

M0038/95A

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT D' ELECTRONIQUE

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

THESE DE MAGISTER

EN ELECTRONIQUE APPLIQUEE

OPTION : Acquisition et traitement de l'information

PRESENTEE PAR :

Mr AIT - ALI Kamel

THEME

CONTRIBUTION A LA CONSTITUTION D'UNE BANQUE DE
DONNEES EN VUE D'UNE RECONNAISSANCE DE FORMES :
ETUDE ET EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES DES
IMAGES

Soutenue devant le jury composé de :

Mr FARAH Ahcene	Maître de conférences	:	Président
Mr BERKANI Daoud	Maître de conférences	:	Rapporteur
Mme HAMMAMI	Chargée de cours	:	Examinatrice
Mr AKSAS Rabie	Docteur d'état	:	Examineur
Mr BOUSSEKSOU Boualem	Chargé de cours	:	Examineur

OCTOBRE 95

REMERCIEMENTS



Ce travail a été réalisé sous la direction de Monsieur D. BERKANI. Je tiens à lui témoigner toute ma reconnaissance pour la confiance qu'il m'a accordée en me proposant le sujet.

Je tiens à le remercier pour l'intérêt qu'il n'a cessé de porter à mon travail et pour les nombreux conseils qu'il m'a prodigués.

Je tiens à remercier vivement Monsieur A. FARAH pour avoir accepté de présider le jury de ma soutenance.

Je remercie également Madame L. HAMAMI pour l'aide qu'elle m'a fournie en apportant toutes les corrections nécessaires du mémoire ainsi que ses précieux conseils et d'avoir bien voulu faire partie de mon jury.

J'exprime également ma gratitude à Monsieur R. AKSAS pour son soutien à l'élaboration de ce travail ainsi que la correction de mon manuscrit.

Que Monsieur B. BOUSSEKSOU trouve ici l'expression de ma profonde gratitude pour ses judicieux conseils et les corrections qu'il a bien voulu apporter à mon manuscrit.

Je suis reconnaissant également à Monsieur L. SAADAQUI pour sa collaboration, ses conseils et l'apport bibliographique.

Que Monsieur S. OUZNADJI trouve ici l'expression de mes vifs remerciements pour son soutien inestimable ainsi que l'abondante bibliographie qu'il m'a fournie.

Je tiens à remercier tous les collègues et l'ensemble des personnes qui ont contribué à l'élaboration de ce travail.

DEDICACES

- A la mémoire de mon père

- A ma mère

- A toute ma famille

- A tous mes amis

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

S O M M A I R E

SOMMAIRE

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

INTRODUCTION

1

CHAPITRE 1

IMAGES ET CARACTERISTIQUES

SYSTEME D'IMAGES

1.1.	Signaux Numériques Bidimensionnels (SNB)	4
1.2.	Transformation de Fourier Bidimensionnelle (TFB)	4
1.3.	Transformation de Fourier Discrète Bidimensionnelle (TFDB)	6
1.4.	L'image	7
1.4.1.	L'image analogique - Fonction image	
1.4.2.	Image numérique multiniveaux	8
1.4.3.	Image digitale binaire	
1.5.	Echantillonnage et quantification des signaux bidimensionnels	
1.5.1.	Echantillonnage	8
1.5.2.	Quantification	12
1.6.	Système d'acquisition et de traitement d'image	
1.6.1.	Introduction	14
1.6.2.	Chaine d'acquisition et de traitement	14
1.7.	Caractéristiques des images	19
1.7.1.	Caractéristiques naturelles (subjectives)	19
1.7.2.	Caractéristiques artificielles (objectives)	

1.7.2.1.	Histogrammes	
	a. Cas d'une image continue	19
	b. Cas de l'image discrète	20
1.7.2.2.	Spectres	22

CHAPITRE 2

TECHNIQUES DE TRAITEMENTS D'IMAGES

2.1.	Introduction	23
2.2.	Méthodes de traitements d'images	
	2.2.1. Méthodes photographiques	
	2.2.2. Méthodes analogiques	24
	2.2.3. Méthodes optiques	
	2.2.4. Méthodes numériques	25
2.3.	Techniques de traitements numériques d'images	26
	2.3.1. Restauration d'images	27
	2.3.2. Amélioration d'images	
	2.3.3. Codage et compression d'images	28
	2.3.4. Segmentation d'images	29
	2.3.5. Transformations d'images	30
	2.3.6. Synthèse d'images	
2.4.	Opérations de traitements d'images	31
	2.4.1. Transformations ponctuelles	
	a. Seuillage des images	32
	b. Expansion de contraste	34
	2.4.2. Transformations locales	
	a. Filtrage passe-bas (lissage)	36
	b. Filtrage passe-haut (Opérateurs gradients)	37
	2.4.3. Transformations globales	42

CHAPITRE 3

MANIPULATION ET ALGORITHMES DE TRAITEMENTS

3.1.	Présentation de la manipulation (Système utilisé)	46
3.2.	Algorithmes et organigrammes de traitements	50
3.2.1.	Seuillage	
3.2.2.	Amélioration de contraste	51
3.2.3.	Lissage	54
	a. Moyennage local	
	b. Moyennage local par la médiane	
3.2.4.	Opérateurs "Gradients"	
	a. Gradient "Roberts"	55
	b. Gradient "Roberts amélioré"	
	c. Opérateur "Laplacien"	60
3.2.5.	Histogrammes et spectres	
3.2.6.	Remarques	63

CHAPITRE 4

RESULTATS ET INTERPRETATIONS

	Introduction	64
4.1.	Résultats des différentes opérations	
4.1.1.	Seuillage	64
4.1.2.	Amélioration de contraste	66
4.1.3.	Lissage	
4.1.4.	Opérateur "Roberts"	68
4.1.5.	Opérateur "Gradient Amélioré"	
4.1.6.	Opérateur "Laplacien"	68

4.2.	Histogrammes et Spectres	72
4.2.1.	Image 1	
	a. Seuillage	
	b. Contraste	72
	c. Lissage	76
	d. Roberts	79
	e. Laplacien	81
4.3.	Spectre de la différence des images (Image erreur)	81
4.4.	Parametres statistiques	85
4.5.	Remarques	
4.6.	Constitution de la banque de données	86
4.7.	Etape de reconnaissance	87
	Conclusion	85

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

INTRODUCTION

INTRODUCTION

L'objet du présent travail consiste en l'étude et l'extraction des caractéristiques des images.

L'image est donnée comme étant tout ce qui est une représentation d'autre chose qu'elle-même. L'objet représente tout ce qui a une existence matérielle ou immatérielle [2,4].

Les images font évidemment partie des objets, nous pouvons alors diviser l'ensemble des objets en deux catégories. La première concerne le monde des objets et la deuxième celui des images des objets.

Nous cherchons à traiter une image pour améliorer sa qualité subjective (rendre l'image plus agréable à l'œil humain). Nous cherchons également à améliorer sa qualité objective. Dans ce cas, nous voulons accroître certains détails (non perceptibles par l'œil). Il s'agit de faire sortir nettement certaines zones et atténuer les bruits perturbant l'information contenue dans l'image.

Améliorer la qualité d'une image peut conduire à retrouver l'image "idéale" de l'objet qui a été dégradée par divers processus. Cela, conduit aussi à la préparation de l'image à d'éventuels traitements ultérieurs.

Nous cherchons également à traiter une image pour extraire les traits ou caractéristiques permettant une meilleure compréhension de l'image. Ceci permettra éventuellement une utilisation dans des domaines très variés. Cela, revient donc à l'analyse de l'image. La

quantité d'informations contenue dans une image qu'il va falloir manipuler est considérable.

Cet aspect important conduit les chercheurs à vouloir réduire cette quantité d'informations. Le but consiste en le gain en vitesse de traitement et en capacité de stockage.

Le traitement d'image consiste à partir d'une image source à en donner une autre représentation. Son but est bien entendu l'extraction des traits ou caractéristiques donnant les informations nécessaires [17].

Les nouvelles technologies offrent sur le plan pratique de grandes ouvertures ou voies d'évolution [4,17,21]:

La dématérialisation de l'image qui se traduit par le fait que le poste de travail et les supports de l'image sont des dispositifs techniques. Dans ce cas, il ne s'agit plus de travailler avec de la matière concrète mais avec des logiciels sur ordinateur ou carte DSP (digital signal processor). L'image se comporte comme un résultat que nous pouvons transférer sur un support physique. Pour les supports d'images, il s'agit de disposer de grandes capacités de stockage et d'accès très rapides aux images (Disques, CD-ROM).

-L'interactivité ou mode dialogué correspond à la notion de dialogue avec l'ordinateur. Le dialogue permet à l'utilisateur de guider le processus selon des modalités ou des contenus qu'il appréciera au cours de l'évolution de la situation. L'interactivité est de règle dans tous les processus d'exploitation des images et des logiciels qui les gèrent.

-Le traitement d'image, entendu comme une série d'opérations, est en quelque sorte une conséquence de l'interactivité. Nous pouvons intervenir sur une série d'images pour en modifier le contenu ou pour dialoguer avec le système en vue d'atteindre un certain résultat.

Nous axons notre travail sur les caractéristiques artificielles (objectives) de l'image. Celles-ci correspondent aux histogrammes des niveaux de gris et spectres de fréquences.

Plusieurs opérations seront effectuées pour préparer l'image au traitement permettant l'obtention de ses caractéristiques. Pour chaque image, l'application d'un opérateur conduira à l'image traitée correspondante. Ensuite, nous obtenons les histogrammes et les spectres relatifs aux images traitée et originale respectivement. Nous nous retrouvons donc, pour chaque image, avec un ensemble de spectres et d'histogrammes. Les informations que nous pouvons alors en déduire vont servir à la constitution d'une banque de données. Celle-ci permettra éventuellement d'aboutir à une reconnaissance de formes.

Dans l'organisation de ce travail, nous avons jugé utile de présenter dans le premier chapitre des généralités. Il s'agit des signaux bidimensionnels et des systèmes de traitement d'images. Nous donnons également les particularités des images ainsi que les caractéristiques pouvant être extraites.

Les techniques et les opérations de traitement d'images font l'objet du deuxième chapitre.

Le troisième chapitre regroupe les algorithmes et les organigrammes utilisés dans l'élaboration de notre travail où nous présentons la manipulation et le poste de travail disponible au sein du laboratoire de traitement du signal de l'ENP.

Les résultats obtenus ainsi que leurs interprétations sont présentés dans le quatrième chapitre.

Les images étudiées sont nombreuses. Nous donnons les résultats et les interprétations pour une image. Les résultats concernant d'autres images seront donnés en annexe.

CHAPITRE 1

- Image et caractéristiques
- systèmes d'images

IMAGES ET CARACTERISTIQUES
SYSTEME D'IMAGES

1.1. SIGNAUX NUMERIQUES BIDIMENSIONNELS (S N B)

Un signal numérique bidimensionnel est une fonction réelle ou complexe de variables entières indépendantes. Le domaine de variation des variables est appelé "ETENDUE". Si ce domaine est fini, alors le signal est représenté par une matrice rectangulaire définie par [1,3,4]:

$$x(k, \ell) = X = \begin{bmatrix} x(k_1, \ell_1) & x(k_1, \ell_2) & \dots & x(k_1, \ell_L) \\ x(k_2, \ell_1) & x(k_2, \ell_2) & \dots & x(k_2, \ell_L) \\ \vdots & & & \\ x(k_K, \ell_1) & . & . & x(k_K, \ell_L) \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

1.2. TRANSFORMATION DE FOURIER BIDIMENSIONNELLE (T.F.B)

La TFB d'un signal numérique $x(k, \ell)$ est défini par la relation suivante:

$$X(f, g) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{\ell=-\infty}^{\infty} x(k, \ell) e^{-j2\pi (fk + g\ell)} \quad (1.2)$$

la condition de convergence est donnée par l'inégalité ci-après:

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} |x(k,l)| < \infty \quad (1.3)$$

si cette condition est satisfaite, alors, la série (1.2) converge absolument vers une fonction continue de f et g.

Formule d'inversion

La relation (1.1) peut être interprétée comme la décomposition en séries de Fourier d'une fonction périodique bidimensionnelle. Les échantillons $x(k,l)$ peuvent alors être obtenus à partir de la transformée $X(f,g)$ comme le montre la relation suivante [3]:

$$x(k,l) = \int_{-1/2}^{1/2} \int_{-1/2}^{1/2} X(f,g) e^{j2\pi(fk+gl)} df dg \quad (1.4)$$

cette relation représente donc la transformation de fourier inverse (TF^{-1}) d'un signal bidimensionnel.

$X(f,g)$ est généralement une fonction complexe de la forme:

$$X(f,g) = \text{Re}X(f,g) + j \text{Im}X(f,g)$$

pour un signal réel $x(k,l)$ nous avons :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Re}X(f,g) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} x(k,l) \text{Cos}[2\pi(fk+gl)] \\ \text{Im}X(f,g) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} x(k,l) \text{Sin}[2\pi(fk+gl)] \end{array} \right. \quad (1.5)$$

Le spectre d'amplitude bidimensionnelle est donné par $|X(f,g)|$.

Il exprime la répartition fréquentielle dans le plan (f,g) de l'amplitude du signal $x(k,\ell)$. Toutefois, la notion de fréquence utilisée ici, n'est pas celle associée à une évolution temporelle. k et ℓ sont, dans le cas de l'image, des distances.

Le spectre de phase bidimensionnelle est donné par: $\text{Arg}X(f,g)$. Celui-ci, exprime la répartition fréquentielle dans le plan (f,g) de la phase du signal $x(k,\ell)$.

Le terme $|X(f,g)|^2$ représente le spectre d'énergie.

1.3. TRANSFORMEE DE FOURIER DISCRETE BIDIMENSIONNELLE (TFDB)

L'utilisation des relations (1.2) et (1.4) est difficile sachant que, pour la première, f et g sont des variables continues que nous ne pouvons pas manipuler dans un système de traitement numérique. Pour la deuxième, le nombre d'échantillons de $x(k,\ell)$ étant infini, il nous est pratiquement impossible de procéder à un traitement [1,3,19].

Nous sommes donc, amenés à la discrétisation des variables et à la limitation dans le plan (k,ℓ) de l'étendue du signal $x(k,\ell)$:

posons alors: $f = m \Delta f$ $g = n \Delta g$

avec: $\Delta f = 1/M$ et $\Delta g = 1/N$

où, M et N sont des entiers.

f et g étant des variables continues et sont remplacées par les variables discrètes m et n, où Δf et Δg représentent les incréments sur les axes de fréquences.

La relation (1.4) devient donc :

$$x(k,\ell) = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{n=-N/2}^{N/2} \sum_{m=-M/2}^{M/2} X(m,n) e^{j2\pi (m k / M + n \ell / N)} \quad (1.6)$$

avec: $0 \leq k \leq M-1$
 $0 \leq l \leq N-1$

donc pour un signal à étendue limitée au domaine $N \times N$ nous obtenons sa transformée de Fourier sous la forme suivante:

$$X(m, n) = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} x(k, l) e^{-j2\pi(mk+nl)/N} \quad (1.7)$$

les relations (1.6) et (1.7) définissent donc la transformée de Fourier discrète bidimensionnelle pour un signal à étendue finie.

1.4. L'IMAGE

1.4.1. L'image analogique - Fonction image

C'est une fonction à valeur réelle de deux variables réelles, qui a une valeur nulle à l'extérieur d'un certain domaine (D) fini et une valeur comprise entre 0 et M ($M > 0$) à l'intérieur de ce domaine [2,4].

En général, la fonction image associée à une image physique en un point donné est discrétisée et on appelle image digitale le résultat de cette discrétisation. La valeur correspondante s'appelle le "Niveau de gris" en ce point [17].

Dans notre cas, nous considérons une représentation de l'image où la radiation est monochromatique et qu'il n'y a pas d'évolution temporelle des grandeurs étudiées et des caractéristiques du système de numérisation. Ceci, nous conduit alors, à l'écriture suivante:

$$L(i, j) \begin{cases} \geq 0 & \text{dans (D)} \\ = 0 & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (1.8)$$

(D) étant généralement un rectangle de dimensions I et J.

Cette fonction $L(i,j)$ associée à l'image physique a en un point donné de coordonnées (i,j) une valeur appelée "Intensité lumineuse".

1.4.2. Image numérique multiniveaux

On appelle image digitale une matrice (A_{ij}) à deux dimensions dont les éléments représentent l'intensité lumineuse réfléchie par l'objet. Cette matrice est obtenue après une opération d'acquisition et de numérisation de la fonction $L(i,j)$. La valeur de (a_{ij}) élément de (A_{ij}) représente le niveau de gris du point de coordonnées (i,j) .

Le nombre de niveaux de gris dépend de l'application envisagée. La taille de la matrice (A_{ij}) est variable et dépend surtout du problème étudié et du système de prise de vue [1,4,17,21]. Dans notre cas nous utilisons le système de numérisation "Image 2000", ce nombre est donc de 64 et les dimensions de cette matrice sont alors 256×256 .

1.4.3. Image digitale binaire

Une image digitale binaire est une image pour laquelle les éléments (a_{ij}) de la matrice (A_{ij}) ont pour valeur, 0 (blanc) et 1 (noir) [1,4].

1.5. ECHANTILLONNAGE ET QUANTIFICATION DES SIGNAUX BIDIMENSIONNELS

En général, les images sont des fonctions analogiques, la luminance est une fonction de la position dans le plan de l'image. Donc pour un traitement numérique, il faut échantillonner et quantifier la luminance [1,3,4,5,6,17,24].

1.5.1. Echantillonnage

L'échantillonnage de la fonction continue de luminance $L(i,j)$

est réalisé en prélevant à des intervalles réguliers des échantillons selon des directions I et J (i et j étant les coordonnées du point de l'image à laquelle est associée cette fonction).

La fonction échantillonnée $L_e(i, j)$ est définie par le produit de la fonction représentant l'image $L(i, j)$ et d'une suite périodique infinie d'impulsions (Peigne de Dirac) notée $P(i, j)$, d'où la relation:

$$L_e(i, j) = L(i, j) \times P(i, j) \quad (1.9)$$

ce produit simple, se traduit par un produit de convolution dans le domaine fréquentiel et est donné comme suit:

$$L_e(u, v) = L(u, v) * P(u, v) \quad (1.10)$$

où, $L_e(u, v)$, $L(u, v)$ et $P(u, v)$ sont respectivement les transformées de Fourier de $L_e(i, j)$, $L(i, j)$ et $P(i, j)$ avec:

$$P(u, v) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta((u-m)/\Delta i, (v-n)/\Delta j) \quad (1.11)$$

posons : $1/\Delta i = F_i$ et $1/\Delta j = F_j$. Ces quantités représentent les fréquences d'échantillonnage dans les directions I et J. Le produit de convolution devient donc:

$$L_e(u, v) = L(u, v) * \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta((u-m) \cdot F_i, (v-n) \cdot F_j) \quad (1.12)$$

$$L_e(u, v) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} L((u-m) \cdot F_i, (v-n) \cdot F_j) \quad (1.13)$$

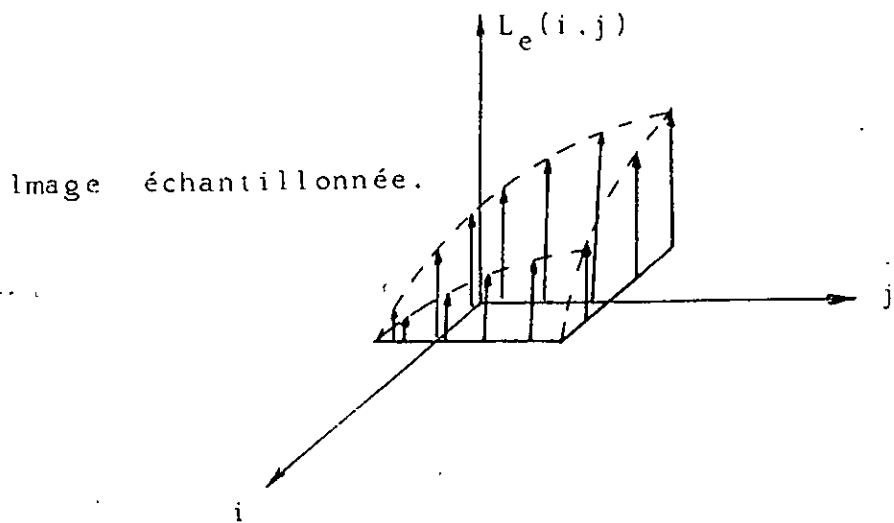
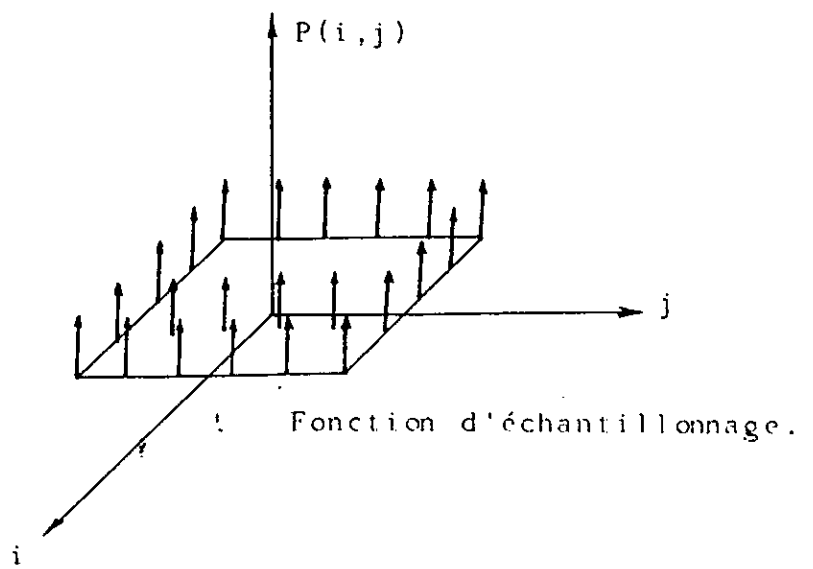
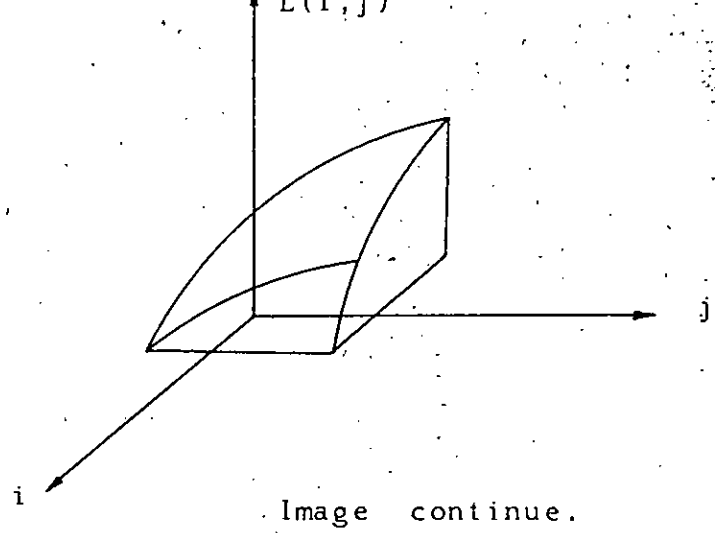
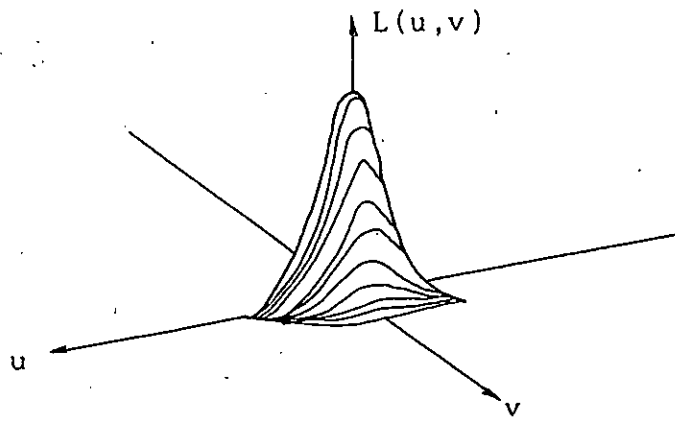
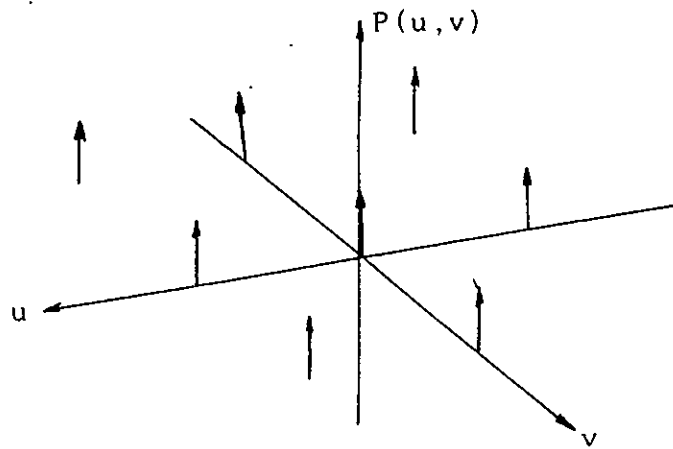


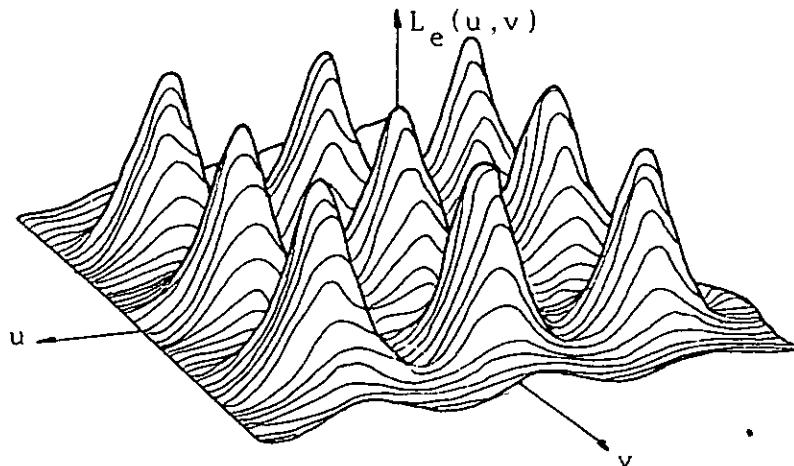
Fig.1.1 Représentation bidimensionnelle d'une fonction échantillonnée dans le domaine spatial.



Spéctre de l'image continue.



Spéctre de la fonction d'échantillonnage.



Spéctre de l'image échantillonnée.

Fig.1.2 Représentation bidimensionnelle d'une fonction échantillonnée dans le domaine fréquentiel.

Les figures (1.1) et (1.2) montrent la représentation bidimensionnelle d'une fonction échantillonnée dans les domaines spatial et fréquentiel.

Pour pouvoir reconstituer correctement la fonction ou l'image continue à partir de ses échantillons et éviter les pertes d'informations, des conditions s'imposent sur F_i et F_j , ce qui nous conduit alors au théorème d'échantillonnage [3].

Théorème d'échantillonnage des signaux bidimensionnels:

Un signal analogique $L(i,j)$ limité en fréquences spatiales à F et G (fréquences maximales contenues dans le spectre $L(u,v)$) ne peut être reconstitué exactement par ses échantillons que si ceux-ci sont prélevés à des périodes Δ_i et Δ_j inférieures ou égales à $1/2F$ et $1/2G$ respectivement.

1.5.2. Quantification

Nous savons que l'intensité de chaque pixel (point élémentaire de l'image) est une valeur continue qui doit être traduite par un nombre. Cette opération de quantification est, généralement, réalisée conjointement avec l'échantillonnage de l'image.

Pour les régions de l'image où la luminance varie très lentement d'un point à un autre (régions où les fréquences spatiales sont basses), la quantification crée un niveau constant de luminance. Entre de telles régions, il y a 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 de l'image très gênants pour un observateur. L'explication vient du phénomène de Mach qui est un effet d'accentuation des transitions, permettant à l'œil humain, de distinguer des niveaux de gris, même très proches [3,4].

Le choix du nombre d'intervalles et de leur répartition dépend de deux facteurs principaux:

- L'œil de l'observateur (facteur subjectif).
- Le support physique sur lequel est reproduite l'image quantifiée (facteur objectif).

Lorsque la distribution des intervalles de quantification est uniforme, la loi entre la luminance originale et celle quantifiée est une loi linéaire, constante par intervalle. Dans ce cas, la même importance est accordée à toutes les régions de la gamme dynamique de l'image (Fig.1.3).

L'image traitée est généralement destinée à un observateur, une loi mieux adaptée aux propriétés de l'œil est par conséquent, souvent utilisée. L'œil est sensible dans l'obscurité (vision nocturne par des batonnets) et la luminosité est une fonction non linéaire de la luminance [1,3,4].

Nous pouvons donc utiliser, une loi de quantification non linéaire. La plus utilisée est la loi logarithmique (Fig.1.4).

Ces deux figures illustrent la quantification scalaire unidimensionnelle.

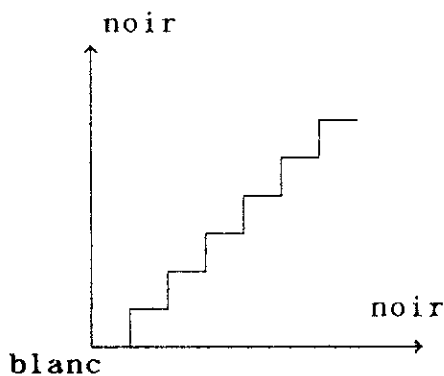


Fig.1.3 Quantification linéaire

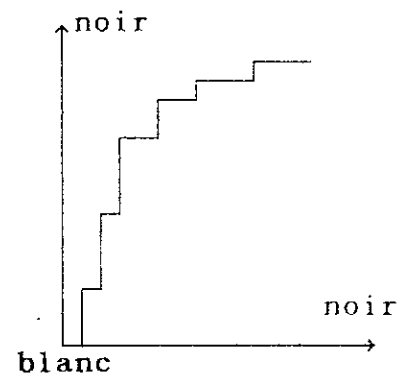


Fig.1.4 Quantification logarithmique

Les quantifications scalaires unidimensionnelles (Fig.1.3 et Fig.1.4) et bidimensionnelle découlent de la quantification vectorielle. Il s'agit d'opérer dans un plan (R, θ) en faisant

correspondre une table de décodage pour les indices. Ceux-ci donnent le niveau de quantification [36,37,38].

Lorsque la distribution des points de l'image est une distribution de Laplace, Fisher de l'université de Washington a mis au point un quantificateur optimal. Celui-ci est un quantificateur pyramidal qui permet d'augmenter le rapport signal/bruit.

La précision de la quantification est fonction du nombre de bits (donc du nombre de niveaux de gris) [4,17].

1.6. SYSTEME D'ACQUISITION ET DE TRAITEMENT D'IMAGE

1.6.1. Introduction

Pour exploiter les informations contenues dans une image, on utilise des analyseurs qui traduisent les grandeurs lumineuses en grandeurs électriques. La quantité d'informations qu'il s'agit d'extraire de ces images est essentiellement limitée par la définition intrinsèque de l'analyseur (résolution) et par le rapport signal sur bruit de la grandeur électrique qu'il délivre (nombre de niveaux de gris discernables) [1,4,9].

Dans l'exploitation de l'image numérique, nous avons souvent recours à une action de saisie. Il s'agit d'un mode de communication essentiel puisqu'il permet d'introduire dans un système informatique une représentation de scènes réelles. Lorsque le procédé d'acquisition est interactif, notamment en saisie, le poste de travail intègre à la fois la saisie et le traitement [17].

1.6.2. Chaîne d'acquisition et de traitement

Généralement, une chaîne de traitement numérique des images se compose de (fig.1.5):

- Un système d'acquisition et de numérisation permettant d'effectuer les opérations d'échantillonnage et de quantification.

- Unité de stockage
- Un système de visualisation, généralement composé d'un moniteur TV
- Un ordinateur permettant d'effectuer les opérations de traitement d'images.
- Des interfaces de liaisons

1.6.2.1. Système d'acquisition

Le rôle essentiel d'un système d'acquisition est de donner à partir d'une image analogique une image numérique sous forme matricielle pouvant être traitée par un ordinateur. Cependant, la scène analogique n'est pas fidèlement représentée par ces données numériques. Les erreurs sont dues d'une manière générale à la qualité du capteur utilisé et à la précision du système de numérisation (erreur d'échantillonnage, erreur de quantification) [4]. Un tel système se compose des éléments suivants (fig.1.6):

a. Capteur

Un capteur est un système qui transforme l'énergie lumineuse en énergie électrique, le signal continu ainsi obtenu est un signal composite constitué par les signaux de synchronisation ligne et trame et le signal comportant les informations concernant l'image. A cet effet, on distingue différents capteurs où chacun d'entre eux peut être utilisé selon le cas où cela nécessite ou non une très grande résolution spatiale.

b. Système de numérisation

Ce système effectue les opérations d'échantillonnage et la quantification en amplitude (réalisée à l'aide d'un convertisseur analogique-numérique) attribuant à chaque échantillon un mot binaire proportionnel à l'amplitude du signal.

1.6.2.2. Système de visualisation

Ce système permet de visualiser sur l'écran non seulement une image obtenue à partir du capteur ou de la mémoire du numériseur, mais également, l'affichage immédiat de l'image traitée.

La visualisation du contenu de la mémoire du numériseur s'effectue par un balayage séquentiel des données de cette mémoire. Ce balayage s'effectue à une vitesse permettant la génération d'un signal vidéo analogique correspondant au standard utilisé. Les signaux de synchronisation ligne et trame précisent le début de l'image et de chaque ligne sur l'écran. Le signal de luminance représentant les informations contenues dans l'image est liée à l'éclairement des différents points de l'image.

1.6.2.3. Unités de stockage

Ces unités jouent un rôle important dans les systèmes de traitement d'images. Elles permettent donc la mémorisation de considérables quantités d'informations concernant l'image. Parmi ces unités nous pouvons citer :

a. Disque magnétique

Les disques magnétiques représentent des mémoires de stockage d'images traitées ou originales ainsi que les logiciels de traitement. Ce type de mémoire est très utilisé.

b. Banques d'images sur CD-ROM

L'utilisation des banques d'images sur CD-ROM permet de disposer de grandes capacités de stockage et d'accès très rapide aux images.

1.6.2.4. Calculateur

Le calculateur constitue l'élément essentiel dans une chaîne de traitements numériques d'images. Il permet d'effectuer les opérations de traitement ainsi que la commande des systèmes d'acquisition et de visualisation.

Le critère de choix d'un calculateur dans un système de traitement numérique est guidé essentiellement par sa rapidité, sa capacité mémoire. Cette dernière doit être suffisante pour contenir l'image à traiter ainsi que les logiciels de traitement.

Les algorithmes de traitements sont actuellement implémentés sur cartes DSP (Digital Signal Processor). Celles-ci permettent une plus grande vitesse ainsi qu'un traitement en temps réel.

1.7. CARACTERISTIQUES DES IMAGES

Les caractéristiques d'une image sont nombreuses et peuvent être divisées en deux catégories [1,4]:

La première concerne les caractéristiques subjectives dites "naturelles". Dans ce cas, c'est l'apparence visuelle de l'image (perceptible par l'œil) qui est décrite.

La seconde catégorie regroupe les caractéristiques objectives dites aussi "artificielles". Celles-ci sont mises en évidence après traitements spécifiques [1].

Dans ce qui va suivre, nous allons citer les différentes caractéristiques des images correspondant à chacune des deux catégories. Cependant, l'objet de notre travail consiste en la mise en évidence des caractéristiques objectives (non perceptible par l'œil) des images.

1.7.1 Les caractéristiques naturelles (subjectives)

Parmi ces caractéristiques, les plus importantes sont :

- La brillance d'une région
- L'échelle de gris
- Les contours d'objet
- La caractéristique d'amplitude

1.7.2 Les caractéristiques objectives (artificielles)

Ces caractéristiques sont généralement obtenues après traitements spécifiques et nous citons :

- Les histogrammes des niveaux de gris
- Les spectres de fréquences spatiales

7.2.1 Histogrammes

a. Cas d'une image continue

La figure(1.7) représente un objet dont la densité croît régulièrement vers le centre. Nous avons aussi deux courbes de densités égales (isodensité) correspondant à $D=D_1$ et $D=D_2 > D_1$.

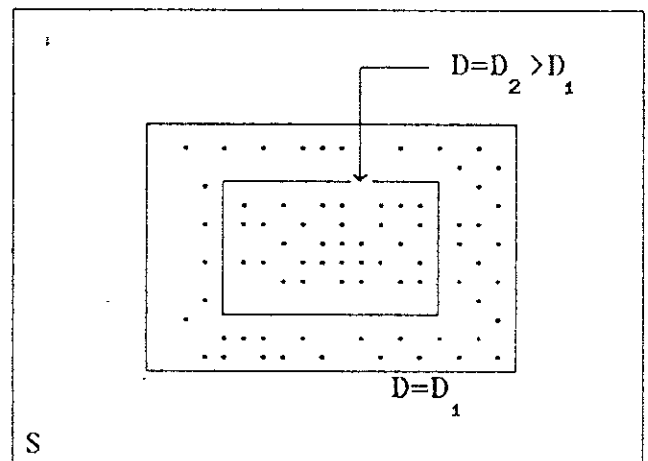


Fig.1.7 Densité d'un objet

- * Soit: "S" la surface totale de l'image
"S₁" la surface de la région extérieure à la courbe $D=D_1$
"S₂" la surface de la région extérieure à la courbe $D=D_2$

Une fonction $S(D)$ égale à la surface des zones de densité $\leq D$.

La surface des zones de l'image dont les densités sont comprises entre D et $(D + dD)$ est :

$$S(D + dD) - S(D) = S'(D) dD \quad (1.14)$$

Où $S'(D)$ est la dérivée première de $S(D)$

Posons : $S'(D) = h(D)$

$h(D)$ représente donc l'histogramme de l'image (fig.1.8).

**** Analogie avec le calcul de probabilités:**

$\frac{h(D)}{S}$: est analogue à une densité de probabilité et on peut poser :

$$\frac{h(D)}{S} = p(D) \quad (1.15)$$

$p(D).dD$: représente la proportion des points dont les densités sont comprises entre D et $(D + dD)$

De même, $\frac{S(D)}{S} = F(D)$ est analogue à une fonction de répartition en statistique.

b. Cas de l'image discrète

Supposons que l'image analogique précédente ait été numérisée, c'est à dire échantillonnée en N pixels chacun d'entre eux quantifié sur n niveaux : d_0, d_1, \dots, d_{n-1} .

La fonction $S(D)$ devient $S(d_k)$. Celle-ci et donne le nombre de pixels ayant un niveau inférieur ou égal à d_k et est notée $H(d_k)$.

De même la fonction $S'(D) = h(D)$ devient :

$$h(d_k) = H(d_k) - H(d_{k-1}) = N_k \quad (1.16)$$

nombre de pixels de niveau d_k :

Soit:

$$h(d_k) = N_k \quad (1.17)$$

$h(D)$ représente donc l'histogramme de l'image discrète (fig.1.9)

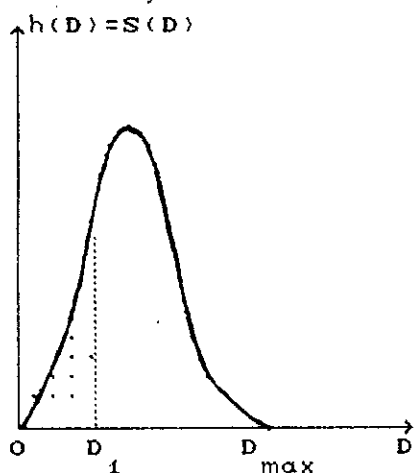


Fig.1.8 Histogramme d'une image continue

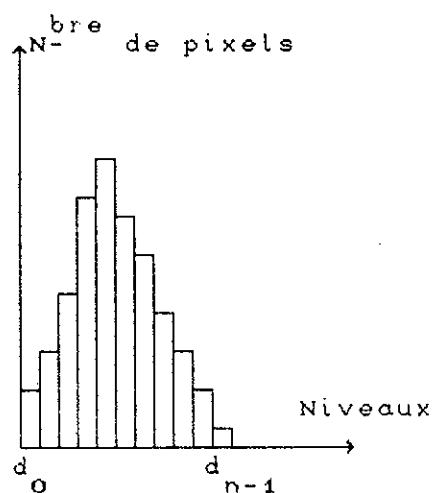


Fig.1.9 Histogramme d'une image discrète

**** Analogie avec le calcul de probabilités:**

$h(d_k)/N = N_k/N = P_k$ donne la fréquence du niveau d_k ou probabilité d'obtenir ce niveau.

$H(d_k)/N = F$ représente la fonction de répartition ou probabilité d'obtenir un niveau $\leq d_k$.

L'histogramme des niveaux de gris d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris dans l'image.

Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris de l'image ainsi que l'analyse de l'intervalle de répartition du plus grand nombre des niveaux de gris (pour déterminer si l'image est trop claire ou trop foncée). Ceci nous conduit donc à la possibilité de séparer l'objet et le fond de l'image (binarisation) [1,25].

L'aspect de l'histogramme discret permet de juger si une image a été correctement numérisée au regard de l'adaptation de la dynamique de ses densités à la dynamique des niveaux de quantification [4]. L'histogramme est très utile pour la détermination des seuils pour l'application de certains opérateurs de traitement que nous présentons dans le chapitre suivant.

1.7.2.2. Spectres

Pour l'obtention des spectres nous utilisons la transformation de Fourier (voir sections 2 et 3. chp1 et section 4.3. chp2).

Les spetres obtenus à l'aide de cette transformation qui n'est autre que la représentation du signal dans le domaine fréquentiel, nous renseignent sur l'évolution et la répartition fréquentielle du module (dans notre cas) du signal [1,3,4,20].

Il nous permet de distinguer les variations, brusques ou lentes, de la luminance d'un point à l'autre d'une même région et d'une région à une autre de l'image.

CHAPITRE 2 :

Techniques de traitement d'images

TECHNIQUES DE TRAITEMENT D'IMAGES

2.1. INTRODUCTION

Traiter une image, c'est en général, partir d'une image en tant qu'objet graphique pour en donner une autre image ou évaluation particulière [4].

Le traitement de l'image recouvre l'ensemble des procédés d'extraction d'informations quantitatives des images numériques, selon les besoins et les utilisations requis, pour en donner, soit de nouvelles images calculées à partir des premières, soit des évaluations, en termes de mesures numériques, des diverses variables qu'elles permettent d'analyser [17].

Ces procédés, qui s'appuient sur tout un arsenal de méthodes mathématiques de calculs, en pleine évolution, ont pour effet de considérer l'imagerie comme une source d'informations objectives.

Dans ce chapitre, nous tenterons de décrire au mieux les différentes méthodes utilisées en traitement d'image et mettre en évidence l'intérêt des méthodes numériques.

2.2. METHODES DE TRAITEMENT D'IMAGES

2.2.1. Méthodes photographiques

Le support physique sur lequel est fixée l'image est le film photographique [1,4,17].

Par une action sur les conditions de développement, une utilisation de bains spéciaux, de filtres chromatiques, nous avons

la possibilité de corriger certaines dégradations simples. Ces techniques sont très limitées dans leurs applications.

2.2.2. Méthodes analogiques

Il existe des méthodes spécifiques dites analogiques applicables sur certains signaux. Nous pouvons citer à titre d'exemple, le signal vidéo fourni par une caméra de télévision.

La portée de ces méthodes reste limitée au vue de la simplicité des opérations de traitement effectuée : Intégration, dérivation et amplification.

L'avantage de la méthode est la possibilité de traitement de l'image en temps réel.

Comme inconvénients de ces méthodes on peut citer:

-La difficulté de modifier la fonction (de traitement) d'un appareillage.

-Effet unidirectionnel du traitement dû au balayage en ligne de l'image.

2.2.3. Méthodes optiques

L'image est enregistrée sur un faisceau lumineux. La technique de traitement la plus utilisée dans ce cas est le filtrage spatial fondé sur la théorie de la diffraction de la lumière [1].

Cela, nous donne alors , la possibilité d'un grand nombre de traitements : Restauration d'image, mise en évidence des contours d'objets, etc...

Parmi les avantages de ces méthodes nous avons:

-Le traitement en temps réel .

-Aucune contrainte de mémorisation car le support photographiques qui constituent une grande capacité de stockage.

-Les résultats sont directement interprétables par un observateur.

Cependant, les applications de ces méthodes sont limitées par:

-La réalisation très difficile des filtres.

-La difficulté de mettre au point le positionnement spatial de ces filtres.

-L'impossibilité d'extraction des paramètres significatifs de l'image.

-Le prix relativement élevé et le manque de flexibilité.

2.2.4. Méthodes numériques

Le traitement analogique a fait l'objet de plusieurs travaux. Les résultats de ces travaux sont résumés par plusieurs auteurs. Notons par ailleurs que de nombreux travaux de recherches ont été consacrés au traitement numérique des images [1,4,7,8]

Un traitement numérique ou digital, effectué à l'aide d'un ordinateur, transforme une image discrète d'entrée en une image discrète de sortie.

Le traitement numérique d'image consiste à considérer une image comme un ensemble de nombres sur lesquels s'effectuent les calculs numériques. Ces méthodes connaissent un développement considérable dû essentiellement aux points suivants :

Développement des moyens informatiques:

Les processeurs très rapides et les mémoires à temps d'accès très court permettent de traiter des quantités importantes d'images.

L'utilisation des cartes DSP donne accès à la programmation en langage machine (Assembleur, C et ses variantes). Ceci permet d'augmenter la rapidité des calculs ainsi que la possibilité de

traitement en temps réel.

Développement du logiciel:

Les méthodes mathématiques développées dans le domaine du traitement du signal ont permis l'élaboration d'algorithmes de calculs rapides. Les transformées rapides, transformée de Hadamard, KLT, DCT, etc..., rendent possible les nombreuses opérations complexes sur les images.

Souplesse d'utilisation:

Les méthodes numériques permettent l'élaboration d'algorithmes de traitement. Elles permettent également les traitements itteratifs et interactifs sur les images. Elles rendent accessibles les informations utiles d'une image et par conséquent permettent leur extraction.

En prenant en considération les avantages et surtout les inconvénients cités ci-dessus, le choix des méthodes numériques semble fortement indiqué [1,4,30].

L'orientation générale des recherches tend vers le traitement multidimensionnel des signaux. Les signaux, leurs caractéristiques paramétriques ou autres, sont considérés comme des grandeurs vectorielles multidimensionnelles. Ils sont traités dans des espaces à plusieurs dimensions [34,35,36,37,38].

2.3. TECHNIQUES DE TRAITEMENTS NUMERIQUES D'IMAGES

Dans cette partie, nous essayerons de présenter les techniques de traitements numériques les plus importantes. L'accent sera mis sur celles utilisées pour l'élaboration de ce travail.

Parmi les techniques de traitements numériques d'images nous pouvons citer:

- La restauration d'image.
- Rehaussement(Amélioration du contraste).
- Le codage et la compression d'image.
- Segmentation d'image.
- Transformations d'image
- Synthèse d'image.

2.3.1. Restauration d'image

La dégradation que peut subir une image peut être due essentiellement :

- Au changement de support (reproduction, transmission, mémorisation, réduction de redondance, ...).
- Etre de mauvaise qualité au départ (mauvais réglage de prise de vue par exemple).

La restauration d'image est représentée par l'ensemble des méthodes développées pour compenser ces dégradations(connues ou estimées); afin de rétablir la qualité initiale ces dégradations peuvent être connues ou estimées [1,3,4].

2.3.2. Amélioration de contraste (Rehaussement)

L'amélioration des images est une discipline liée essentiellement à la subjectivité de l'observateur. Elle consiste en la modification de l'apparence d'une image de manière qu'un observateur ou une machine puisse extraire plus facilement une certaine information désirée. Les principaux traitements permettant l'amélioration des images sont:

- La modification de l'intensité des points de l'image.
- Le renforcement du contraste de l'image.
- La réduction des bruits contenus dans l'image.

Ces traitements peuvent apparaître comme des filtrages car ils favorisent les informations utiles [1,3,4,24]. Des exemples de traitements concernant l'amélioration d'image seront données dans ce qui va suivre, notamment dans les parties traitant les transformations d'image et les histogrammes.

2.3.3. Codage et la compression d'image

Soit une image $L_0(i,j)$ obtenue après échantillonnage et quantification de la luminance d'une image originale.

Soit une partie carrée de $N \times N$ points et une quantification à B bits de chaque échantillon. Il faudra donc $N^2 B$ bits pour représenter l'image numérique. Prenons par exemple le cas où $N = 256$ et $B = 8$, il va donc falloir utiliser 500.Kbits pour représenter cette image. Cette forme de représentation est appelée : "*Forme canonique*" d'une image numérique.

Ce nombre élevé de bits peut ne pas permettre la mémorisation ou la transmission de la totalité des informations contenues dans une image à cause des moyens de stockage qui peuvent être insuffisants. L'utilité de réduire le nombre de bits devient nécessaire et évidente à la représentation d'une image numérique. Cette opération de "*Compression d'image*" fait partie des méthodes de réduction de redondance [7,15,19,21,26].

Souvent, la réduction de la redondance est obtenue par les méthodes transformées qui agissent non pas dans le domaine spatial sur l'image numérique, mais, dans l'espace de la transformée sur la transformée de l'image originale [1,3].

En général, les méthodes linéaires sont plus indiquées, car, elles se prêtent mieux à des études analytiques. Ces transformées linéaires sont:

- Transformations de: - KARHUNEN-LOEVE
- FOURIER, DCT
- HADAMARD

La transformation de Karhunen-Løve (KLT) est la moins utilisée à cause de la lenteur des calculs pour une évaluation rapide. Cette transformée est optimale, mais nécessite la connaissance des caractéristiques statistiques du signal. Elle est considérée comme une transformée de type "théorique" sans application.

La DCT (Discrete cosine transforme) est la plus proche de la KLT de part ses performances. Elle permet en temps de disposer des spectres.

Ces transformations utilisées dans le codage et la compression d'image sont des transformation globales et seront développées dans le paragraphe (2.4.3).

2.3.4. Ségmentation d'image

Ségmenter une image, revient à effectuer une partition de cette image en régions, telles que, chacune d'entre elles possède au moins une caractéristique que les autres régions voisines ne possèdent pas [1,3,19,24].

Le but de la ségmentation est de fournir une description de l'image sous la forme d'une liste de régions caractérisées par des propriétés qui les différencient. Ces dernières peuvent être, la répartition des niveaux de gris, le contenu énergétique dans une bande de fréquence, etc...

L'utilisation des seuils (voir parag. 4.1.b) est très fréquente en pratique pour la ségmentation d'images. La détection d'objets sombres sur un fond clair ou inversement est un exemple typique, ou encore , si on détecte tous les points dont un niveau de gris est dans un intervalle donné; on utilise alors deux seuils pour

éliminer les autres points. Dans les cas simples, le choix des seuils est guidé par l'observateur en s'appuyant sur l'histogramme des niveaux de gris [1,4].

Un choix judicieux du seuil est donné par le niveau de gris correspondant au minimum local entre deux pics (correspondant aux régions claire et sombre de l'image) de l'histogramme (Fig.2.2). Les algorithmes employés pour la ségmentation d'images se différencient par:

-Le type de propriétés recherché pour les régions.

-La manière d'opérer des regroupements de pixels pour former les régions, on distingue alors trois approches:

- * La classification des pixels
- * La détection des contours
- * L'approche des régions

2.3.5. Transformations d'images

La transformation d'image digitale est une fonction qui transforme une matrice image en une autre matrice image [1,3,8].

Les transformations utilisées en traitement d'images sont complexes et peuvent se décomposer en opérations élémentaires. Les différents traitements pouvant être effectués sur une image sont regroupés dans les catégories des transformations suivantes:

Ponctuelles, localisées, globales, et géométriques

Les détails concernant les trois premières transformations seront donnés dans la section "2.4" de ce chapitre.

2.3.6. Synthèse d'images

La synthèse d'images est la génération de celles-ci par un calculateur [17,18].

Le terme "image synthétique" désignera toute représentation visuelle obtenue à l'aide d'un ordinateur à partir des seules directives du concepteur, sans référence à des images réelles. Plusieurs types d'images peuvent être distingués, relatifs aux techniques picturales employées, c'est à dire aux éléments de base dont elles sont constituées : traits, points, tâches, etc... Ces informations sont contenues dans la mémoire du calculateur.

La synthèse d'images est appliquée dans des domaines très variés :

-Domaine audio-visuel (films, dessins animés, enseignement, etc...).

-C.A.O. (jeux, architecture, mécanique, etc...)

2.4. OPERATIONS DE TRAITEMENT D'IMAGES

2.4.1. Opérations ponctuelles

Les opérations ponctuelles agissent généralement sur l'intensité des différents points de l'image . Elles font appel, le plus souvent, à des opérateurs non linéaires qui consistent à remplacer l'intensité d'un point image par le résultat d'une fonction ne dépendant que de l'intensité de celui-ci [1,3,4,25]. Nous avons alors :

$$L'(i,j) = f(L(i,j)) \quad (2.1)$$

où $L(i,j)$ et $L'(i,j)$ représentent respectivement les intensités d'avant et après traitement du point de coordonnées (i,j) .

Comme opérateurs ponctuels nous pouvons citer :

- Le seuillage

- L'expansion de contraste

a. Seuillage des images

Le but de cette opération consiste en l'obtention à partir d'une image à plusieurs niveaux de gris, une image à deux niveaux de gris [1,25]. Ceci peut alors se traduire par :

$$f(L(i,j)) = \begin{cases} \text{Noir} & \text{si } L(i,j) > S_1 \\ \text{Blanc} & \text{si } L(i,j) \leq S_1 \end{cases} \quad (2.2)$$

où S_1 représente la valeur du seuil choisi (Fig.2.1). Cependant, il y a lieu de se poser une question pertinente se rapportant au "comment" du choix du seuil.

L'utilisation de l'histogramme des niveaux de gris (Fig.2.2) semble répondre aisément à cette question où il s'agit de choisir comme seuil le minimum local entre deux pics de l'histogramme (voir la section 3.4). Comme l'histogramme présente parfois des irrégularités rendant la recherche d'un seuil optimal très difficile, on utilise alors la méthode des deux seuils où il s'agit de sélectionner une tranche d'intensité S_1-S_2 (Fig.2.3).

La fonction de seuillage devient alors:

$$L(i,j) = \begin{cases} \text{Blanc} & S_1 \leq L(i,j) \leq S_2 \\ \text{Noir} & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.3)$$

Nous obtenons alors une image divisée en zones blanches et noires. Les seuils S_1 et S_2 sont choisis par l'utilisateur.

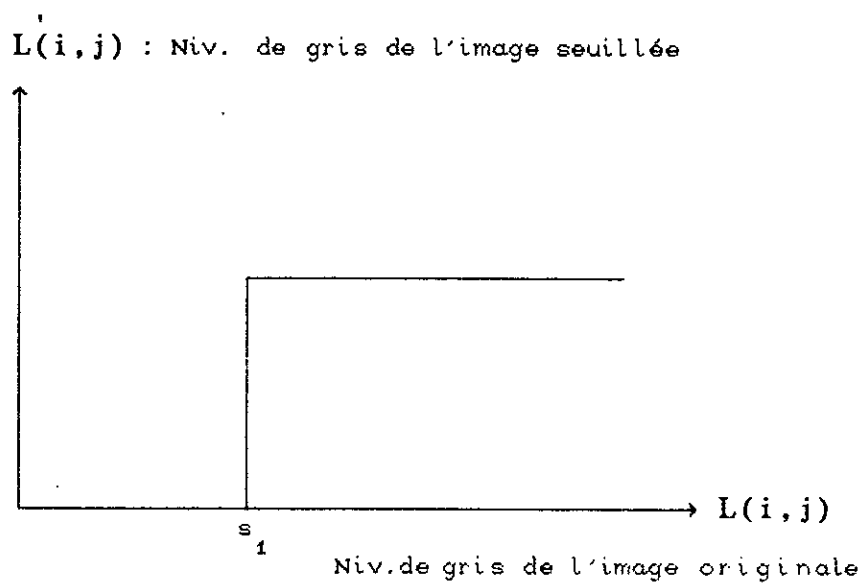


Fig.2.1 . Seuillage avec un seul seuil

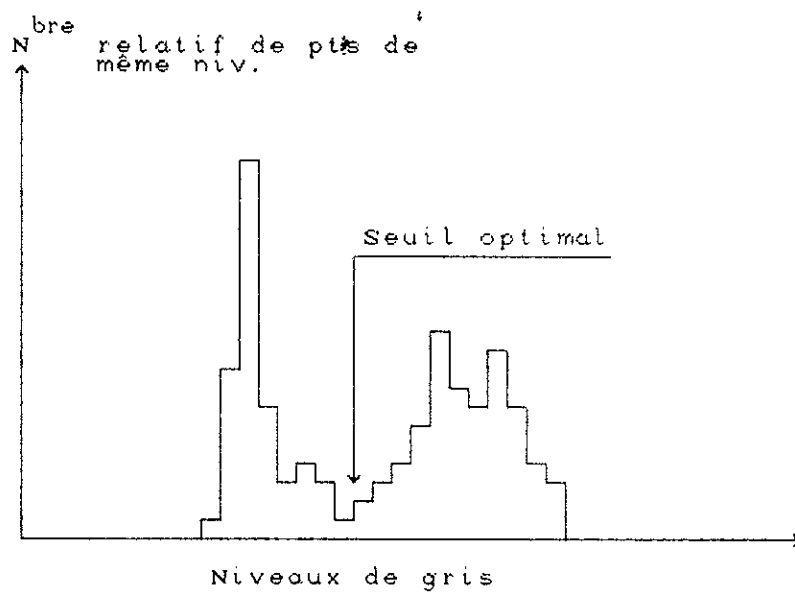


Fig 2.2 . Choix optimal du seuil

b. Expansion de contraste

Le contraste d'une image peut être modifié en appliquant l'opération suivante :

Soient S_1 et S_2 deux seuils différents et $L(i,j)$ l'intensité lumineuse d'un point de l'image de coordonnées (i,j)

$$\begin{cases} \text{Si } L(i,j) < S_1 & L(i,j) = K_1 \cdot L(i,j) \\ \text{Si } S_1 \leq L(i,j) \leq S_2 & L(i,j) = K_2 \cdot L(i,j) + (K_1 - K_2) \cdot S_1 \\ \text{Si } L(i,j) > S_2 & L(i,j) = K_3 \cdot L(i,j) + (K_1 - K_2) \cdot S_1 + (K_2 - K_3) S_2 \end{cases} \quad (2.4)$$

où : $L(i,j)$ représente l'intensité contrastée.

K_1, K_2 et K_3 sont des coefficients utilisés pour cette opération :

avec : $K_1 < 1$, $K_2 > 1$ et $K_3 < 1$

Cette opération, permettant l'amélioration de la qualité subjective de l'image (fig.2.4), peut donc être utilisée comme phase de prétraitement pour préparer une image à un éventuel traitement ultérieur. Les coefficients K_1, K_2 et K_3 représentent les pentes de cette figure.

2.4.2. Transformations locales

On appelle transformation locale, une transformation qui définit la valeur de chaque point de l'image transformée à partir de la valeur du point lui-même (de l'image originale) et des valeurs d'un nombre restreint de ses points voisins. Ces derniers sont contenus dans une fenêtre rectangulaire de dimension $N \times N$ construite généralement autour du point considéré [1,3,4,21,25].

L'opérateur correspondant est un masque de même dimension. Ce type d'opération est appelé "*convolution discrète*" et est donnée par la relation suivante:

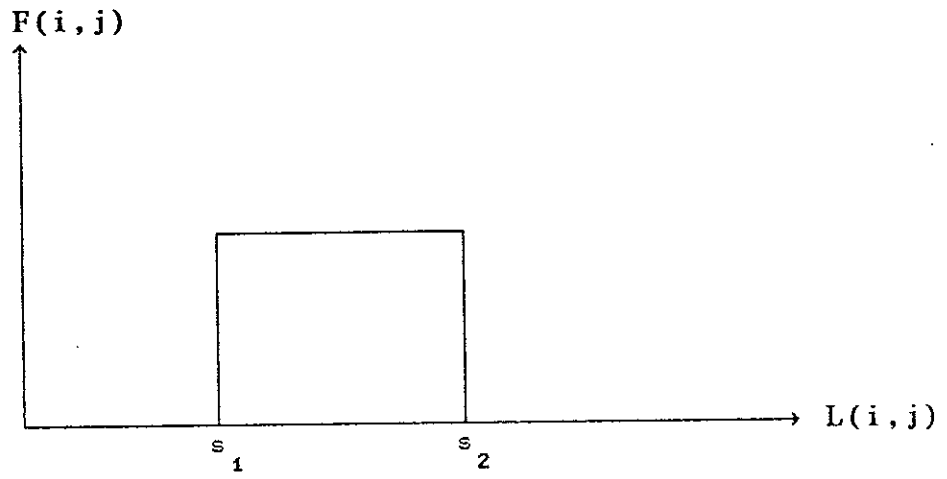


Fig.2.3 . Seuillage avec deux seuils

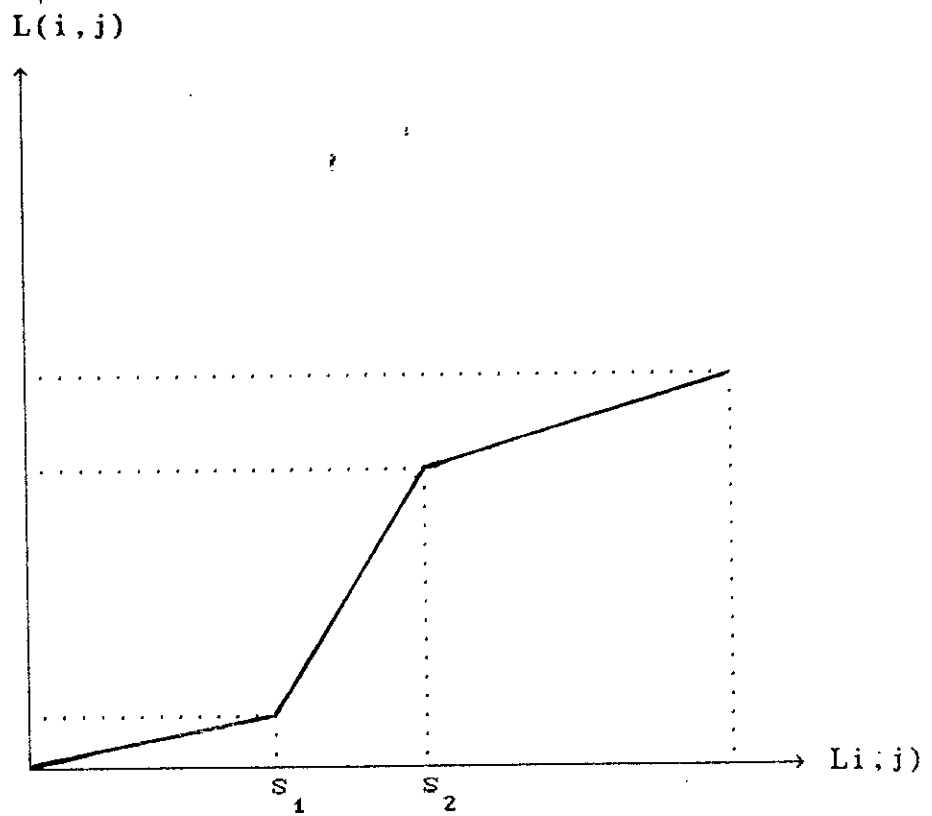


Fig 2.4 . Amélioration de contraste

$$L(i,j) = \sum_{k=-M}^{M-1} \sum_{l=-N}^{N-1} C(k,l) \cdot L(i+k, j+l) \quad (2.5)$$

où $C(k,l)$ est un élément du masque.

Les opérations sont nombreuses et dépendent des valeurs des coefficients du masque.

Les traitements locaux présentent donc l'avantage de n'avoir à les définir que sur un sous-ensemble réduit des images digitales à traiter, ce qui n'exige pas de grandes capacités mémoire. C'est à partir de cette considération qu'ont été écrites des procédures de traitements locaux sur les images obtenues par l'intermédiaire d'un capteur.

a. Filtrage passe-bas

Effectuer un filtrage passe-bas revient à faire un lissage sur les données de l'image et est généralement utilisé pour atténuer, le bruit qui se trouve dans les hautes fréquences spatiales, les irrégularités rapides de l'image; plus rapides que les détails que l'on cherche à conserver.

Cette opération peut être répétée plusieurs fois. Ceci crée un effet de flou dû essentiellement à l'élimination, de certains détails de l'image. Ces détails concernent également les contours qui se trouvent dans les régions peu contrastées. Pour éviter cet effet pratique, il faut choisir un compromis entre la diminution du bruit et la conservation des détails et contours significatifs. Par ailleurs, lorsqu'on répète une opération de convolution, on élargit à chaque fois "l'effet de bord". Le filtrage passe-bas (lissage) est souvent utilisé pour préparer l'image à un traitement de contour.

Parmi les opérateurs réalisant ce type de traitement nous pouvons citer [1,3,4]:

- Opérateur "Moyennage local"

Cet opérateur est défini sur une fenêtre 3x3 comme suit :

$$L(i,j) = (A+B+C+D+E+F+G+H)/8 \quad (2.6)$$

où $L(i,j)$ est la nouvelle intensité lumineuse du point de coordonnées (i,j) et A,B,C,D,E,F,G et H sont les éléments de la matrice représentant la fenêtre 3x3 définie par :

$$\begin{pmatrix} A & B & C \\ H & L(i,j) & D \\ G & F & E \end{pmatrix}$$

- Opérateur "Moyennage local par la médiane"

Cet opérateur consiste à remplacer l'intensité $L(i,j)$ du point (i,j) par la valeur médiane des neufs (09) valeurs de la matrice 3x3. Cette méthode permet d'éliminer les valeurs isolées correspondant généralement au bruit.

b. Filtrage passe-haut

Cette opération permet de mettre en évidence les variations d'intensité dans une image, par conséquent, fait apparaître les contours d'objets contenus dans une image. Elle est très utilisée comme étape de prétraitement en reconnaissance de formes et à l'extraction de contours, car, elle conduit à une amélioration de contraste de l'image [1,3,4,25].

Cette opération est l'opération inverse du lissage. elle consiste en une amplification des hautes fréquences spatiales mettant en relief les transitions rapides. Nous les réalisons en

utilisant les opérateurs de dérivation :

- Opérateur "Gradient"

Le gradient d'une image, en chaque point de coordonnées (i, j) est un vecteur dont la phase indique la direction de l'image dans laquelle le taux de changement de niveaux de gris est le plus important. Le module est une mesure de ce taux de changement maximal.

La valeur du gradient sur image discrète peut être obtenue par combinaison des dérivées partielles $\partial L(i, j)/\partial i$ et $\partial L(i, j)/\partial j$, dans les directions des axes orthogonaux O_i et O_j . Ces dérivées partielles peuvent être approximées par les différences locales des intensités des points de l'image, ce qui se traduit par :

$$\begin{cases} \partial L(i, j)/\partial i = L(i, j) - L(i-1, j) \\ \partial L(i, j)/\partial j = L(i, j) - L(i, j-1) \end{cases} \quad (2.7)$$

Elles peuvent être positives ou négatives, selon qu'il s'agisse d'une transition d'un niveau de gris élevé à un niveau plus faible ou inversement. Les expressions du module et de la direction du gradient sont données par les relations suivantes :

$$|\text{Grad } L(i, j)| = \left[(\partial L(i, j)/\partial i)^2 + (\partial L(i, j)/\partial j)^2 \right]^{1/2} \quad (2.8)$$

$$\alpha(i, j) = \text{Arctg} \frac{\partial L(i, j)/\partial i}{\partial L(i, j)/\partial j} \quad (2.9)$$

Pour une fenêtre de l'image 2×2 , l'approximation du gradient pour image discrète (suivant une direction de 45°) s'écrit :

$$L(i,j) = |L(i,j) - L(i+1,j+1)| + |L(i,j+1) - L(i+1,j)| \quad (2.10)$$

La fenêtre est alors représentée par la matrice suivante :

$$\begin{pmatrix} L(i,j) & L(i,j+1) \\ L(i+1,j) & L(i+1,j+1) \end{pmatrix}$$

D'où l'écriture de l'expression de $L(i,j)$ pour une fenêtre $N \times N$ sous la forme :

$$L(i,j) = \left| \sum_{k=-M}^{M-1} \sum_{l=-N}^{N-1} L(i+k,j+l) \cdot C(k,l) \right| + \left| \sum_{k=-M}^{M-1} \sum_{l=-N}^{N-1} L(i+k,j+l) \cdot G(k,l) \right|$$

Les matrices C et G sont appelées : "Masques".

Ces masques sont des opérateurs appliqués à une fenêtre de dimension $M \times N$. Parmi ces masques nous avons :

- Masques de ROBERTS

Ils sont de taille 2×2 définis par les matrices suivantes:

$$C = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad G = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Sur une fenêtre 3×3 nous avons alors :

$$C = \begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad G = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

L'opérateur gradient lié aux masques de Roberts est dit :

"Opérateur Gradient-Roberts Simple"

L'application de l'opérateur Gradient-Roberts donne lieu à l'apparition de zones frontières comme des zones de gradient maximum et celles homogènes comme des zones à gradient minimum. L'inconvénient principal réside en la possibilité d'apparition d'un point bruité dans une zone homogène, donnant alors, un gradient élevé. Ceci conduit à l'utilisation d'un autre opérateur gradient :

- Opérateur " Gradient amélioré"

Ce gradient de l'image est obtenu en calculant quatre gradients pour chaque fenêtre 4x4 de l'image. Son expression est alors donnée par :

$$\text{Grad}(a) = (A.B.C.D)^{1/4} \quad (2.11)$$

Où :

$$\begin{aligned} A &= |f-k| + |j-g| \\ B &= |a-p| + |m-d| \\ C &= |b-o| + |i-h| \\ D &= |c-n| + |e-l| \end{aligned}$$

avec, a,b,c,d,e,f,g,h,i,j,k,l,m,n,o, et p, les éléments de la matrice représentant la fenêtre 4x4 :

$$\begin{pmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ m & n & o & p \end{pmatrix}$$

L'opération consiste donc en le calcul de quatre gradients simples.

- Masques de "SOBEL"

Il arrive souvent de chercher à mettre en évidence les transitions dans une direction particulière. Les opérateurs (de dérivation directionnelle) de Sobel sont employés pour les huit directions possibles : Nord → Sud , Sud → Nord , etc...

- Opérateur "LAPLACIEN"

Cet opérateur se base le développement de Taylor au 2^{ème} ordre). La procédure repose donc sur la double différentiation. Il est donné par la somme des 2^{ème} dérivées partielles des points de l'image. Ce qui peut s'écrire comme suit :

$$\nabla^2 = \partial^2 L(i,j)/\partial i^2 + \partial^2 L(i,j)/\partial j^2 \quad (2.12)$$

où $L(i,j)$ représentant l'intensité lumineuse du point de coordonnées (i,j) .

Ces dérivées partielles peuvent être remplacées par les différences locales des intensités des points de l'image, ce qui nous conduit à l'écriture suivante:

$$\begin{aligned} \partial L(i,j)/\partial i^2 &= L(i+1,j) - L(i,j) \\ \partial L(i,j)/\partial j^2 &= L(i,j+1) - L(i,j) \end{aligned} \quad (2.13)$$

En passant aux dérivées secondes nous obtenons :

$$\begin{aligned} \partial^2 L(i,j)/\partial i^2 &= L(i+1,j) - 2L(i,j) + L(i-1,j) \\ \partial^2 L(i,j)/\partial j^2 &= L(i,j+1) - 2L(i,j) + L(i,j-1) \end{aligned} \quad (2.14)$$

ce qui conduit à :

$$\nabla^2 = L(i+1,j) + L(i-1,j) - 4L(i,j) + L(i,j+1) + L(i,j-1) \quad (2.15)$$

l'opérateur Laplacien correspondant est donné alors sous forme matricielle par :

$$\nabla^2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

Cet opérateur est appliqué à une fenêtre de taille 3x3. L'image filtrée est obtenue par la différence entre l'image originale et son Laplacien. La procédure offre une simplicité d'une bonne mise en œuvre. Néanmoins, l'opérateur Laplacien peut être approximé d'une autre manière. Cette approximation attribut à un point de coordonnées (i,j) et d'intensité lumineuse L(i,j), la nouvelle valeur de celle-ci :

$$L'(i,j) = |L(i,j) - (A+B+C+D+E+F+G+H)/8| \quad (2.17)$$

où A,B,...,H représentent les éléments de la matrice 3x3 définie par :

$$\begin{pmatrix} A & B & C \\ H & L(i,j) & D \\ G & F & E \end{pmatrix}$$

L'application du Laplacien est intéressante dans une région de l'image possédant des variations où la valeur de cet opérateur est importante. Par contre, il est de même pour l'opérateur gradient, nul dans les régions où l'intensité lumineuse est constante.

L'opérateur Laplacien, fourni des informations utiles dans les hautes fréquences spatiales, néanmoins, reste sensible au bruit.

2.4.3. Transformations globales

Une transformation globale est une transformation pour laquelle un point de l'image transformée est fonction de l'ensemble des points de l'image initiale. Parmi ces transformations, nous pouvons citer : KLT, Fourier, Hadamard, DCT, etc..., [1].

La théorie générale de la transformation concerne la conversion d'éléments d'images statistiquement dépendants en des coefficients "à peu près" indépendants.

Dans une optique de gain en capacité de stockage, les travaux se sont orientés sur la recherche d'une transformation optimale. Celle-ci est définie comme étant celle qui donne la meilleure qualité de d'image avec le moins de coefficients (donc de bits) possible. Ceci étant difficile à obtenir, le but fixé est la recherche d'une transformation donnant des coefficients décorélés.

Si l'on considère qu'un ensemble de pixels est représenté par un vecteur X à N composantes, il faut définir une matrice A de dimension $N \times N$. Celle-ci donne un vecteur transformé Y ($Y = AX$) répondant aux contraintes citées ci-dessus.

Dans ce cas la transformation de Karhunen-Lève (KLT) répond favorablement [1,25].

Cette matrice optimale peut être calculée à partir de covariance de X :

$$C_x = E \left\{ (X - E(X)) \cdot (X - E(X))^t \right\} \quad (2.18)$$

avec E espérance statistique.

Les colonnes de la matrice A sont les vecteurs propres de C_x . Les λ_i , valeurs propres de C_x , sont solutions de l'équation :

$$C_x \cdot X = \lambda_i \cdot X \quad (2.19)$$

La matrice de covariance pour Y sera alors donnée par :

$$C_y = A_y \cdot C_x \cdot A^t \quad (2.20)$$

Cette matrice sera diagonale avec les λ_i sur sa diagonale.

En pratique, l'utilisation de cette transformation pose des problèmes. En effet, d'une part, la matrice de covariance n'est pas stable. D'autre part, chaque constante nécessite N^2 multiplications. Ceci représente un désavantage pour le calcul en temps réel.

On s'intéresse donc aux autres transformations unitaires existantes; Si leur coefficients sont moins corrélés, l'implémentation est plus facile.

Considérons le cas à une dimension, si $A = \{ a_{kl} \}$ alors;

-La transformation de Fourier discrète (TFD):

$$a_{kl} = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{[-2\pi j(kl)]} \quad (2.21)$$

-La transformation en Cosinus discrets (DCT):

$$a_{kl} = \frac{2K(k)}{\sqrt{N}} \text{Cos}[(2l+1)k\pi/2N] \quad (2.22)$$

avec : $K(k) = (1/2)^{1/2}$ si $k = 1$
 $= 1$ si $k = 2, \dots, N$
 $= 0$ sinon

-La transformation d'Hadamard :

$$a_{kl} = \frac{1}{\sqrt{N}} (-1)^{b(k,l)} \quad ; \quad b(k,l) = \sum_{m=0}^{n-1} k_m l_m \quad (2.23)$$

L'avantage de ces méthodes est que l'on n'a pas besoin uniquement de $N \log_2 N$ multiplications et additions (par rapport aux N^2 pour la KLT).

Dans le cas de la transformation d'Hadamard, seules les additions sont nécessaires. Celle-ci, de plus, présente de bonnes propriétés de compression. Toutefois, si les performances sont similaires à celles de la KLT pour de petits blocs d'images, la taille s'accroissant, l'intérêt que l'on peut porter à cette

transformation va en décroissant. Par contre, la transformée de Fourier s'affirme comme étant la plus fiable [1,4,25].

L'élaboration d'un algorithme rapide pour la DCT est rendu possible grâce à la liaison entre la DCT et la DFT. Ceci permet donc l'utilisation de la FFT.

La DCT a de plus l'avantage de rester proche de l'optimum sur le plan performances. Dans le cas bidimensionnel, le même type d'opération peut être effectué. Cependant, il y aura un coefficient $K(k)$ et $K(l)$ pour chacune des dimensions [1,31,32,33].

La transformation de Fourier, utilisée dans notre travail pour l'obtention des spectres des images, est présentée dans le chapitre concernant les signaux bidimensionnels.

Son application permet aussi une réduction de redondance assez remarquable car elle peut s'effectuer sur une partie du signal. D'où, un gain important en temps d'exécution du traitement.

Cette opération peut être considérée comme étant un filtrage car elle met en évidence l'évolution du signal dans le domaine fréquentiel et dans un intervalle de fréquences désiré.

L'une de ses propriétés importantes appuyant en général son utilisation est la réversibilité.

Les résultats qui peuvent en découler sous forme de spectres serviront pour la caractérisation de l'image. Les informations utiles sont bien entendu obtenues après l'étude des variations (transitions brusques ou lentes) présentes au niveaux des spectres.

CHAPITRE 3 :

Manipulation et algorithmes de
traitements

CHAPITRE 3

MANIPULATION ET ALGORITHMES DE TRAITEMENTS

3.1. PRESENTATION DU SYSTEME UTILISE

Les éléments constituant le système d'image (Fig.3.1) disponible au niveau du laboratoire de traitement du signal de l'ENP sont :

- Calculateur HP série 200 (9836)
- Carte interface GP10 98622
- Système SBS "Image 2000"
- Caméra Philips (Type TV): LDH28 munie d'une alimentation
- Moniteur vidéo (Philips) monochrome

3.1.1. Système de vision "Image 2000"

Le système "Image 2000" permet l'acquisition d'images provenant de la caméra. L'image acquise est numérisée sur 8 bits. Ce codage représente 64 niveaux de gris. Le Zéro représente le Blanc et le 63 représente le Noir. Cette image numérisée pourra alors transiter vers l'ordinateur via un bus et sera transmise par mots de 16 bits pour permettre un transfert plus rapide.

Alimenté sous +15v; -15v; +5v; -5v, "Image 2000" comprend:

- Une carte de génération des signaux de synchronisation de balayage pour la caméra.

- Une carte de mémorisation et de restitution de l'image au format 256x256 points quantifiés sur 64 niveaux de gris.
- Une carte mémoire d'image temps réel de 64 Koctets.
- Une carte interface parallèle pour ordinateur HP série 200.

Le système "Image 2000" permet de réaliser les fonctions et les commandes que nous décrivons ci-dessous :

a. Fonctions

"Image 2000" réalise les fonctions de numérisation, mémorisation d'images vidéo ainsi que le transfert de ces images sur ordinateur et éventuellement la visualisation d'images issues de l'ordinateur HP. Parmi ces fonctions, on peut distinguer :

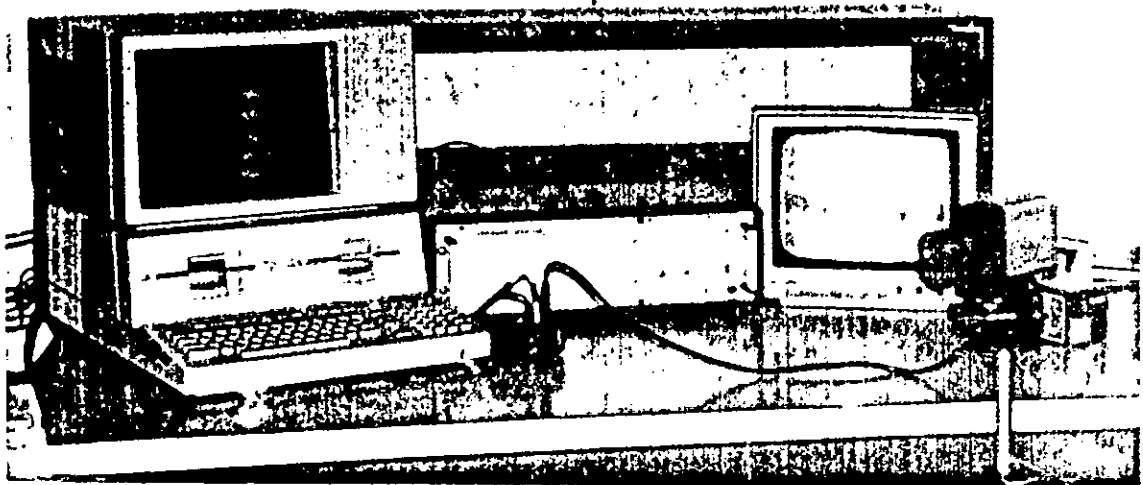


Fig.3.1. Système d'acquisition et de traitement d'image disponible au Laboratoire "Traitement du signal" de l'ENP.

a.1. Fonction poursuite

Les images fournies par la caméra sont numérisées et reproduites en signaux vidéo analogiques en temps réel. L'image affichée sur le moniteur est identique à celle fournie par la caméra. Toutes les images sont mémorisées dans le plan mémoire, chaque image est écrasée par la suivante.

a.2. Fonction mémoire

Deux cas se présentent:

1^{er} Cas: Fonction mémoire avec affichage de l'image sur le moniteur.

Le contenu de la mémoire est figé, lu 50 fois par seconde et de plus sert à l'élaboration d'un signal vidéo analogique envoyé sur le moniteur. L'image est alors figée sur l'écran du moniteur.

2^{eme} Cas: Fonction mémoire avec connexion au calculateur

La connexion de la mémoire d'image (vue par le calculateur comme une mémoire de 64 K.mots à accès séquentiel) au calculateur est réalisée à l'aide d'une interface parallèle. Les transferts peuvent alors s'effectuer en lecture et en écriture.

b. Les commandes

On distingue deux types de commandes :

b.1. Commandes Hard

Ce type de commandes est réalisé à l'aide d'un bouton poussoir placé sur la face avant du système, permettant donc le passage du mode poursuite en mode mémoire. Nous pouvons par la suite passer en mode poursuite sans mémorisation et cela par l'action d'un interrupteur de "Protection".

b.2. Commandes Soft

Tous les modes de fonctionnement sont aussi réalisables par des commandes soft comme le montre ce qui suit:

- Passage du mode poursuite au mode mémoire et inversement:

.CONTROL 12,2;3

.CONTROL 12,2;1

- En mode mémoire: Connexion au calculateur:

.CONTROL 12,2;1

- En mode mémoire: Déconnexion du calculateur:

.CONTROL 12,2;1

3.1.2. La caméra

La caméra utilisée est du type Philips LDH26 fournissant des images de haute qualité et bien contrastées. Elle possède aussi une bonne résolution, fonctionne pratiquement dans toutes les conditions d'éclairage. Cette caméra s'adapte rapidement d'une scène éclairée à une scène sombre et réciproquement. Ces caractéristiques sont:

- Alimentation (Min 9v cc, Max 9.1v cc) fournie par l'unité LDH4430.
- Consommation : 9v;0.5A cc
- Signal de sortie : Signal vidéo d'amplitude nominale 1v cc sur 75Ω

3.1.3 Moniteur

Ce moniteur convient pour la visualisation d'images noir et blanc de télévision. Il est aussi équipé d'une entrée de signal vidéo composite et d'une entrée RVB, synchronisation et signal vidéo. Ses caractéristiques sont:

- BP (bande passante) vidéo : 10MHZ
- Pouvoir séparateur : 600 lignes au centre
- Fréquence de balayage ligne : 15625 ± 600 HZ
- Fréquence de balayage trame : 50/60 HZ

3.1.4. Calculateur

Le calculateur utilisé dans notre chaîne d'acquisition et de traitement est du type HP-9836 série 200 connecté à une imprimante. Différents langages évolués peuvent être utilisés, dans notre cas les logiciels sont en basic version 2.0 avec une extension.

L'acquisition de données nécessite l'emploi d'interfaces spécifiques ainsi que des cables permettant les connexions des différents blocs de la chaîne d'acquisition et de traitement d'images.

3.2. Algorithmes et organigrammes de traitements

Dans cette section nous présentons les algorithmes de traitement. Nous présentons également les organigrammes illustrant les différentes opérations de traitements effectuées sur les images traitées.

Présentons d'abord ceux utilisant des opérateurs permettant de préparer l'image ensuite celui donnant les histogrammes et spectres après application des différents opérateurs.

Notons que les différents coefficients et paramètres utilisés pour les algorithmes sont donnés dans la section "2.4".

3.2.1. Seuillage

La procédure est la suivante :

- Transférer l'image numérique de la mémoire du numériseur

(Image 2000) vers la mémoire du calculateur.

-Entrée des seuils choisis S_1 et S_2 ($S_2 > S_1$).

-Faire pour l'image entre S_1 et S_2 "Blanc"
en dehors ; "Noir"

-Afficher l'image.

L'organigramme est donné par la figure 3.2.

3.2.2. Amélioration du contraste

L'algorithme peut se résumer comme suit :

-Transfert de l'image numérique de la mémoire du système "Image 2000" vers la mémoire du calculateur.

-Entrer les seuils S_1 et S_2 ($S_2 > S_1$).

-Entrer les coefficients K_1, K_2 et K_3 .

Avec: $K_1 < 1$; $K_2 > 1$ et $K_3 < 1$

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{si } \text{Im}(i,j) < S_1 & \text{Im}(i,j) = K_1 \cdot \text{Im}(i,j) \\ \text{si } S_1 \leq \text{Im}(i,j) \leq S_2 & \text{Im}(i,j) = K_2 \cdot \text{Im}(i,j) + (K_1 - K_2) S_1 \\ \text{si } \text{Im}(i,j) > S_2 & \text{Im}(i,j) = K_3 \cdot \text{Im}(i,j) + (K_1 - K_2) \cdot S_1 + (K_2 - K_3) \cdot S_2 \end{array} \right.$$

où K_1, K_2 et K_3 représentent les coefficients utilisés pour cette opération. Ils donnent les pentes de la courbe d'amélioration de contraste. $\text{Im}(i,j)$ représente le point de l'image de coordonnées (i,j) .

-Faire le calcul pour tous les points de l'image.

-Afficher l'image

La figure 3.3 donne l'organigramme correspondant à cet opérateur.

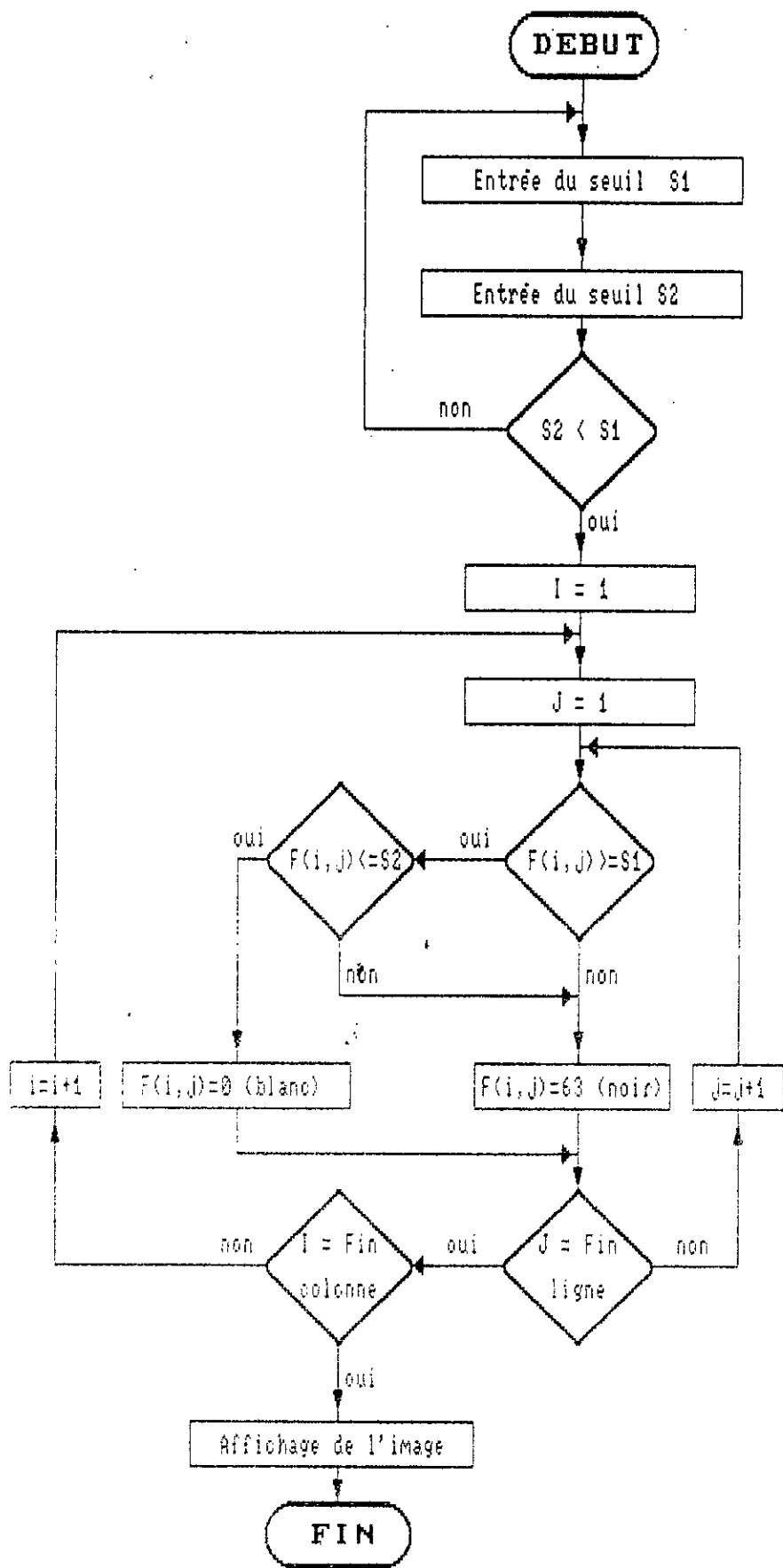


Fig.3.2 : Opération de seuillage.

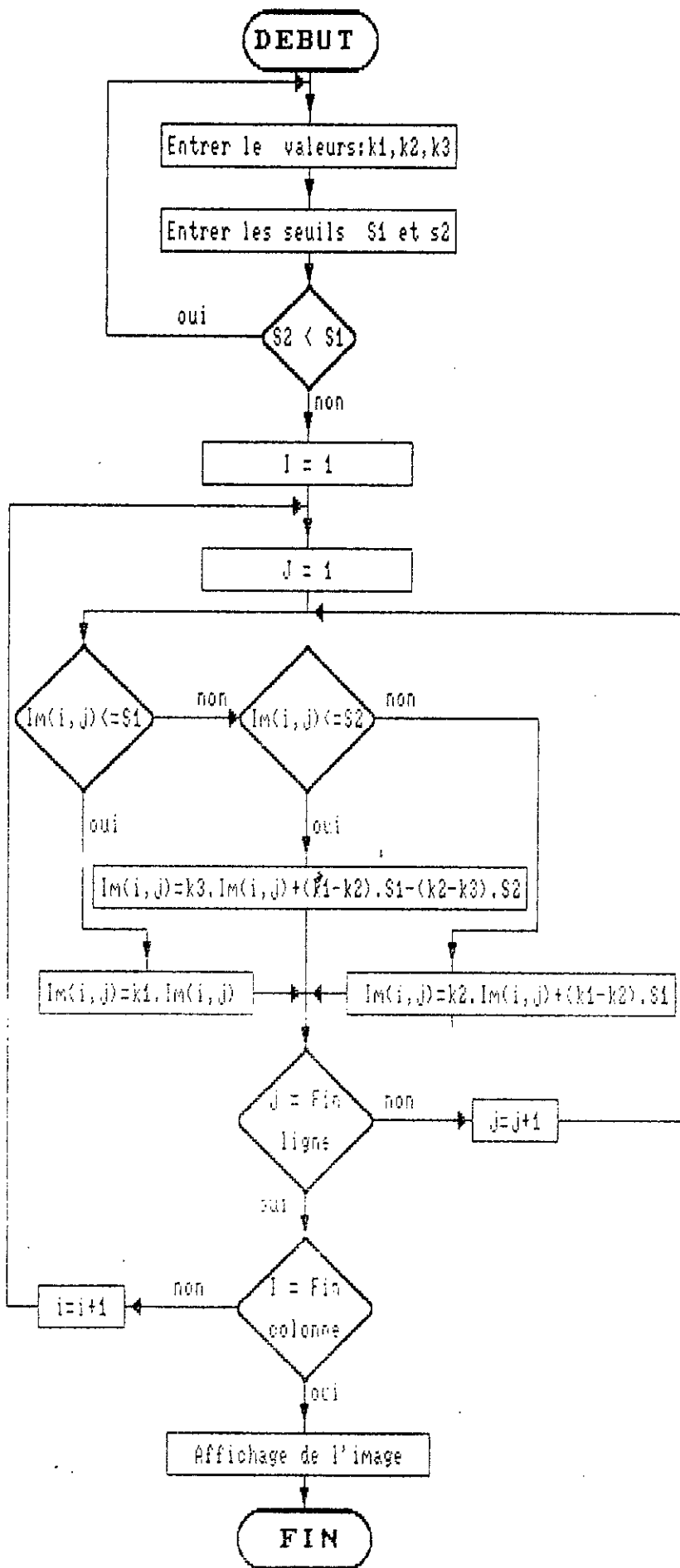


Fig.3.3 : Amélioration de contraste

3.2.3. LISSAGE

Le lissage peut être réalisé par deux procédures :

a. Opérateur "Moyennage local"

-Transfert de l'image numérique de la mémoire de l'Image 2000 vers la mémoire du HP.

-Calculer la moyenne des huit valeurs de la fenêtre de dimensions (3x3) qui remplacera la valeur centrale de la fenêtre :

-Faire $X = (A+B+C+D+E+F+G+H) / 8$

-Si $X \leq \text{Intensité Max}$,

Alors $F(i,j) = X$

-Sinon $F(i,j) = \text{Intensité.Max}$

-Refaire le calcul pour chaque point de l'image.

-Affichage de l'image.

La figure 3.4 illustre l'organigramme de cette opération.

b. "Moyennage local par la médiane"

Cette opération consiste à remplacer la valeur centrale de la fenêtre (3x3) par la valeur médiane des neuf valeurs de la fenêtre. Cette opération est présentée sur la figure 3.5.

3.2.4. OPERATEURS GRADIENTS

Les détails concernant l'utilisation des opérateurs correspondants sont donnés au chapitre 2, section 4.2.b.

a. Opérateur gradient "Roberts"

-Transfert de l'image numérique de la mémoire du numériseur vers la mémoire du HP.

$$\begin{aligned} \text{-Faire : } P &= |F(i,j) - F(i,j)| \\ R &= |F(i,j+1) - F(i+1,j)| \end{aligned}$$

$$F(i,j) = \begin{cases} P+R & \text{si } P+R \leq \text{Intensité.Max} \\ \text{Intensité.Max} & \text{sinon} \end{cases}$$

-Refaire le calcul pour tous les points de l'image.

-Affichage de l'image.

L'organigramme de cette opération de traitement apparaît sur la figure 3.6.

b. Opérateur "Gradient amélioré"

Nous utilisons une fenêtre 4×4 et d'éléments (a,b,...et p) calculons les 4 gradients simples (A,B,C et D).

-Transfert de l'image numérique de la mémoire du système "Image 2000" vers celle du calculateur.

-Calcul des 4 gradients simples.

$$\text{-Faire } \text{Grad}(a) = (A.B.C.D)^{1/4}$$

$$\begin{aligned} \text{Avec : } A &= |f - k| + |j - g| \\ B &= |a - p| + |m - d| \\ C &= |b - o| + |i - h| \\ D &= |c - n| + |e - l| \end{aligned}$$

$$\begin{cases} \text{Grad}(a) & \text{si } \text{Grad}(a) < 63 \\ 63 & \text{sinon} \end{cases}$$

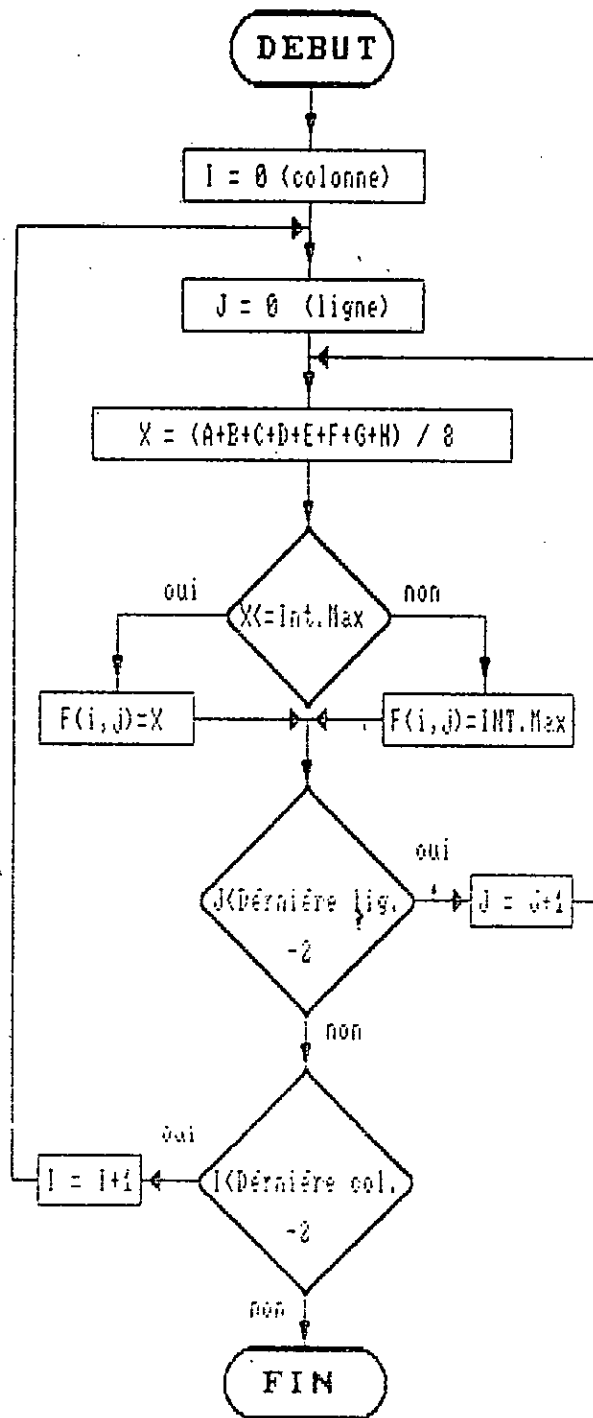


Fig.3.4 : Opérateur Moyennage local

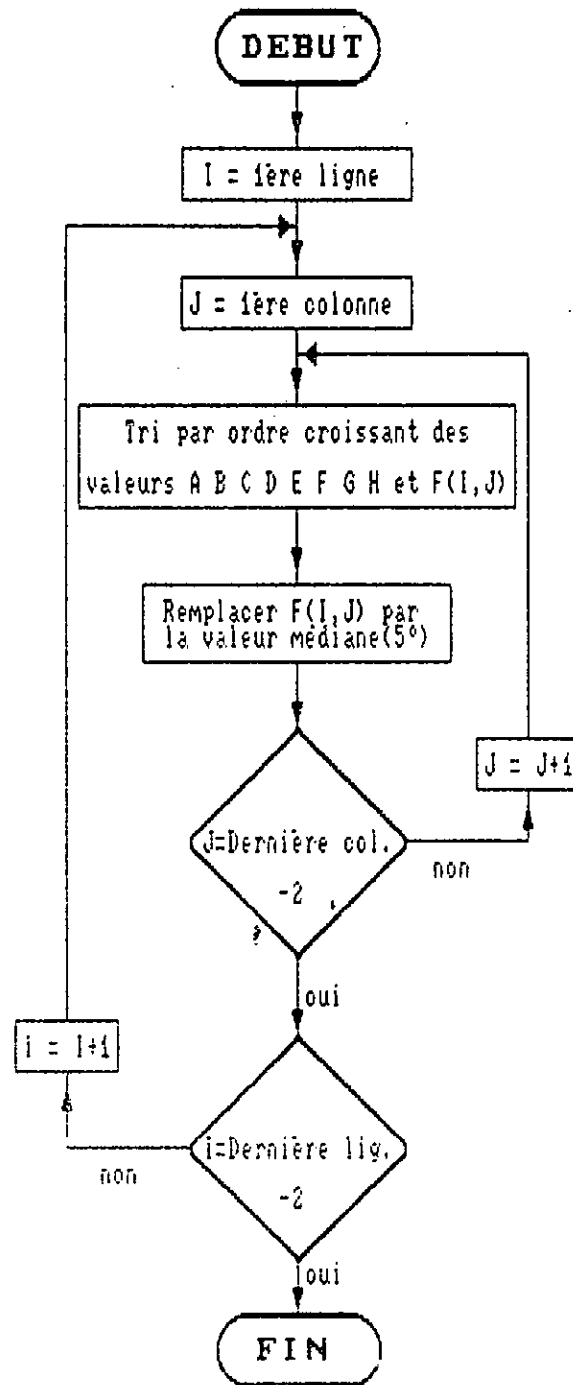


Fig.3.5 : Opérateur Moyennage par la Médiane

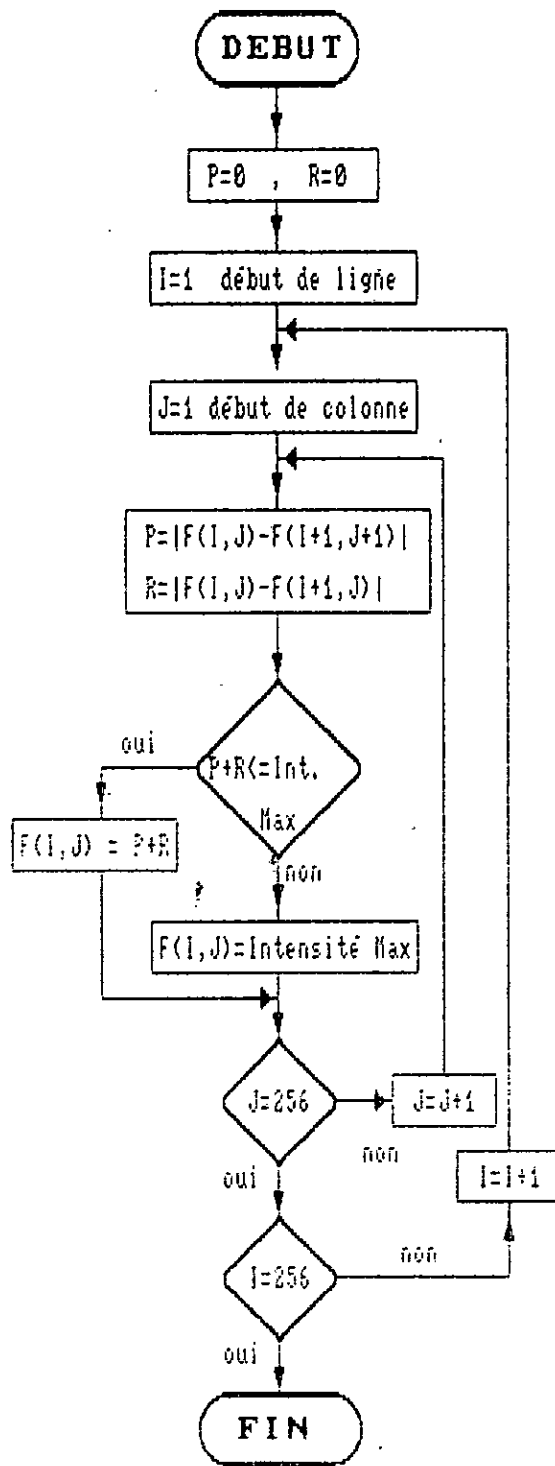


Fig.3.6 : Opérateur de ROBERTS

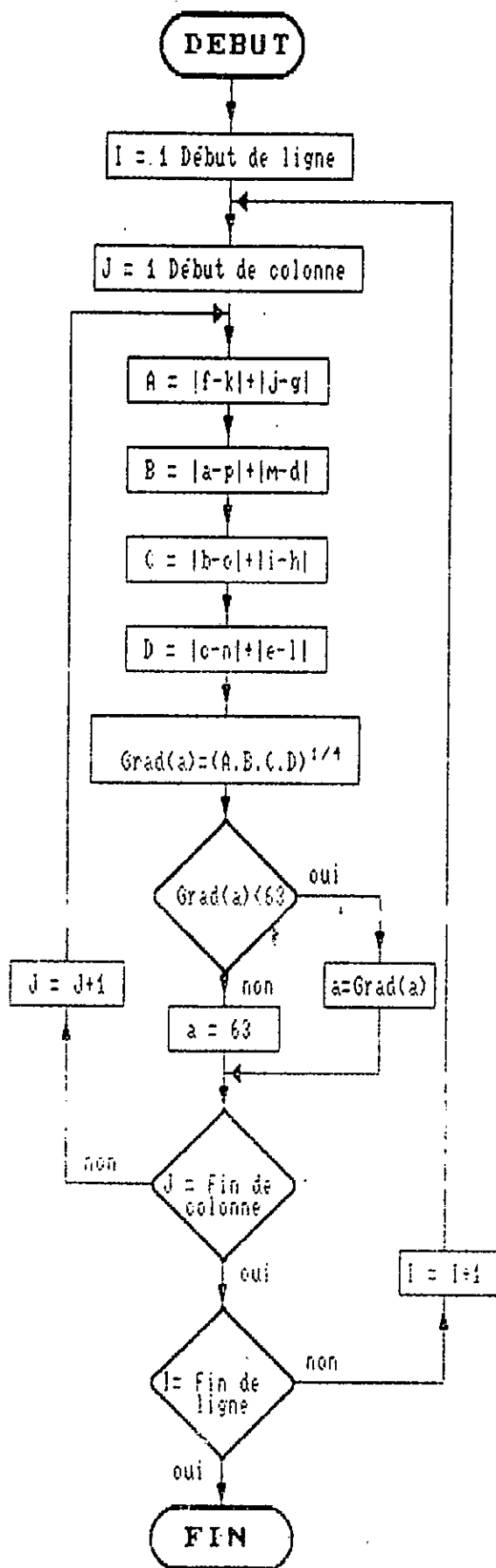


Fig.3.7 : Opérateur Gradient Amélioré

Refaire le calcul pour tout les points de l'image.

Affichage de l'image.

Nous illustrons cette opération par l'organigramme de la figure 3.7.

c. Opérateur "Laplacien"

Transfert de l'image numérique de la mémoire du système image vers celle du calculateur.

-Détermination du Laplacien :

Faire : $M(i,j) = (A+B+C+D+E+F+G+H) / 8$

$N(i,j) = B+D+F+H - 4.F(i,j)$

Avec : $N(i,j)$ et $M(i,j) \leq 63$ et représentent respectivement le Laplacien et le Laplacien approximé.

$F(i,j)$ donne la valeur centrale de la fenêtre 3x3 d'éléments (A,B,...et H).

-Calcul de la différence de l'image et de son Laplacien :

-Faire : $P = F(i,j) - M(i,j)$ et $R = F(i,j) - N(i,j)$

Choix du Laplacien 1 ou 2 :

-Pour L_1 : $F(i,j) = P$ et -Pour L_2 : $F(i,j) = R$

-Refaire le calcul pour tous les points de l'image.

La figure 3.8 présente l'organigramme correspondant à cet opérateur.

3.2.5. Histogrammes des niveaux de gris et spectres

Sous sa forme canonique, une image $Im(i,j)$ correspond à un ensemble $N \times N$ valeurs numériques ordonnées dans une matrice. Chacune de ces valeurs est quantifiée sur 64 niveaux de gris.

L'histogramme des niveaux de gris est donné par $P(b)/N^2$.

Où $P(b)$ représente le nombre d'échantillons possédant la valeur du niveau b et N^2 correspond au nombre total des points de l'image.

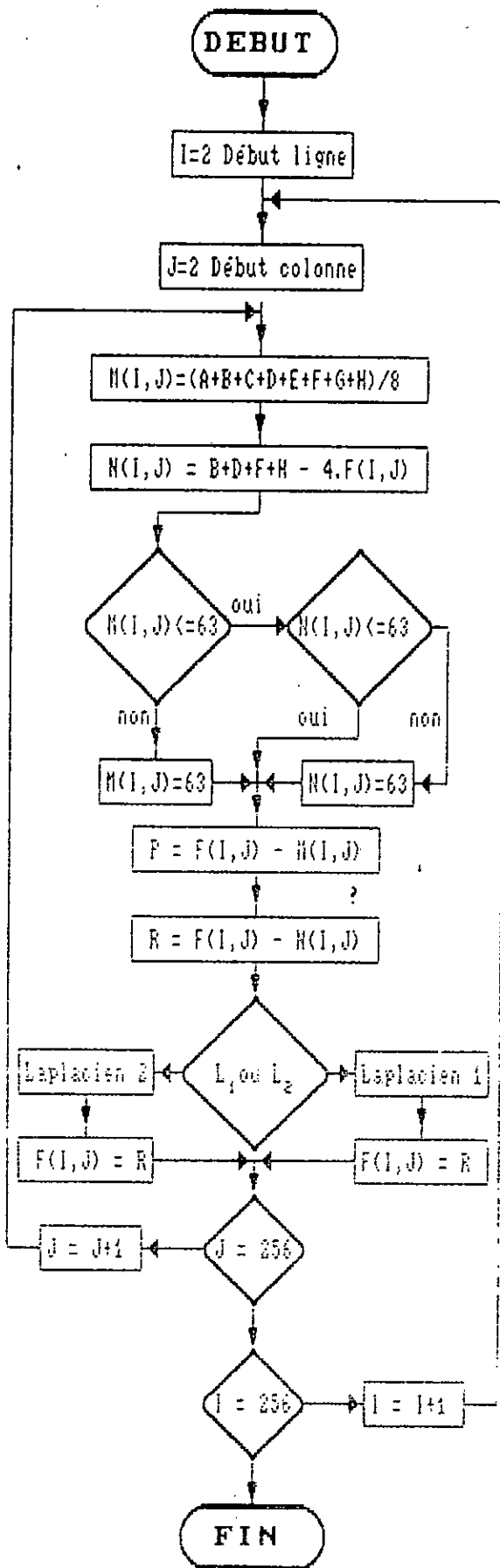


Fig.3.8 : Opérateur LAPLACIEN

Des paramètres statistiques tels que la moyenne (\bar{b}) et l'écart type (σ^2) sont évalués. Ces paramètres vont servir à une meilleure caractérisation de l'image et sont donnés par :

$$\bar{b} = \sum_{b=0}^{63} b p(b) \quad \text{et} \quad \sigma^2 = \sum_{b=0}^{63} (b-\bar{b})^2 p(b)$$

Pour chaque image étudiée, nous présentons le spectre d'amplitude. Le spectre horizontal correspond aux lignes et le spectre vertical correspond aux colonnes.

Par ailleurs nous présentons également les spectres des images traitées.

Pour obtenir les histogrammes et les spectres, la procédure ci-dessous a été suivie :

- Transfert de l'image numérique de la mémoire du numériseur vers la mémoire du calculateur.

- Traitement de l'image par l'un des opérateurs.

- Visualisation des images originale et traitée.

- Calcul de l'histogramme de l'image originale.

- Calcul de la moyenne et de l'écart type pour l'image originale

- Calcul du module de la TF de l'image originale.

- Refaire les opérations citées pour l'image traitée.

- Calcul de la différence des images originale et traitée.

- Calcul de la TF de l'image différence.

- Tracé et visualisation des histogramme et spectre de l'image originale.

- Tracé et visualisation des histogramme et spectre de l'image

traitée.

-Tracé du spectre de la différence des images.

3.2.6.Remarques

1. Pour mieux distinguer l'effet de l'opération de traitement utilisée pour une image, celle-ci ainsi que celle traitée sont affichées simultanément sur le même plan par le système de visualisation.

2. Le transfert de l'image numérique de la mémoire du système "Image 2000" vers la mémoire du calculateur constitue l'étape première pour tous les algorithmes de traitement. Ceci permet la saisie directe dans le cas d'utilisation d'un seul opérateur. Par contre, utilisant une série de traitements, nous pouvons procéder à une saisie unique. Celle-ci est conservée avec, le changement d'opérateur et le passage d'une image à une autre.

CHAPITRE 4 :

Résultats et interprétations

RESULTATS ET INTERPRETATIONS

Dans ce chapitre, nous tenterons de donner au mieux les interprétations concernant les effets et résultats obtenus à partir des différentes opérations effectuées sur les différentes images.

Les courbes obtenues (histogrammes des niveaux de gris et spectres) correspondent à un type particulier d'images (motifs des tapis algériens). Ces courbes représentent les caractéristiques objectives que l'œil humain ne peut pas distinguer. Ces caractéristiques représentent celles avant et après traitement et correspondent respectivement aux images originale et traitée.

Nous organisons ce chapitre en 2 parties. En premier lieu, nous donnons par l'image, les résultats obtenus à l'issue de l'utilisation des différentes opérations de traitement (Lissage, Roberts et Laplacien) et de prétraitement (Seuillage et amélioration de contraste) ainsi que leurs interprétations. Ensuite, nous présentons les histogrammes et spectres obtenus avant et après toutes les opérations de traitement de toutes les images avec des interprétations concernant la première image.

4.1 RESULTATS DES DIFFERENTES OPERATIONS EFFECTUEES SUR LES IMAGES

4.1.1. Seuillage

L'image originale sur laquelle a été effectuée cette opération est donnée par la figure (4.1.a).



Fig.4.1.a . Image Originale

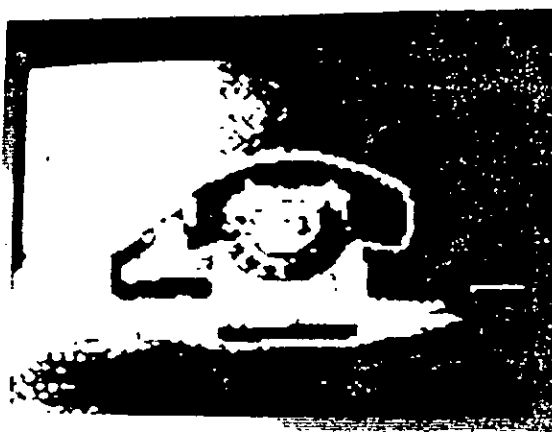


Fig.4.1.b . Mauvais Seuillage

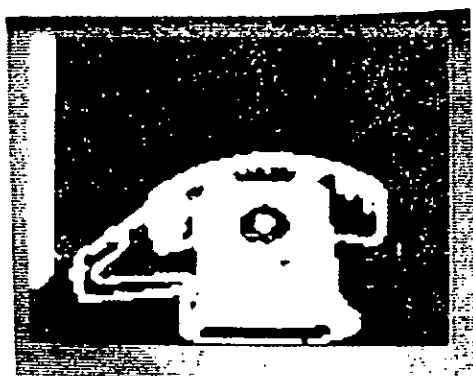


Fig.4.1.c . Seuillage Correcte

Le résultat issu de cette opération est représenté par les figures (4.1.b) et (4.1.c) montrant respectivement les cas d'un mauvais et d'un bon seuillage, dépendant essentiellement du choix des seuils.

Nous remarquons que dans le cas de la figure(4.1.c), nous obtenons une image à 2 niveaux en partant d'une image à plusieurs niveaux de gris. Ceci permet ainsi la séparation du fond, de l'objet de l'image originale.

4.1.2. Amélioration de contraste

Le résultat, de cette opération appliquée à l'image de la figure (4.2.a), est illustré par la figure(4.2.b) laquelle est mieux contrastée.

Nous remarquons que cette opération peut être utilisée comme étape de prétraitement lorsque l'image est peu contrastée pour la préparer à un éventuel traitement ultérieur pour en tirer les informations souhaitées.

En modifiant les coefficients utilisés pour la réalisation de cette opération nous aboutissons à une binarisation de cette image comme le montre clairement la figure (4.2.c) (voir section 4.2.1.b).

4.1.3. Lissage

Considérons l'image originale donnée par la figure (4.3.a). Le résultat du lissage de cette image par l'opérateur "Moyennage Local" est illustré par la figure (4.3.b).

Nous remarquons sur cette dernière présente un certain flou comparativement à l'image originale. L'élimination de certains détails de l'image, notamment, ceux se rapportant aux transitions brusques en est la cause.

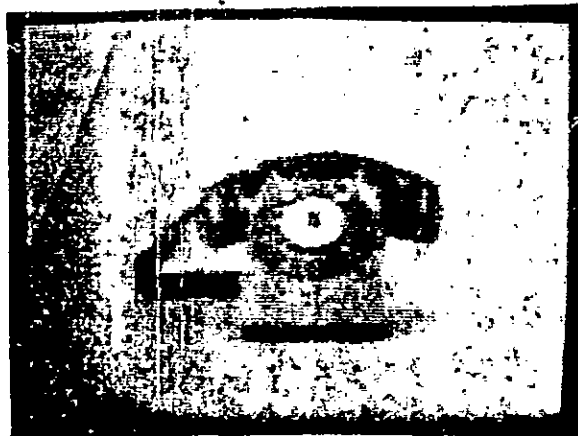


Fig.4.2.a . Image originale



Fig.4.2.b . Image contrastée

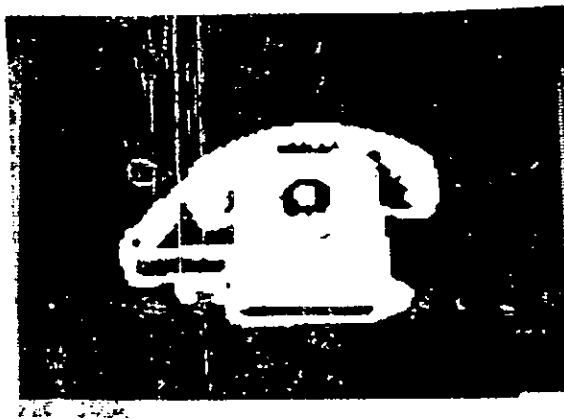


Fig.4.2.c . Image Binaire

Cette opération permet d'éliminer certains bruits (correspondants à ce type de transitions) contenus dans l'image.

4.1.4. Opérateur "ROBERTS"

La figure (4.4) représente le résultat de cette opération effectuée sur l'image de la figure (4.3.a). Cette opération est contraire à la précédente car elle met en évidence les transitions rapides dans l'image.

Nous remarquons que l'opérateur "Roberts" nous permet de mieux distinguer les zones frontières contenues dans l'image. Donc cet opérateur nous permet de bien préparer l'image pour un reconnaissance de formes.

4.1.5. Opérateur gradient "ROBERTS AMELIORE"

L'opérateur gradient "Roberts" est sensible au bruit (donnant donc de faux contours). Ce qui conduit alors à son amélioration pour palier à ce problème, d'où l'appellation "Gradient Roberts Amélioré".

Les figures (4.5.b) et (4.5.c) représentent respectivement les images résultats des opérateurs Roberts et Roberts Amélioré appliqués à l'image originale donnée par la figure (4.5.a).

Pour cette opération, nous remarquons l'atténuation des bruits. Ceci est visible sur le fond de l'image comparativement à celle de l'opérateur "Roberts".

4.1.6. Opérateur "LAPLACIEN"

Le résultat de cette opération effectuée sur l'image de la figure (4.6.a) est illustré par la figure (4.6.b). Cet opérateur permet de délimiter les zones frontières de l'image. Son application est plus intéressante lorsque l'image présente beaucoup de variations.

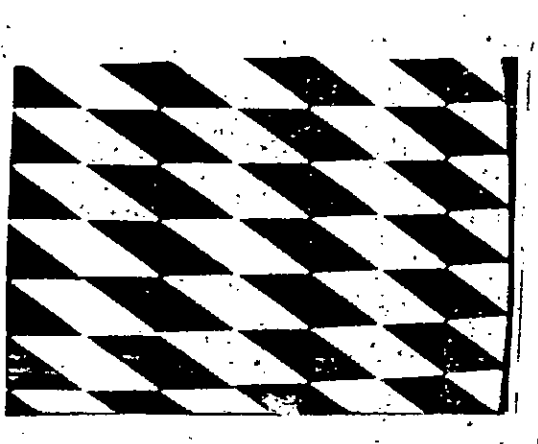


Fig.4.3.a . Image Originale

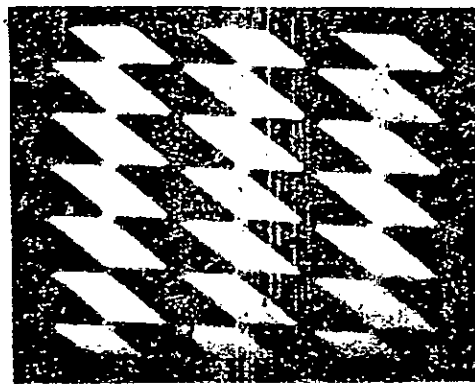


Fig.4.3.b . Lissage (Opérateur Moyennage Local)

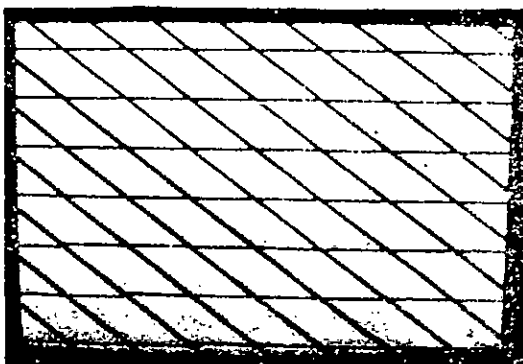


Fig.4.4 . Opérateur Roberts

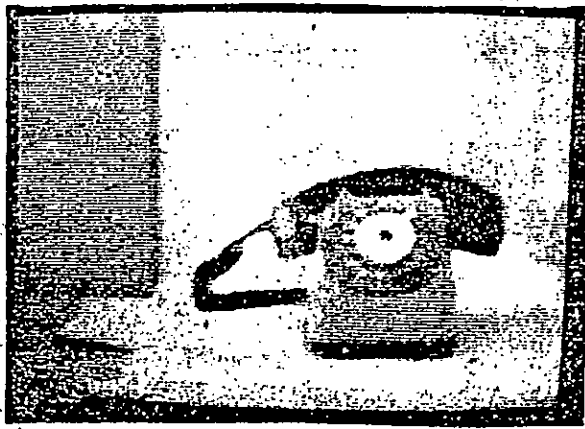


Fig.4.5.a . Image Originale

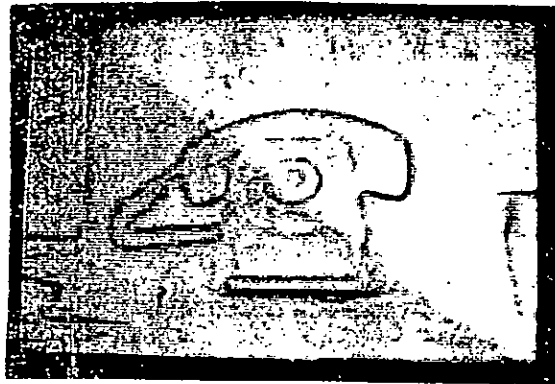


Fig:4.5.b . Opérateur Roberts



Fig.4.5.c . Opérateur Roberts Amélioré

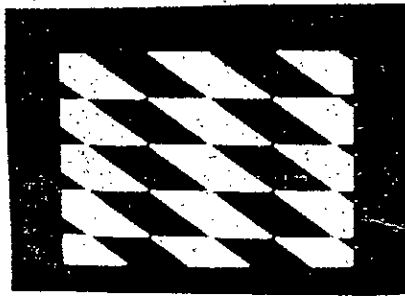


Fig.4.6.a . Image Originale

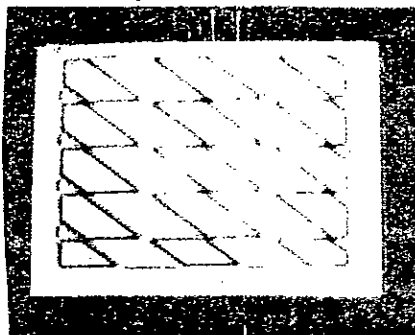


Fig.4.6.b . Opérateur Laplacien

4.2. HISTOGRAMMES ET SPECTRES

4.2.1. Image 1

Cette image est représentée par la figure (4.7). L'histogramme et le spectre correspondant à cette image originale sont donnés respectivement par les figures (4.8) et (4.9).

a. Seuillage

L'histogramme (fig.4.10.a) de l'image traitée par cette opération montre bien la séparation de l'image en deux niveaux de gris correspondant donc au noir et au blanc, d'où la binarisation de l'image.

Cet histogramme permet donc de bien distinguer entre le motif (objet) et le fond de cette image correspondant respectivement au noir et au blanc. Le seuillage dépend du choix des seuils. Pour ce cas les seuils utilisés en se basant sur l'histogramme de l'image originale sont : $S_1 = 22$ et $S_2 = 38$.

Le contraste de l'image se trouve alors amélioré et s'explique par les variations sur les spectres des images traitée (fig.4.10.b) et originale. Ces variations sont beaucoup plus importantes dans le cas de l'image traitée. Ces variations montrent aussi le passage d'un niveau de gris élevé à un autre plus faible et inversement.

b. Contraste

Les figures (4.11.a) et (4.11.b) représentent respectivement l'histogramme et le spectre de l'image traitée. Celle-ci est obtenue après une opération d'amélioration de contraste de l'image originale donnée par la figure 4.7.

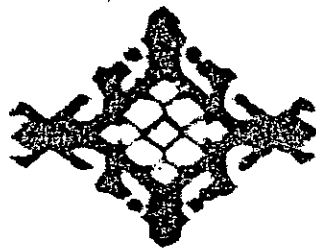


Fig.4.7 .Image 1

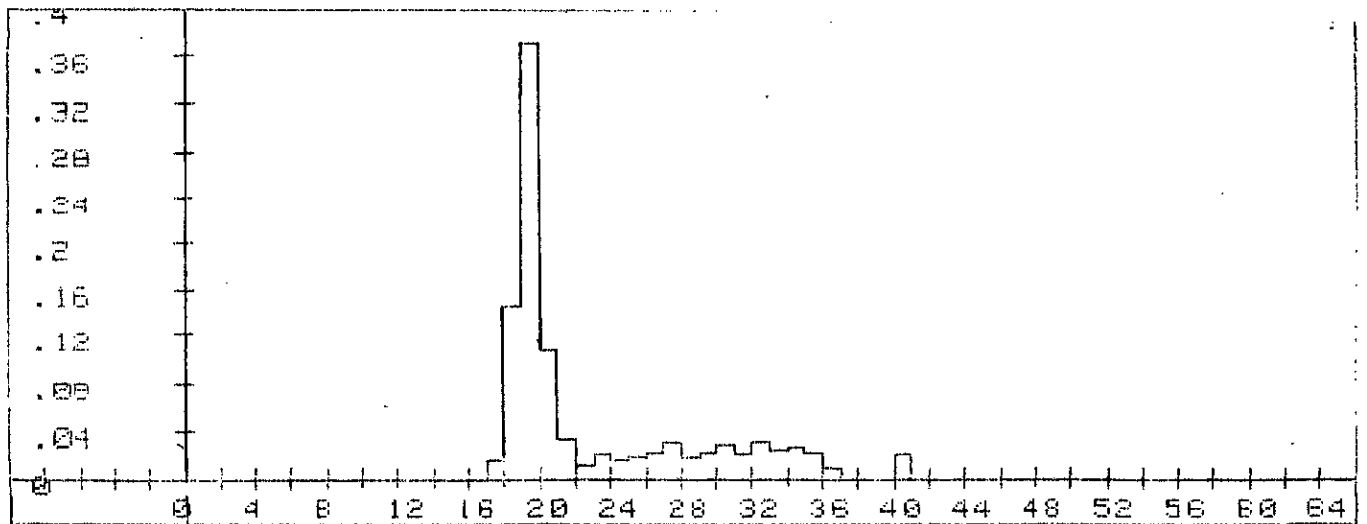


Fig.4.8 . Histogramme de l'image 1 originale

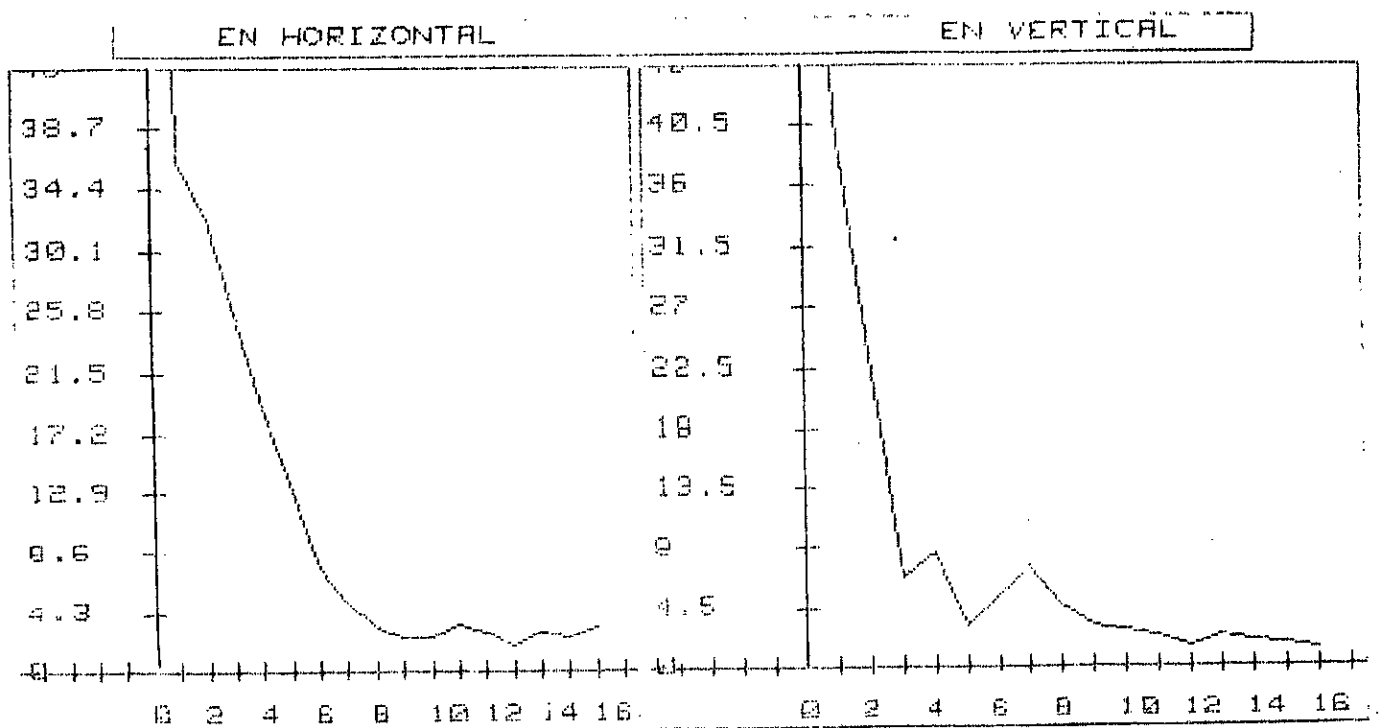


Fig.4.9 . Spectre de l'image 1 originale

Fig 4.10 . OPERATION DE SEUILLAGE

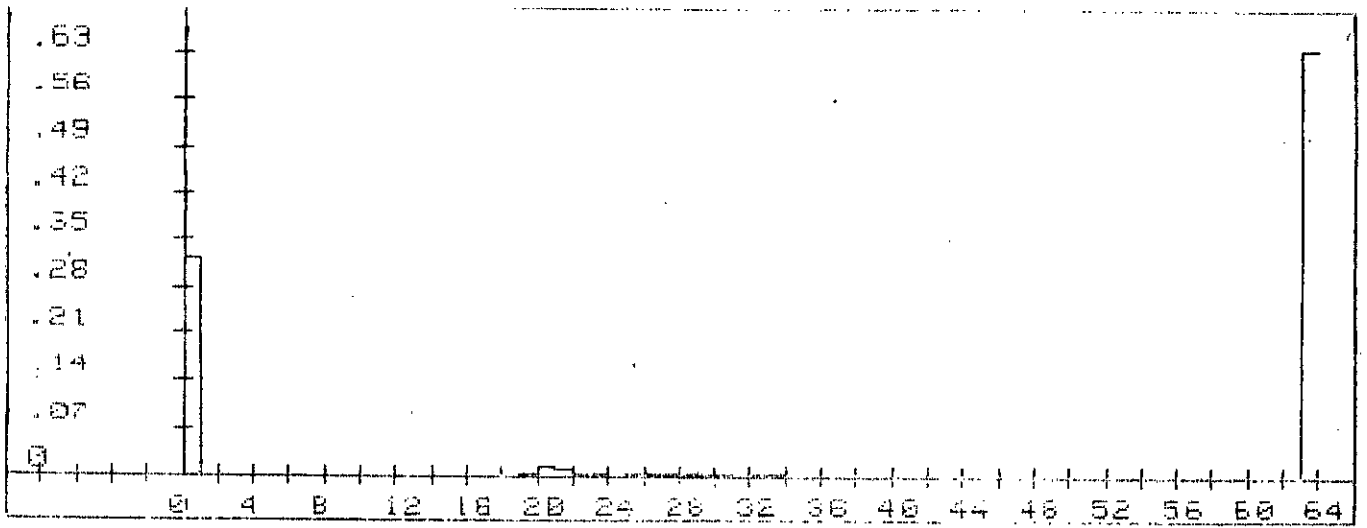


Fig 4.10.a . Histogramme de l'image 1 traitée

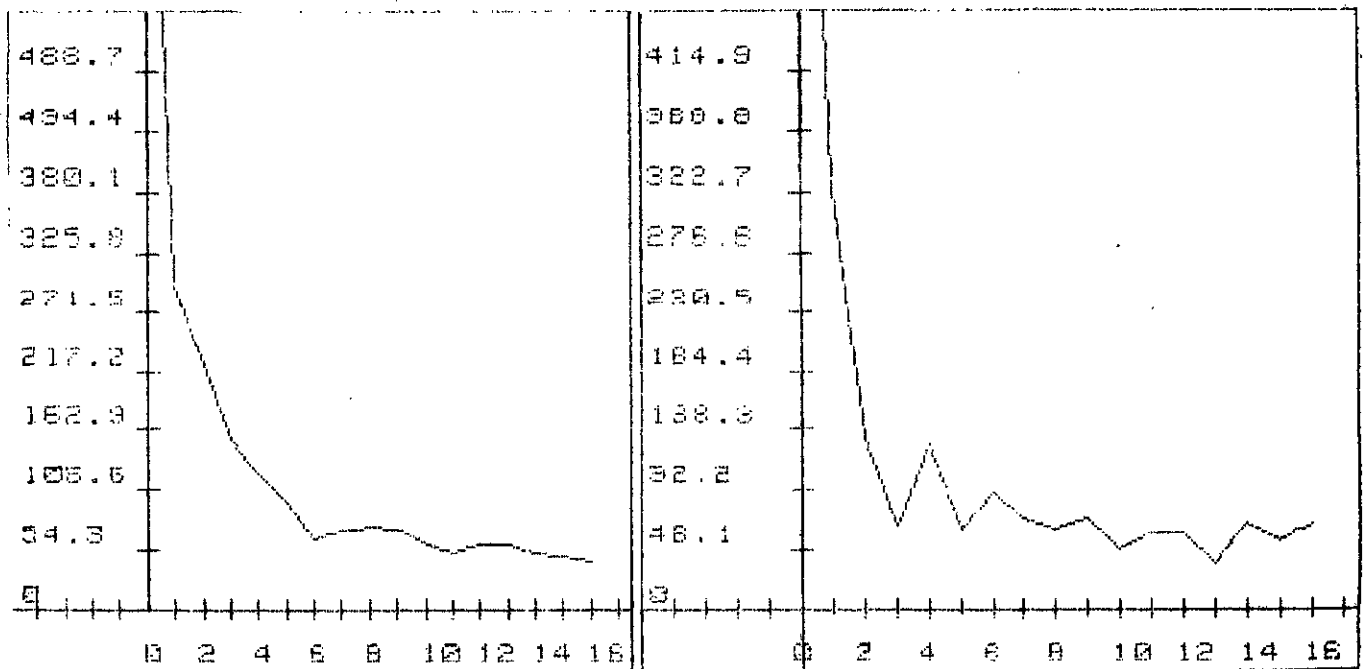


Fig 4.10.b . Spectre de l'image 1 traitée

La figure (4.11.a) montre comment le traitement fait apparaître des niveaux de gris qui n'étaient pas visibles sur la figure (4.8). Cette dernière donne l'histogramme de l'image originale. Les seuils choisis pour cette opération sont : $S_1 = 22$ et $S_2 = 38$ et les coefficients permettant sa réalisation sont : $K_1 = 0.01$, $K_2 = 4.5$ et $K_3 = 0.2$

Le spectre de l'image traitée (fig.4.11.b) explique bien comment l'image traitée est mieux contrastée. Ceci est visible par les pics du spectre de l'image traitée qui sont beaucoup plus fréquents. Les zones frontières entre les régions de luminances différentes se trouvent alors plus délimitées. Ces zones étaient très peu visibles au départ.

Cette opération permet donc d'améliorer la qualité de l'image et la rendre plus agréable à un observateur ainsi qu'une meilleure interprétation de la répartition des niveaux. D'où son utilisation comme phase de prétraitement.

Toutefois, la difficulté réside en le choix des seuils (il est de même pour l'opération du seuillage) et des coefficients permettant d'améliorer le contraste

Notons aussi que pour un choix particulier des coefficients par exemple, cette opération conduit à la binarisation pour : $K_1 = 0$, $K_2 = \infty$ et $K_3 = 0$.

c. Lissage

Les histogrammes et spectres obtenus à l'issue de cette opération effectuée sur l'image originale (Fig.4.7) sont illustrés par les figures (4.12.a) et (4.12.b) respectivement.

Nous constatons que l'histogramme de l'image traitée est plus étroit et nous observons une certaine atténuation.

Fig 4.11 . OPERATION DE CONTRASTE

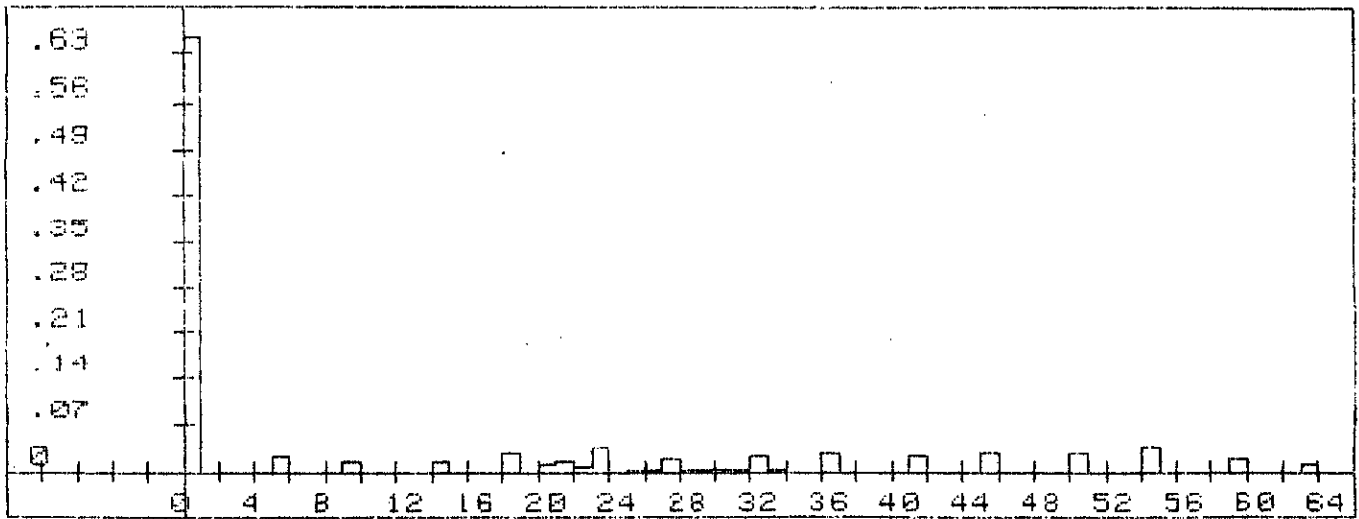


Fig 4.11.a . Histogramme de l'image 1 traitée

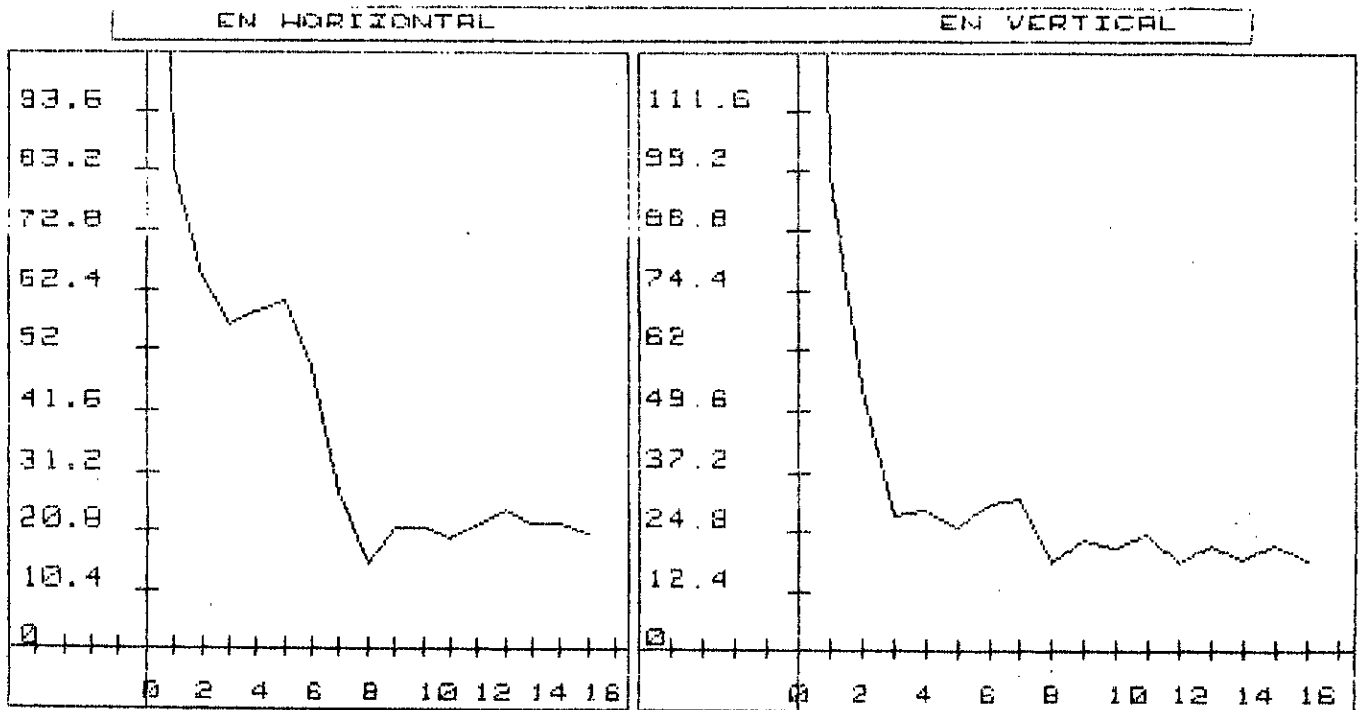


Fig 4.11.b . Spectre de l'image 1 traitée

Fig 4.12 . OPERATION DE LISSAGE

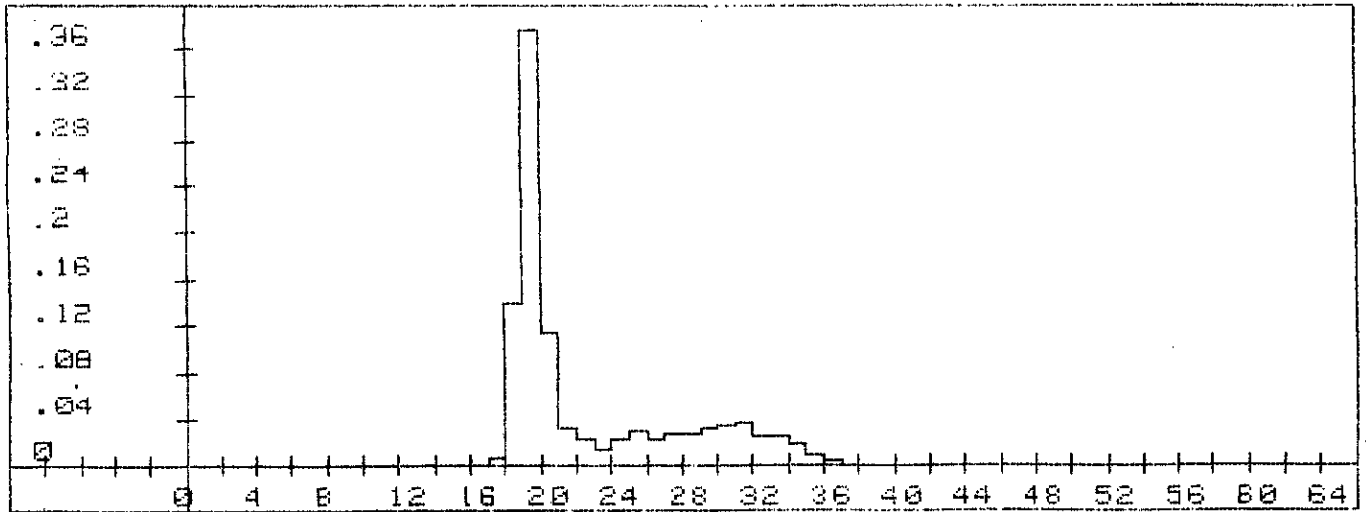


Fig 4.12.a . Histogramme de l'image 1 traitée

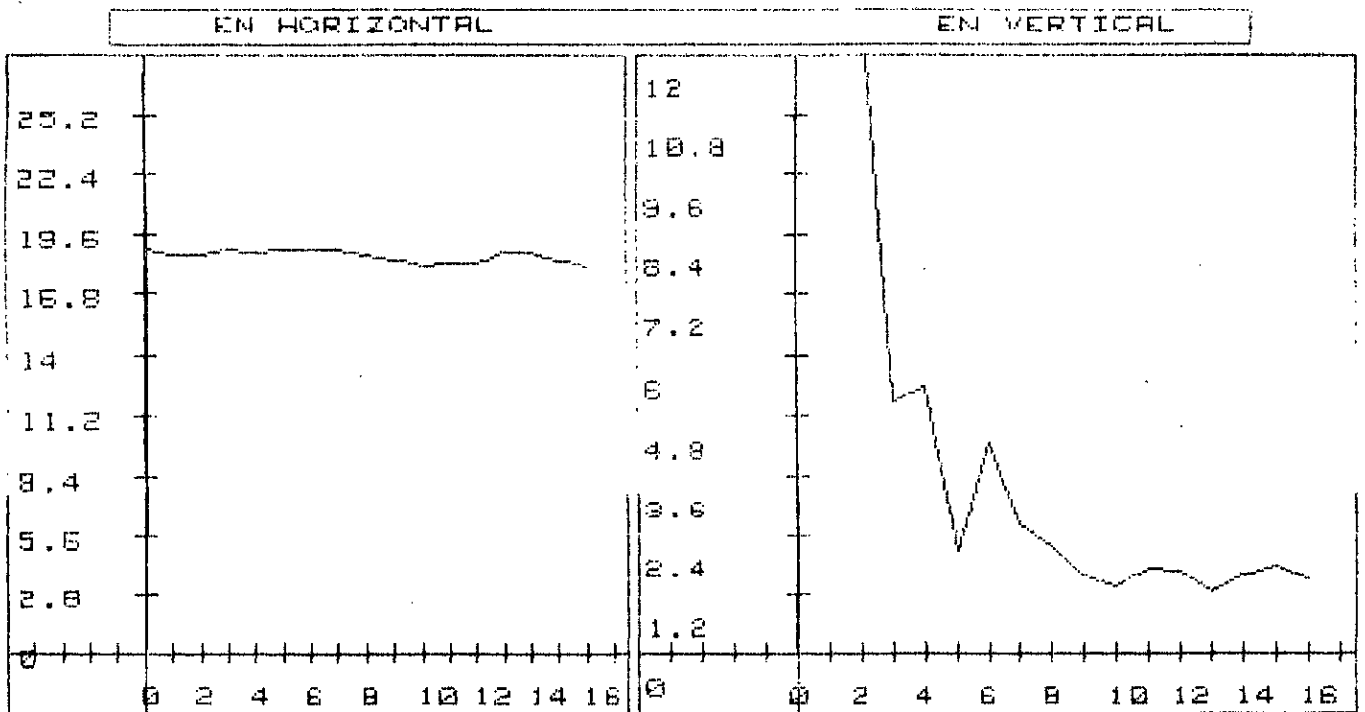


Fig 4.12.b . Spectre de l'image 1 traitée

Le spectre de l'image traitée montre l'atténuation des hautes fréquences ainsi que les points correspondant aux bruits contenus dans l'image. Ceci est beaucoup plus visible en horizontal où nous remarquons que la variation du module est très faible. Le bruit persiste en vertical et cela s'explique par l'existence de certains pics correspondant à un changement brusque de la luminance.

d. Opérateur "Roberts"

Sur l'histogramme de l'image traitée (Fig.4.13.a), nous remarquons une atténuation des niveaux de gris. Ces niveaux sont relatifs aux variations lentes. Nous remarquons également la disparition de certains niveaux de gris élevés correspondant à l'objet contenu dans l'image.

Le spectre de l'image traitée (fig.4.13.b) montre bien que les variations sont très lentes. L'opérateur Roberts permet de mettre en évidence les variations brusques dues à l'objet, il reste toutefois sensible au bruit.

Nous avons une certaine régularité concernant le taux de changement des niveaux de gris. La répartition fréquentielle du module se traduit par une certaine constance.

Donc, le spectre obtenu correspond bien à des zones plus ou moins homogènes. Les niveaux de gris sont de faibles valeurs et par conséquent, correspondent au fond de l'image.

Fig 4.13 . TRAITEMENT PAR L'OPERATEUR "ROBERTS"

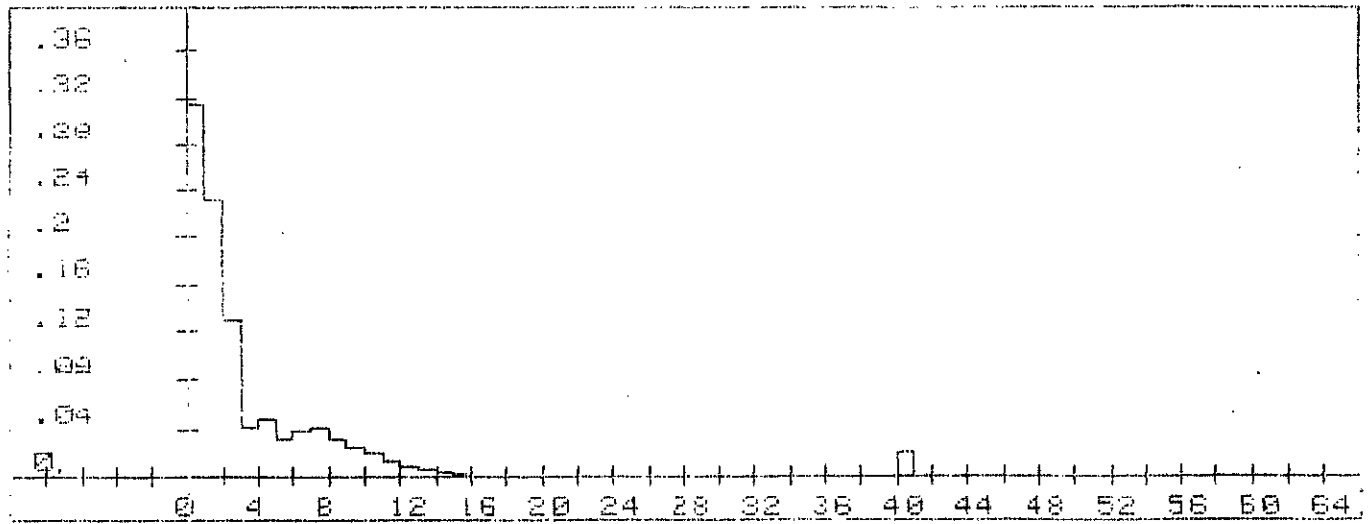


Fig 4.13.a . Histogramme de l'image 1 traitée

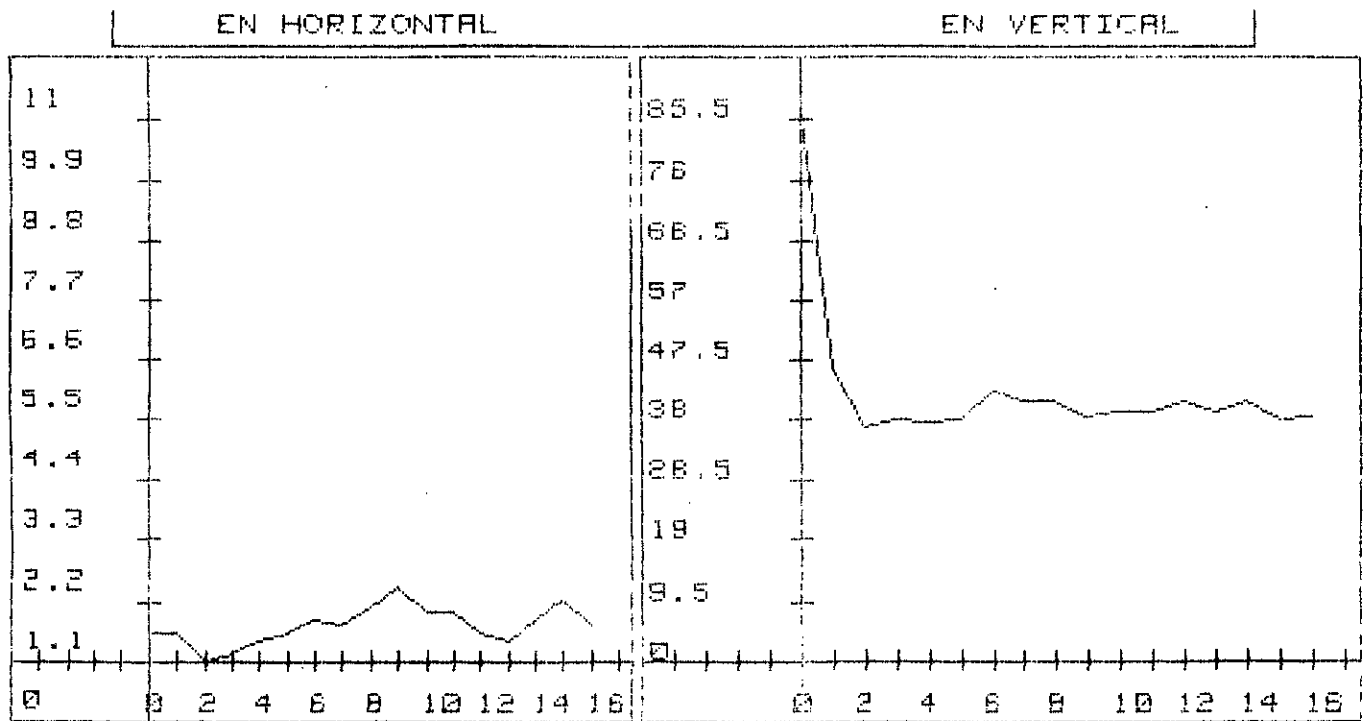


Fig 4.13.b . Spectre de l'image 1 traitée

e. Opérateur "Laplacien"

L'opérateur Laplacien, basé sur la double différentiation favorisant les hautes fréquences (les variations brusques), est très sensible au bruit. Le bruit est défini comme une variation brusque due à un point quelconque dans une zone homogène pouvant alors conduire à l'apparition de faux contours.

L'histogramme de l'image traitée (fig.4.14.a) par cet opérateur nous permet de mieux distinguer l'occupation des niveaux de gris correspondant au fond et l'objet dans l'image respectivement.

Cependant, l'atténuation de certains niveaux de gris observée correspond à une perte d'informations. Ces informations concernent les zones de faibles niveaux relatives au fond de l'image (variations lentes). Cette opération favorise les variations brusques.

Notons que pour le spectre en vertical, les pics correspondant aux variations rapides de la luminance sont beaucoup moins appréciables que dans le cas horizontal. Dans ce cas, la luminance ne varie pas rapidement d'une zone à une autre de l'image.

4.3. UTILISATION DU SPECTRE DE L'IMAGE "ERREUR"

Nous appelons "Image Erreur" dans notre cas, l'image issue de la différence des images originale et traitée.

Le spectre de la différence nous permet de mettre en évidence certaines variations qui n'étaient pas visibles. Les spectres de l'image erreur correspondant aux différentes opérations sont données par les figures (4.15.a), (4.15.b) et (4.15.c) illustrant respectivement le lissage, Roberts et le Laplacien.

Fig 4.14 . TRAITEMENT PAR L'OPERATEUR "LAPLACIEN"

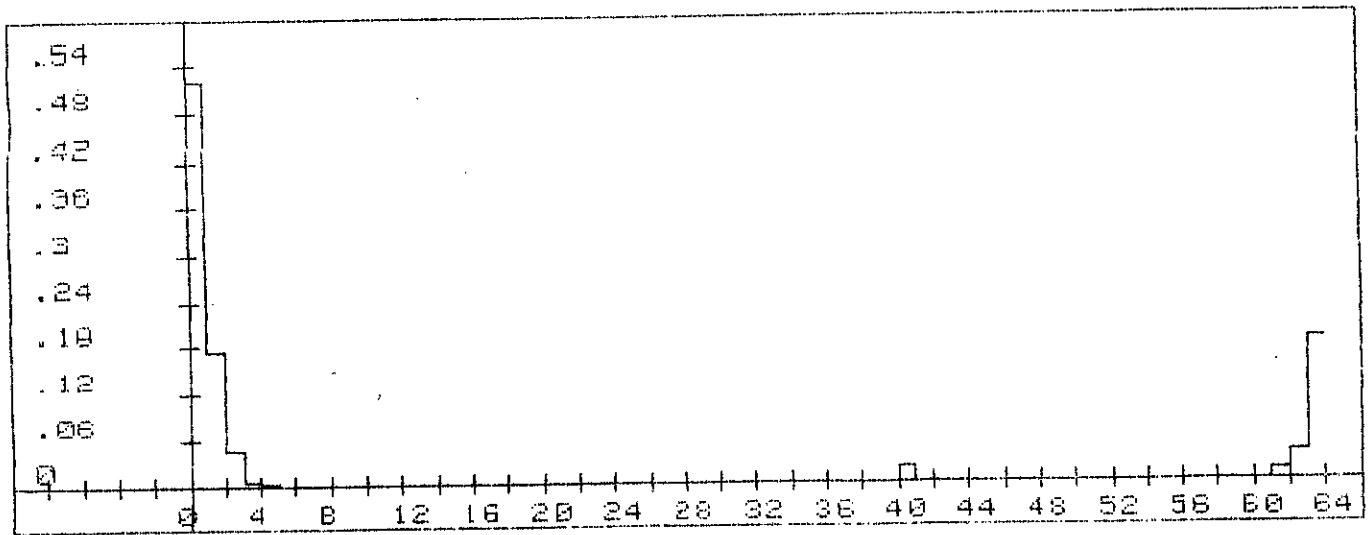


Fig 4.14.a . Histogramme de l'image 1 traitée

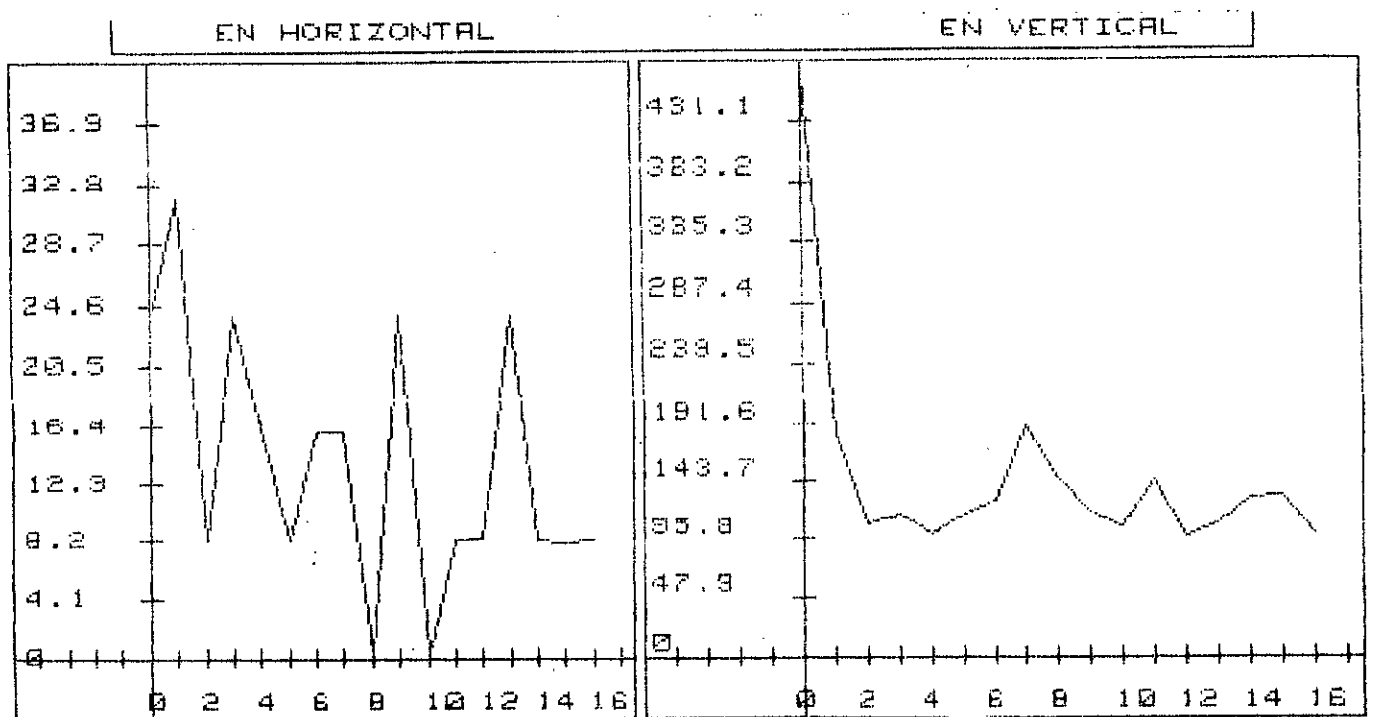


Fig 4.14.b . Spectre de l'image 1 traitée

Fig 4.15 . SPECTRE DE LA DIFFERENCE DES IMAGES (Image Erreur)

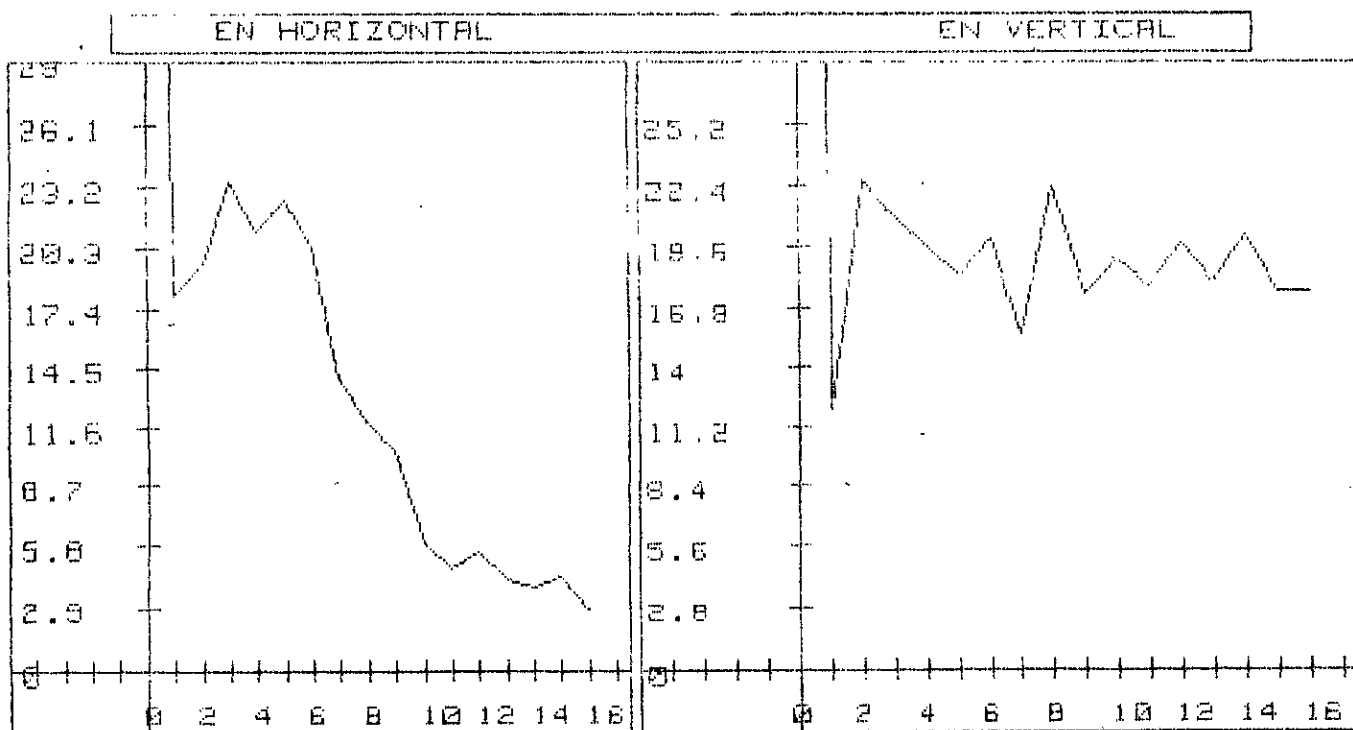


Fig 4.14.a . Traitement par Lissage

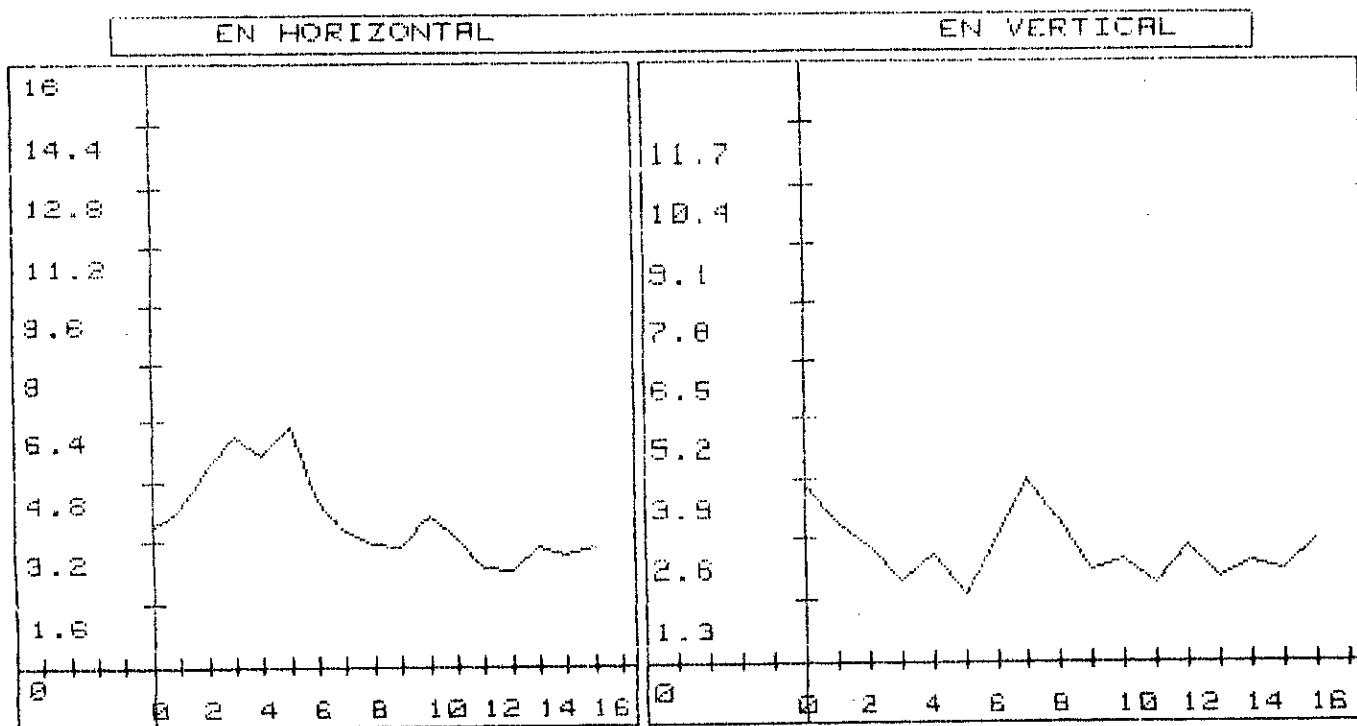


Fig 4.15.b . Traitement par l'opérateur "Roberts"

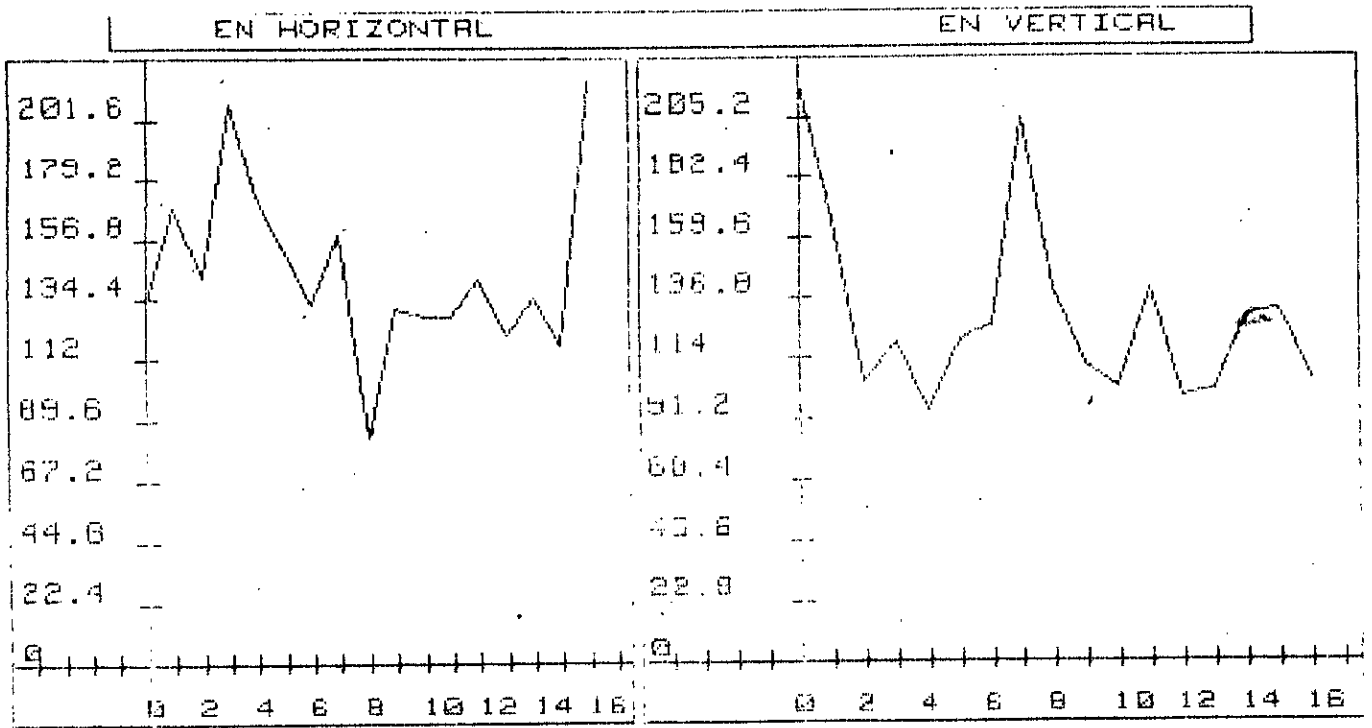


Fig 4.15 c . Traitement par l'opérateur "Laplacien"

4.4. PARAMETRES STATISTIQUES

Les paramètres statistiques issus des différentes courbes avant et après traitement des images peuvent aider à mieux caractériser l'image . Parmi ces paramètres nous citons : La moyenne et l'écart type. Ces paramètres sont évalués et donnés par le "Tableau 1" regroupant les informations utiles à la caractérisation de l'image.

4.5. REMARQUES

Les opérateurs "Roberts" et le "Laplacien" mettent en évidence les variations rapides des niveaux contenus dans l'image et sont très sensibles aux bruits. Pour cela, nous avons jugé utile de procéder à une binarisation de l'image pour palier à ce problème.

L'effet de la binarisation est très visible sur l'histogramme de l'image traitée correspondant au Laplacien (fig.4.14.b). On peut observer l'occupation des niveaux de grandes valeurs correspondant à l'objet. Par contre, les niveaux de faibles valeurs donnent le fond de l'image. Ceci permet donc la séparation de l'objet, du fond de l'image.

Dans le cas de l'opérateur Roberts, les informations obtenues concernent le fond de l'image. Ceci nous permet donc de voir l'effet du fond de l'image sur l'objet contenu dans celle-ci. Car, nous avons trouvé utile de connaître l'effet du fond pour mieux pouvoir interpréter les résultats. Si le fond de l'image ne présente pas une certaine homogénéité (donc, présence de variations rapides), cela pourrait conduire à de fausses interprétations concernant l'objet.

Image 1		Im.Origin.	Lissage	Roberts	Laplacien	
Intervalle des niveaux occupés		17 - 40	17 - 37	0 - 16	61 - 69	
Niv. occupé par le Max. de pts		20	20	02	69	
Moyenne		22,17	22,21	3,27	15,60	
Variance		5,00	5,28	5,90	26,44	
N ^{re} de variations rapides (pics)	Spectre	H	—	—	03	09
		V	04	03	—	04
	Image dif.	H	—	01	02	07
		V	—	02	04	07

Tableau N°1. Informations issues de l'imagel

Le tableau 1 regroupe quelques informations concernant l'imagel. Elles sont issues des courbes obtenues après application des différentes opérations de traitement. Néanmoins, selon la précision de l'application envisagée (éventuellement en reconnaissance de formes), ces courbes restent un support pour de plus amples informations pouvant alors permettre une meilleure caractérisation de l'image.

4.6. Constitution de la banque de données

La banque de données est construite par un module d'apprentissage propre au système. Cette banque de données doit être extensible pour un éventuel enrichissement .

Chaque image est représentée par :

- Ses primitives principales qui la classe dans une famille d'images (formes géométriques par exemple).
- Ses primitives secondaires qui servent à séparer les images de la même classe.

Toute image sera donc représentée par un vecteur de N composantes, N étant le nombre de primitives choisies.

Chaque image du dictionnaire représente un prototype(ou image de référence) reconnue par un nom (ou un code) et un vecteur qui servira pour l'étape de reconnaissance.

Nous pouvons par exemple, par segmentation de l'image à partir des histogrammes obtenus par balayage horizontal puis vertical, délimiter certaines zones claires et sombres (selon la différence des niveaux de gris) ainsi que par leur alternance et par conséquent définir une forme et la considérer comme primitive.

Une primitive pourrait être :

- Une forme géométrique de taille quelconque ou prédéfinie par un seuil.
- Une courbe (concave ou convexe).
- Un contraste
- une brillance, etc...

4.7. Etape de reconnaissance

Comme nous l'avons vu précédemment chaque image référence sera représentée par un vecteur dont les composantes sont issues des différents traitements.

La reconnaissance représente le bloc décisif et doit suivre les mêmes étapes de traitement que celles utilisées dans la partie apprentissage.

La reconnaissance est basée sur la notion de distance calculée entre la forme à reconnaître (image Test) et les formes prototypes (image Référence) du dictionnaire ayant la même classe que l'image "Test" [39].

L'image inconnue est reconnue comme étant l'image prototype qui a la distance minimale, c'est à dire qui lui ressemble le plus.

La précision de la reconnaissance dépendra du seuil de décision et de la qualité de la banque de données.

CONCLUSION

Les caractéristiques des images sont très nombreuses et on peut les subdiviser en deux catégories. Les caractéristiques subjectives dites naturelles et les caractéristiques objectives dites artificielles.

Les caractéristiques subjectives sont une estimation de l'œil humain. Par contre, les caractéristiques objectives sont évaluées à l'aide de divers équipements.

L'objectif du présent travail a été d'extraire les caractéristiques objectives de l'image. Elles représentent les histogrammes des niveaux de gris ainsi que les spectres de fréquences.

Ce travail a été effectué à l'aide du système d'acquisition et de traitement du "Laboratoire de traitement du signal".

Les opérations de traitements développées en théorie ont été mises en œuvre dans la partie pratique pour la caractérisation des images.

Le but de ces traitements consiste à obtenir un maximum d'informations de l'image pour mieux la caractériser. Pour cela, nous avons jugé utile de caractériser l'image originale d'abord puis l'image transformée par les différentes opérations de traitements. Car, deux images originales différentes peuvent cependant donner lieu à des histogrammes et spectres très voisins. Ceci permet aussi d'augmenter le nombre de paramètres servant alors à caractériser l'image.

Les opérations de seuillage et d'amélioration de contraste sont généralement utilisées comme phase de prétraitement, selon le travail envisagé et les résultats escomptés. Elles font intervenir la subjectivité de l'utilisateur dans le choix des seuils. La première, élimine généralement certains bruits contenus dans l'image, l'autre, pour mieux la préparer à des traitements ultérieurs.

Les opérateurs de Roberts et le Laplacien sont utilisés pour la détermination des variations brusques contenues dans l'image, mais sont très sensibles aux bruits. Pour éliminer ces bruits, nous avons alors procédé à l'utilisation des opérations de Lissage et de Binarisation. Nous avons alors pu obtenir de meilleurs résultats interprétés par les courbes obtenues.

Les informations que nous avons donc pu extraire de ces caractéristiques objectives permettent une meilleure description et classification des images. Ces informations peuvent alors contribuer à la constitution d'une banque de données. Ce qui pourrait être utilisée dans un des domaines d'application en connaissance de formes.

Notons aussi que nous n'avons pas présenté toutes les images (ainsi que les résultats correspondant) dans l'élaboration de ce travail, car celles-ci sont nombreuses.

Enfin, nous suggérons pour une éventuelle amélioration du système d'acquisition et de traitement utilisé :

- Une extension mémoire, permettant le traitement avec un maximum d'informations.

- La disponibilité d'une carte couleur pour disposer de plus amples informations.

BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

1. W.k.PRATT, "*Digital Image Processing*," University of southern, California, Janvier 1977.
2. A.BIJAOUI, "*Image et Information. Introduction au traitement numérique des images*," MASSON 2^{ème} Edition 1984.
3. M.KUNT, "*Traitement Numérique des signaux*," Presses Polytechniques Romandes, LAUSANE, 1984.
4. A.MARION, "*Introduction aux techniques de traitement d'image*," Edition EYROLLES 1987.
5. T.S. HUANG, "*Two-Dimensional Digital Processing I*," edited by T.S.HUANG, with contribution by L.J.Bruton, J.W.Woods, R.M.Merserev, B.T.O'conner. P.A.Ramamoothy, New.York 1981.
6. L.R.RABINER , B.GOLD, "*Theory and Application of Digital Signal Processing*," Prentice.Hall, New Jersey, 1975.
7. N.GARGUIR, "*Acquisition, Transmission et Traitement Optimisé d'images Numériques*," Thèse d'état, université Paul Sabatier, TOULOUSE 1979.
8. J.FAURE, "*Analyse Automatique d'Image. Aide à la conception de programme d'édition*," Thèse d'état, Université Paul Sabatier, TOULOUSE, MAI 1980.
9. S.SOCA, "*Numériseur d'image commandé par microprocesseur*," Doctorat 3^{ème} cycle, Institut National Polytechnique de TOULOUSE, 1979.

10. ALEX.P.PENTLAND, "*FROM Pixels To Predicates*," Recent Advances in Computatinal and Robotic Vision Ablex Publishing corporation, USA 1989.
11. Andrew.J.Viterbi - Jim.K.Omu, "*Principales of Digital Communication and Coding*," Mc GRAW-HILL, New York, 1979.
12. Richard.E.BLAHUT, "*Fast Algorithms For Digital Signal Processing*," Addison - Wesley Publication Company, USA-CANADA IBM Corporation 1987.
13. S.ULLMAN, W.RICHARDS, "*Image Understanding 1984*," Alex Publication corporation, USA 1984.
14. S.ULLMAN, W.RICHARDS, "*Image Understanding 1985/1986*," Alex Publication corporation, USA 1987.
15. R.J.CLARKE, "*Transform Coding Of Images*," Academic.Press London.Ltd.1985
16. A.ROSENFELD and A.C.KAK," *Digital Image Processing*," Second Edition Vol.1. Academic Press, INC 1982
17. D.CLAYSEN, D.LOBSTEIN et J.ZEITOUN," *Les Nouvelles Images, Introduction à l'Image Informatique*," Edition DUNOD, 1987.
18. Francis.MARTINEZ, "*La Synthèse d'Image. Concepts Materiels et Logiciels*," Edition Tests, 1984.
19. J.C.SIMON,"*La Reconnaissance de Formes par Algorithme*,"Edition MASSON, 1984.
20. R.MIQUEL, "*Le Filtrage Numérique par Microprocesseur*," Edition Tests, 1985.
21. M.BRET, "*Image de Synthèse, Methodes et Algorithmes pour la Réalisation d'Images Numériques*," Edition DUNOD, 1988.

22. G.COINET et J.MALLET, " *Visualisation et Traitement d'Images*," Colloque International de Visualisation et de Traitement d'Images 15,16 et 17 Janvier 1985, INPL (Inst.Nation.Politech de la LORRAINE), NANCY, 1985.
23. R.DONY, " *Graphisme scientifique*," MASSON, 2^{ème} Edition, 1986
24. L.SAADAOU, " *Techniques de Traitement Numériques d'Images en, Vue de la Reconnaissance de Formes*. Thèse de Magister, ENP, ALGER, Avril 1991.
25. J.B.BURL, " *Estimating the Basis Functions of the Karhunen-Lève Transform*," IEEE. Trans on A.S and signal processing. Vol.37, N°1. January 1989.
26. W. PRATT, " *Image Transmission Technics*," Academic.Press, 1979.
27. J.L.LACOUME, " *Multidimensional Signal Processing and Modélisation*," Traitement Du Signal, Vol.5, N°2, page87 à 105,1988.
28. A.ROSENFELD, " *Human and Machine Vision II*."Academic.Press. Inc USA, 1986
29. H.SOUBIES, " *Aqucisation et traitement de données*," Edition Radio, 1970.
30. F.COULON, " *Théorie et traitement des signaux*," Edition DUNOD, 1984.
31. AHMED, NATARAYAN,RAO, " *Discrete Cosine Transform*,"IEEE Trans on computers, Jan.1974, pp 90-93.
32. R.HARALICK, " *A Storage efficient Way To Implement The Discrete Cosine Transform*," IEEE. Trans on Computers, July 1976. pp 764-65.
33. M.NARASSIMBA, A.PETERSON, " *On The Computation Of Discrete Cosine Transform*," IEEE. Trans on computers.Vol.Com-26, N°6, June 1978, pp 934-36.

34. H.ABUT and AL, "*Vector quantizer, Architectures For Speech And Image Coding,*" Proceeding IEEE, ICSSP'87, Vol.2, pp756-59 April 1987.
35. R.DIANYSIAN and R;L.BAKER, "*A VLSI Chip Set For Real Time VQ Of Images Sequences,*" Proceed IEEE, ICSS'87, Vol.1 pp 221-24, May 1987.
36. B.TAO, H.ABUT, R.GRAY, "*Hardware Realisation Of Waveform VQ,*" IEEE J Slected Areas in Commun.Vol.Sac-2, pages 343-52, March 1984.
37. N.M.NASRABADI, A.KING, "*Image Coding Vector Quantizer: A Review,*" IEEE Trans.Commun. Vol.com-36 pp 957-971, Aug.1988.
38. D.G.JEONG, J.D.GIBSON, "*Cubic Lattice Vector Quantizers For Non-uniform Sources,*" Submitted to the IEEE on information theory, January 1991.
39. L.MICLET, "*Méthodes Strusturelles pour la Reconnaissance de Formes,*" Ed. EYROLLES 1984.

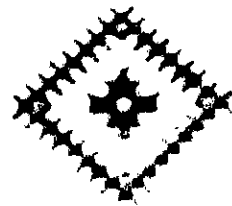
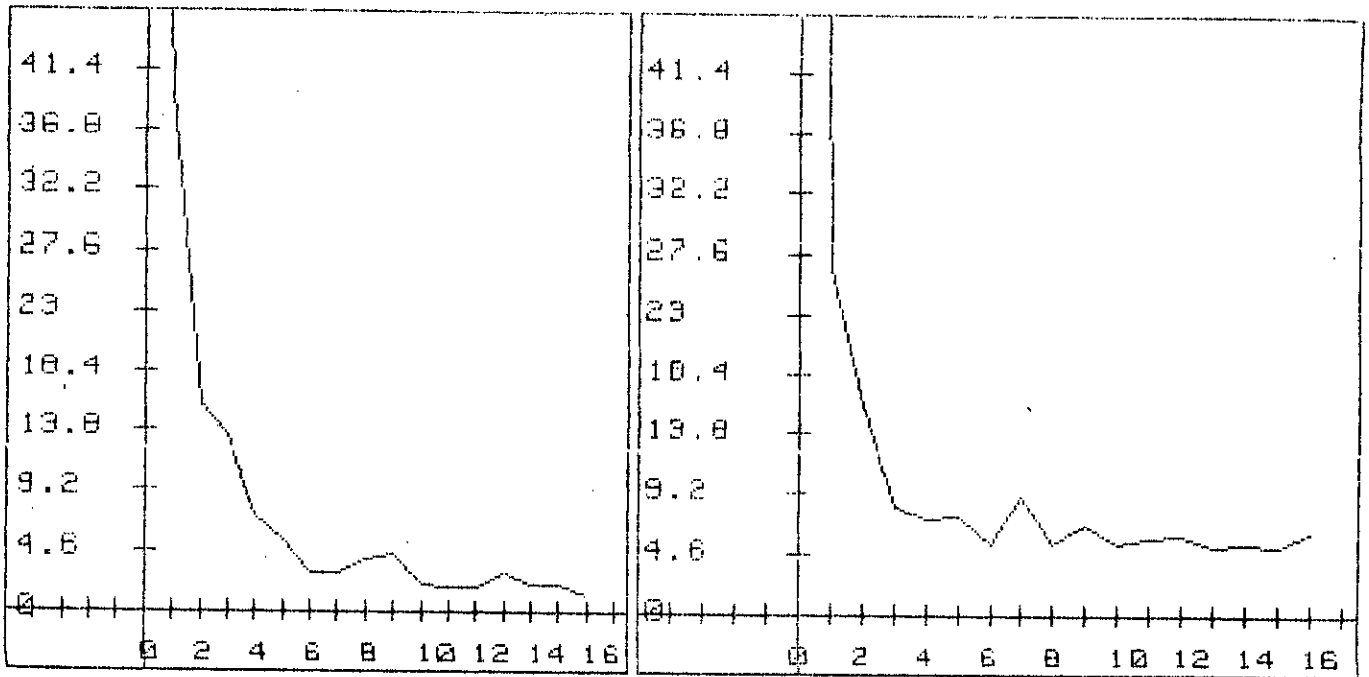
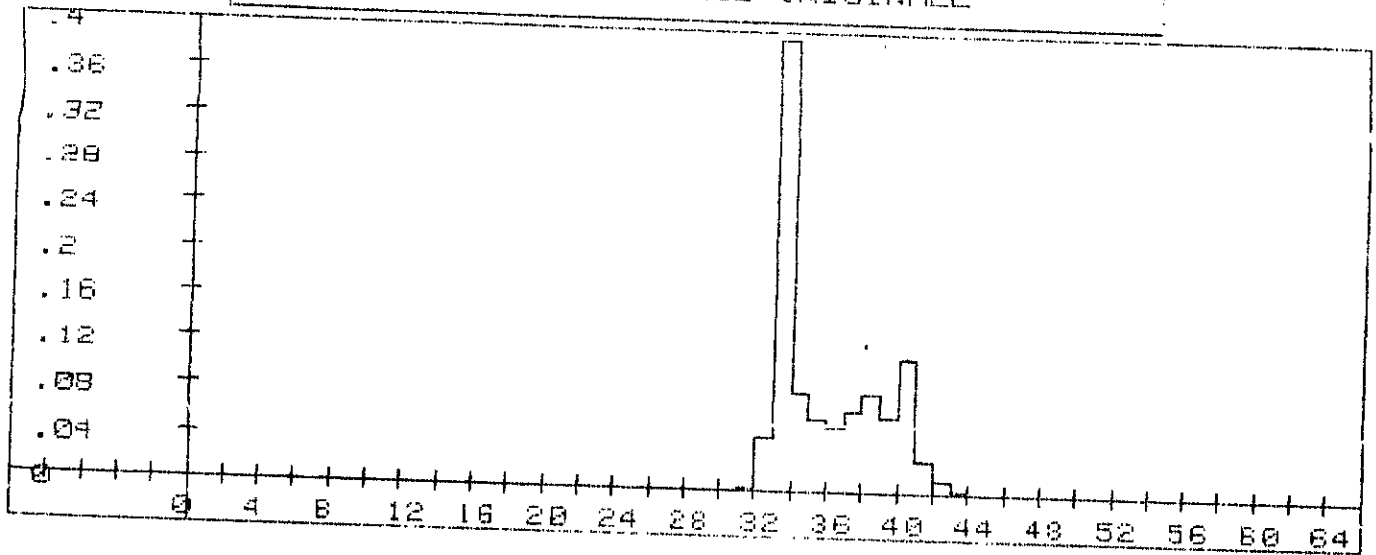


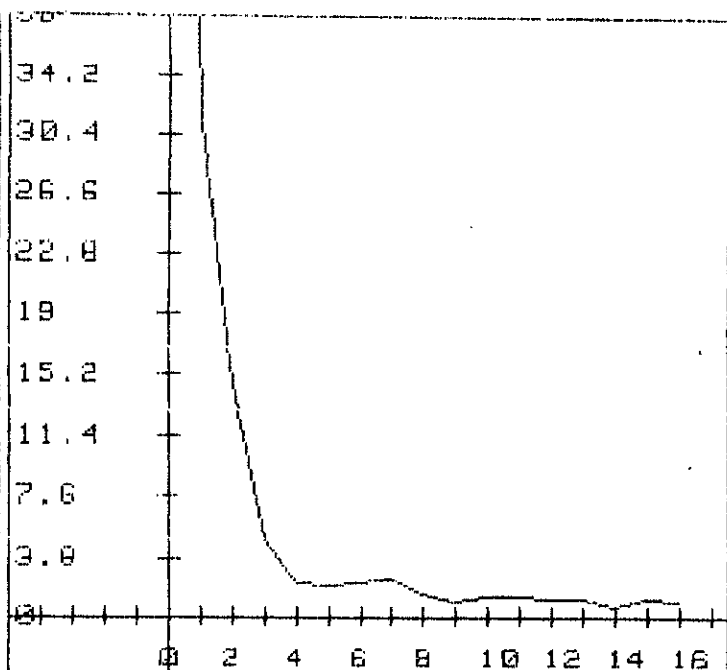
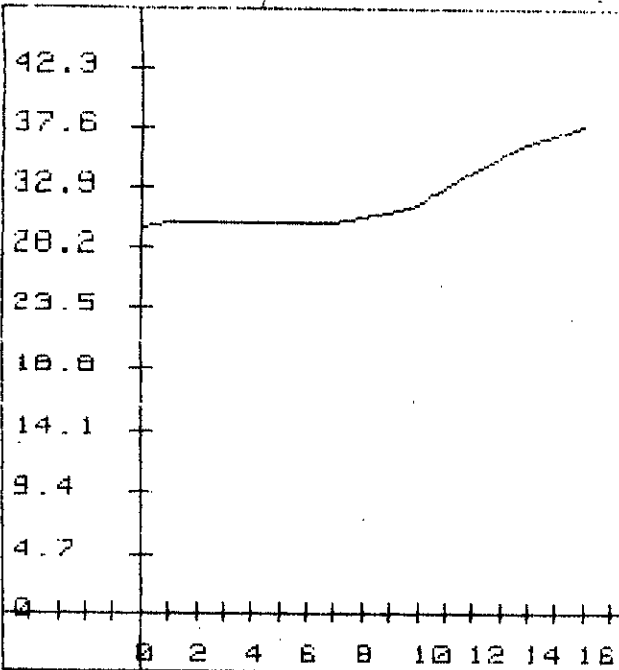
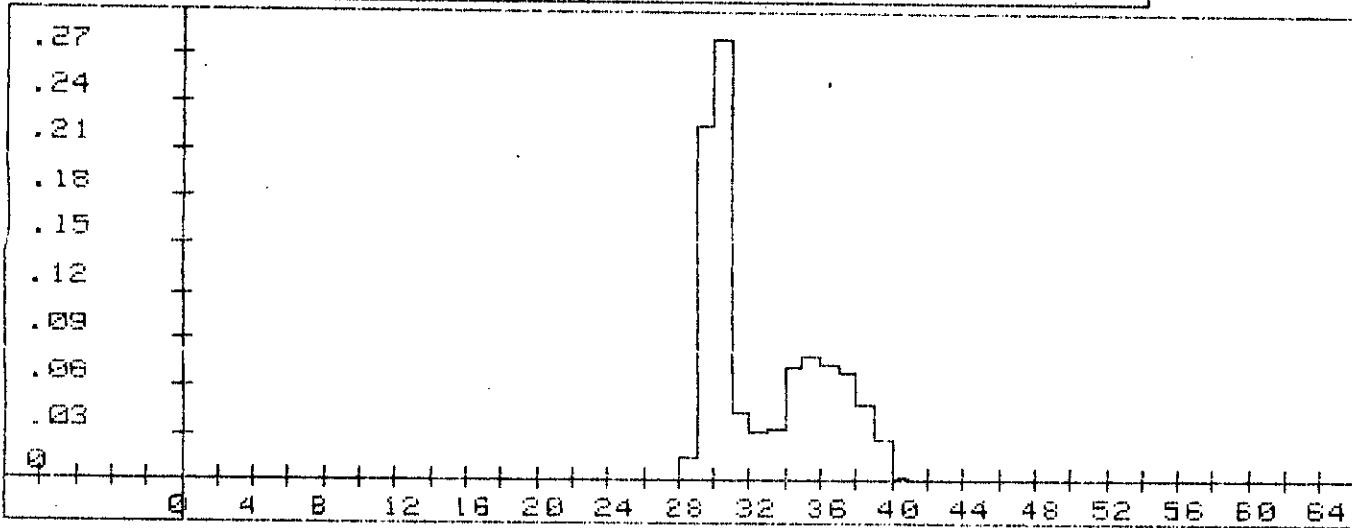
IMAGE 2

HISTOGRAMME IMAGE ORIGINALE

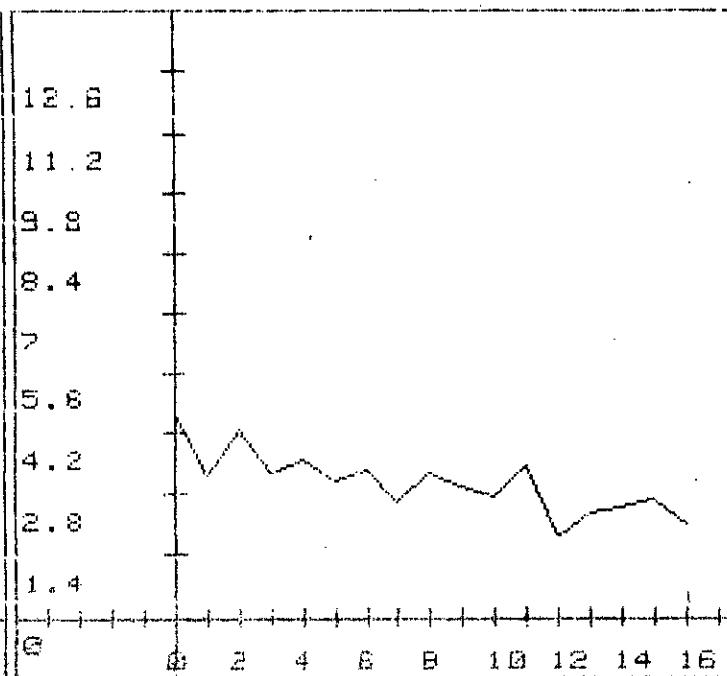
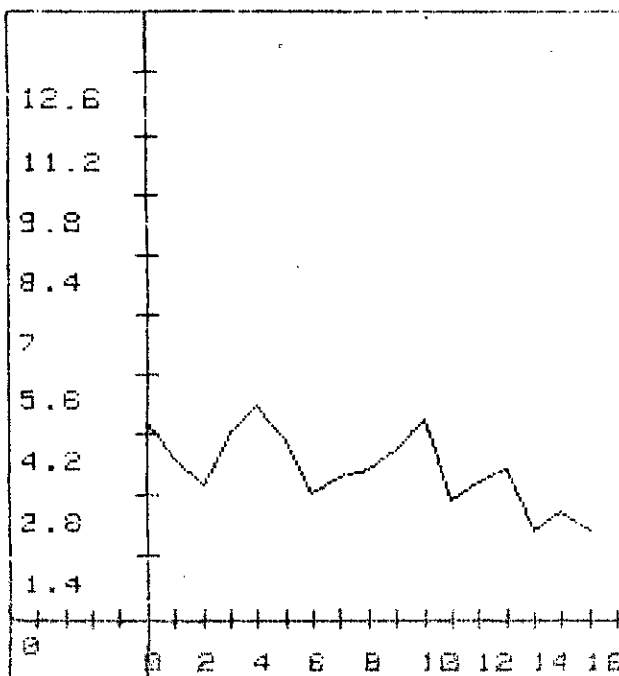


SPECTRE DE L'IMAGE ORIGINALE

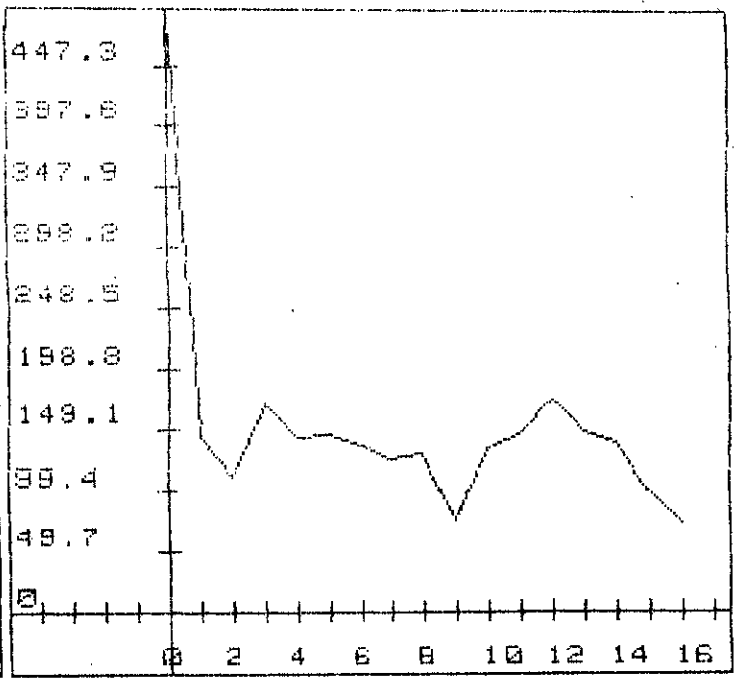
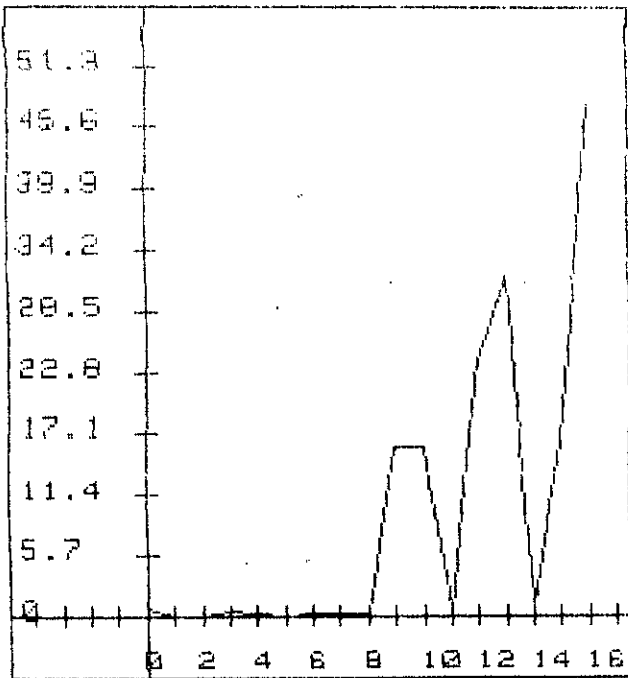
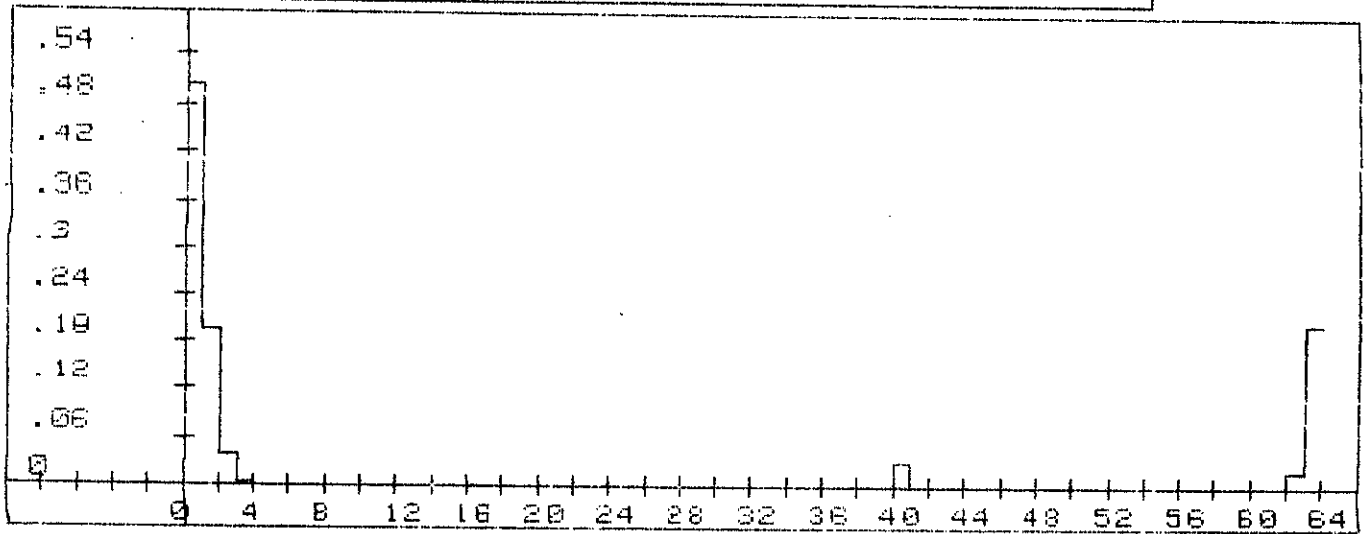
HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE



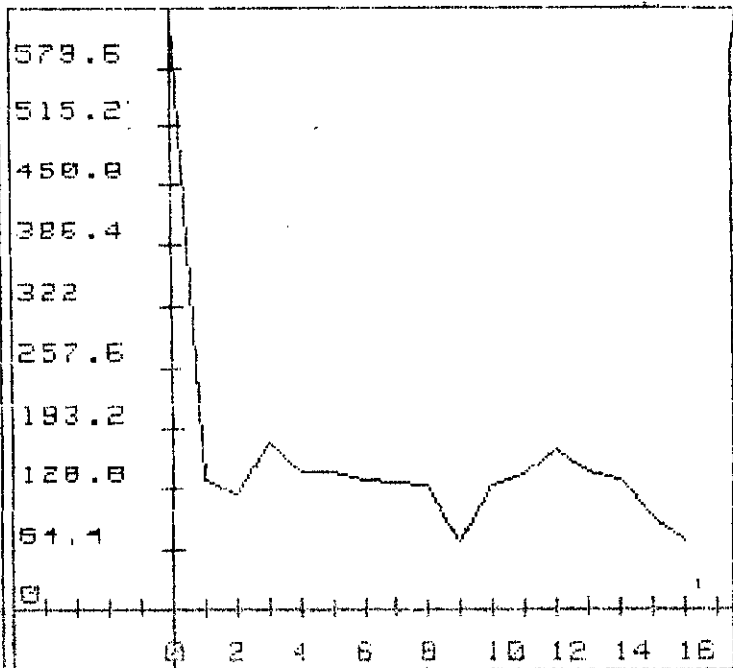
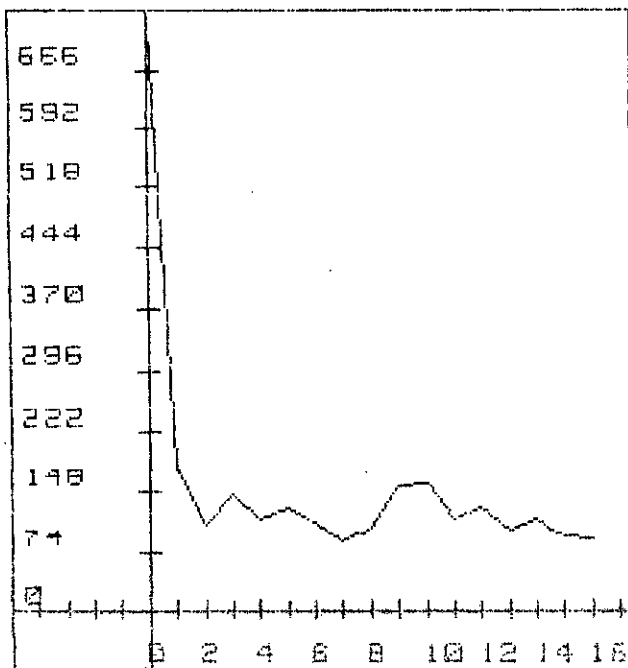
SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE



HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE

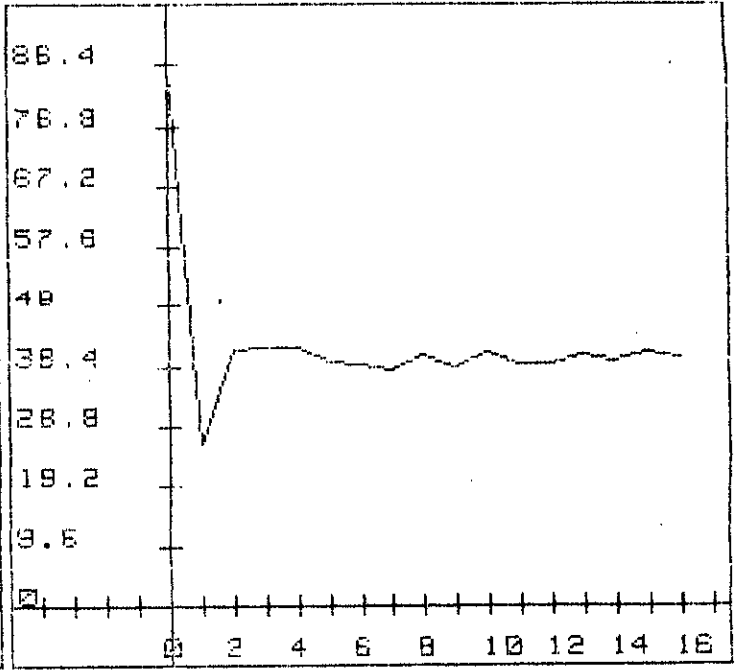
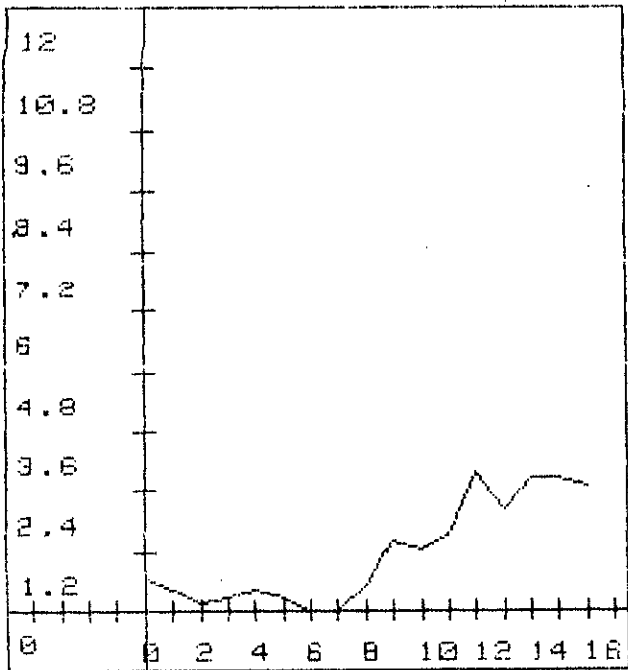
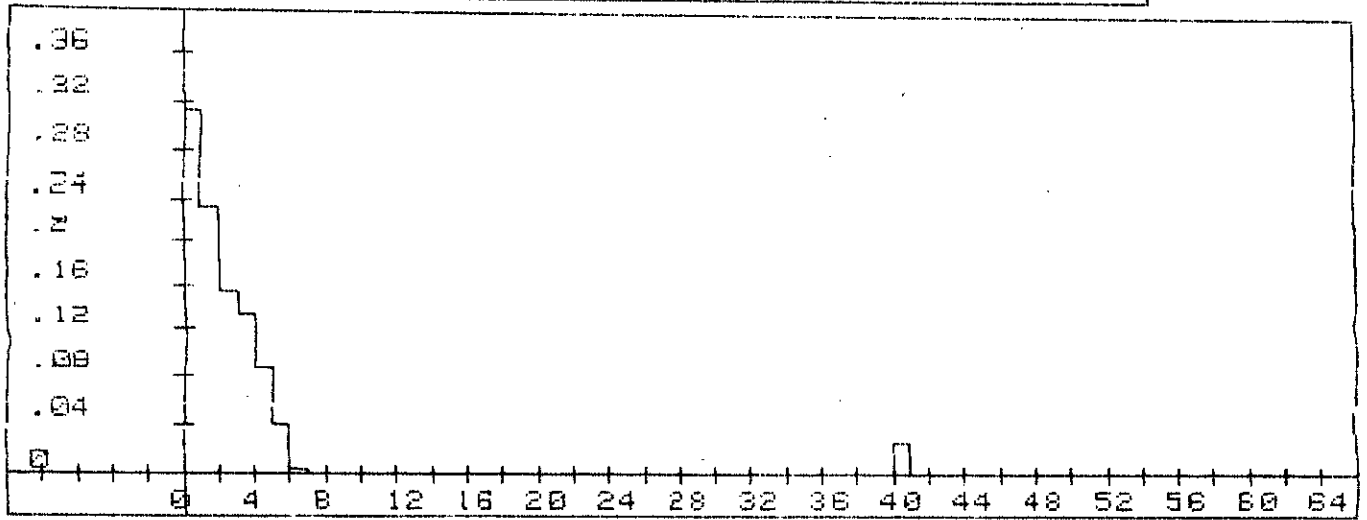


SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

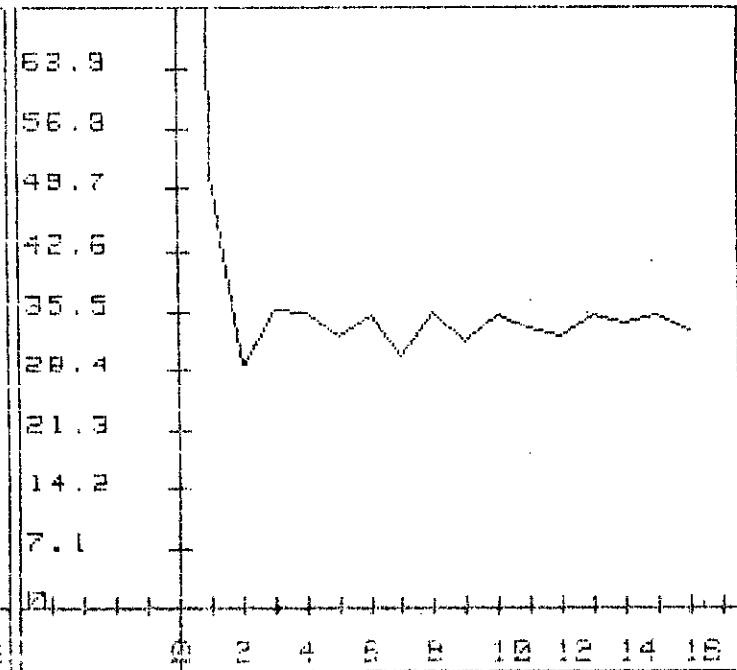
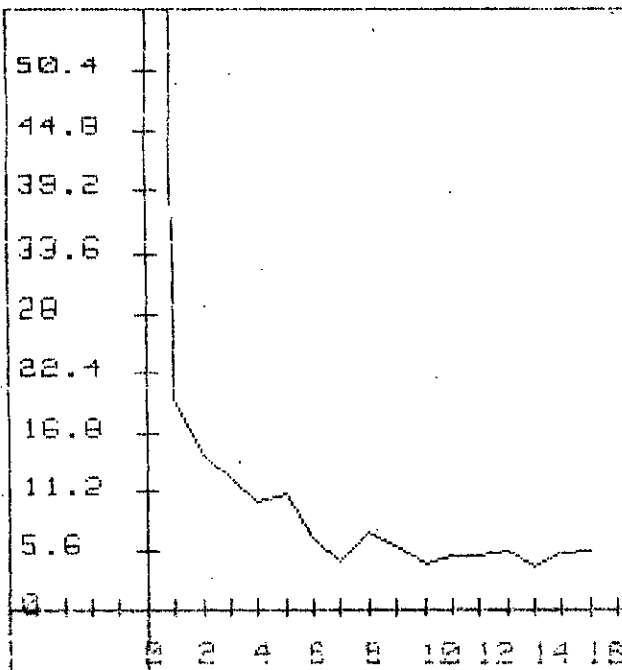


SPECTRE DE L'IMAGE ERREUR

HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE



SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

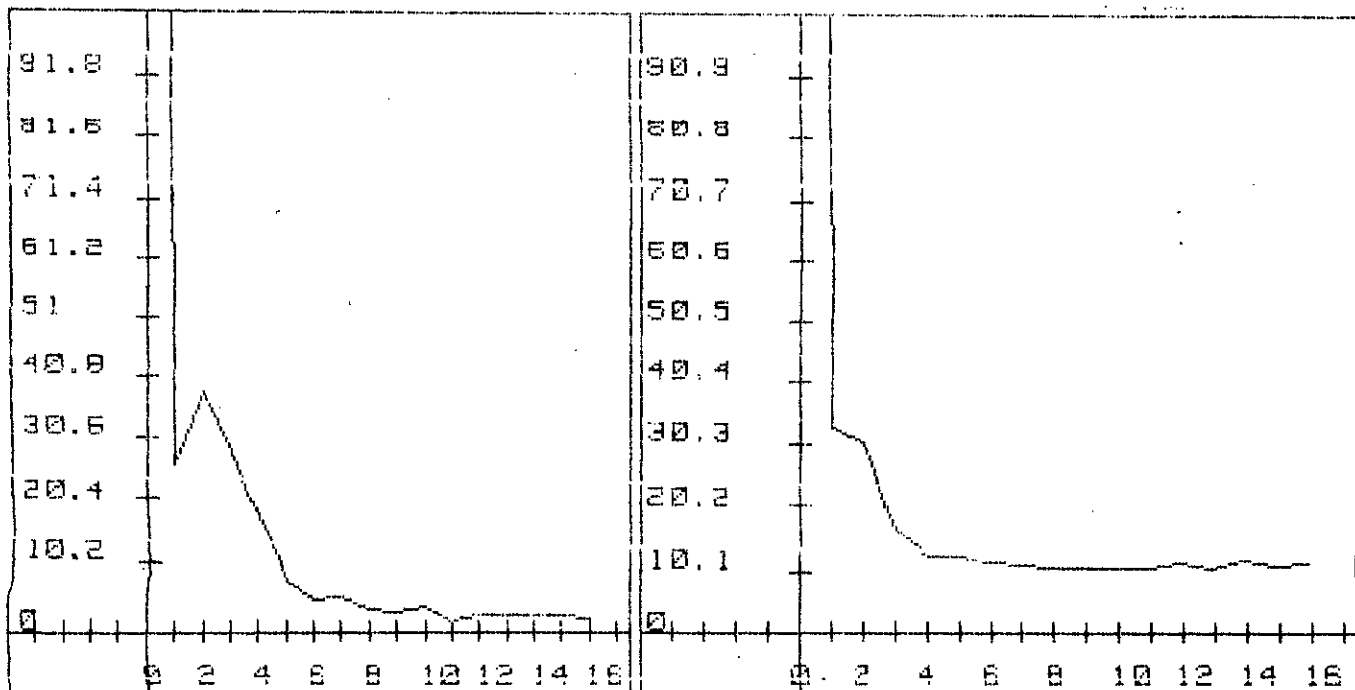
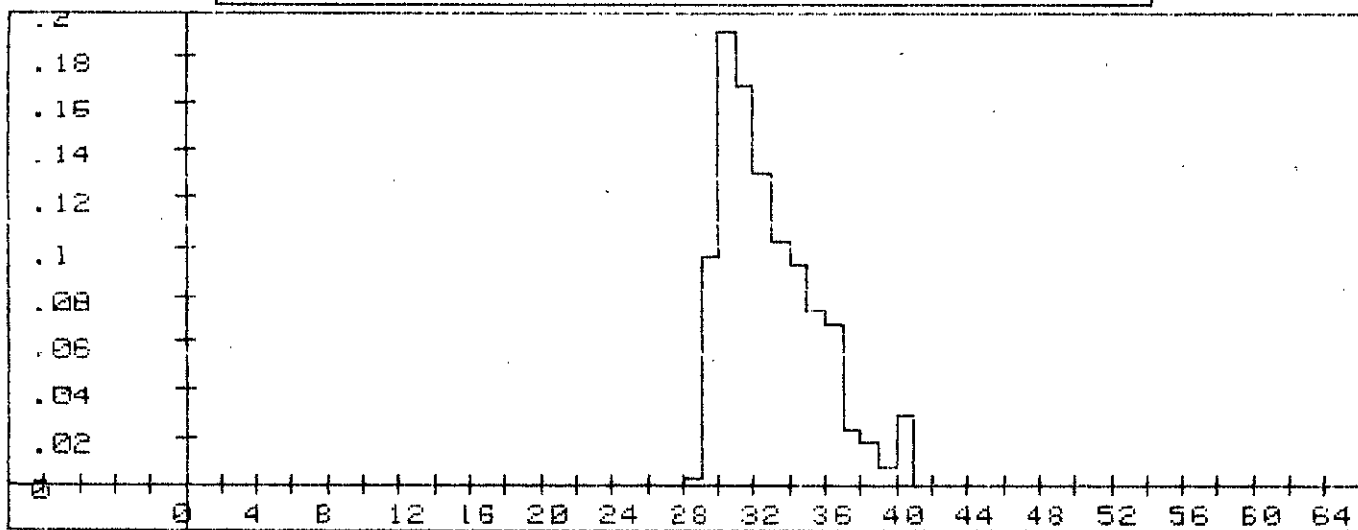


SPECTRE DE L'IMAGE ERREUR



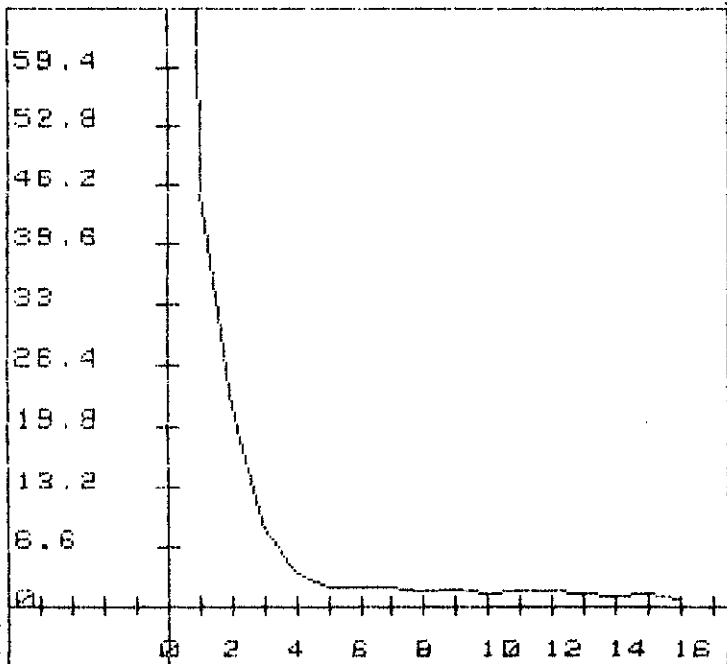
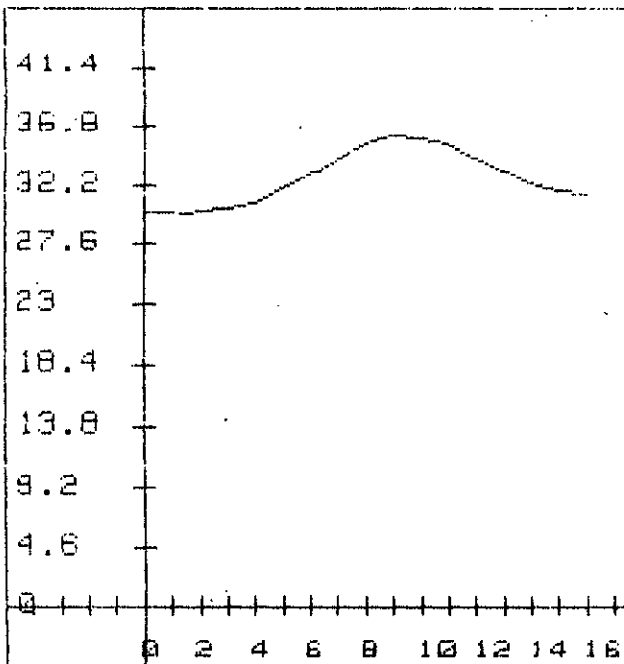
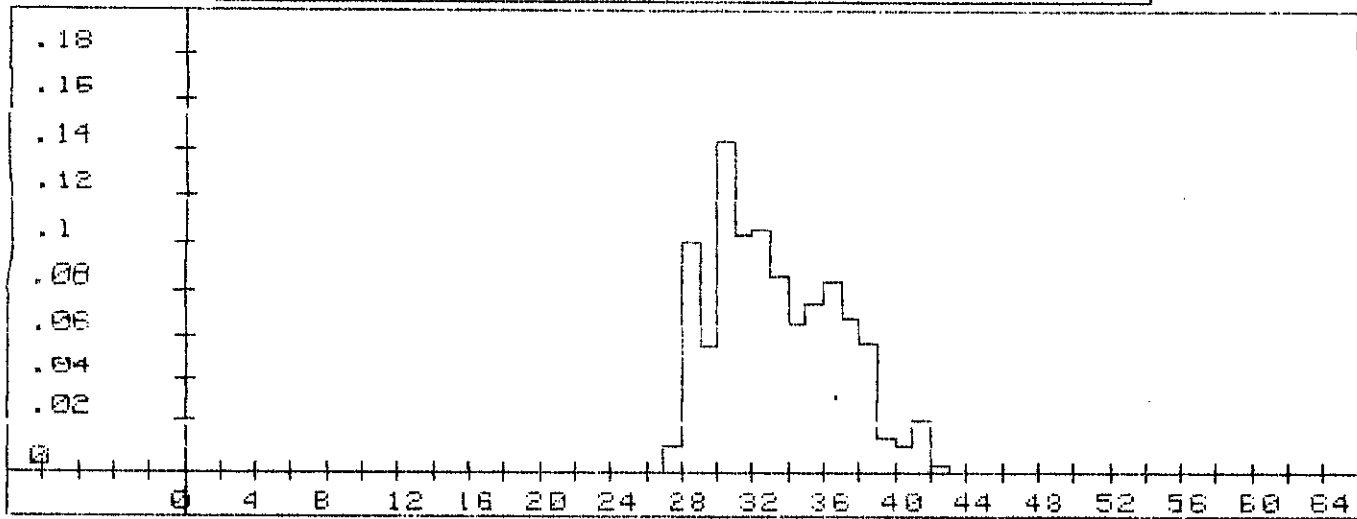
IMAGE 3

HISTOGRAMME IMAGE ORIGINALE

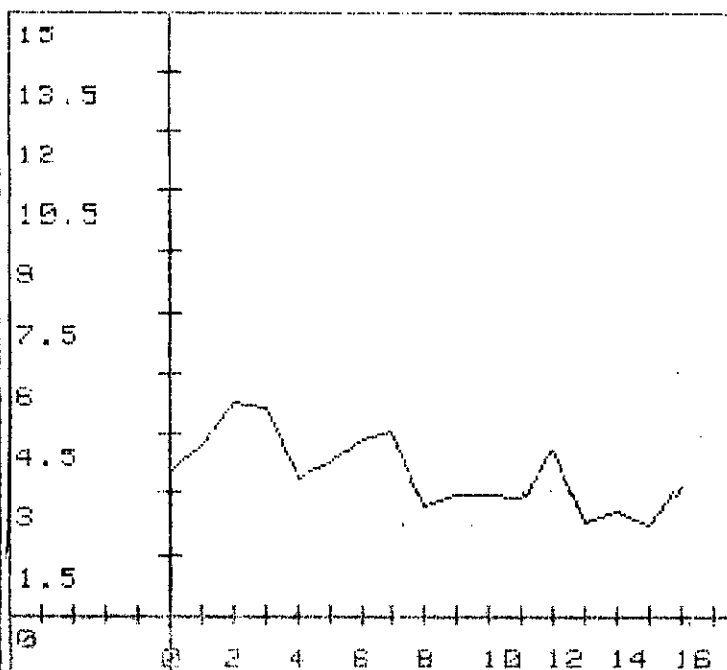
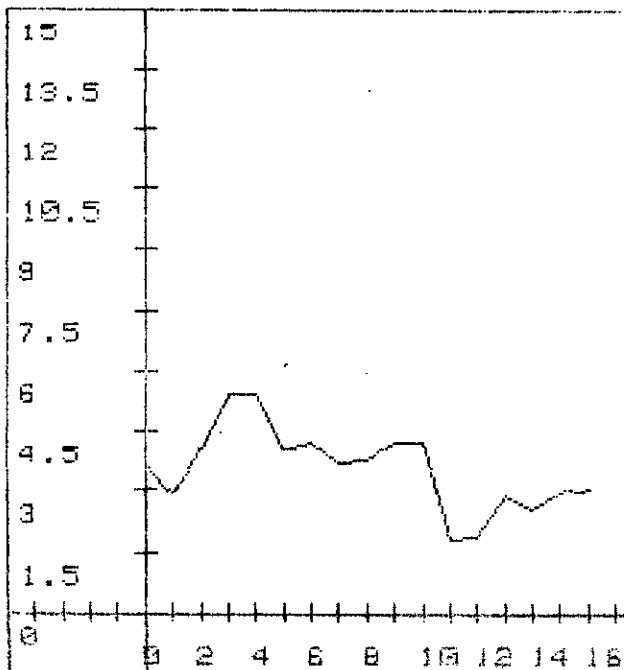


SPECTRE DE L'IMAGE ORIGINALE

HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE

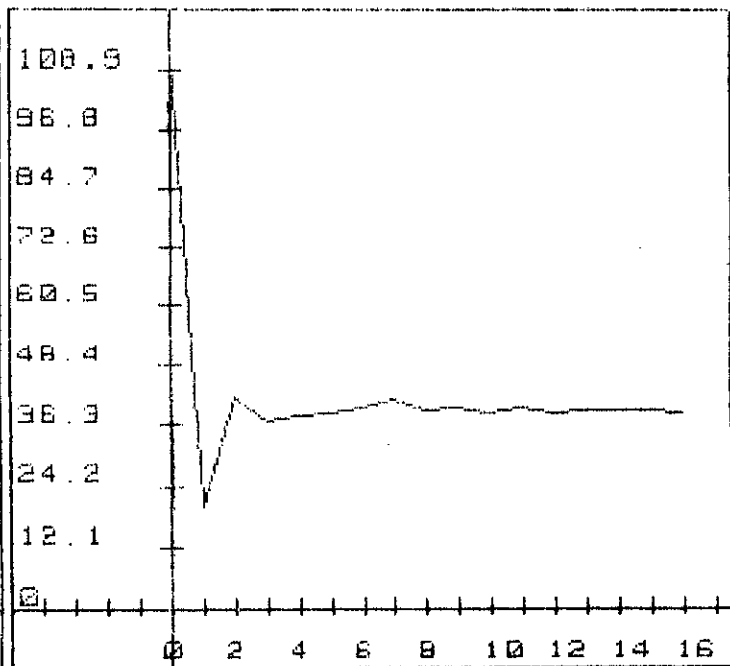
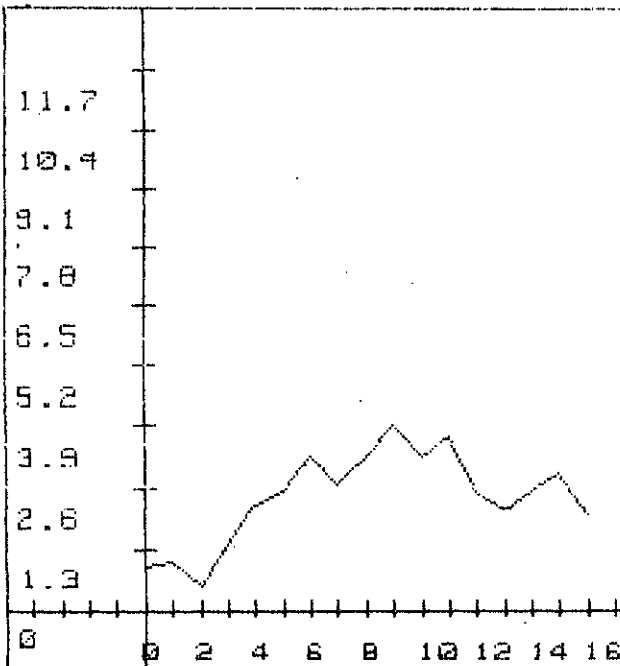
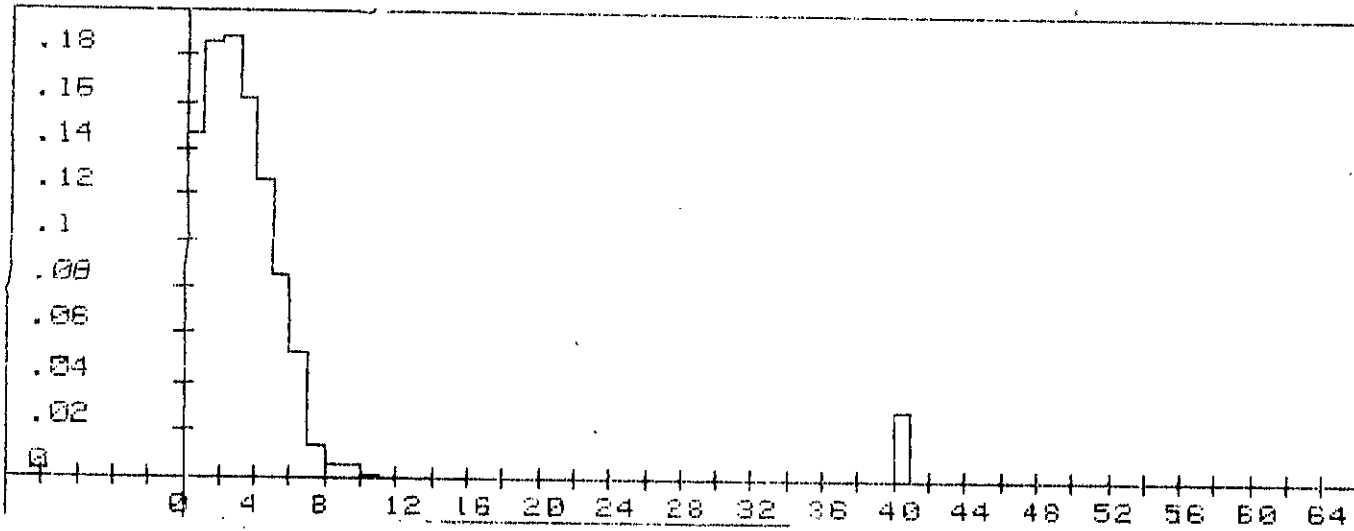


SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

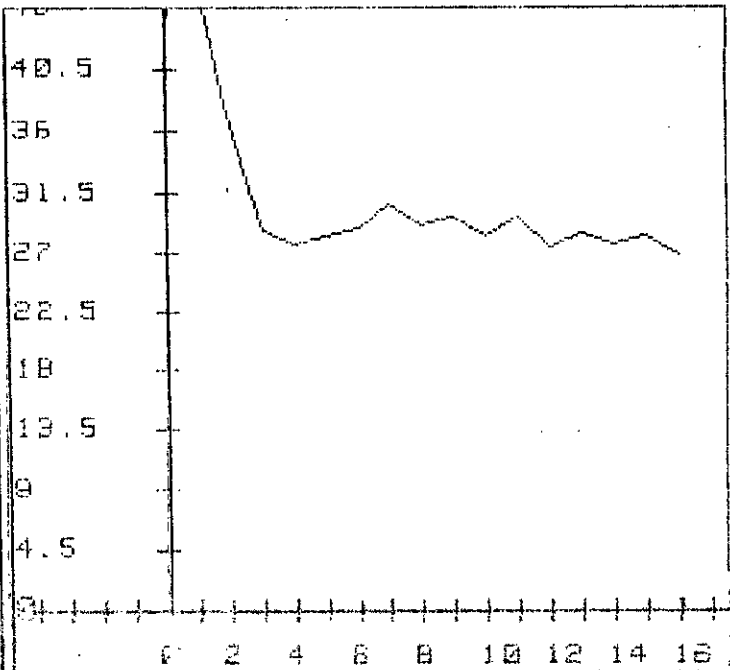
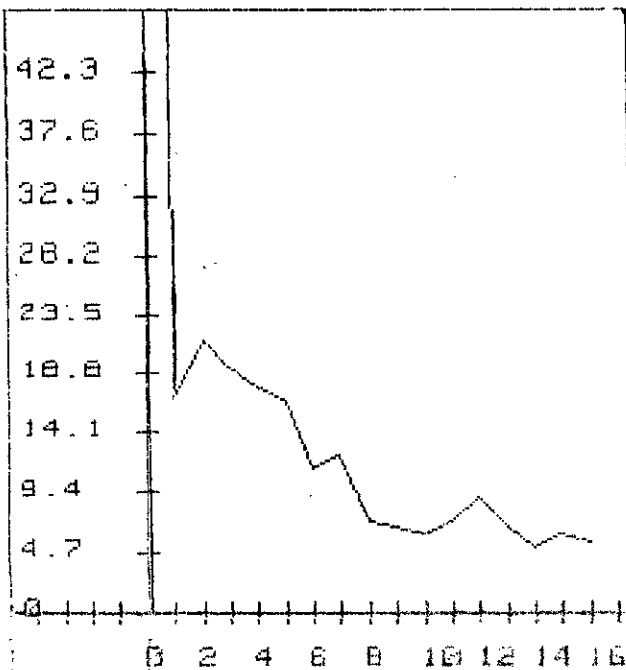


SPECTRE DE L'IMAGE ERREUR

TRAITEMENT PAR L'OPERATEUR "ROBERTS"

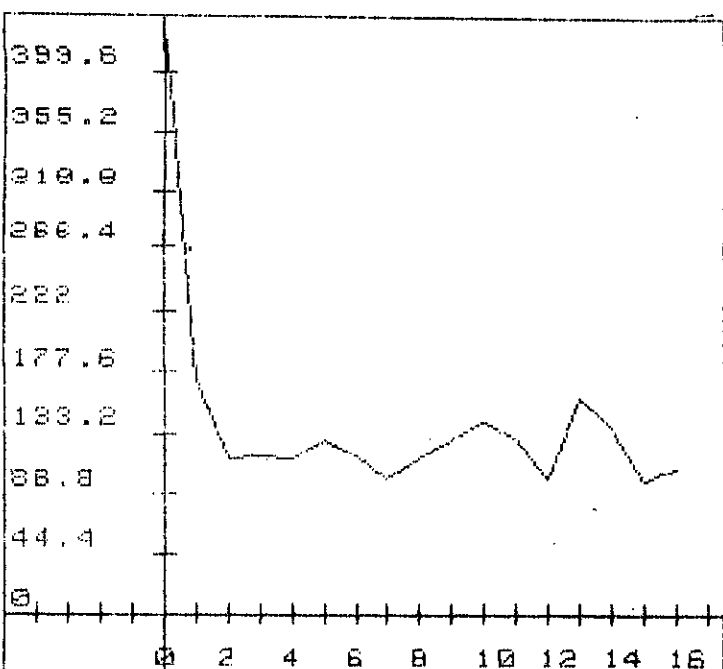
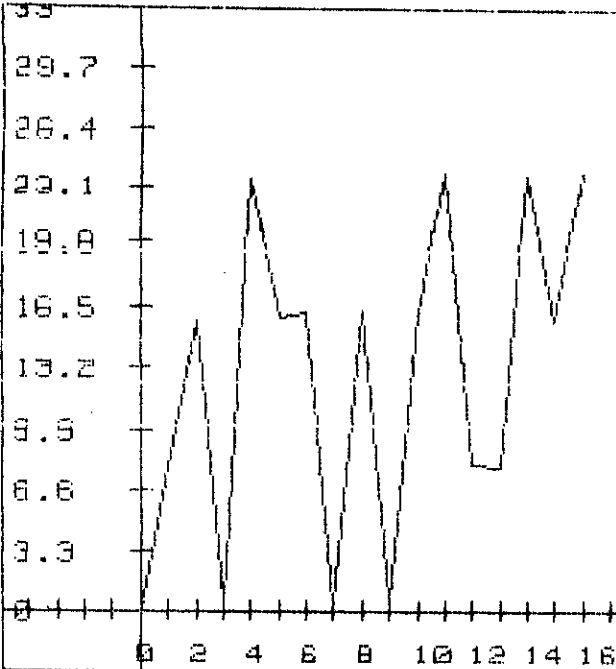
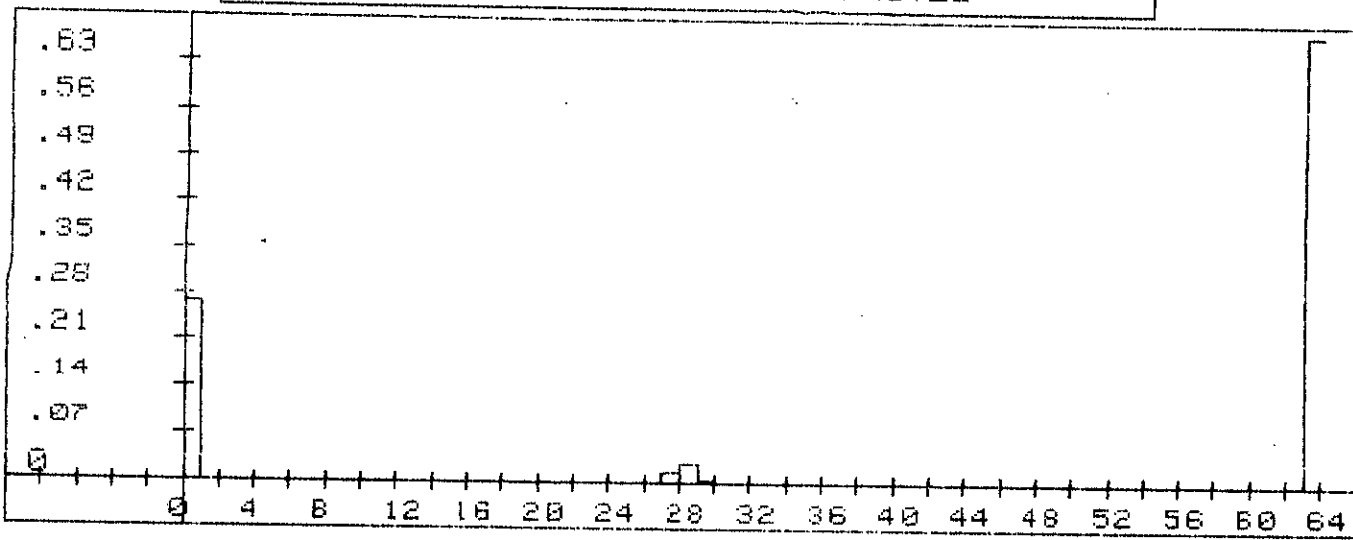


SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

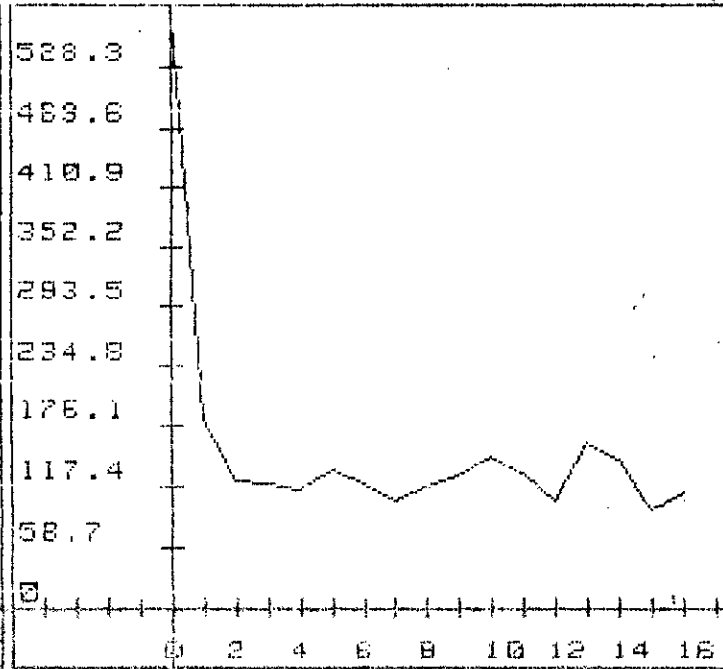
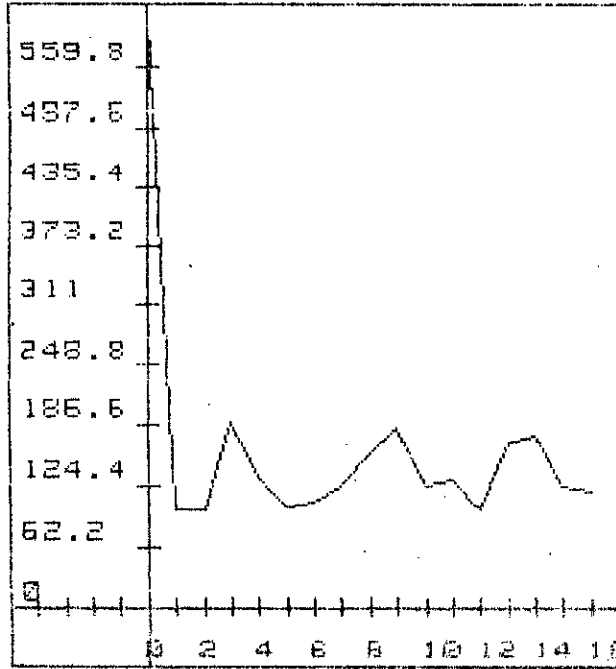


SPECTRE DE L'IMAGE ERREUR

HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE



SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

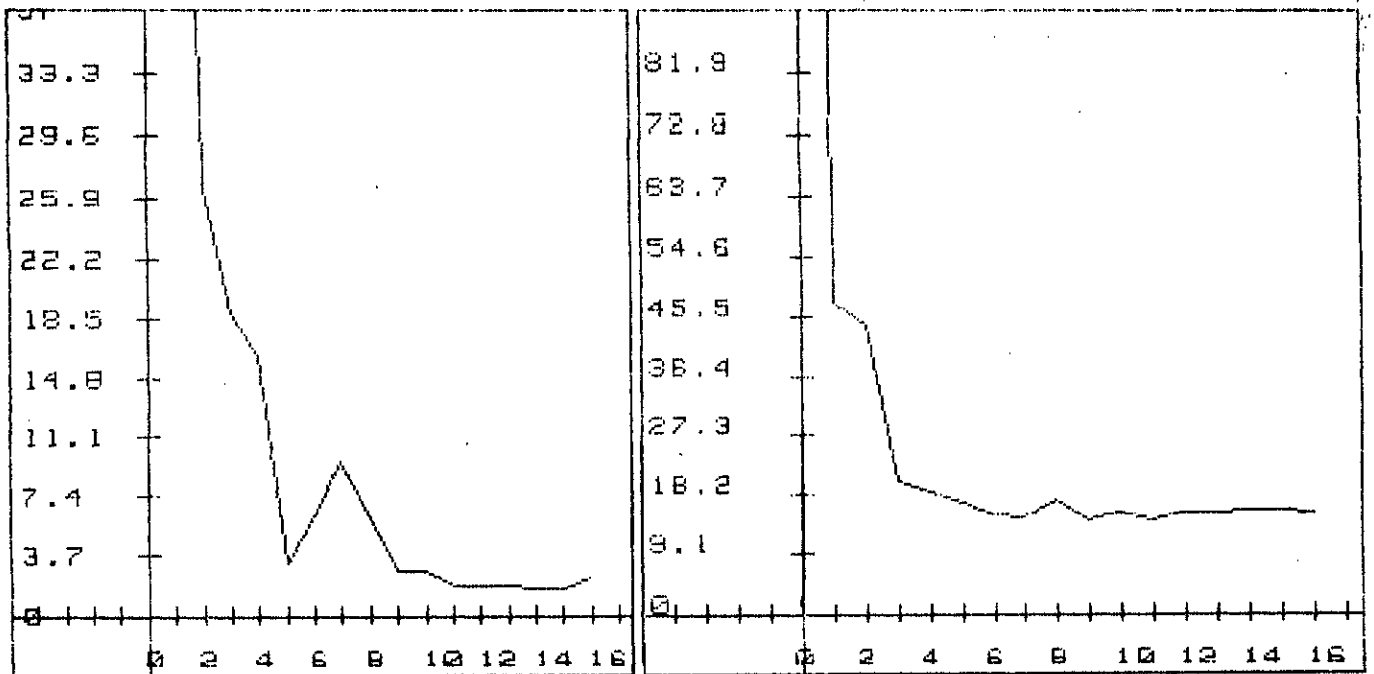
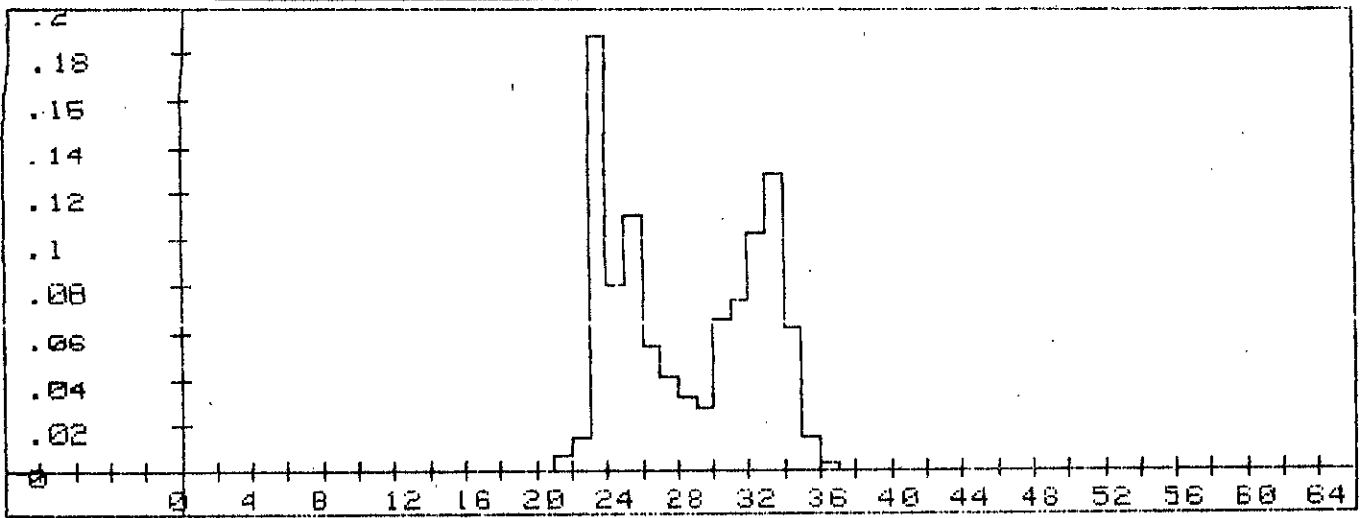


SPECTRE DE L'IMAGE BRUEEUP



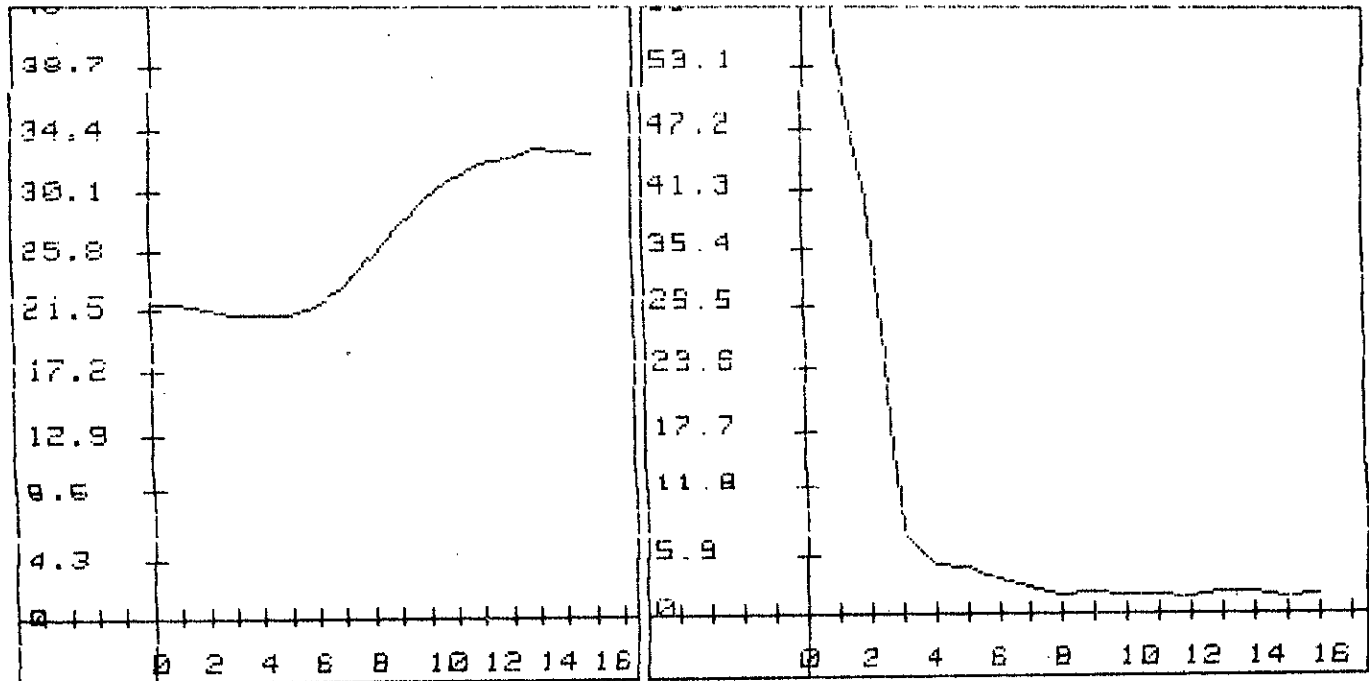
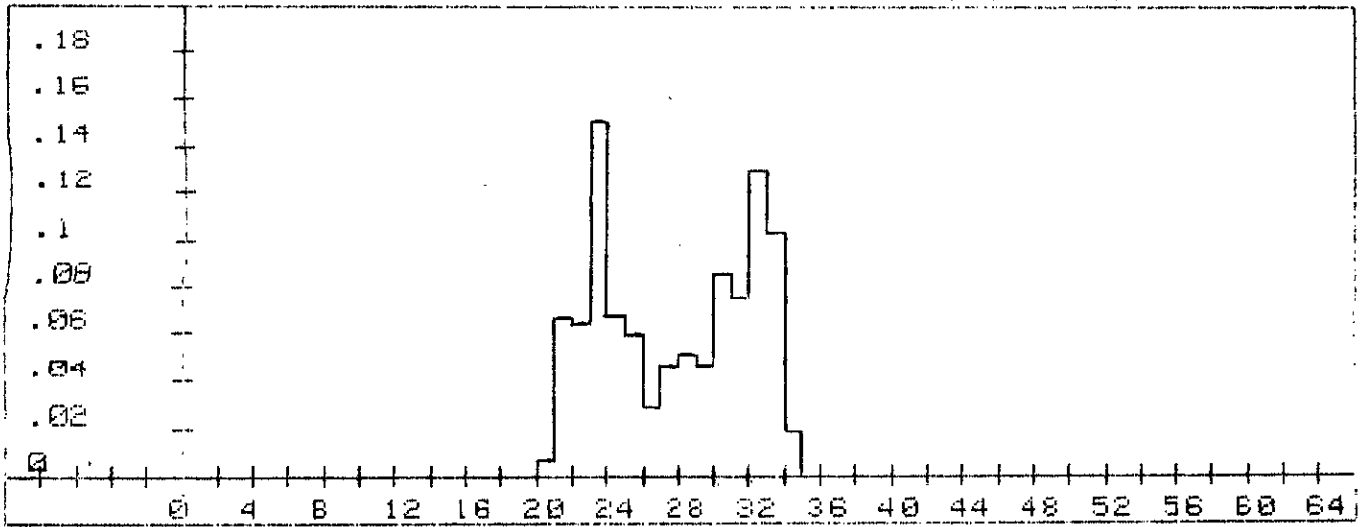
IMAGE 4

HISTOGRAMME IMAGE ORIGINALE

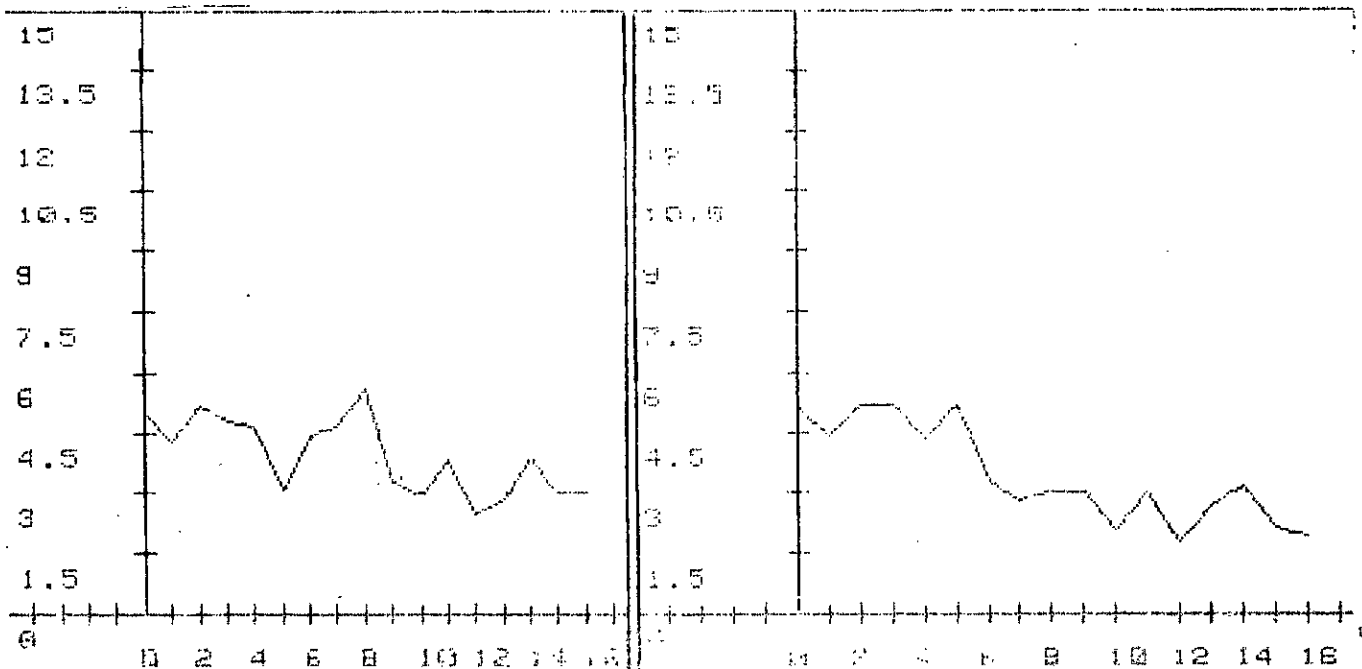


SPECTRE DE L'IMAGE ORIGINALE

HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE

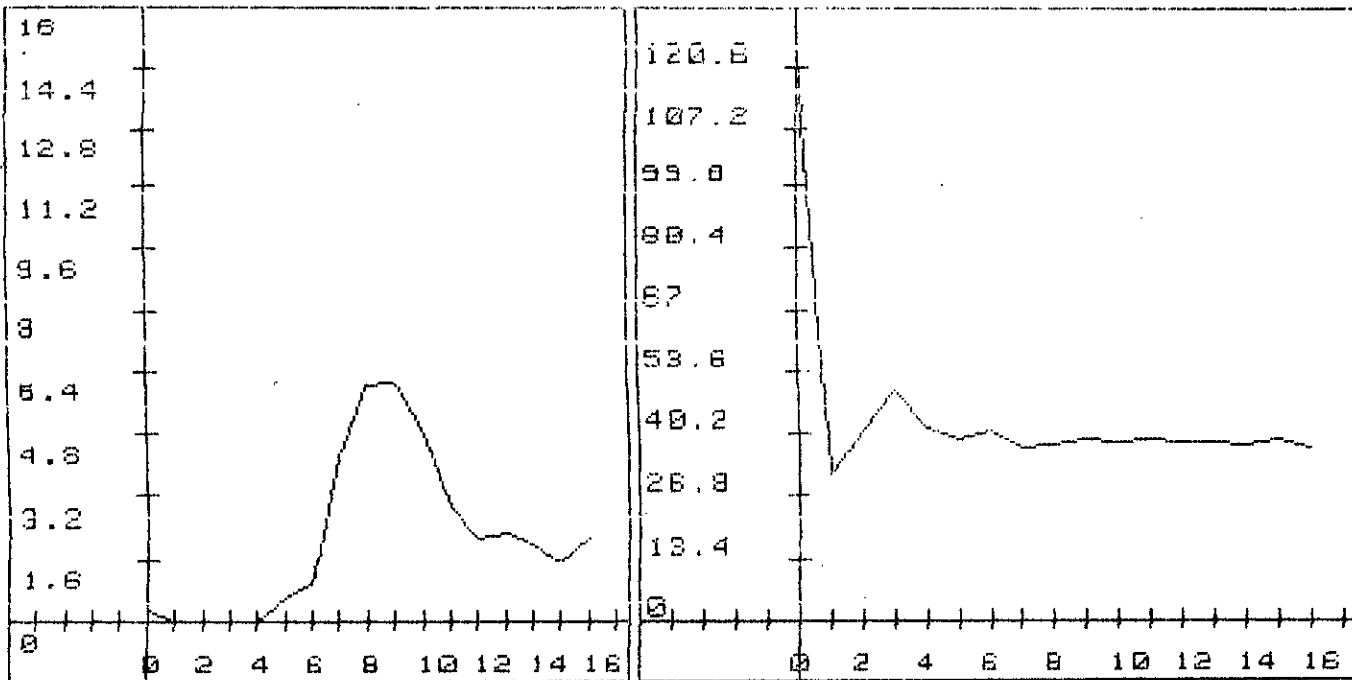
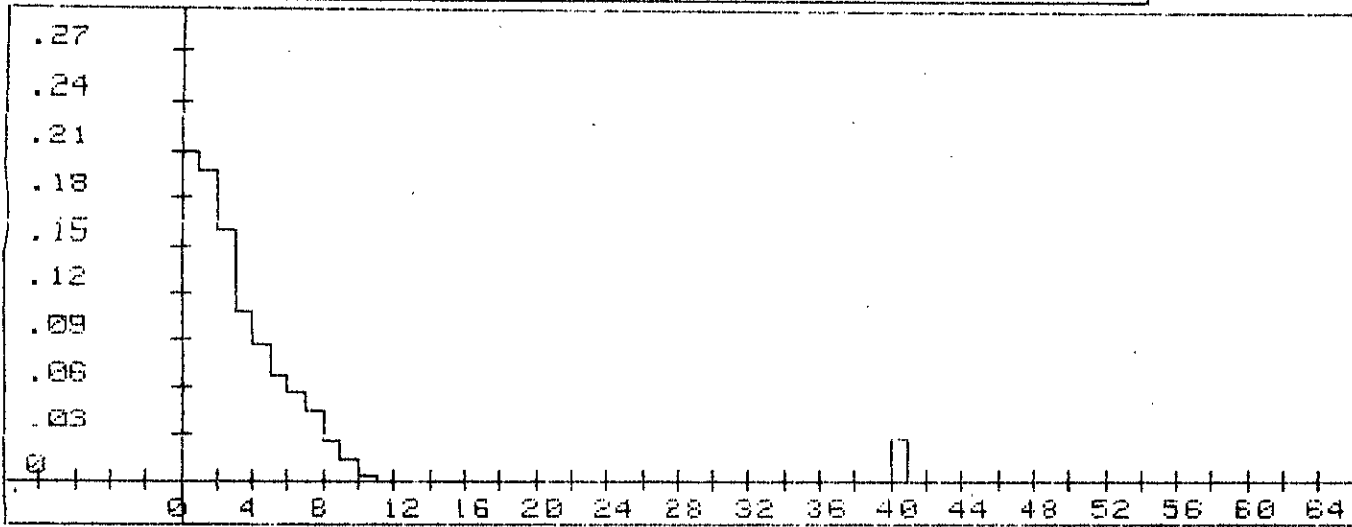


SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

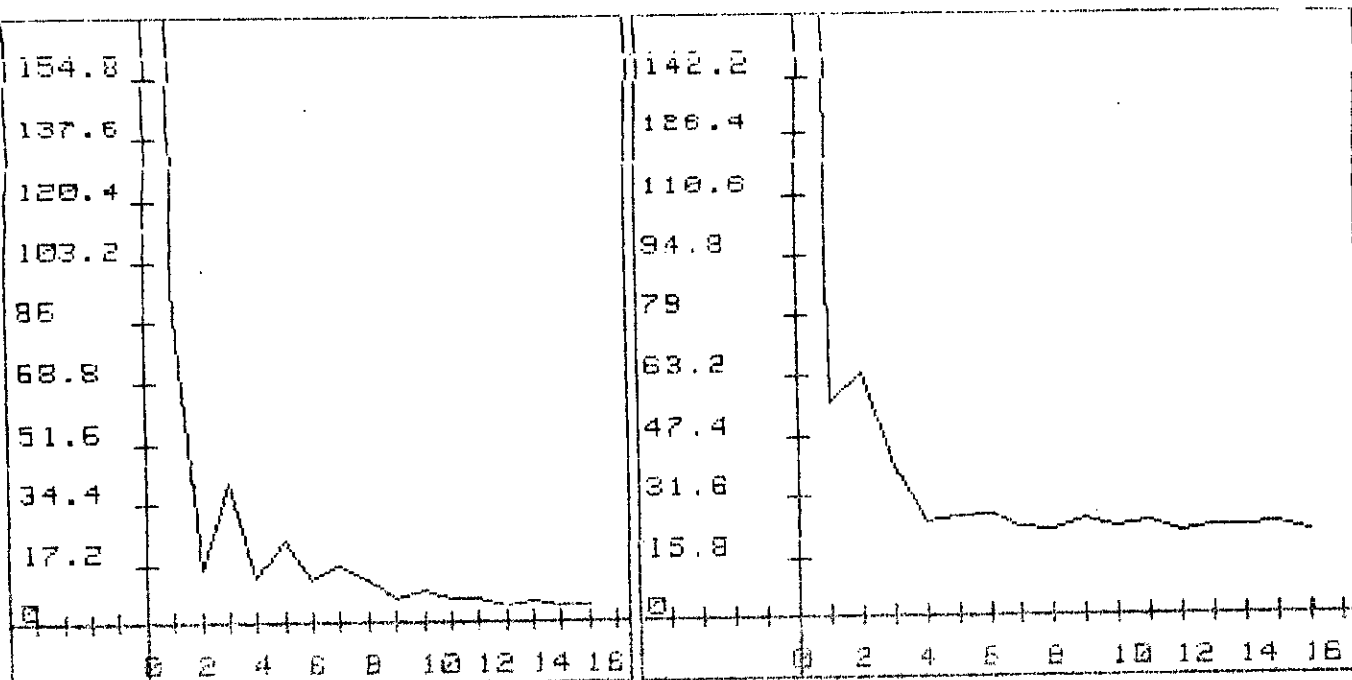


SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE

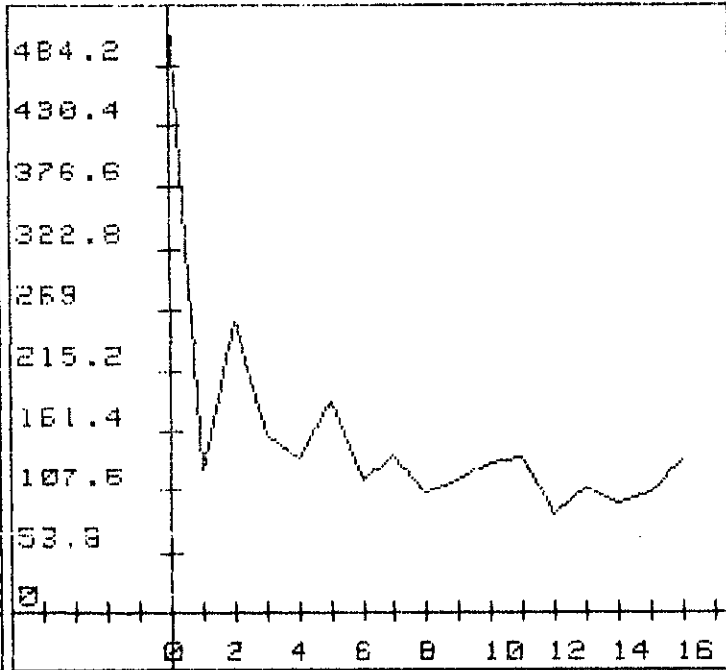
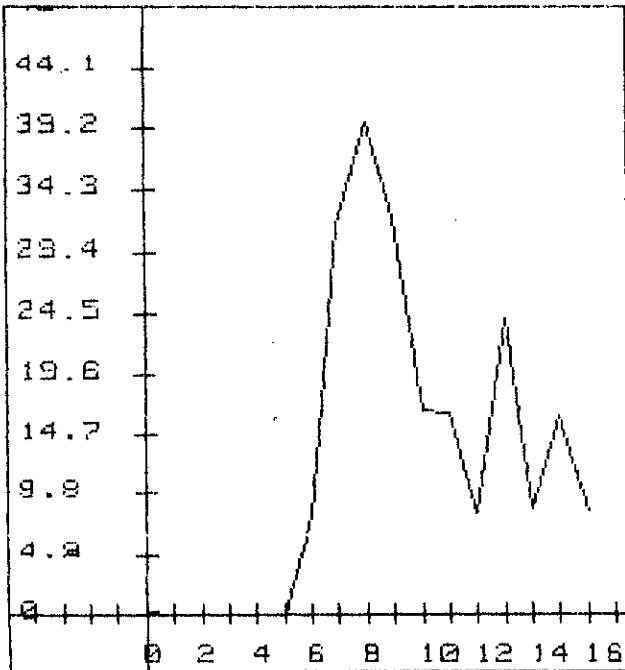
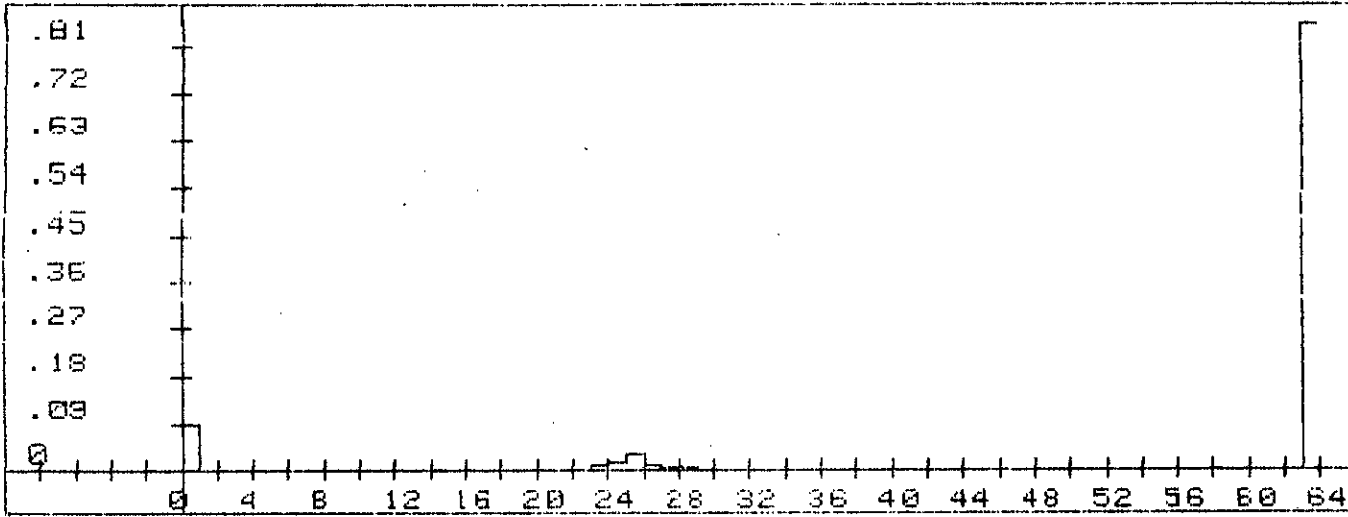


SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE

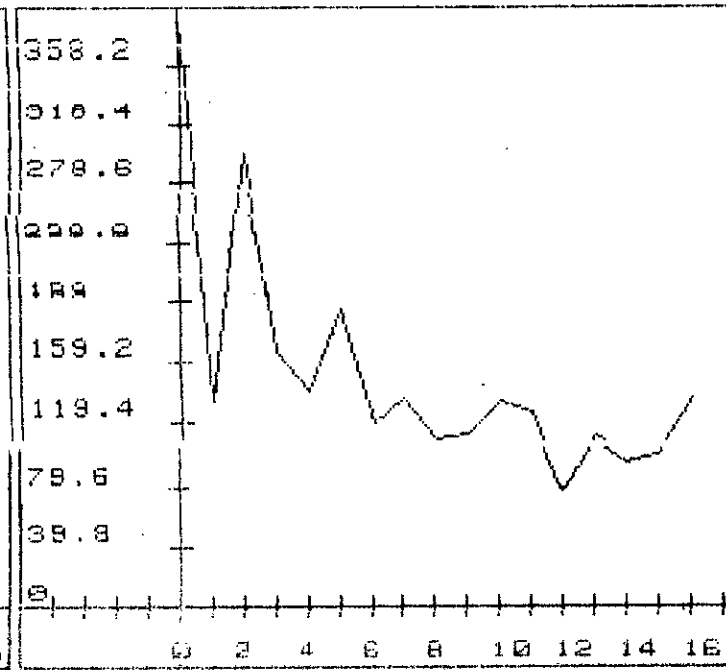
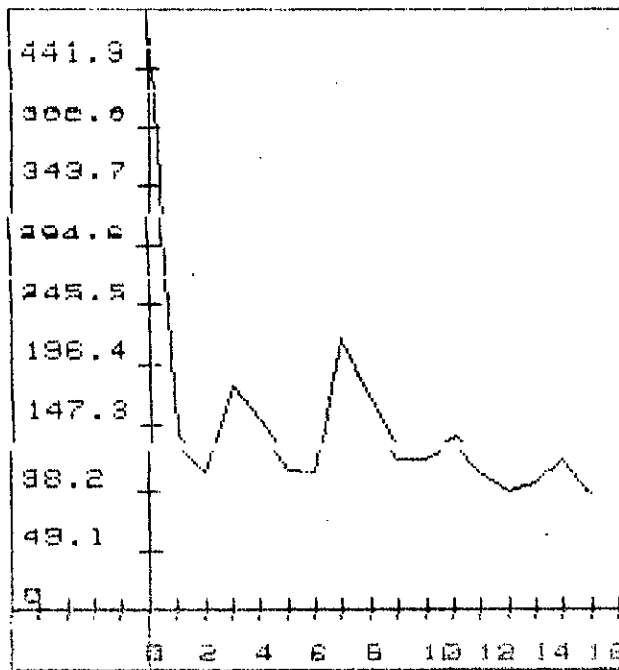


SPECTRE DE L'IMAGE ERREUR

HISTOGRAMME IMAGE TRAITEE



SPECTRE DE L'IMAGE TRAITEE



SPECTRE DE L'IMAGE ERREUR