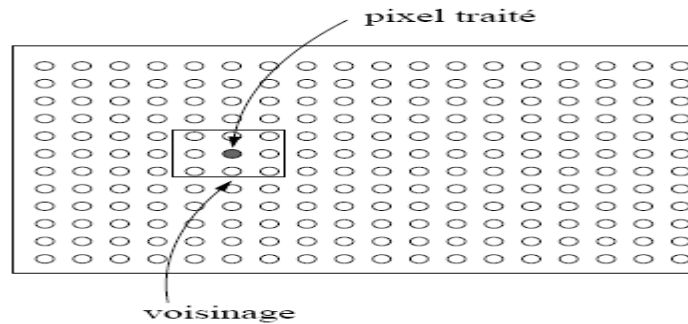


Fig. 2.7 Le voisinage (3*3) d'un pixel.

2.4.2 La définition

On appelle définition le nombre de points (pixels) constituant une image: c'est le nombre de colonnes de l'image que multiplie son nombre de lignes. Une image possédant 10 colonnes et 11 lignes aura une définition de 10 x11 [13].

2.4.3 La résolution

C'est le nombre de points contenu dans une **longueur donnée** (en pouce). Elle est exprimée en points par pouce (PPP, en anglais: DPI pour Dots Per Inch). Un pouce mesure 2.54 cm, c'est une unité de mesure britannique [13].

La résolution permet ainsi d'établir le rapport entre la définition en pixels d'une image et la dimension réelle de sa représentation sur un support physique (écran, papier...)

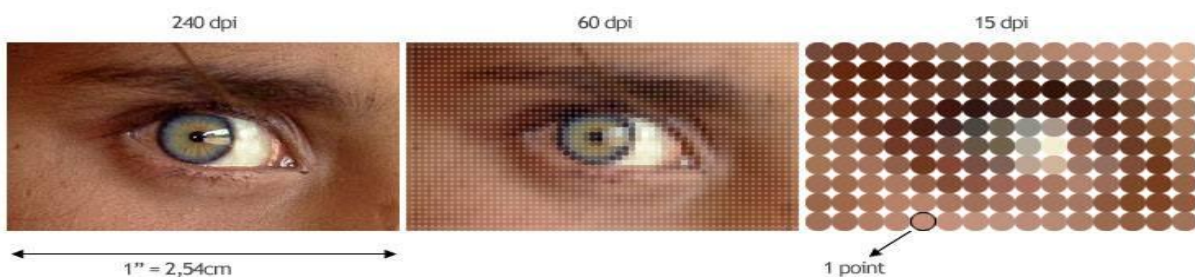


Fig. 2.8 Résolution d'une image

2.4.4 La taille d'une image

La taille d'une image numérique peut se définir par [13]:

- * sa définition en pixels (ex : 640x480 pixels)
- * ses dimensions en pouces (ex : 12")
- * sa résolution en dpi ou ppp. (ex: 300dpi)

2.5 L'échantillonnage et Quantification

L'échantillonnage est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire $R(x,y)$ d'une image continue une unique valeur $I(x,y)$. On parle de sous échantillonnage lorsque l'image est déjà discrétisée et qu'on diminue le nombre d'échantillons [11].

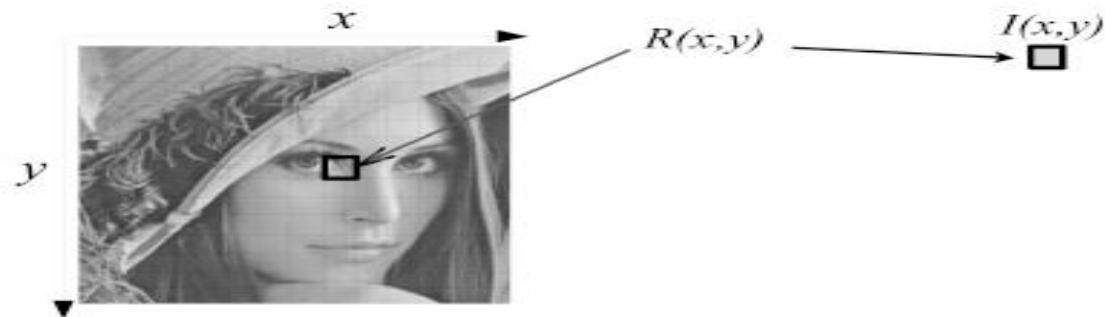


Fig. 2.9 Echantillonnage.

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

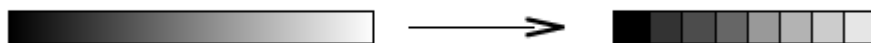


Fig. 2.10 Quantification.

L'échantillonnage est une étape fondamentale qui doit tenir compte du contenu informationnel pertinent de l'image à analyser. Sur l'exemple ci-dessous, en 1D, le signal échantillonné « ressemble » à une sinusoïde de fréquence 8 fois plus faible.

Chapitre2 Prétraitement des images

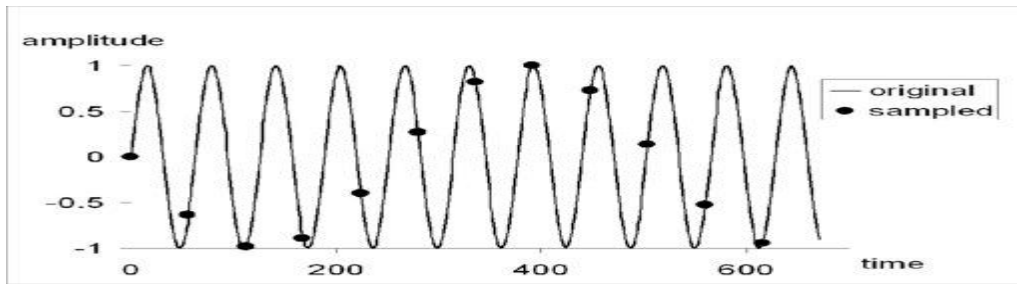


Fig. 2.11 Signal échantillonnée 1D.

Ce phénomène appelé **aliasing** est encore pire en 2D, car il affecte la fréquence et la direction des structures périodiques. Imaginons par exemple qu'on souhaite échantillonner l'image correspondant aux bandes noires ci-dessous :



Fig. 2.12 Image à échantillonner.

Avec un échantillonnage adapté, l'image numérique fait apparaître des structures conformes à l'information présente dans l'image.

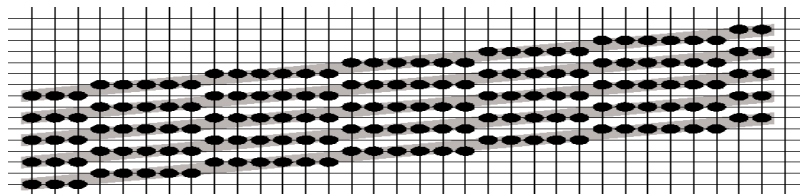


Fig. 2.13 Image avec un échantillonnage adapté.

Mais en considérant seulement 1 échantillon sur 2, une structure différente apparaît, dont l'analyse (ici des bandes verticales, plus épaisses) ne sera pas conforme à la réalité de l'objet.

Chapitre2 Prétraitement des images

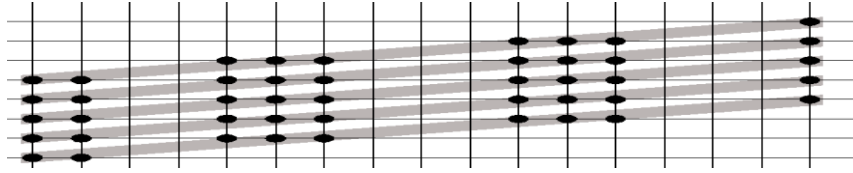


Fig. 2.14 Image avec un échantillon 1 sur 2.

Résolution...

...spatiale :

Échantillonnage



...tonale :

Quantification



Fig.2.15 Echantillonnage et Quantification.

2.6 La région

C'est un ensemble de pixels connexes et homogènes. Un pixel appartient à une région donnée s'il vérifie les caractéristiques de celle-ci (intensité, centre de gravité...). Une région est limitée par un contour. Elle est dite homogène si elle regroupe un ensemble de pixels qui possèdent des caractéristiques similaires ou uniformes. Ces caractéristiques peuvent être par exemple la variance du niveau de gris, la couleur.

2.7 Le contour

Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, où la limite entre deux pixels dont le niveau de gris représente une différence significative. L'épaisseur du contour est d'un pixel ou plus (un pixel dans le cas idéal).

2.8 L'histogramme d'une image

En imagerie numérique, l'histogramme représente la distribution des intensités (ou des couleurs) de l'image. C'est un outil fondamental du traitement d'images, avec de très nombreuses applications. Les histogrammes sont aussi très utilisés en photographie.

Pour une image monochrome, c'est-à-dire à une seule composante, l'histogramme est défini comme une fonction discrète qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels prenant cette valeur. La détermination de l'histogramme est donc réalisée en comptant le nombre de pixel pour chaque intensité de l'image. On effectue parfois une quantification, qui regroupe plusieurs valeurs d'intensité en une seule classe, ce qui peut permettre de mieux visualiser la distribution des intensités de l'image.

2.8.1 La luminance

La luminance est le degré de luminosité de chaque point de l'image. Elle est définie comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface [14].

La luminance (ou brillance) est définie comme la moyenne de tous les pixels de l'image I

Pour augmenter la luminance, il suffit de décaler l'histogramme : $I'(i, j) = I(i, j) + b$

Luminance de l'image = moyenne μ des niveaux de gris.

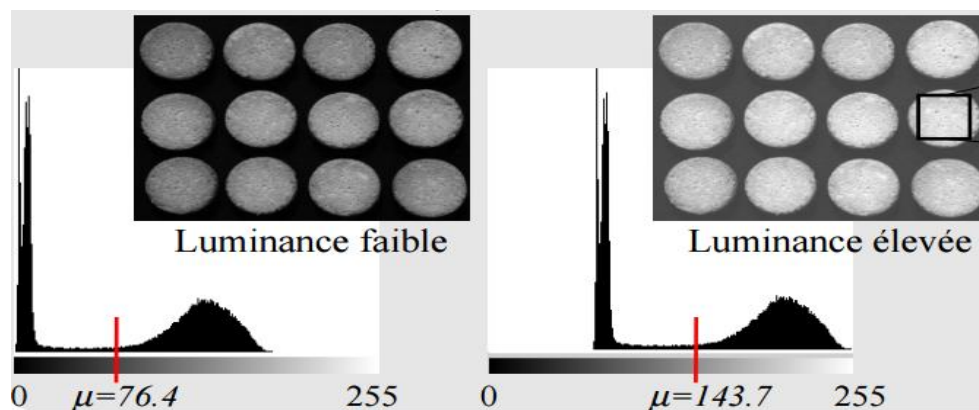


Fig.2.16 Luminance en fonction d'histogramme.

2.8.2 Le contraste

Le contraste est une propriété intrinsèque d'une image qui désigne et quantifie la différence entre les parties claires et foncées d'une image (elle différencie les couleurs claires des couleurs foncées). En photographie on le définit le contraste comme la différence entre la densité la plus forte et la plus faible d'une image. Le contrôle du contraste est un élément important de la pratique photographique. Le contraste final de l'image dépend à la fois du sujet, de la nature et du traitement du négatif et du positif [14].

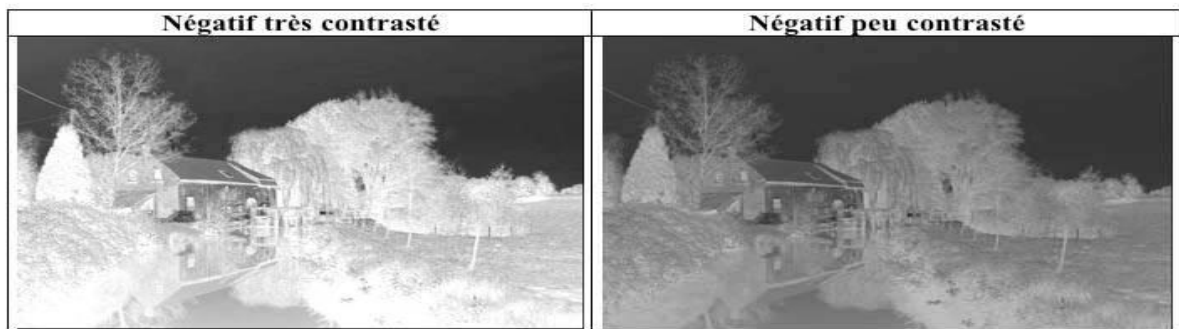


Fig.2.17 Image avec contraste très négatif [à gauche], image avec contraste peu négatif [à droite].

2.8.3 Égalisation d'un histogramme

L'égalisation d'histogramme est une transformation des niveaux de gris dont le principe est d'équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique (Idéalement, on cherche à obtenir un histogramme plat) [14].

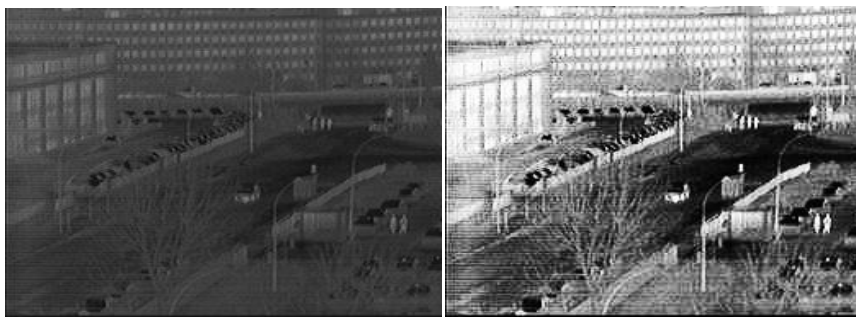


Fig. 2.18 Image avant l'égalisation [à gauche], Image après l'égalisation [à droite].

Chapitre2 Prétraitement des images

2.8.4 Histogramme normalisé

La normalisation d'histogramme, ou expansion de dynamique, est une transformation affine du niveau de gris des pixels de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique de représentation [14].

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré quelques types des images numériques avec leurs caractéristiques et certains outils mathématiques (région, contour, luminance, histogrammes, contraste, etc.) qui sont souvent utilisés pour le prétraitement d'image. Ce chapitre servira comme une bonne introduction au domaine de traitement des images lorsque celles-ci sont altérées par tout type de source de bruit.

3.1 Introduction

La restauration d'images a pour objet la réduction, l'élimination des distorsions introduites (bruits) par le système ayant servi à acquérir l'image.

Son but est d'obtenir une image qui soit la plus proche possible de l'image idéale en appliquant les méthodes de traitement appropriées (suppression des bruits par les différents filtres).

3.2 Le bruit dans une image

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [15].

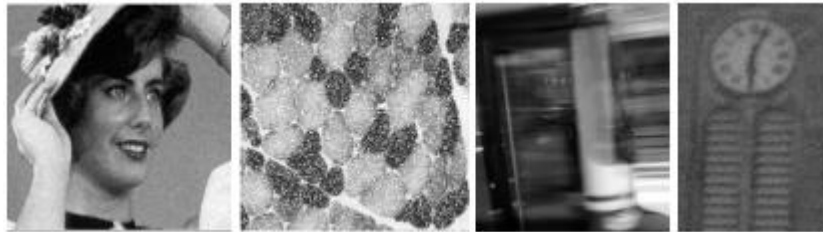


Fig.3.1 Exemples des images bruitées.

Ainsi, il est important de connaître la nature du bruit contaminant l'image. En fait, le type de bruit le plus connu et le plus difficile à réduire, est le bruit blanc gaussien.

3.2.1 Types de bruit

3.2.1.1 Bruit additif

Le bruit additif peut être défini de la façon suivante: étant données une image non bruitée R et I la même image avec un bruit additif A , alors chaque pixel est caractérisé par la relation [15] :

$$I_j = A_j + R_j \quad (3.1)$$

où A_j est une variable aléatoire de moyenne égale à 0.

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images

3.2.1.2 Bruit multiplicatif

Le bruit multiplicatif se définit de façon analogue: étant données une image non bruitée R et I la même image avec un bruit multiplicatif B , alors chaque pixel j est caractérisé par la relation:

$$I_j = B_j \cdot R_j \quad (3.2)$$

Où B_j est une variable aléatoire de moyenne égale à 1. La principale caractéristique de ce bruit est que les pixels d'une zone homogène seront d'autant plus bruités que leur niveau de gris est élevé [15].

3.2.1.3 Bruit convolutif

Le bruit convolutif se définit de façon analogue: étant données une image non bruitée R et I la même image avec un bruit convoluté C , alors chaque pixel j est caractérisé par la relation:

$$I_j = C_j * R_j \quad (3.3)$$

Où C_j est une variable aléatoire de moyenne égale à 1, et $*$ représente le produit de convolution.

3.2.1.4 Bruit blanc gaussien

Obtenu en ajoutant à chaque pixel une valeur aléatoire distribuée identiquement et indépendamment suivant une loi gaussienne :

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.4)$$

Où :

$f(x)$ est la densité de probabilité gaussienne (unidimensionnelle).

m et σ représentent respectivement la moyenne et la variance.



Fig. 3.2 Image avec un bruit blanc gaussien.

3.2.1.5 Bruit poivre et sel

Le bruit impulsif, aussi appelé bruit poivre et sel, est une dégradation de l'image où certains pixels deviennent aléatoirement soit blancs, soit noirs. On suppose généralement que la probabilité qu'un pixel devienne blanc est constante sur l'image, et que le devenir de chaque pixel est indépendant de celui des autres [16].



Fig. 3.3 Image avec un bruit poivre et sel.

3.3 Critère d'analyse pour le débruitage d'images

La pertinence des méthodes de débruitage dépend de deux critères, subjectif et objectif permettant d'évaluer l'efficacité de ces méthodes. Le critère subjectif représente l'aspect visuel.

3.3.1 Critère subjectif (aspect Visuel)

L'œil humain est un outil essentiel pour apprécier la qualité d'une image. Il va permettre à l'utilisateur d'identifier le contenu des images, la netteté de celles-ci, la qualité des contours. Il est donc capital que les méthodes de débruitage prennent en compte le système optique humain. Cependant, cette évaluation ne peut être que subjective puisqu'il n'existe aucune mesure correcte pouvant traduire fidèlement la perception de l'œil humain [17].

Sans pour autant négliger le critère subjectif, il est préférable d'introduire des critères objectifs. Les plus célèbres critères utilisés dans la littérature sont l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le rapport signal sur bruit (PSNR).

3.3.2 Critère objectif

a. Erreur quadratique moyenne (MSE)

Bien qu'elle ne corresponde pas toujours avec la perception humaine, MSE est souvent considéré comme une bonne mesure de la fidélité d'une évaluation d'image. Ce critère est défini comme suit [17] :

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I_0(i, j) - I_r(i, j))^2 \quad (3.5)$$

Avec :

I_0 : Image originale.

I_r : Image débruitée.

m: Nombre de lignes de l'image

n: Nombre de colonnes de l'image.

(i,j): positionnement des pixels.

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images

b. Rapport signal sur bruit en pic (PSNR)

Une autre mesure de la qualité de l'image approchée est le rapport signal sur bruit en pic (PSNR) qui est inversement proportionnel à la MSE, son unité est le décibel (dB) et est définie:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left[\frac{d^2}{\text{MSE}} \right] \text{ dB} \quad (3.6)$$

Où d est la dynamique du signal (la valeur maximum possible pour un pixel). Dans le cas standard d'une image $d=255$ où les composantes d'un pixel sont codées sur 8 bits [17].

3.4 Filtrage d'une image

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect.

En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine. N'entrent pas dans la catégorie du filtrage toutes les transformations de l'image d'origine : zoom, découpage, projections.

3.4.1 Filtrage linéaire

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille $N \times N$ avec N impair. Parmi les filtres linéaires les plus utilisés on trouve :

3.4.1.1 filtrages dans le domaine spatial (par convolution)

- Convolution

La convolution discrète est un outil permettant l'utilisation de filtres linéaires ou de filtres de déplacements invariants. L'équation générale de la convolution, notée $g(x)$, de la fonction d'origine $f(x)$ avec une fonction $h(x)$ est [18] :

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images

$$g(x) = f(x) * h(x) = \sum_{\forall k}^{\infty} h(x - k)f(k) \quad (3.7)$$

$g(x)$ est la fonction convoluée (résultat de la convolution). Dans notre cas, une image est vue comme une fonction mathématique $h(x)$ est appelé masque de convolution, noyau de convolution...

- Les filtres passe-bas

Les filtres passe-bas permettent d'atténuer les composantes de l'image ayant de hautes fréquences (pixels claires). Ils lissent le signal, adoucissent les variations brutales de l'intensité, ils éliminent simplement le bruit, ils modifient assez peu l'image et gardent généralement intacte l'intensité moyenne de l'image [19].

- Les filtres passe-haut

Les filtres passe-haut permettent d'atténuer les composantes de l'image ayant de basses fréquences. Ce type de filtrage permet d'accentuer les détails et le contraste d'une image numérique. Ils ont pour but de rehausser les frontières. Ils mettent en valeur les points isolés ou les limites des objets, alors que les autres points sont mis à 0 (en noir) [19].

- Filtre passe-bande

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas [19].

- Filtre directionnel

Dans certains cas, on cherche à faire apparaître des détails de l'image dans une direction bien déterminée. Pour cela, on utilise des filtres qui opèrent suivant des directions (horizontale, verticale et diagonale).

3.4.1.2 Filtrage dans le domaine fréquentiel

L'utilisation de la représentation fréquentielle de l'image permet de réaliser ce type de traitement. L'approche la plus simple consiste à calculer, par transformée de Fourier, la

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images

décomposition en fréquence de l'image à traiter. On peut ensuite agir, d'une façon directe, sur

les fréquences de l'image et cela de façon sélective [18].

- Transformée de Fourier à 2 dimensions

Pour les signaux continus, nous définissons la transformée de Fourier à deux dimensions par :

$$X(m, n) = \iint_{-\infty}^{+\infty} X(p, q) \cdot e^{-j2\pi(pm+qn)} dpdq \quad (3.8)$$

Par-ailleurs, la transformée de Fourier d'un signal numérique à support borné ($X \times Y$ échantillons) est un spectre échantillonné à support borné dont les $X \times Y$ échantillons sont définis par la transformée de:

$$X_{m,n} = \sum_p \sum_q X_{p,q} e^{-j2\pi(\frac{mp}{X} + \frac{nq}{Y})} \quad (3.9)$$

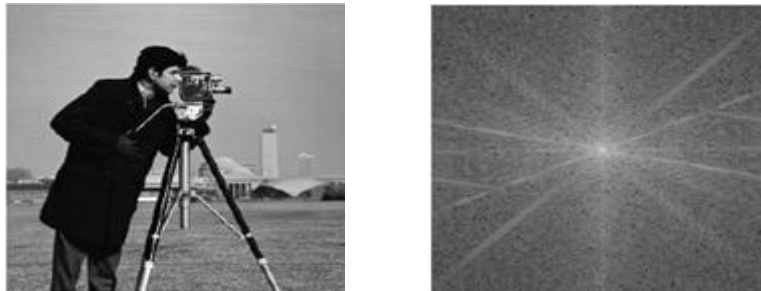


Fig.3.4 Une image [à gauche] et sa transformée de Fourier discrète [à droite].

3.4.1.3 Filtre moyenneur

Appelé également *mean filtering*, *averaging* ou *box filtering*. Son principe est très simple: un pixel est remplacé par la moyenne de lui-même et de ses voisins. C'est dans la définition du voisinage que les filtres vont différer. Le filtre moyenneur est un filtre passe bas permettant ainsi d'éliminer les hautes fréquences, correspondantes au bruit. Son inconvénient est qu'il élimine également les hautes fréquences correspondantes aux détails de l'image: il rend ainsi l'image moins bruitée mais plus floue.



Fig.3.5 Image bruitée avec du bruit poivre et sel [à gauche], image débruitée avec un filtre moyennneur [à droite].

3.4.1.4 Filtre gaussien

Le filtre Gaussien passe bas (Gaussian Lowpass Filter) présente une alternative plus réaliste au filtre passe bas idéal qui met à zéro toutes les composantes dont les fréquences sont l'extérieur d'une gamme de basses fréquences spécifiées. Les effets du GLF sur le spectre d'une image sont semblables à ceux d'un filtre passe bas idéal dans le sens que les composantes à basses fréquences peuvent passer pendant que les composantes à hautes fréquences sont bloquées. La principale différence est que la troncature des composantes à hautes fréquences est graduelle et pas tranchante (raide), comme c'est le cas pour le filtre passe bas. Le GLF est représenté par la réponse de la fréquence suivante [20] :

$$H_G(\mathbf{w}) = A^{-2\pi^2\sigma^2|\mathbf{w}|^2} \quad (3.10)$$

Où, $H_G(\mathbf{w})$ est la réponse fréquentielle, \mathbf{w} est la pulsation, σ est la variance (ouverture du filtre) et A est l'amplitude.

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images



Fig. 3.6 Image bruitée [à gauche], image débruitée avec un filtre gaussien [à droite].

3.4.2 Filtrage non linéaires

Pour éviter le flou introduit par les filtres passe-bas classiques, une autre famille de méthodes existe, les filtres non linéaires ou filtres d'ordre. Ce sont des filtres dans lesquels la nouvelle valeur du pixel est calculée par une combinaison non linéaire de la fenêtre des pixels avoisinants. Le filtre médian est le filtre non linéaire le plus utilisé :

3.4.2.1 Filtre médian

Il supprime le bruit dans l'image. Son algorithme est relativement simple, le filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur médiane du pixel et de ses voisins. Le nombre de voisins peut être déterminé à l'aide d'un paramètre 'N'. Ce paramètre indique la taille du carré dans lequel seront effectués les calculs.

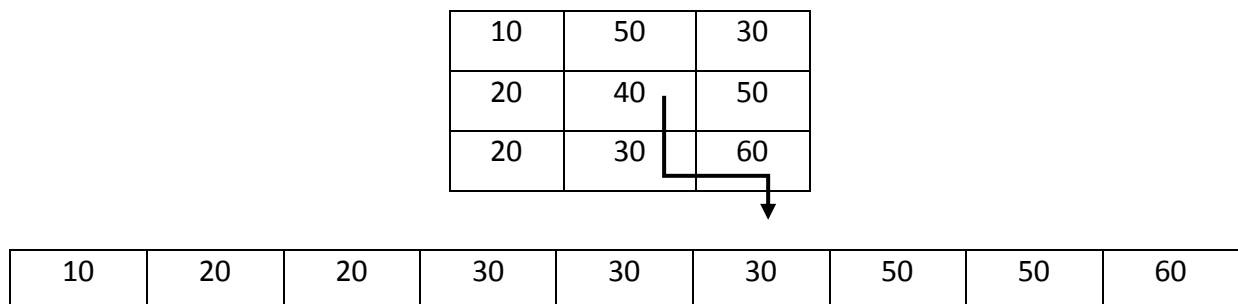


Fig. 3.7 Principe du filtre médian3x3.

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images

Dans cet exemple la valeur de niveau de gris de pixel central (le pixel qui a un niveau de gris égal à 40) est remplacée par 30.



Fig. 3.8 Image bruitée [à gauche], image débruitée avec un filtre médian [à droite].

3.4.2.2 Filtre de Nagao

Le principe de ce filtrage est de remplacer chaque pixel de l'image par la valeur moyenne des pixels contenus dans une fenêtre particulière. Il s'agit de choisir la fenêtre la mieux adaptée parmi un certain nombre de fenêtres prédéfinies [21].

Le filtre de Nagao examine la fenêtre 5x5 centrée sur chaque pixel. 9 domaines sont définis dans cette fenêtre (figure3.9).

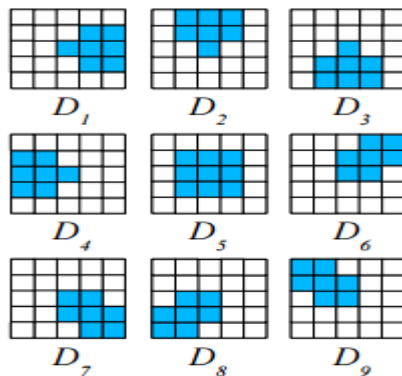


Fig.3.9 Les 9 fenêtres de Nagao.

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images

On calcule pour chaque domaine D_i la moyenne μ_i et la variance V_i . Le résultat de l'opérateur est la moyenne du domaine qui présente la plus faible variance.

3.5 Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une catégorie particulière de filtre d'ordre donc théorie de traitement non linéaire qui est aujourd'hui très largement utilisée en analyse d'images binaires, mais qui a depuis été étendue aux images en niveaux de gris. La morphologie mathématique ne s'appuie pas sur le traitement de signal, mais repose sur la théorie des ensembles, ce qui en fait une discipline relativement « auto contenue » et formant un tout cohérent.

La plus grande partie de cette théorie a été développée au Centre de Morphologie Mathématique (CMM) de l'Ecole des Mines de Paris.

Les opérateurs morphologiques travaillent aussi sur le voisinage local de chaque pixel. La forme de ce voisinage appelée élément **structurant**. Comme pour les filtres linéaires ou médians on peut utiliser des éléments structurants de taille et forme variées. Les éléments structurants couramment utilisés sont cercle, isotrope, et le carré, permet d'accélérer les calculs [22].

Tout d'abord, nous présenterons les transformations morphologiques basiques que nous allons utiliser. Parmi les opérateurs morphologiques, on distingue :

-La dilatation et l'érosion morphologiques.

-L'ouverture et la fermeture morphologiques.

Ce sont l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture qui reposent sur des opérations de supériorité et d'infériorité entre l'image d'origine et une forme géométrique que l'on appelle élément structurant.

Le principe de base de l'analyse morphologique est d'extraire les formes de l'image à partir des réponses fournies à différents tests (transformations). Il a été prouvé que ces méthodes sont très efficaces pour la reconnaissance des objets comme pour leur analyse.

3.5.1 Opérateur morphologique de dilatation

Ensemble des pixels recouverts par l'élément structurant, lorsque celui-ci parcourt l'objet (son centre restant dans l'objet).

Permet d'ajouter à l'objet initial les pixels qui lui sont proches, dans des directions dépendant de l'élément structurant choisi.



Fig. 3.10 Image dilaté.

3.5.2 Opérateur morphologique d'érosion

L'érosion est une opération complémentaire à la dilatation. Elle est définie par l'ensemble des pixels non recouverts par l'élément structurant, lorsque celui-ci parcourt l'objet (son centre restant hors de l'objet). Ce phénomène permet d'enlever à l'objet initial, les pixels qui sont proches de ses bords, dans des directions dépendant de l'élément structurant choisi.



Fig.3.11 Image érodé.

3.5.3 Ouverture (érosion+dilatation)

L'ouverture permet de lisser (nettoyer) les contours, supprimer les petits îlots ou parties saillantes tout en gardant la taille originale de l'objet.



Fig. 3.12 Ouverture d'image.

3.5.4 Fermeture (dilatation + érosion)

La fermeture c'est une opération qui supprime les trous, complète les défauts de forme, connecte les objets proches.



Fig.3.13 Fermeture d'image.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, un rappel sur les techniques de filtrage des images a été présenté. Nous avons constaté que le filtrage médian est plus adapté que le filtrage linéaire pour réduire le bruit impulsionnel. Il élimine les événements de taille inférieure à la moitié de la taille de la fenêtre d'observation. Le filtre médian est le plus simple et son action est tout à fait remarquable sur les images affectées de perturbations puisqu'il permet de rehausser la netteté des contours. A cet effet, les filtres non linéaires, constitue un avantage certain par

Chapitre 3 Réduction de bruit dans les images

rapport aux filtres linéaires qui ont un effet passe bas global agissant aussi bien sur le bruit que sur l'information utile présent dans l'image.

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter le résumé de notre travail qui consiste à rehausser des images très bruitées par une approche adaptative. Cette dernière est basée sur l'utilisation d'un algorithme de filtrage adaptatif de type moindre carrée moyenné pour estimer les coefficients d'un filtre réducteur de bruit. Cette approche adaptative bidimensionnelle est utilisée pour améliorer la qualité des images bruitées. Ce chapitre sera également réservé pour la présentation des résultats obtenu dans le cadre de l'utilisation du filtre de Wiener 2D mais calculé d'une manière récursive.

4.2 Approche adaptatif

4.2.1 Filtrage d'image bruité par le filtre de Wiener récursif

- Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener développé à partir de concepts temporels et non fréquentiels sont conçus pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre leur sortie et une sortie désirée. Ils sont dits optimums au sens du critère de l'erreur quadratique moyenne et nous verrons que dans ce cas, les coefficients des filtres sont liés à la fonction d'auto corrélation du signal d'entrée et à l'inter corrélation entre les signaux d'entrée et de sortie désirée [23].

- Application de filtre de Wiener pour un signal (2D)

La figure (4.1) illustre une application de filtre Wiener dans le rehaussement d'une image bruité, les paramètres de cette technique sont :

$u(i,j)$ correspond au signal qui nous intéresse (signal 2D) mais qui n'est pas directement accessible dans la pratique. Seulement les signaux 2D $v(i,j)$ et $b(i,j)$ qui sont disponible en pratique. Nous notons que le signal $v(i,j)$ est bruité par la quantité r inconnue. Ce dernier signal n'est autre que le passage d'un bruit blanc $b(i,j)$ dans un système inconnue modélisé par un filtre h selon l'équation suivante :

$$r(i,j) = b(i,j) * h(i,j) \quad (4.1)$$

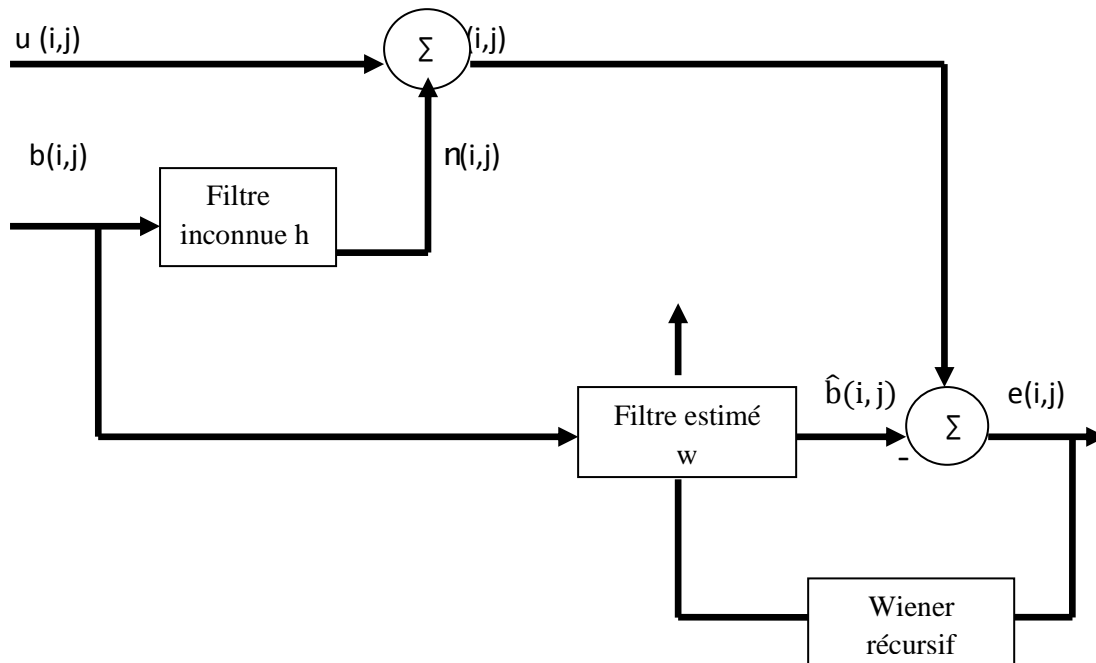


Fig.4.1 Schéma général du réducteur de bruit à base du filtre de Wiener récursif.

Le problème qui se pose est comment retrouver $u(i,j)$ à partir de $b(i,j)$. Une solution consiste à retrouver le filtre de mélange h à ce que la quantité du bruit additifs dans le signal $v(i,j)$. On peut mesurer la quantité d'estimation par l'erreur du filtrage $e(i,j)$ définie par :

$$e(i,j) = v(i,j) - \hat{b}(i,j) \quad (4.2)$$

Dans cette technique, l'erreur du filtrage $e(i,j)$ sera l'image rehaussé ou bien le pixel restauré. Evidemment, plus $e(i,j)$ sera faible, plus l'estimation sera bonne. On cherche donc un filtre qui minimisera l'erreur. Il est pratique de chercher à minimiser $e^2(i,j)$ car c'est une fonction quadratique facilement dérivable. Par ailleurs, étant donné que les signaux intéressants sont aléatoires, la fonction coût qui sera à minimiser est l'erreur quadratique moyenne (MSE) définie par :

$$\xi(i,j) = E(e^2(i,j)) \quad (4.3)$$

On se limitera ici au calcul des filtres FIR. Selon les mêmes principes, on peut calculer des filtres IIR. Appelons \mathbf{W} , le filtre que nous recherchons et N^2 la dimension de sa réponse impulsionnelle donnée avec une notation matricielle par :

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{(0,0)} & \cdots & w_{(0,N-1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{(N-1,0)} & \cdots & w_{(N-1,N-1)} \end{bmatrix}^T \quad (4.4)$$

Le signal estimé $\hat{b}(i, j)$ peut alors s'écrire :

$$\hat{\mathbf{b}}(i, j) = (\mathbf{b} * \mathbf{W})(i, j) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} w(n, m) b(i - n, j - m) \quad (4.5)$$

Ou encore en introduisant la notation matricielle pour $\hat{b}(i, j)$:

$$\hat{\mathbf{b}}(i, j) = \mathbf{W}^T \mathbf{b}(i, j) \Leftrightarrow \mathbf{b}^T(i, j) \mathbf{W} \quad (4.6)$$

Avec

$$\mathbf{b}(i, j) = \begin{bmatrix} b_{(i,j)} & \cdots & b_{(i,j-M)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{(i-N,j)} & \cdots & b_{(i-N,j-N)} \end{bmatrix}^T \quad (4.7)$$

En faisant l'hypothèse que les signaux $v(i, j)$ et $b(i, j)$ sont stationnaires, et si on introduit l'équation 4.6 dans l'équation 4.3, on arrive à la fonction coût suivante :

$$\xi = E[v(i, j) - \mathbf{W}^T \mathbf{b}(i, j)]^2 \quad (4.8)$$

$$\Leftrightarrow \xi = E[v^2(i, j) - 2\mathbf{W}^T \mathbf{b}(i, j)v(i, j) + \mathbf{W}^T \mathbf{b}(i, j)\mathbf{b}^T(i, j)\mathbf{W}]$$

$$\xi = E[v^2(i, j)] - 2\mathbf{W}^T \Phi_{bv} + \mathbf{W}^T \Phi_{bb} \mathbf{W} \quad (4.9)$$

Où :

- Φ_{bb} est une matrice d'autocorrélation de taille N^2 définie par :

$$\Phi_{bb} = E[\mathbf{b}(i, j)\mathbf{b}^T(i, j)] \quad (4.10)$$

- Φ_{bv} est une matrice d'intercorrélacion de taille N^2 défini par :

$$\Phi_{bv} = E[\mathbf{b}(i, j)v(i, j)] \quad (4.11)$$

L'équation 4.9 montre que pour un filtre FIR, la fonction coût MSE dépend de la réponse impulsionnelle \mathbf{W} . Pour en obtenir le minimum, il suffit de chercher les conditions d'annulation de la dérivée de la fonction coût par rapport aux variables qui sont N^2 les points de la réponse impulsionnelle du filtre.

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

La dérivée de la fonction coût par rapport au point $w(n,m)$ de la réponse impulsionnelle est donnée par :

$$\frac{\partial \xi}{\partial w(n,m)} = E \left[\frac{\partial}{\partial w(n,m)} \{e^2(i,j)\} \right] = E \left[2e(i,j) \frac{\partial e(i,j)}{\partial w(n,m)} \right] \quad (4.12)$$

En substituant dans cette équation $e(i,j)$ par les équations 4.1 et 4.5, on obtient l'expression suivante :

$$\frac{\partial \xi}{\partial w(n,m)} = E \left[2e(i,j) \frac{\partial}{\partial w(n,m)} \{v(i,j) - \mathbf{w}^T \mathbf{b}(i,j)\} \right] \quad (4.13)$$

En utilisant le fait que la sortie du filtre $\mathbf{w}^T \mathbf{b}(i,j)$ peut s'écrire comme une somme N^2 produits dont un seul contient le terme $w(n,m)$, on arrive à l'expression suivante :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \xi}{\partial w(n,m)} &= E \left[2e(i,j) \frac{\partial}{\partial w(n,m)} \{w(n,m) b(i-n, j-m)\} \right] \Leftrightarrow \frac{\partial \xi}{\partial w(n,m)} \\ &= E[-2e(i,j) b(i-n, j-m)] \end{aligned} \quad (4.14)$$

On cherche les conditions d'annulation de cette équation pour tous les $n=\{0, \dots, N-1\}$ et $m=\{0, \dots, M-1\}$. Ceci nous donne un ensemble de N^2 équations qui peut être écrit de façon matricielle en introduisant le vecteur gradient ∇ :

$$\begin{aligned} \nabla &= \begin{bmatrix} \frac{\partial \xi}{\partial w(0,0)} & \dots & \frac{\partial \xi}{\partial w(0,N-1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \xi}{\partial w(N-1,0)} & \dots & \frac{\partial \xi}{\partial w(N-1,N-1)} \end{bmatrix} \\ &= 2E \begin{bmatrix} b(i,j)e(i,j) & \dots & b(i,j-N+1)e(i,j) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b(i-N+1,j)e(i,j) & \dots & b(i-N,j-N)e(i,j) \end{bmatrix} \\ &= -2E \left\{ \begin{bmatrix} b(i,j) & \dots & b(i,j-N+1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b(i-N+1,j) & \dots & b(i-N+1,j-N+1) \end{bmatrix} \cdot e(i,j) \right\} \end{aligned} \quad (4.15)$$

En utilisant les équations 4.1 et 4.4 pour remplacer $e(i,j)$ on obtient :

$$\begin{aligned} \nabla &= -2E[\mathbf{b}(i,j)(\mathbf{v}(i,j) - \mathbf{b}^T(i,j)\mathbf{W})] \\ &= -2E[\mathbf{b}(i,j)\mathbf{v}(i,j)] + 2E[\mathbf{b}(i,j)\mathbf{b}^T(i,j)]\mathbf{W} \end{aligned} \quad (4.16)$$

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

qui devient en introduisant la matrice d'autocorrélation et la matrice d'intercorrélation

$$\nabla = -2\Phi_{bv} + 2\Phi_{bb} \mathbf{W} \quad (4.17)$$

La réponse impulsionnelle optimale \mathbf{W}_{opt} est celle qui annule cette équation d'où :

$$\Phi_{bb} \mathbf{W}_{opt} = \Phi_{bv} \quad (4.18)$$

Le filtre ainsi défini est appelé filtre FIR de Wiener. Il permet d'obtenir une erreur quadratique minimale entre $v(i,j)$ et son estimé $\hat{b}(i,j)$ donnée par :

$$\xi_{min} = E[v^2(i,j)] - \mathbf{W}_{opt}^T \Phi_{bv} \quad (4.19)$$

Pour l'adaptation de ce filtre on utilise un algorithme récursif en fonction de l'énergie.

$$\mathbf{W}(n+1, m) = \mathbf{W}(n, m) - \mu \frac{\partial \xi}{\partial w} \frac{1}{\#|\mathbf{b}(i,j)|^2} \quad m = 1, 2, \dots, N. \quad (4.20)$$

Ou bien

$$\mathbf{W}(n, m+1) = \mathbf{W}(n, m) - \mu \frac{\partial \xi}{\partial w} \frac{1}{\#|\mathbf{b}(i,j)|^2} \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (4.21)$$

On nomme μ le pas de convergence (le pas d'adaptation) :

$$0 < \mu < 2$$

Alors :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \xi}{\partial w} &= \frac{\partial (v - \mathbf{b}^T(i,j)\mathbf{w})^2}{\partial w} = -2\mathbf{b}^T(i,j) \cdot (v(i,j) - \mathbf{b}^T(i,j)\mathbf{w}) \\ &= -2\mathbf{b}^T(i,j)e(i,j) \end{aligned} \quad (4.22)$$

Donc :

$$\mathbf{W}(n+1, m) = \mathbf{W}(n, m) + 2\mu \frac{\mathbf{b}^T(i,j)e(i,j)}{\#|\mathbf{b}(i,j)|^2} \quad (4.23)$$

Après le travail que nous avons fait on dit que ce filtre est un filtre récursif du Cœur Wiener et l'algorithme utilisé est un algorithme NLMS.

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

L'organigramme de l'approche adaptative utilisée est donné par la figure suivante :

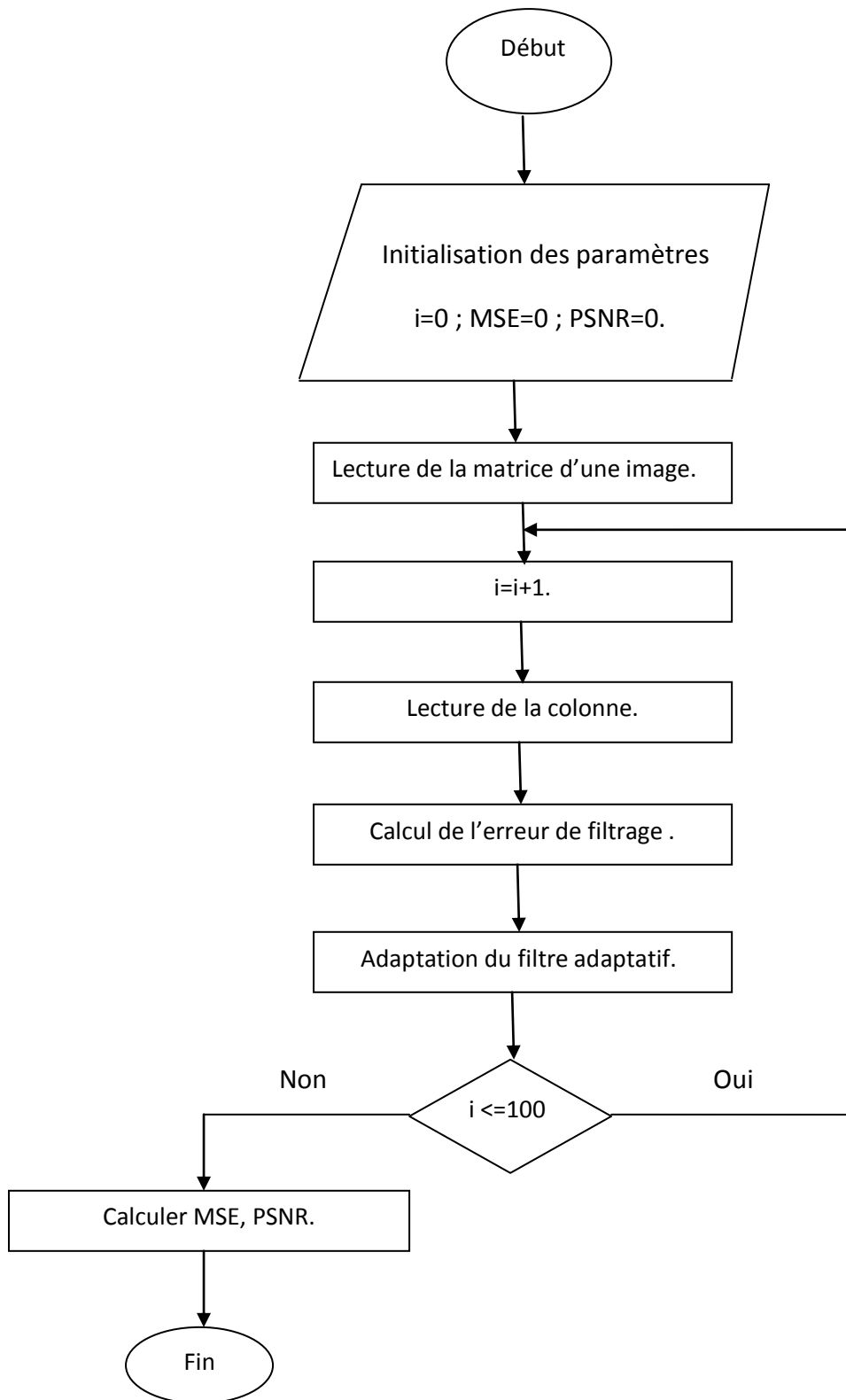


Fig.4.2 l'organigramme de l'approche adaptative utilisée pour le rehaussement des images.

4.3 Résultats de simulation avec des images standards

Notons d'abord que la simulation se fait avec le logiciel «Matlab » et les résultats présentés dans ce document sont obtenus à partir des images en niveaux de gris de taille 256x256. Ces images standards sont très utilisées dans le domaine de traitement des images à savoir l'image de Pirate, Lena, et le photographe Cameraman (voir figure 4.3)

Dans cette figure 4.3, nous présentons pour chaque image, de droite à gauche son original, sa version bruitée et rehaussée. Cela nous permettra la configuration suivante des images – Fig 4.3 haut (pirate), Fig 4.3 milieu (Lena), Fig 4.3 bas (cameraman). A partir de ces images, on remarque bien que le bruit a amoitié toutes les images et altéré entièrement ses niveaux de gris. La dégradation de la qualité de ces images amène même à la difficulté d'apprécier ses détails par l'œil humain. Nous notons que ces images ont été bruitées avec un bruit impulsionnel qui existe souvent dans les appareils de prise des images.

Ce bruit peut être aux pires des cas blanc, mais dans la réalité, il est toujours filtré par un filtre inconnu h . Cela rend la tâche du rehaussement de l'image un peu complexe car la réduction du bruit nécessite l'identification d'un filtre d'où la nécessité de faire appel à des techniques d'identification basée sur un critère de minimisation tel que l'approche adaptative.

Nous remarquons bien que les images résultantes après l'application de l'approche adaptative de réduction de bruit 2D sur les images bruitées ont été bien rehaussées et la qualité visuelle de ces images a été aussi améliorée. Cela signifie que ce système de réduction de bruit permet la suppression quasi-totale du bruit. Cependant, un réglage des paramètres doit être rigoureusement fait.



Fig .4.3 de droite à gauche Images originales, bruitées et rehaussées: (Haut) : image du Pirate, (Milieu) : image de Lena, (bas) : image du Cameraman.

4.4 Les critères d'algorithme

Nous allons évaluer l'effet du SNR d'entrée et l'effet du pas d'adaptation ' μ ' sur la performance de notre algorithme. Pour cela, nous avons utilisé les critères suivants : le pique signal-to-noise ratio (PSNR), Men Square Error (MSE) et l'histogramme.

4.4.1 Histogramme

Afin de comprendre la signification des histogrammes, nous avons tracé pour trois images, l'histogramme de l'image originale ainsi que sa version bruitée. On remarque bien que

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

l'histogramme des images non bruitées est bien informatif sur des régions d'intensités fortes et faibles. Cependant, dans le cas des images bruitées, l'histogramme obtenu n'est autre que celui d'un bruit centré sur sa variance (figure 4.4).

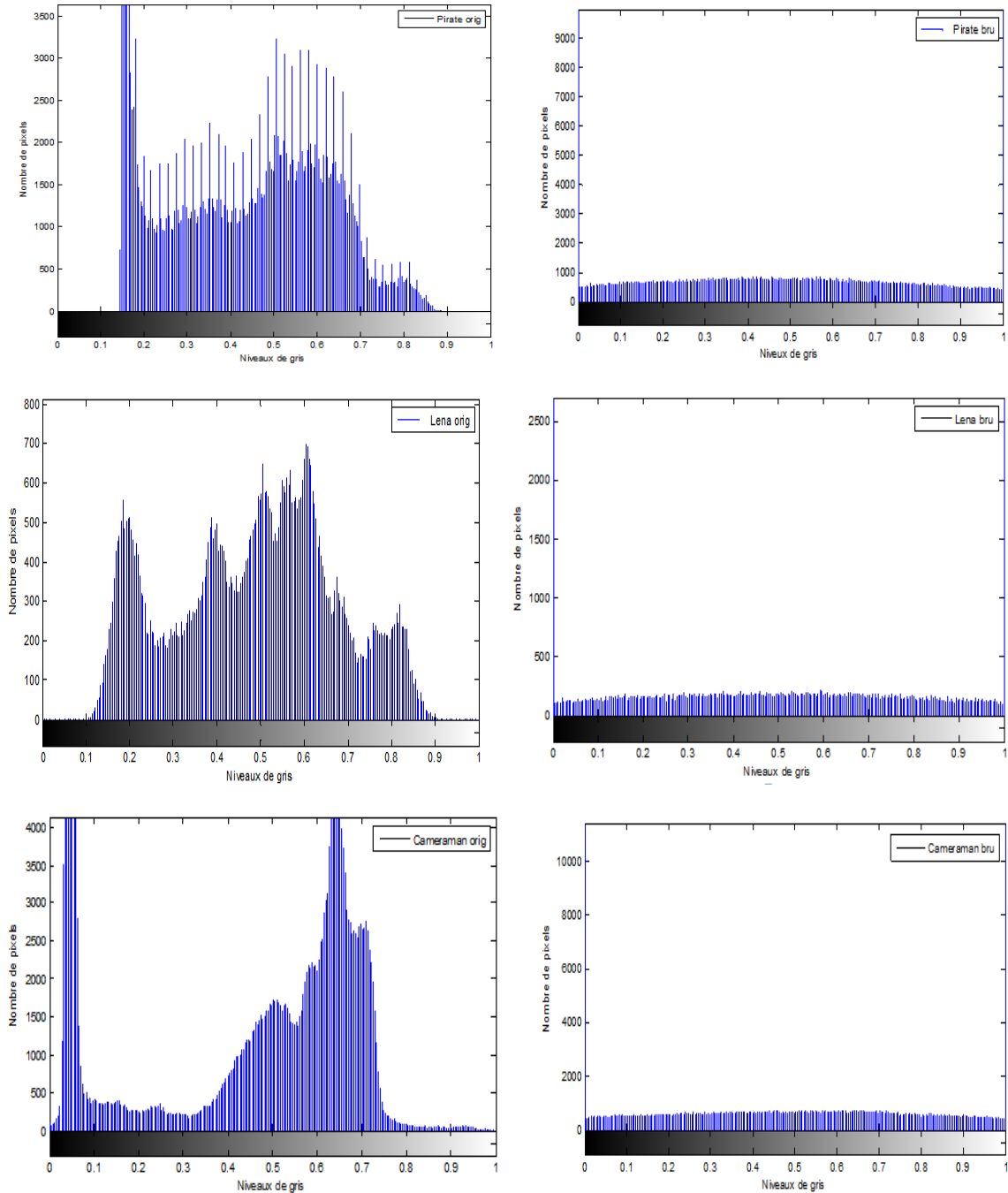


Fig.4.4 Histogramme des images originales et ses versions bruitées : (Haut) : image du Pirate, (Milieu) : image de Lena, (bas) : image du Cameraman.

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

Dans la figure 4.5, nous présentons les histogrammes des trois images qui ont été rehaussé par l'approche adaptative, on remarque bien que ces images ont été bien rehaussées et le bruit a été entièrement supprimé.

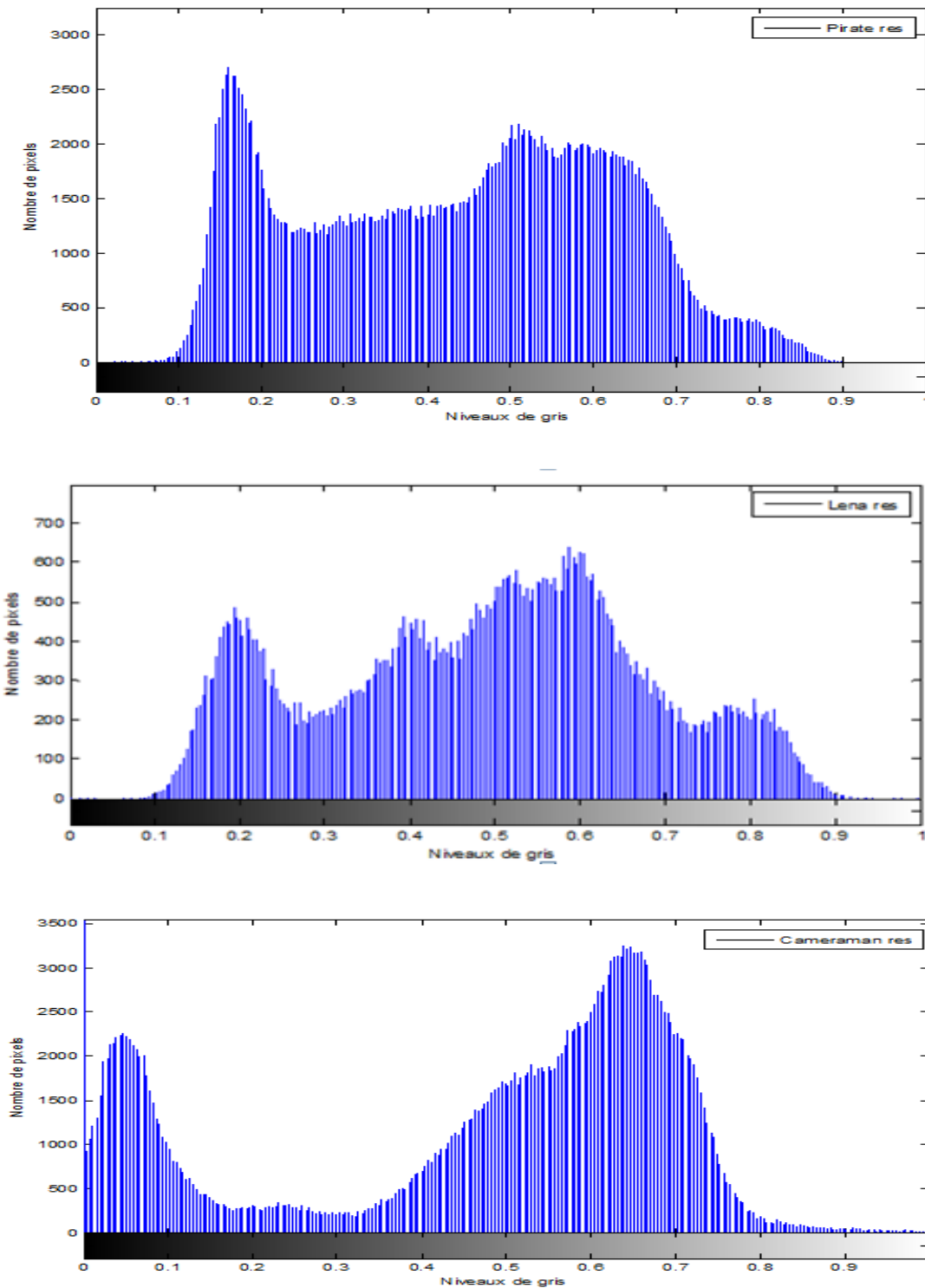


Fig.4.5 Histogramme des images rehaussées : (Haut) : image du Pirate, (Milieu) : image de Lena, (bas) : image du Cameraman.

4.4.2 Effet du SNR d'entrée

Dans cette simulation, nous avons varié le SNR d'entrée et nous avons tracé le PSNR, MSE en sortie de traitement de chaque image présentées dans la (figure 4.3). Les résultats de simulations sont donnés dans la figure 4.6.

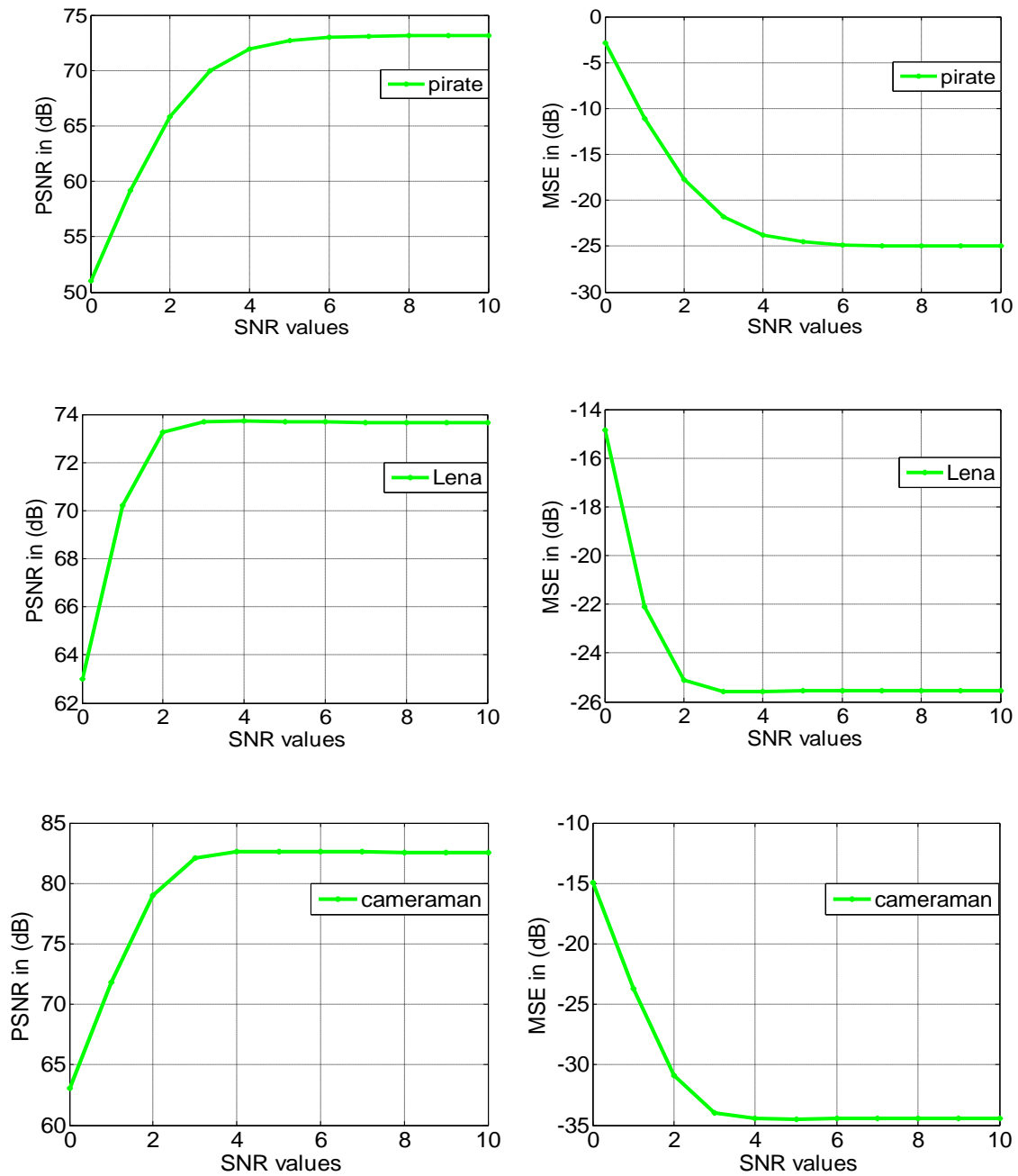


Fig.4.6 PSNR et MSE en fonction de SNR d'entré des trois images : (Haut) : image du Pirate, (Milieu) : image de Lena, (bas) : image du Cameraman.

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

D'une part à partir des figures 4.6 on constate que le PSNR augmente proportionnellement avec le SNR à partir de la valeur initiale de 52 dB, et prend une valeur maximum constante presque égale à 73 dB, cela permet de dire que le bruit a été bien réduit et par conséquent les images ont été bien rehaussées. D'autre part, on remarque bien que le MSE est inversement proportionnelle avec le SNR. On remarque aussi que le gain maximal en minimum est de 11 dB avec l'image du Cameraman et de valeur maximale de 30 dB avec l'image Pirate. D'une façon générale on peut déduire que le filtre de Wiener parvient à son performance maximale lorsque le SNR d'entrée est supérieur à 4 dB.

4.4.3 Effet du pas d'adaptation μ

Afin de mieux comprendre le choix convenable du pas d'adaptation μ du filtre de Wiener récursif, nous avons tracé le PSNR de sortie et le MSE en fonction de ce dernier. Cela a donné les résultats de la figure 4.7 suivante. D'après les résultats, l'évolution du pas d'adaptation μ passe par trois étapes :

✚ Pour le PSNR :

$\mu \in [0 ; 0.05[$ le PSNR augmente rapidement, et le MSE diminue rapidement

$\mu = 0.05$ le PSNR atteint son maximum.

$\mu \in [0.05 ; 0.4 [$ le PSNR diminue progressivement.

✚ Pour le MSE :

$\mu \in [0 ; 0.05[$ le MSE diminue rapidement

$\mu = 0.05$ le MSE atteint son minimum.

$\mu \in [0.05 ; 0.4 [$ le MSE augmente progressivement.

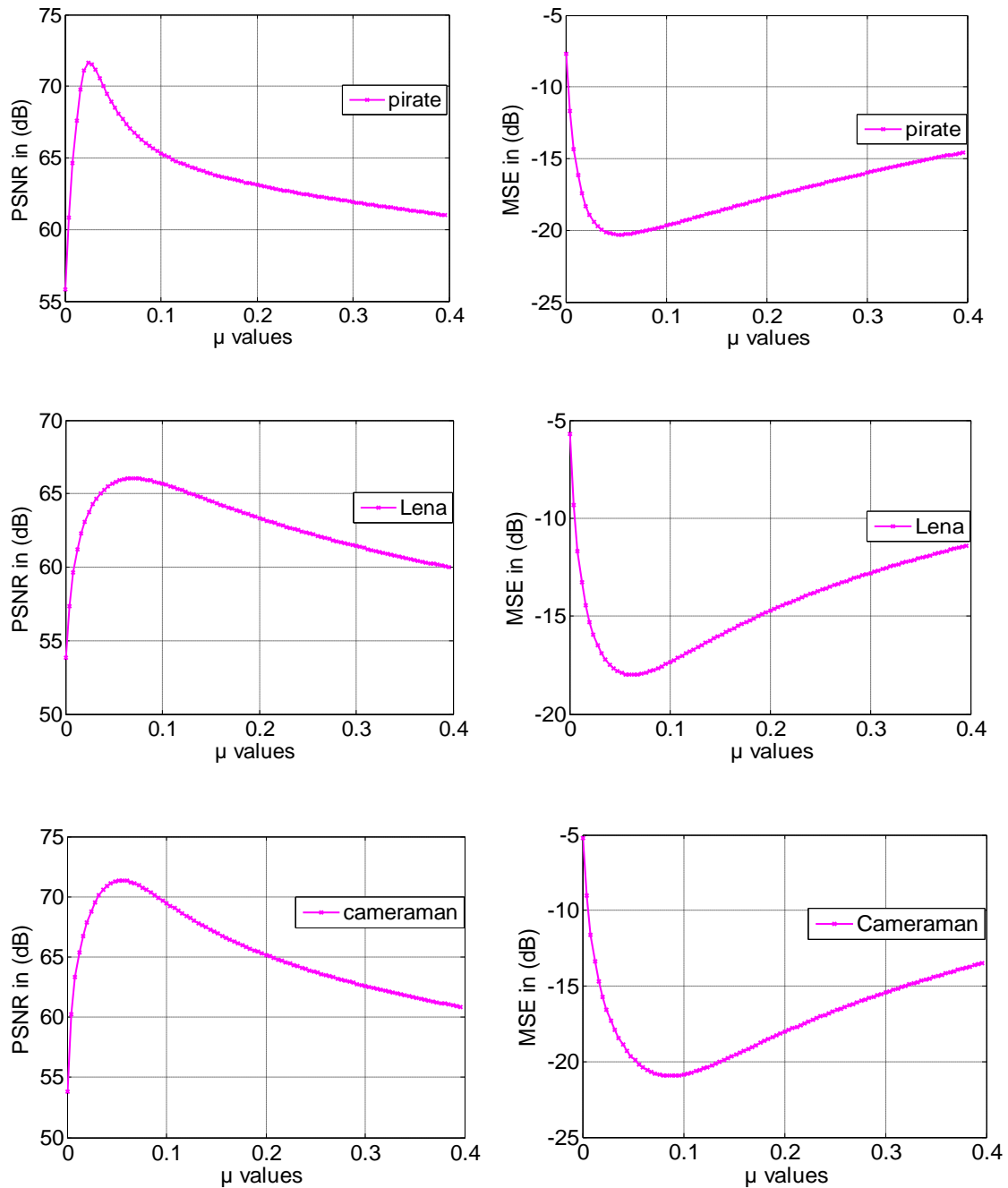


Fig.4.7 Variation de PSNR et MSE en fonction de pas d'adaptation (μ) : (Haut) : image du Pirate, (Milieu) : image de Lena, (bas) : image du Cameraman.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulations de plusieurs expériences sur le filtre de Wiener récursif appliqué au rehaussement des images bruitées. Nous avons conclu son efficacité dans ce domaine d'application en ayant des gains importants en termes de PSNR et de MSE. En ce qui concerne les paramètres utilisés avec le

Chapitre 4 Rehaussement des images bruitées

filtre de Wiener récursif, nous avons noté que ce dernier est efficace lorsque le pas d'adaptation est choisi égal à $\mu = 0.05$. Cela est expliqué par le fait que le PSNR obtenue en sortie est maximale à ce niveau et l'image est nettement rehaussée et donc le bruit est hautement réduit.

Introduction générale

La réduction de bruit est une étape importante dans le processus de traitement d'image. Cette étape est généralement classée comme prétraitement. Cette dernière est très nécessaire pour effectuer les différents traitements que peut subir une image, car celle-ci, pendant sa capture, dans la plupart des situations, sujette à des dégradations qui conduisent aux manques d'informations utiles qu'elle contient et qui sont d'une grande importance.

L'image recueillie en sortie de tout capteur d'image subit une dégradation engendrée par la chaîne d'acquisition. On peut distinguer les causes dites déterministes engendrant une perte d'information provoquée par une transformation déterministe comme un filtrage ou une déformation (e.g. mouvement apparent d'une caméra), ou seule une portion de l'image est acquise. Les autres causes sont dites stochastiques puisque les observations elles-mêmes sont des mesures physiques soumises à des fluctuations aléatoires dont les sources peuvent être le bruit du capteur, les fluctuations de la source lumineuse, ...etc.

Dans la littérature du traitement d'images, différentes méthodes de débruitage ont été proposées et développées. Tout d'abord, des méthodes de filtrage spatial ont été proposées.

Celles-ci consistent à réduire le bruit dans les zones qui ne présentent pas d'objets intéressants et à accentuer la perception des structures d'intérêt.

D'une manière générale, le signal déterministe de l'image observée est contaminé par des fluctuations stochastiques que l'on qualifie généralement de bruit. Ce dernier peut être soit additif, soit multiplicatif. Les traitements de restauration sont souvent indispensables pour améliorer la qualité des images observées. Notre principal problème, que nous allons traiter dans ce travail, consistera à récupérer une image de bonne qualité, proche de l'image originale, à partir d'une image bruitée de mauvaise qualité.

La présentation de notre modeste travail est constituée de quatre chapitres:

- Le premier chapitre une introduction au filtrage adaptatif est présentée. Il a pour but de donner les notions sur le filtrage et les algorithmes adaptatifs.
- Le deuxième chapitre est réservé pour détailler les techniques les plus importantes dans le prétraitement des images.
- Dans le troisième chapitre, nous allons donner un aperçu général sur le domaine du débruitage, en commençant par les concepts attachés au bruit, en suite nous présentons les techniques comme le filtrage.
- Le dernier chapitre est composé en deux parties : dans la première partie de ce chapitre nous allons présenter la formulation mathématique de la réduction du bruit dans les images avec l'utilisation d'une approche adaptative. Cette approche est basée sur l'utilisation de l'algorithme NLMS afin de rehausser des images hautement altérée par le bruit. La deuxième partie est réservée pour la présentation des résultats de simulation de l'approche adaptative que nous avons adoptée dans le cadre de ce projet de fin d'étude.

Et finalement, nous terminons ce mémoire par une conclusion générale qui synthétise tout le travail réalisé dans le cadre de ce projet de fin d'étude de Master en Télécommunication.

Bibliographie

- [1] J.-F. Bercher & P. Jardin « Introduction au filtrage adaptatif » I4-TTS 2003
- [2] Yves THOMAS : Signaux et Systèmes linéaires. [(2^e) édition ISBN :2-225-84449-5,ISSN :0992-5538].
- [3] <http://www.ulb.ac.be/di/verif/tmassart/Prog/html/chapitre10.html>
- [4] J. Benesty and T. Gaensler, "A robust fast recursive least squares adaptive algorithm," in Proc. Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP), Salt Lake City, UT, 2001, pp. 3785–3788.
- [5] Geert Rombouts « Adaptive filtering algorithms for acoustic echo and noise cancellation» dissertation, Katholieke Universiteit Leuven, 2003.
- [6] Vijayk. Madisetti, Douglas B. Williams "Digital Signal Processing" CRC Press 1999.
- [7] D. Lingrand. Cours 'Introduction aux traitement d'images'.vuibert,2008.
- [8] M. Bergounioux. Quelques méthodes mathématiques pour le traitement d'image. Cours master,chapitre1,2009.
- [9] Akroul Nawal, Chabi Lilia .bioseg :une plateforme évolutive pour le développement d'approches biomimétique en segmentation d'image. E.S.I, Algérie.2008.2009
- [10] Benamrouz Said, Kettane Siham. Segmentation d'image par les méthodes adaptives basées sur les matrices de cooccurrences. Université de UMMTO, 2008/2009.
- [11] <http://www.map.toulouse.archi.fr/works/panoformation/imagenum/imagenum.htm>.
- [12] Yaovi Gagouy, cours de traitement d'image , Année 2007-2008.
- [13]http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:http://raphael.isdant.free.fr/traitement_numerique/2-traitement_numerique_de_l%27image.pdf
- [14] Mohamed Sahbi Bahroun, traitement d'image, cours traitement de base sur les images, chapitre2.
- [15] Lionel Beaurepaire, « , Identification aveugle d'images dégradées par un bruit additif ou multimatriciel » SEZIEME COLLOQUE GRETSI -15-19 SEPTEMBRE 1997-GRENOBLE.
- [16] Y. M. Hawwar « Nonlinear image filtering in the wavelet transform domain », Thèse de

doctorat, The university of Wisconsin-Milwaukee, 2001.

[17] M. Ghazel « Adaptive Fractal and Wavelet Image Denoising », Thèse de doctorat Electrical and Computer Engineering, University of Waterloo, 2004.

[18] Gerard Blanchet, Maurice Charbit, Digital Image Processing using matlab édition 2006.

[19] Belhamra Hadjira, Melzi Soumia. La segmentation d'image par Croissance de régions. E.S.I. ALGERIE. 2009 / 2010.

[20] J.P Coquerez et S.Philipp, Analyse d'images : filtrage et segmentation Ed.Masson,Année 1995.

[21] M.Nagao,T. Matsuyama,edge preserving smoothing, CVGIP ? 1979, Vol9, pp. 394-407.

[22] Antoine Manzanera, cours de Morphologie mathématique. Année 2005.

[23] Paulo S.R. Diniz, " Adaptive Filtering : Algorithms and Practical Implementation".3rd Edition , Edition Springer Science,2008.