

THESE

10/91

PRESENTEE

A L'ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE D'ALGER

POUR L'OBTENTION DU GRADE DE

MAGISTER EN ELECTRONIQUE

OPTION: Acquisition et traitement

P A R

L l i e s      S A A D A O U I

Sujet: TECHNIQUES DE TRAITEMENT NUMERIQUES D'IMAGES  
EN VUE DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

Soutenu le 25 avril 1991 devant la commission d'examen .

MM.	Ahcène	FARAH	Président
	Ali	CHEKIMA	Rapporteur
	Daoud	BERKANI	Rapporteur
	Latifs	HAMMAMI	Examineur
	Belkacem	DEREAS	Examineur

# THESE

PRESENTEE

A L'ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE D'ALGER

POUR L'OBTENTION DU GRADE DE

MAGISTER EN ELECTRONIQUE

OPTION: Aquisition et traitement

P A R

L l i e s      S A A D A O U I

Sujet: TECHNIQUES DE TRAITEMENT NUMERIQUES D'IMAGES  
EN VUE DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

Soutenue le 25 avril 1991 devant la commission d'examen :

MM.	Ahcène	FARAH	Président
	Ali	CHEKIMA	Rapporteur
	Daoud	BERKANI	Rapporteur
	Latifa	HAMMAMI	Examineur
	Belkacem	DERRAS	Examineur

*A ma fille*

**AMIRA ZEINEB**

## REMERCIEMENTS

Je tiens avant tout à remercier Messieurs Ali CHEKIMA et Daoud BERKANI pour la confiance qu'ils m'ont témoigné en acceptant de diriger cette thèse et pour m'avoir accueilli au laboratoire de traitement du signal du département d'électronique de l'école nationale (E. N. P.).

Monsieur Ahcène FARAH me fait le très grand honneur de présider le jury. Je l'en remercie vivement.

Madame Latifa HAMMAMI ET Monsieur Belkacem DERRAS ont accepté avec gentillesse d'être rapporteurs de cette thèse. Je suis très sensible à l'intérêt qu'ils témoignent ainsi pour mon travail et je les en remercie.

Je remercie Monsieur Boualem SANSAL pour les conversations instructives que j'ai eues avec lui et pour s'être intéressé à ce travail dès le début.

Je tiens à remercier mes parents et ma femme, pour leur constant soutien, leur patience et surtout leur compréhension. Sans eux, ce travail n'aurait pas vu le jour.

Messieurs Rabia DJELLOULI, Rafik OUARED et Mohamed OUADJAOUT m'ont été d'un soutien constant. C'est vers eux que je me suis le plus souvent tourné pour un avis, un conseil ou un encouragement. Pour tout et pour l'amitié qu'ils m'ont témoignée je leurs en suis profondément reconnaissant.

Je remercie Monsieur Mouloud MANERI pour son apport bibliographique.

Je m'en voudrais de ne pas avoir une pensée amicale pour tous mes amis et surtout ceux du département d'électronique qui ont rendu ma recherche agréable.

Je remercie enfin le personnel du centre de calcul et ceux de l'imprimerie de l'école d'avoir assuré le tirage de cette thèse.

## S O M M A I R E

INTRODUCTION. ....	3
I- GENERALITES SUR LA RECONNAISSANCE DES FORMES. ....	6
1.1 CHOIX DU MODELE. ....	10
1.1.1 MODELES PARAMETRIQUES. ....	10
1.1.2 MODELES STRUCTURAUX. ....	11
1.2 REGLE DE DECISION. ....	13
1.2.1 METHODES UTILISANT UN MODELE PARAMETRIQUE. ....	13
1.2.2 METHODES UTILISANT UN MODELE STRUCTURAL. ....	14
II- TECHNIQUES DE PRE-TRAITEMENT ET SEGMENTATION D'IMAGES NUMERIQUES. ....	16
2.1 DEFINITIONS. ....	16
2.2 BINARISATION (SEUILLAGE). ....	20
2.3 FILTRAGE. ....	24
2.3.1 FILTRAGE PASSE-BAS. ....	25
2.3.1.1 FILTRAGE PASSE-BAS LINEAIRE. ....	25
2.3.1.2 FILTRAGE PASSE-BAS NON LINEAIRE. ....	28
2.3.2 FILTRAGE PASSE-HAUT. ....	31
2.3.2.1 GRADIENT. ....	31
2.3.2.2 GRADIENT AMELIORE. ....	36
2.3.2.3 LAPLACIEN. ....	37
2.4 SUIVI DE CONTOURS. ....	40
2.5 AMELIORATION DE CONTRASTE. ....	45
2.5.1 RECADRAGE DE DYNAMIQUE. ....	47
2.6 AGRANDISSEMENT D'UNE IMAGE. ....	47
III- PRESENTATION DES RESULTATS. ....	50
3.1 SYSTEME D'AQUISITION ET DE TRAITEMENT. ....	50
3.2 PROGRAMMES DE PRE-TRAITEMENT ET DE SEGMENTATION D'IMAGES NUMERIQUES. ....	53
3.2.1 GENERATION D'IMAGES. ....	53
3.2.2 BINARISATION. ....	58
3.2.3 FILTRAGE PASSE-BAS. ....	58

3.2.4 FILTRAGE PASSE-HAUT. ....	63
A- GRADIENT SIMPLE. ....	63
B- GRADIENT AMELIORE. ....	63
C- LAPLACIEN. ....	69
3.2.5 SUIVI DE CONTOUR. ....	69
3.2.6 AMELIORATION DE CONTRASTE. ....	75
3.2.7 AGRANDISSEMENT. ....	79
IV- INTERPRETATION DES RESULTATS. ....	84
4.1 GENERATION D'IMAGES. ....	84
4.2 BINARISATION. ....	85
4.3 INVERSION. ....	86
4.4 FILTRAGE. ....	86
4.4.1 LISSAGE. ....	88
4.4.1.1 MOYENNE. ....	88
4.4.1.2 MEDIANE. ....	88
4.4.2 OPERATION DE DIFFERENTIATION. ....	89
4.4.2.1 GRADIENT SIMPLE. ....	89
4.4.2.2 GRADIENT AMELIORE. ....	90
4.4.2.3 LAPLACIEN. ....	90
4.5 SUIVI DE CONTOUR. ....	91
4.5.1 SUIVI DE CONTOUR PAR LA METHODE DE DUDA & HART. ....	91
4.5.2 SUIVI DE CONTOUR PAR LA METHODE DE CHOTTERA & SHRIDHAR. ....	92
4.5.3 CALCUL DES COORDONNEES DE CENTRE DE GRAVITE. ....	92
4.6 AMELIORATION DE CONTRASTE. ....	93
4.7 AGRANDISSEMENT. ....	93
CONCLUSION. ....	95
BIBLIOGRAPHIE. ....	97
ANNEXE. ....	102

INTRODUCTION

## I N T R O D U C T I O N

Depuis des années, la société, devenant de plus en plus complexe et technologiquement orientée, a créé une situation dans laquelle les systèmes informatiques deviennent très importants et indispensables.

De plus, de tous nos sens, la vue est celle qui nous apporte la plus grande quantité d'information sur ce qui nous entoure du fait de la multiplicité de ces dimensions: spatiale, énergétique, temporelle. La structuration des images est tellement complexe qu'il serait très onéreux d'essayer de tenir compte de leur totalité.

Naturellement, une image est destinée à apporter à l'observateur un ensemble de références visuelles permettant de stimuler les mécanismes de compréhension et d'analyse d'une scène donnée. Ainsi l'opérateur est conduit à définir les différentes opérations de traitements destinées à l'exploitation des informations contenues dans l'image. Ceci dans le but d'améliorer la qualité visuelle de l'image, ou de mettre en

évidence certaines informations particulières pour une application donnée.

Un des domaines principaux de ces systèmes et qui tiennent compte du sens de la vue est la reconnaissance automatique des images.

Notre travail se concentre à l'élaboration de programmes de pré-traitement et de segmentation d'images numériques sur le système de traitement numérique d'image du laboratoire de traitement du signal.

Le premier chapitre est consacré à des généralités sur la reconnaissance des formes telle que la construction d'un système de reconnaissance de formes.

Le second chapitre portera sur l'étude théorique de quelques techniques de pré-traitement et de segmentation sur des images acquises par caméra ou sur des images générées par le biais de l'ordinateur.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté le système de traitement numérique d'image, les organigrammes des différentes techniques et les résultats obtenus sur

différentes images.

En fin le dernier chapitre portera sur  
l'interprétation des résultats présentés au chapitre III.

# CHAPITRE I

GENERALITES SUR LA

RECONNAISSANCE DES

FORMES

## C H A P I T R E I

### GENERALITES SUR LA RECONNAISSANCE DES FORMES

La reconnaissance des formes connaît actuellement un net regain d'intérêt tant dans ses aspects fondamentaux qu'appliqués. Il ne s'agit pas là d'une mode mais bien d'un phénomène profond dû à au moins deux causes. D'une part, les applications pratiques de la reconnaissance des formes sont de plus en plus nombreuses et d'autre part celle-ci entretient des liens étroits et essentiels avec l'intelligence artificielle.

On peut définir la reconnaissance des formes comme l'ensemble des techniques informatiques de représentation et de décision permettant aux machines de simuler un comportement sensible. Cette discipline permet par exemple de donner une capacité de lecture [vision] à certaines machines [1]. Fondamentalement, il s'agit d'une part de doter l'ordinateur de capteurs (camera vidéo suivie d'un convertisseur analogique-numérique) et d'autre part, de le programmer afin

qu'il soit capable d'interpréter les sensations reçues à travers le capteur. En ce sens, ils introduiront un changement révolutionnaire dans la manipulation, la transformation et l'interprétation des informations. Dans ce qui suit, nous allons donner quelques définitions de termes les plus utilisés en reconnaissance des formes.

#### INFORMATION:

Une information est un couple formé d'une représentation et son interprétation.

#### REPRESENTATION:

Au niveau de la machine, une suite de bits permet de représenter (de coder) une information.

#### INTERPRETATION:

Une interprétation signifie une affectation d'information à une famille de phénomènes se ressemblant. Autrement dit, c'est son identification par comparaison avec des phénomènes analogues conservés en mémoire.

Le choix de l'espace de représentation dans lequel les formes vont être codées est l'un des facteurs les

plus importants dans la réalisation d'un tel système. On devra le déterminer en fonction de deux paramètres souvent contradictoires : l'exactitude et la précision de la représentation choisie d'une part, ses possibilités mathématiques et algorithmiques d'autre part [1, 2, 3].

Les propriétés des espaces de représentation peuvent donc être exploités au mieux grâce à la puissance et à l'adaptabilité des calculs sur ordinateur.

Parmi les applications actuelles, un domaine prépondérant est celui de l'analyse et l'interprétation d'images. Depuis les dessins les plus simples, comme les chiffres dactylographiés jusqu'aux images multispectrales complexes issues de satellites, le champ des applications est immense. Pour le premier exemple, les chiffres dactylographiés sont déjà opérationnels des lecteurs pratiques de caractères dactylographiés (lecture de codes postaux, aide aux aveugles) [4,5]. De bons résultats sont annoncés sur les caractères manuscrits, et de même dans le domaine médical.

Le choix d'un processus de reconnaissance de formes

est lié au type de description que l'on désire pour caractériser un objet. Il existe principalement deux approches:

- Les descriptions paramétriques.
- Les descriptions structurales.

Après le choix du modèle paramétrique ou structural, le processus de reconnaissance des formes doit passer par une phase d'apprentissage avant d'être opérationnel [1,3,5,6,7].

L'apprentissage consiste à établir une correspondance entre le nom de l'objet et son modèle, et à construire celui-ci. Prenons un exemple : considérons un système de vision qui doit reconnaître des casseroles de différentes formes (appelons les 1, 2, ..., i, ..., N). L'apprentissage consiste à montrer au système une casserole de type i et à lui mentionner qu'il s'agit d'une casserole de type i. Le système va en extraire des caractéristiques compatibles avec son modèle de description puis mémoriser celles-ci de manière à constituer une bibliothèque de caractéristiques pour toutes les casseroles qu'il pourra reconnaître. Cette notion de bibliothèque montre bien que l'on

évolue dans un univers limité d'objets reconnaissables. Ceci signifie que si l'on demande par la suite au système de reconnaître un objet qui n'appartient pas à la bibliothèque, il en sera incapable ou bien donnera une réponse éroncée.

On peut résumer la construction d'un système de reconnaissance des formes en trois étapes:

1-Choix du modèle de description des objets.

2-Choix de la règle de décision (méthode de reconnaissance) et déduction de la méthode d'apprentissage qui lui est fortement liée.

3-Apprentissage.

#### 1.1 - C H O I X      D U      M O D E L E :

Dans un système de reconnaissance des formes, plusieurs modèles de description des objets existe. Parmi ces modèles on peut citer: les modèles paramétriques, les modèles structuraux, etc... [8,9].

##### 1.1.1- MODELES PARAMETRIQUES:

Ce type de modèle consiste à caractériser un objet

suivant un vecteur dont les éléments sont des caractéristiques telles que (moments d'inertie, rapport de finesse, etc...). Le choix d'un tel type de modèle est actuellement très utilisé du fait de sa simplicité de construction [8]. La seule difficulté consiste à choisir pour une application donnée une liste de caractéristiques qui permet une bonne description des différents objets de la bibliothèque.

#### 1.1.2- MODELES STRUCTURAUX:

Ce type de modèle utilise une approche issue des recherches en langage naturel. Pour caractériser les objets on dispose d'un ensemble de primitives de base telles que segment de droite, arcs de cercle etc.... Cet ensemble est appelé vocabulaire terminal  $V_T$  [8]. On définit ensuite un vocabulaire auxiliaire  $V_A$  composé d'éléments non terminaux (par exemple un carré est composé de quatre segments égaux et perpendiculaires deux à deux).

La description d'un objet fait alors appel à des relations entre éléments de  $V_T$  et  $V_A$  suivant des règles appelées règles de réécriture. Ce qui conduit à une

description hiérarchisée comme illustrée par la figure 1

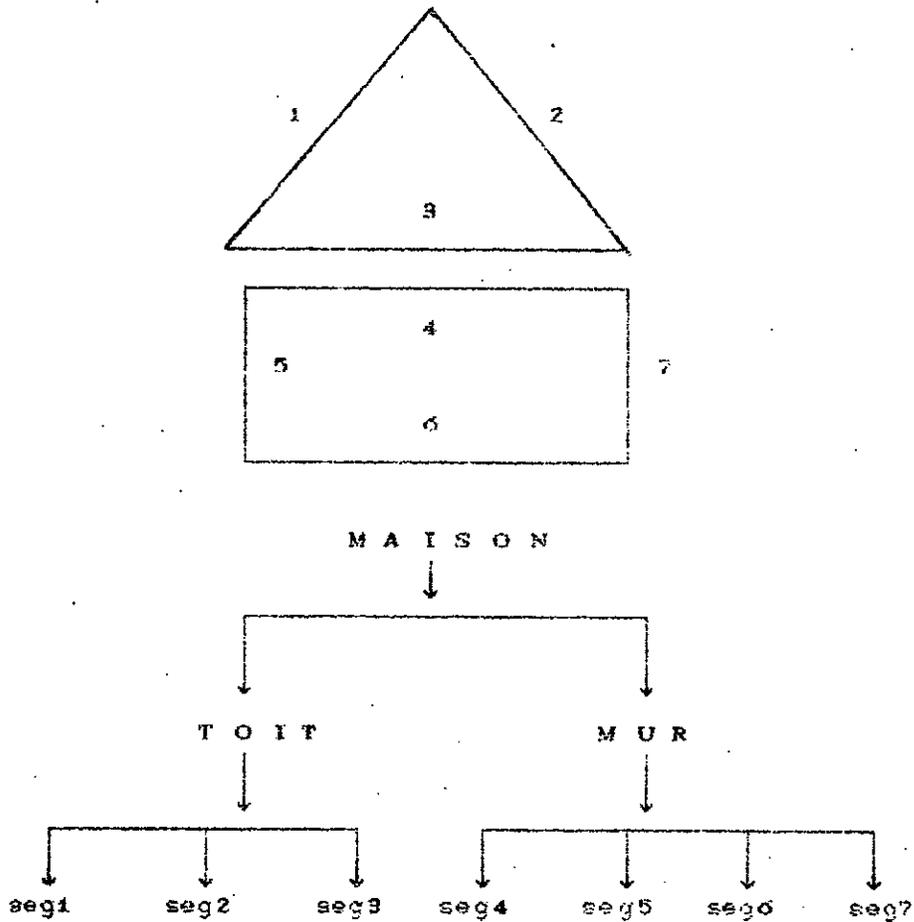


FIGURE 1: EXEMPLE DE MODELISATION STRUCTURAL D'UN OBJET.

La figure 1 montre que les éléments terminaux seg1, seg2 et seg3 constituent l'élément auxiliaire toit; de même les éléments terminaux seg4, seg5, seg6 et seg7 constituent l'élément auxiliaire mur [8].

## 1.2- R E G L E S     D E     D E C I S I O N :

### 1.2.1- METHODES UTILISANT UN MODELE PARAMETRIQUE:

Nous avons vu dans ce cas que le modèle est un vecteur (à  $k$  éléments par exemple) et correspond donc à un point dans un espace de dimension  $k$ . Lors de la phase d'apprentissage, si l'on observe  $N$  fois le même objet, on va obtenir  $N$  vecteurs donc  $N$  points dans l'espace qui seront tous relativement proches et qui formeront un nuage de points.

A chaque objet correspond donc un nuage de points et l'apprentissage consiste alors à trouver les frontières optimales entre les différents nuages. L'espace se trouve ainsi décomposé en zones et la reconnaissance consiste à déterminer à quelle zone appartient l'objet à reconnaître.

La figure 2 donne un exemple de classification où le vecteur des caractéristiques à deux éléments; périmètre et surface. On est donc dans un espace à deux dimensions. Lors de l'apprentissage, on a observé 5 fois 3 objets différents (la bibliothèque compte donc 3 objets), d'où des nuages de 5 points ayant conduit à former 3 zones. La détermination des

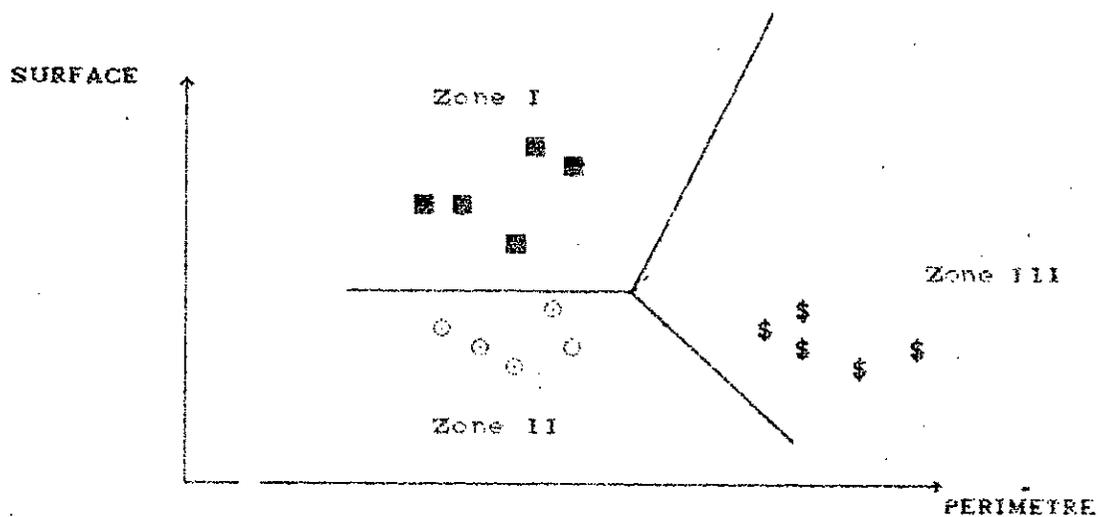


FIGURE 2: EXEMPLE DE DECOUPAGE DE L'ESPACE

D'OBSERVATION EN ZONES

frontières peut être, entre autres, réalisée à l'aide de procédures d'optimisation classiques .

1.2.2- METHODES UTILISANT UN MODELE STRUCTURAL

Ces méthodes utilisent le principe de recherche d'un chemin dans un arbre. Le problème d'utilisation de ces méthodes réside cependant dans l'apprentissage qui demande au concepteur de construire lui même le modèle de chaque objet en bibliothèque. Du fait que ce modèle est différent pour chaque

objet, cette méthode est ainsi différente de la précédente. Des études sont actuellement faites pour réaliser une inférence automatique des modèles mais elles sont encore au stade de la recherche [7,10]. Signalons qu'il existe des méthodes hybrides constituées des modèles paramétriques et structuraux [6].

En vue de la reconnaissance des formes, deux étapes sont indispensables, la segmentation et l'extraction de caractéristiques topologiques, fonctionnelles ou géométriques.

Le chapitre prochain est consacré aux différents techniques de pré-traitement et segmentation d'images numériques afin de pouvoir extraire l'essentiel des caractéristiques de forme de l'image.

# CHAPITRE II

## TECHNIQUES DE PRE-TRAITEMENT ET SEGMENTATION D'IMAGES NUMERIQUES

## CHAPITRE II

### TECHNIQUES DE PRE-TRAITEMENT ET SEGMENTATION D'IMAGES NUMERIQUES

---

#### 2.1 DEFINITIONS:

##### Image analogique:

A une scène visuelle, ou à son image dans le plan focale d'un système optique, on peut associer une fonction à quatre variables  $L(I, J, t, \lambda)$ . Cette fonction décrit l'énergie lumineuse présentée en un point de coordonnées  $(I, J)$  à un instant  $t$  et sur la longueur d'onde  $\lambda$ .

Dans de nombreux cas, la représentation de l'image est plus simple en considérant :

- Qu'il n'y a pas d'évolution temporelle des grandeurs étudiées et des caractéristiques du système;
- que la radiation est monochromatique c'est-à-dire que la longueur d'onde de la radiation est unique.

Dans ces conditions, la grandeur  $L(I, J, t, \lambda)$  s'écrit  $L(I, J)$  pour une longueur d'onde  $\lambda_i$  [6, 11, 12, 13] et possédant les

propriétés suivantes:

$$L(I,J) \begin{cases} \geq 0 & \text{Dans un domaine } D \\ = 0 & \text{Ailleurs.} \end{cases}$$

où D est généralement un rectangle de dimension  $l_x$  et  $l_y$ .

La fonction  $L(I,J)$  associée à l'image physique  $a$ , en un point donné, une valeur appelée intensité de l'image en ce point.

Pixel:

Le pixel constitue le plus petit élément de l'image. Il possède un niveau de gris. Ce dernier correspond au rayonnement réfléchi par cet élément d'image.

Image numérique multiniveaux:

Une image numérique est une matrice  $[L(I,J)]$  à deux dimensions dont les éléments représentent l'intensité lumineuse d'un faisceau de lumière monochromatique.

La valeur d'un élément  $L(I,J)$  représente le niveau de gris du point de coordonnée  $I,J$ . Dans notre cas, cette valeur est représentée par 64 niveaux de gris (de 0 à 63). "0"

correspond au blanc et "63" correspond au noir. Donc l'élément  $L(I,J)$  représente le pixel de coordonnées  $(I,J)$  de l'image numérique.

Image binaire:

On appelle image binaire une image pour laquelle les éléments de la matrice  $[L(I,J)]$  ont pour valeur,  $l_1$  ou  $l_2$  ( $0 \leq l_1 \leq 63$  et  $0 \leq l_2 \leq 63$ ). Ce type de représentation d'image est souvent utilisé en reconnaissance des formes pour la restitution de contours d'objets.

Bruit :

Le bruit est défini comme étant des pixels isolés dans des régions homogènes, donc ce bruit affecte de brusques variations de niveaux de gris.

Histogramme:

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 (Figures 3 ). Les niveaux de gris de 0 à  $N$  ( $N = 63$  dans notre cas ) sont représentés en abscisse . Le nombre de pixels affecté par chaque niveau de gris est affiché en ordonnée. Notons que l'on peut aussi exprimer l'ordonnée en

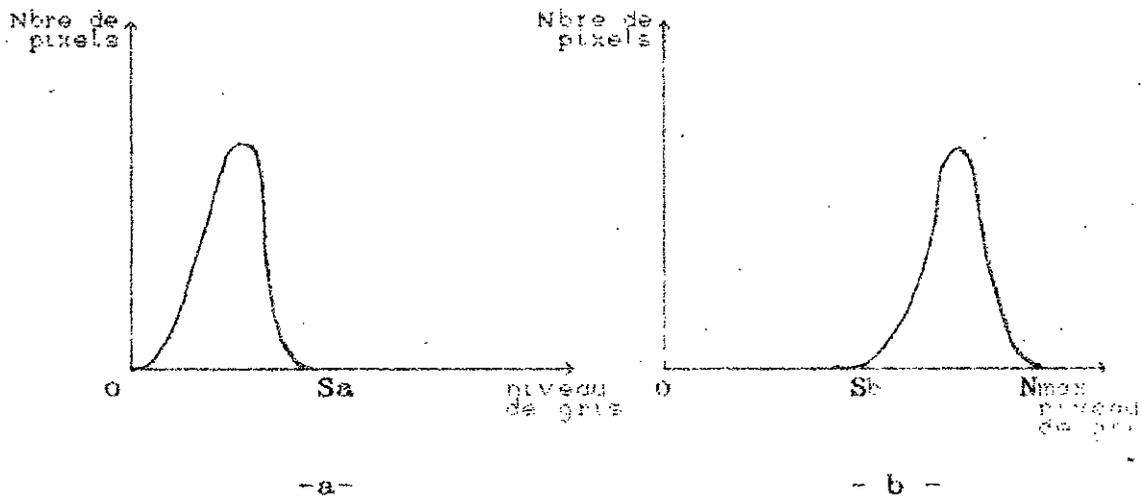


FIGURE 3: HISTOGRAMMES D'IMAGES

a-Trop claire ; b-Trop foncée.

pourcentage: niveau de gris affecté/nombre total de pixels de l'image.

L'histogramme permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris de l'image. Il permet notamment d'analyser entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris dans le cas d'une image trop claire ou trop foncée. Comme illustre la figure 3, en "a" l'image est concentrée entre les valeurs 0 et  $S_a$ , ceci correspond à une image trop claire. En "b", l'image est concentrée

entre les valeurs  $S_b$  et  $N_{max}$ , ce qui correspond à une image trop foncée.

## 2.2 BINARISATION (SEUILLAGE):

La binarisation d'une image présente plusieurs avantages dont l'un des plus importants est certainement le faible espace mémoire nécessité par une image binaire et la simplicité des opérateurs qui lui sont associés. En effet, l'image ne possédant que deux niveaux, noir et blanc, il suffit d'un bit pour coder un pixel, d'ou une taille mémoire six fois moins élevée qu'une image codée sur 64 niveaux. La binarisation peut être aussi considérée comme la première étape d'isolement des objets par rapport au fond. Il est souvent utile de représenter l'image sous une autre forme que son simple affichage afin de mettre en évidence certaines régions dans le but de rendre l'image à deux niveaux de gris (binaire). Cette forme de représentation est l'histogramme.

Pour pouvoir isoler les objets du fond, examinons l'histogramme de la figure 4. Le premier pic correspond au fond clair, le second aux objets foncés. Une binarisation nous

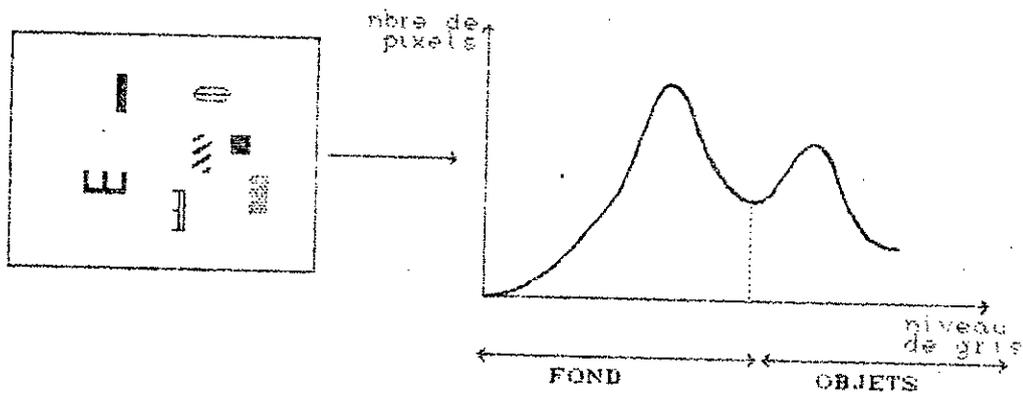


FIGURE 4 : UTILISATION DE L'HISTOGRAMME POUR  
SÉPARER DES OBJETS DU FOND .

permet d'isoler les objets noirs sur fond blanc. Nous pouvons remarquer que la valeur optimale du seuil pour la séparation des objets du fond de la figure 4 est le minimum entre les deux pics de cet histogramme. Cette binarisation peut être déterminée automatiquement par recherche du minimum de l'histogramme. Ceci peut être réalisé au moyen d'une interpolation polynomiale de l'histogramme, puis en dérivant le polynôme obtenu afin de détecter le minimum et d'ajuster le seuil en conséquence.

La binarisation ou le seuillage peut être formulé de la manière suivante:

Soit  $L(I, J)$  l'intensité lumineuse (niveau de gris)

d'un point de coordonnée  $(I,J)$  de l'image et  $L'(I,J)$  la nouvelle intensité lumineuse alors:

$$L'(i,j) = \begin{cases} \text{NOIR} & \text{si } L(i,j) > S \\ \text{BLANC} & \text{si } L(i,j) \leq S \end{cases}$$

où  $S$  est la valeur de seuil choisie (figure 5).

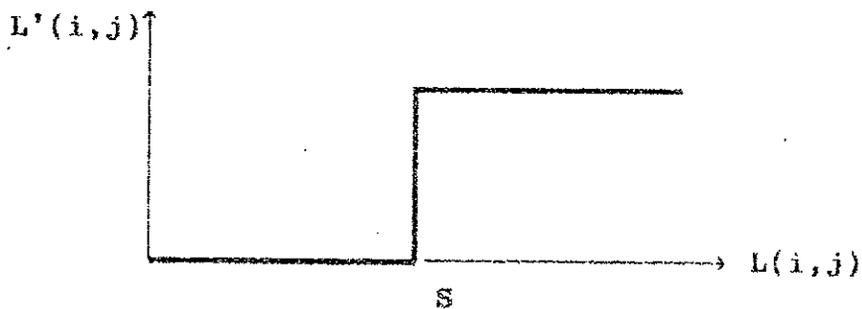


FIGURE 5 :BINARISATION AVEC UN SEUIL SEUIL.

Malheureusement en pratique [ 6, 10, 14, 15 ] l'histogramme présente de nombreuses irrégularités rendant la recherche du seuil optimal très difficile.

Il existe une autre opération de seuillage qui consiste à sélectionner un intervalle d'intensité  $(S_1, S_2)$ . (voir figure 6).

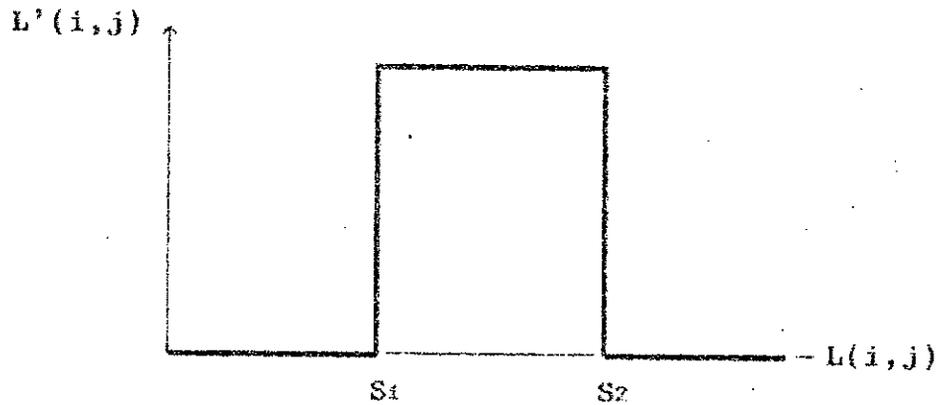


FIGURE 6: SEUILLAGE AVEC DEUX SEUILS.

La fonction de seuillage devient:

$$\begin{aligned} \text{si} \quad S_1 \leq L(i,j) \leq S_2 &\Rightarrow L'(i,j) = \text{NOIR} \\ \text{si} \quad \text{Autrement} &\Rightarrow L'(i,j) = \text{BLANC} \end{aligned}$$

où  $S_1$  et  $S_2$  sont des seuils choisis.

Cette opération ne fournit pas en général les contours d'objet mais divise l'image en zones blanches et noires.

Pour l'obtention des contours, il faudra soit passer par un filtrage passe-haut sur une image multiniveaux, ou utiliser un algorithme de suivi de contour sur une image binaire.

### 2.3 FILTRAGE :

Nous avons défini le bruit dans une image comme un phénomène de variation brusque d'un pixel isolé par rapport à ses voisins. Cette considération nous oblige à lutter contre les effets du bruit. Il est nécessaire de considérer des transformations qui, pour chaque pixel, tiennent compte de son voisinage.

Les méthodes les plus utilisées sont les techniques de filtrage de l'image. Elle permettent d'attenuer les effets du bruit. Elles portent le nom de filtrage passe-bas [ 6,10 ].

Le filtrage en traitement d'images est une transformation localisée qui consiste en la détermination de la nouvelle valeur d'un point de l'image de coordonnées  $(i,j)$  en fonction de ses points voisins de l'image originale. Les points voisins sont contenus dans une fenêtre rectangulaire de dimension  $M \times N$  construite généralement autour du point considéré. L'opérateur correspondant est un masque de même dimension. Ce type d'opération, appelé convolution discrète, s'écrit sous la forme suivante:

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

où  $C(k,l)$  est un élément du masque de coordonnées  $(k,l)$ .

La formule précédente peut s'écrire sous la forme suivante:

$$L' = C \otimes L$$

où  $\otimes$  symbolise l'opérateur de convolution.

Les opérateurs sont très variés suivant les valeurs des coefficients de la matrice  $C$  [6, 8, 9, 10, 14].

### 2.3.1 FILTRAGE PASSE-BAS:

On distingue deux types de filtrages passe-bas :

- le filtrage linéaire où la transformation d'un pixel est le résultat d'une combinaison linéaire des pixels voisins;
- le filtrage non linéaire où les pixels voisins interviennent suivant une loi non linéaire.

#### 2.3.1.1 FILTRAGE PASSE-BAS LINEAIRE:

Si l'on désire par exemple filtrer une image bruitée; c'est -à -dire éliminer ou diminuer sensiblement les

effets du bruits. Une méthode simple consiste à considérer chaque point de l'image et de faire la moyenne avec les huit pixels qui lui sont voisins (figure 7). Ceci va pouvoir décharger l'image en réduisant les fluctuations rapides des niveaux de gris .

Cet opérateur de moyenne est défini sur une fenêtre de  $3 \times 3$  de la manière suivante:

$$L'(i,j) = (A + B + C + D + E + F + G + H + L(i,j))/9 .$$

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

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

Ce type de filtre utilisant la moyenne non pondérée des voisins peut être mis sous la forme d'un masque tel que:

$$M_1 = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

a)

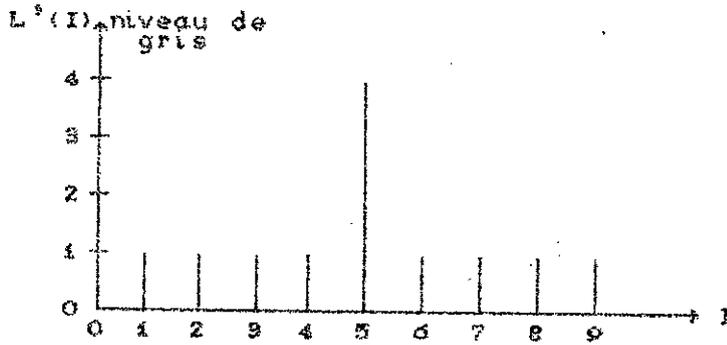


IMAGE ORIGINALE

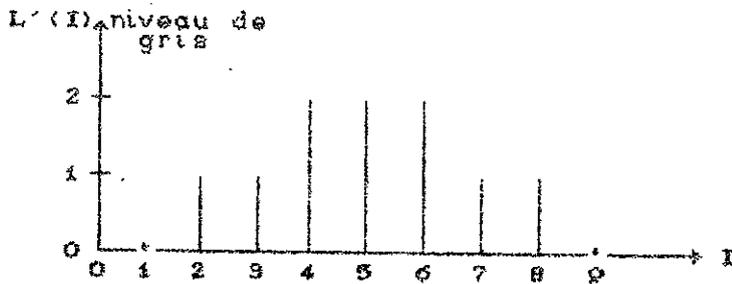
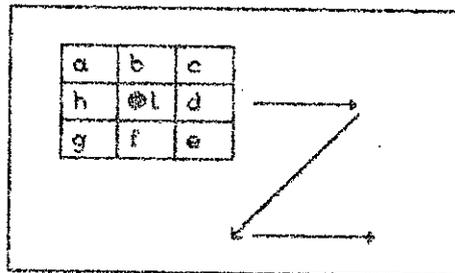


IMAGE FILTREE

$$L'(I) = \frac{L(I-1) + L(I) + L(I+1)}{3}$$

b)



$$L'(I, J) = \frac{a + b + c + d + e + f + g + h + l}{9}$$

FIGURE 7 : FILTRAGE PASSE-BAS LINEAIRE.

a-Cas unidimensionnel.

b-Cas bidimensionnel.

Il existe d'autres filtres utilisant des coefficients de pondération différents. Considérons à titre d'exemple les filtres  $M_2$  et  $M_3$  suivants:

$$M_2 = \frac{1}{10} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}; \quad M_3 = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Le filtre  $M_2$  donne plus de poids au pixel central, ce qui le rend moins actif que le filtre  $M_1$ . Le filtre  $M_3$  privilégie les directions  $i$  et  $j$  (horizontales et verticales).

Il existe une très grande variété de filtre passe-bas linéaire [ 6, 9]. Nous citons en particulier; le filtre de GAUSS dont la valeur de ces coefficients sont celles d'une courbe de Gauss à deux dimensions [ 8 ].

### 2.3.1.2 FILTRAGE PASSE-BAS NON LINEAIRE:

Contrairement au type précédent de filtrage, la valeur du pixel n'est pas la combinaison linéaire de pixels voisins. L'opérateur consiste à remplacer le pixel courant  $L(i,j)$  de coordonnées  $(i,j)$  par la valeur médiane des neuf (9)

valeurs de la fenêtre 3 x 3. Le principe de fonctionnement de ce filtre est donné par la figure 8.

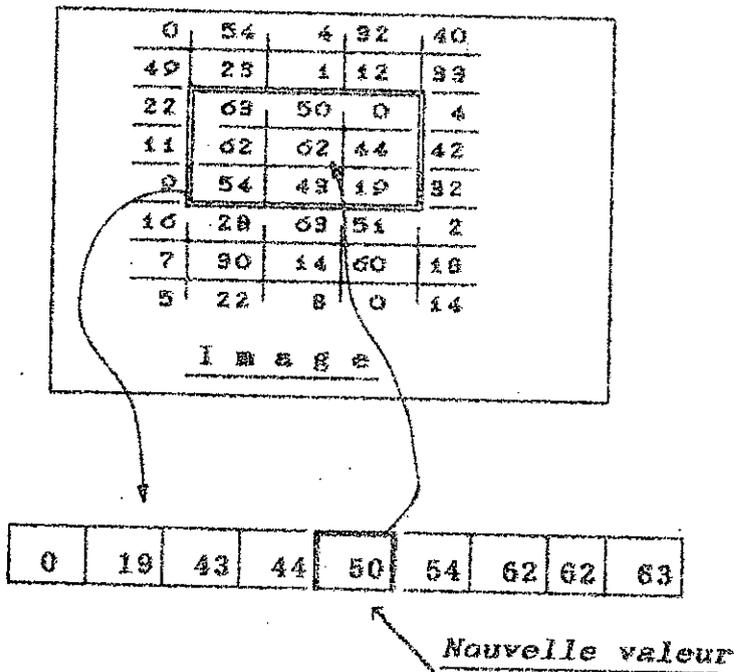


FIGURE 8 : PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DU FILTRE

PASSE-BAS NON LINEAIRE.

Les résultats obtenus par ces deux filtres passe-bas (linéaire et non linéaire) seront donnés dans le chapitre suivant .

REMARQUE:

Jusqu'à présent, nous n'avons pas tenu compte des effets de bord. En effet, si on applique le filtre  $M_1$  par exemple au point de l'image de coordonnées  $(0, 0)$ , nous voyons que ceci n'est pas possible car le filtre fait appel à des points de coordonnées négatives qui n'appartiennent pas à l'image.

De manière générale, pour un filtre de taille  $(N+1) \times (N+1)$ , la couronne d'épaisseur  $N/2$  où le filtre n'est pas applicable est rendu généralement à zéro (figure 9).

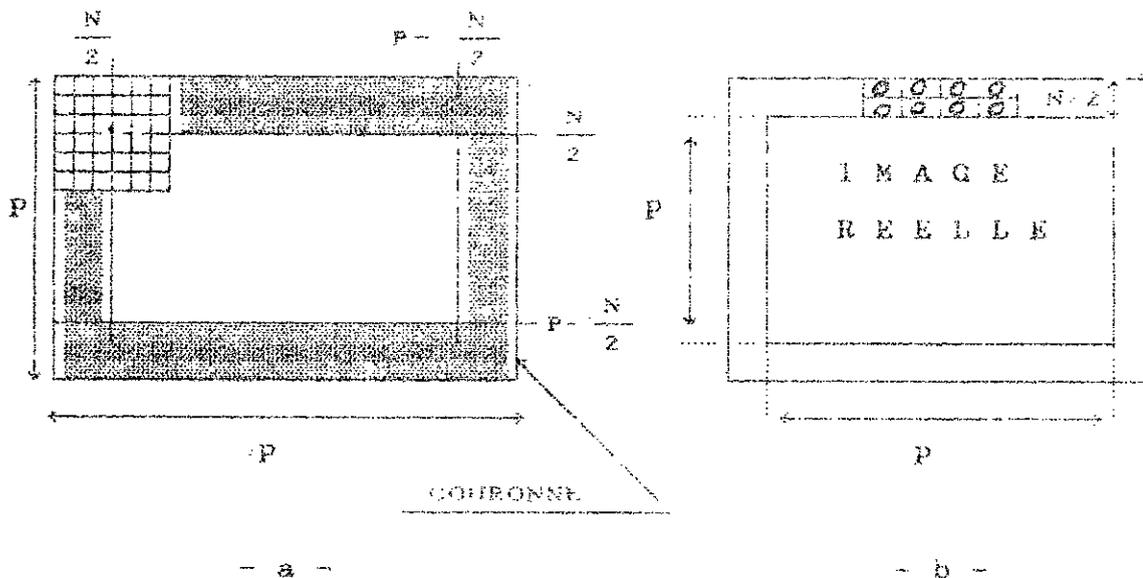


FIGURE 9 : EFFETS DE BORD.

a: Image initiale, b: Image résultante

### 2.3.2 FILTRAGE PASSE-HAUT (OPERATEURS DE DIFFERENTIATION):

Dans le but d'une augmentation de la visibilité et l'extraction des contours, il faut dériver une fois l'image pour obtenir son gradient et ensuite une deuxième fois pour obtenir son Laplacien.

#### 2.3.2.1 G R A D I E N T :

Les contours se trouvent très souvent aux maxima du gradient des niveaux de gris. La première étape de l'opération de détection de contours consiste donc à déterminer l'image gradient. Cette dernière, en chaque point  $(i,j)$  est un vecteur dont la phase indique la direction de l'image dans laquelle le taux de changement du niveau de gris est le plus grand, et dont le module est une mesure de ce taux de changement maximal [6, 9, 17, 18].

En effet, la valeur du gradient sur une image  $L(i,j)$  discrète peut être calculée par combinaison des dérivées partielles  $\frac{\partial L(i,j)}{\partial i}$  et  $\frac{\partial L(i,j)}{\partial j}$  dans la direction des deux axes orthogonaux  $O_i$  et  $O_j$ .

Le premier opérateur de dérivation fût celui de

Roberts en 1965 [ 6 ]. Il n'est autre qu'une application directe de la formule de dérivée. Les dérivées partielles peuvent être approximées par les différences locales des intensités des points de l'image, en l'occurrence:

$$V_i = \frac{\partial L(i, j)}{\partial i} \approx L(i+1, j) - L(i, j)$$

$$V_j = \frac{\partial L(i, j)}{\partial j} \approx L(i, j+1) - L(i, j)$$

Ce qui revient à convoluer l'image avec les masques:

$$M_i = (-1, +1) \quad \text{et} \quad M_j = \begin{pmatrix} -1 \\ +1 \end{pmatrix}$$

L'amplitude du gradient est alors:

$$A_m(i, j) = \sqrt{\left[ \frac{\partial L(i, j)}{\partial i} \right]^2 + \left[ \frac{\partial L(i, j)}{\partial j} \right]^2}$$

La direction du gradient est donnée par :

$$D_r(i, j) = \text{Arctg} \left[ \frac{\partial L(i, j) / \partial j}{\partial L(i, j) / \partial i} \right]$$

Le module mesure l'amplitude de la variation de la fonction "L" en un point de coordonnées (i,j), et la direction  $D_r$  est celle de la plus forte variation.

Notons que le gradient s'interprète comme suit:

- Un gradient nul correspond à une zone homogène.
- Un gradient non nul correspond à une ligne de contraste.

Il existe d'autres gradients qui sont les opérateurs de Perwit et de Sobel dont les masques donnés par la figure 10. Ces opérateurs présentent l'avantage d'être moins sensible aux bruits, contrairement à l'opérateur de Roberts [8].

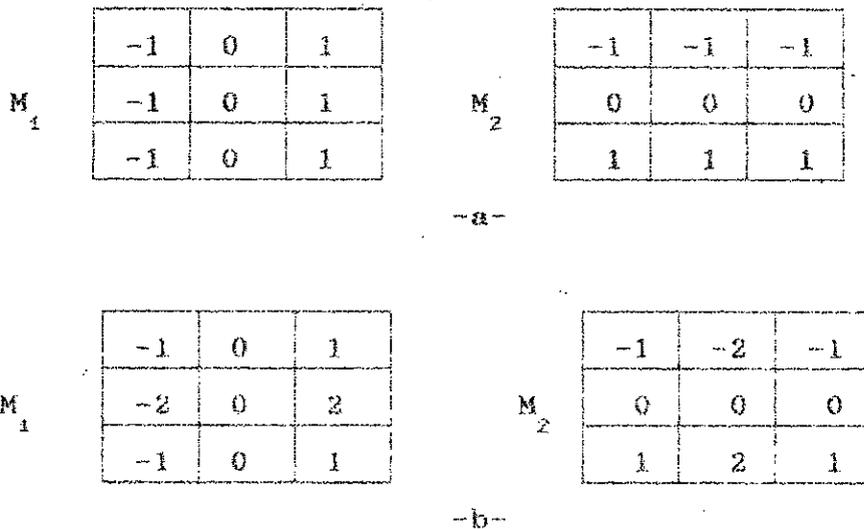


FIGURE 10: a- MASQUE DE SOBEL

b- MASQUE DE PERWITT

Pour une rapidité de calcul , le calcul de l'amplitude du gradient peut être modifié.

Il est possible de définir l'amplitude du gradient par les deux normes suivantes  $A_{m1}$  et  $A_{m2}$  qui nécessitent un temps de calcul plus faible:

$$A_{m1} = \text{Max} ( |V_i| , |V_j| )$$

$$A_{m2} = |V_i| + |V_j|$$

Malheureusement ces deux normes  $A_{m1}$  et  $A_{m2}$  introduisent des distorsions dans le calcul de l'amplitude car elles dépendent aussi de la direction du gradient. Prenons par exemple  $V_i = V_j = 0$ , nous aurons  $A_m = A_{m1} = A_{m2}$ ; mais dans le cas particulier où  $V_i = V_j \neq 0$ , on aura  $A_{m1} = V_i$ ,  $A_{m2} = 2V_i$  alors que  $A_m = \sqrt{2} V_i$ . La seule raison de ces distorsions est que les masques des opérateurs constituent une approximation discrète de la dérivée réelle. De ce fait, la norme à appliquer pour le calcul de l'amplitude est dépendante des valeurs  $V_i$  et  $V_j$ .

Pour éviter ces distorsions , des masques dits optimaux tels que l'opérateur de Kirsh [1, 6, 9, 10] qui asso-

cie un masque à chaque direction dans le voisinage du pixel considéré. La figure 11 montre les huit masques de cet opérateur dans les huit directions possibles (0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270° et 315°).

$$\begin{aligned}
 M_1 &= \begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix} & M_2 &= \begin{pmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix} & M_3 &= \begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix} \\
 M_4 &= \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{pmatrix} & M_5 &= \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix} & M_6 &= \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{pmatrix} \\
 M_7 &= \begin{pmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{pmatrix} & M_8 &= \begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

FIGURE 11 : OPERATEUR DE K I R S H.

Après obtentions des gradients sur les huit directions, l'amplitude du gradient résultat est alors donné pour chaque pixel par :

$$A_m = \text{Max} ( G_1 , G_2 , G_3 , G_4 , G_5 , G_6 , G_7 , G_8 )$$

L'application de l'opérateur gradient lié aux masques de Roberts dit "Opérateur gradient-Roberts simple", fait apparaître les zones frontières comme des zones de gradient maximum, et les zones homogènes comme des zones de gradient minimum. Cependant l'apparition d'un point bruité dans une fenêtre d'une zone homogène résulterait en un gradient élevé. Ce qui constitue l'inconvénient principal de cet opérateur. D'où la nécessité de l'utilisation d'un autre opérateur gradient dit "Opérateur gradient amélioré".

#### 2.3.2.2 GRADIENT AMELIORE:

Dans cette méthode, l'image gradient est obtenue en calculant quatre (4) gradients pour chaque fenêtre 4x4 de l'image, la valeur du gradient amélioré est donnée par l'expression suivante représentant la moyenne géométrique des éléments A, B, C et D:

$$\text{Grad}(a) = ( A \times B \times C \times D )^{\frac{1}{4}}$$

où:

$$A = | f - k | + | j - g |$$

$$B = | a - p | + | m - d |$$

$$C = | b - o | + | i - h |$$

$$D = | c - n | + | e - l |$$

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 :

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

On remarque donc que le gradient amélioré consiste en une moyenne géométrique de quatre gradients simples. D'une part les points contours seront mis en évidence car le produit de gradients de grandes valeurs est très grand. D'autre part l'ensemble des points isolés dûs aux bruits et à la différenciation sont considérablement réduits, car l'un au moins des quatre gradients sera faible, et le produit devient donc également faible.

### 2.3.2.3 LAPLACIEN :

L'opérateur de laplace est la dérivée seconde de l'image. Il est représentée par la somme des dérivées partielles des points de l'image de la façon suivante:

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2 L(i,j)}{\partial i^2} + \frac{\partial^2 L(i,j)}{\partial j^2}$$

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

Il existe plusieurs types de masques de Laplacien dont on peut citer entre autre [8].

$$M_1 = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad M_2 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad M_3 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

Cet opérateur est appliqué à une fenêtre de taille 3x3.

Les maxima du gradient correspondent aux passages par zéro des dérivées du deuxième ordre. On peut détecter les points contour par le passage par zéro du Laplacien si le gradient en ces points est suffisamment grand (figure 12).

L'avantage du laplacien est l'obtention directe des contours d'un pixel d'épaisseur. Cependant l'inconvénient majeur est la grande sensibilité au bruit. Pour palier à ce problème, on doit utiliser le filtrage passe-bas, c'est à dire atténuer ce bruit.

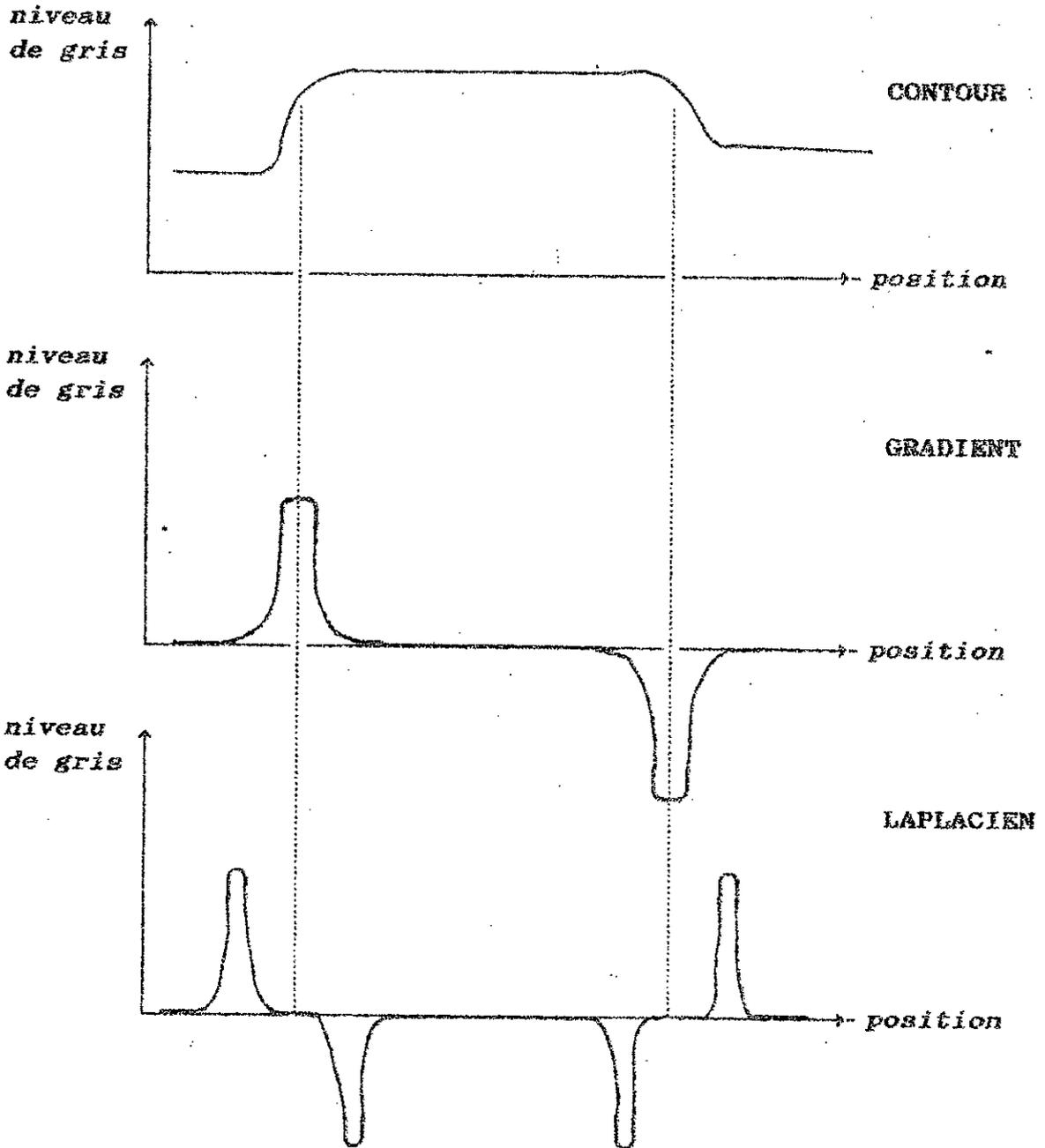


FIGURE 12: DERIVATION EN PRESENCE D'UN CONTOUR

## 2.4 SUIVI DE CONTOURS:

Le contour d'objet est la limite séparant deux régions d'intensité lumineuse différentes, c'est-à-dire les discontinuités ou les variations brusque de l'intensité lumineuse.

Soit l'image de la figure 13 dont on se propose de décrire un algorithme capable de détecter les contours de tous les éléments de cette image (objets, trous). Les formes seront essentiellement définies à l'aide de leurs frontières.

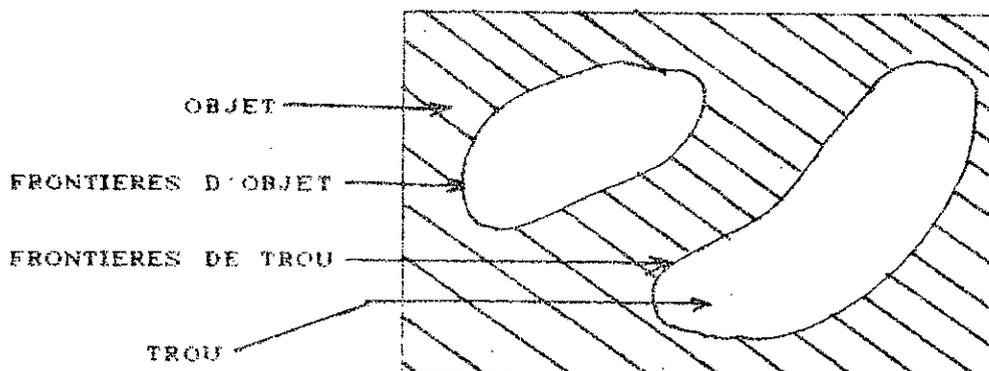


FIGURE 13: IMAGE QUELCONQUE

Deux algorithmes ont été développés sur des images binaire (à deux niveau de gris):

Le premier algorithme que nous exposerons est celui

proposé par DUDA et HART [6, 15] illustré par la figure 14 et décrit par les étapes suivantes:

étape 1: Balayer l'image jusqu'à la rencontre d'un point de l'objet.

étape 2: Tourner à gauche.

étape 3: Test du point suivant :

-si c'est un point objet tourner à gauche.

-si c'est un point fond tourner à droite.

étape 4: Fin de suivi de contour en revenant au point de départ.

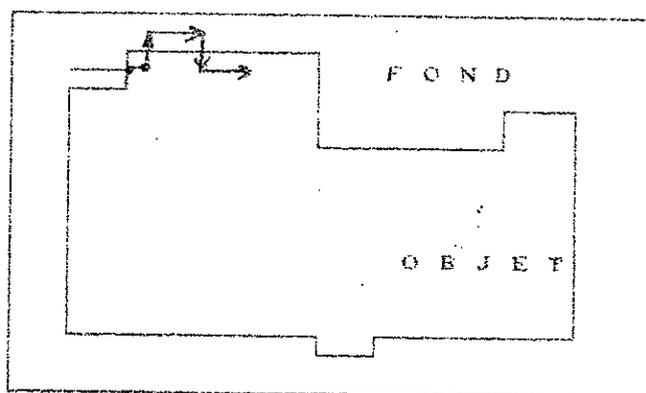


FIGURE 14 : REPRESENTATION DE L'OPERATION  
DE SUIVI DE CONTOUR ( DUDA & HART)

Cet algorithme permet de déterminer un seul contour dans une image à plusieurs contours et de plus, les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants.

Le deuxième algorithme est celui de CHOTTERA et SHRIDHAR [16]. Il est capable de détecter les contours de tous les éléments de l'image (objets, trous). Notons que la méthode utilisée s'applique sur des images binaires, c'est-à-dire que les objets en pixels "blancs" et l'extérieur (fond) en pixels "noirs". Donc un pixel frontière est un point image "blanc" qui a au moins un voisin "noir".

L'algorithme est constitué des étapes suivantes:

*étape 1:* Balayer l'image jusqu'à la rencontre du premier point contour  $(I_1, J_1)$ , le point précédent est noté  $(I_0, J_0)$ .

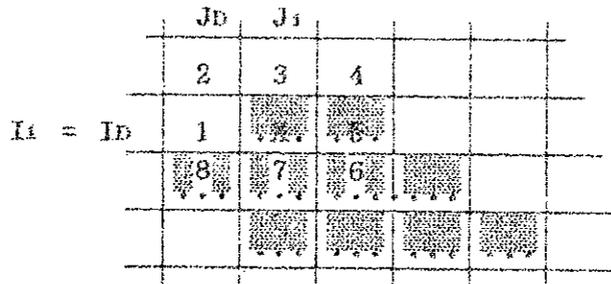
*étape 2:* A partir du point  $(I_0, J_0)$  en tournant autour du point  $(I_1, J_1)$  de façon à balayer ses voisins dans le sens horaire, on numérote les 7 autres voisins du point  $(I_1, J_1)$  comme 2, 3, ..., 8 (comme l'illustre la Figure 15).

*étape 3:* Evaluer les coordonnées  $L_x(k)$  et  $L_y(k)$  du

$k^{\text{ème}}$  voisin de la façon donnée par la figure 16.

*étape 4:* Si le  $k^{\text{ème}}$  voisin est un point "noir", il sera le point suivant du contour et on définit  $(I_1, J_1)$  en ce point ;  $(I_D, J_D)$  sera le  $(k-1)^{\text{ème}}$  point du voisinage de  $(I_1, J_1)$ . Aller à l'étape 2.

*étape 5:* Si le  $k^{\text{ème}}$  voisin est un point "blanc", prendre  $k = k + 1$  et aller à l'étape 3.



F I G U R E 15: NUMEROTATION DES VOISINS

*étape 6:* Continuer le processus jusqu'à la rencontre du premier point contour détecté.

*étape 7:* Affecter à tous les points contours découverts, une valeur  $I_c$  différente de "0" et de "63" comme intensité du contour et numéro de celle-ci. Cela permet d'éviter la détection du même contour une autre fois et de

	$Lx(k)$	$Ly(k)$
1 -	$I_D$	$J_D$
2 -	$Lx(1) + k_1$	$Ly(1) - k_2$
3 -	$Lx(2) - k_2$	$Ly(2) - k_1$
4 -	$Lx(3) - k_1$	$Ly(3) - k_1$
5 -	$Lx(4) - k_1$	$Ly(4) + k_2$
6 -	$Lx(5) - k_1$	$Ly(5) + k_2$
7 -	$Lx(6) - k_2$	$Ly(6) + k_1$
8 -	$Lx(7) - k_2$	$Ly(7) + k_1$

$$k_1 = J_D - J_1$$

$$k_2 = I_D - I_1$$

avec  $(I_1, J_1)$  coordonnées du point contour.

$(I_D, J_D)$  coordonnées du premier point voisin.

FIGURE 16: LES COORDONNEES DU  $k^{\text{ème}}$  VOISIN

restituer le contour indépendamment les uns des autres.

étape 8: Prendre  $I_c = I_c + 1$ , aller à l'étape 1 pour détecter de nouveau les transistions "0 - 1" ou "1 - 0".

Nous venons de voir la segmentation par extraction de contour. Cette dernière est efficace dans le

cas de scènes contrastées. Dans le cas contraire, on peut avoir perte d'une partie du contour de l'objet (discontinuité du contour), et donc perte d'information. Cette discontinuité ne peut être aperçue que par agrandissement du contour.

Il convient à ce stade de définir correctement l'amélioration de contraste (expansion de contraste) et l'agrandissement d'image.

## 2.5 AMELIORATION DE CONTRASTE

Elle consiste à améliorer l'aspect visuel d'une image donc transformer le niveau de gris du pixel  $L(i,j)$  en un niveau de gris  $L'(i,j)$  et ce sans modification de la structure spatiale de l'image, c'est - à - dire que la transformation du niveau de gris d'un pixel est indépendante des pixels voisins. Du point de vue mathématique cette transformation est une application  $f$  définie comme suit:

$f : D_i \longrightarrow D_f$  telle que :

$$\forall L(i,j) \in D_i, \exists L'(i,j) \in D_f \text{ t.q. } L'(i,j) = f[L(i,j)]$$

où  $D_i$  est l'ensemble des niveaux de gris de départ  
 $\{ 0, 1, \dots, N_i \}$

et  $D_f$  l'ensemble des niveaux de gris de l'image résultat:

$$D_f = \{ 0, 1, \dots, N_f \} \text{ (dans notre cas, } N_i = N_f = 63).$$

Le contraste d'une image peut être modifié en appliquant une opération (figure 17) qui peut être formulée de la manière suivante:

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

$$\text{Si } L(i, j) < S_1 \quad L'(i, j) = k_1 \cdot L(i, j)$$

$$\text{Si } S_1 < L(i, j) < S_2 \quad L'(i, j) = k_2 \cdot L(i, j) + (k_1 - k_2) \cdot S_1$$

$$\text{Si } L(i, j) > S_2 \quad L'(i, j) = k_3 \cdot L(i, j) + (k_1 - k_2) \cdot S_1 + (k_2 - k_3) \cdot S_2$$

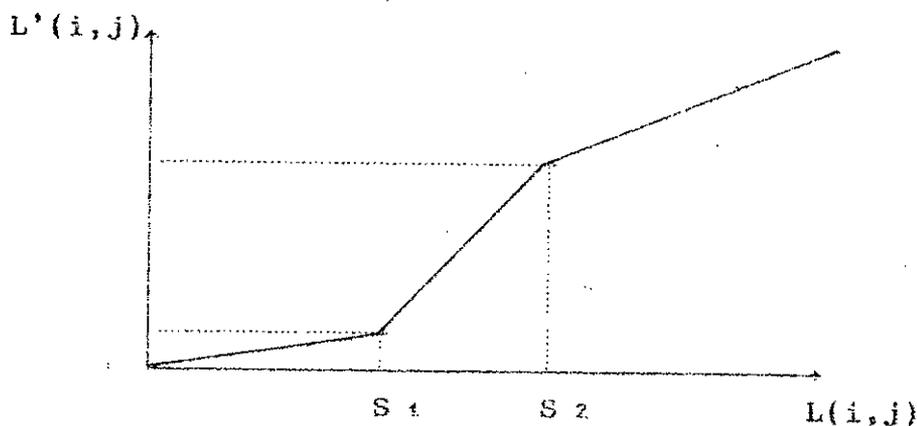


FIGURE 17 : AMELIORATION DE CONTRASTE

Où  $L'(i, j)$  est l'intensité lumineuse du pixel de

coordonnées  $(i,j)$  après traitement.  $k_1$ ,  $k_2$  et  $k_3$  sont des constantes avec :

$$k_1 < 1 \quad ; \quad k_2 > 1 \quad \text{et} \quad k_3 < 1$$

Deux cas particuliers sont à envisager: le premier est appelé *recadrage de dynamique* [8] où  $k_1 = k_3 = 0$  et  $k_2 > 1$  (figure 18); le second (cf. paragraphe 2.2) est appelé *seuillage* où  $k_1 = k_3 = 0$ ,  $k_2 \longrightarrow \infty$  et  $S_1 = S_2$ .

### 2.5.1 RECADRAGE DE DYNAMIQUE

Certaines images sont initialement trop claires, trop foncées ou bien peu contrastées. Cela est dû respectivement au fait que les niveaux de gris de l'image sont tassés vers le bas de l'échelle, vers le haut, ou bien sont regroupés dans un intervalle étroit. Ce défaut est très visible sur l'histogramme de la figure 1). Le but donc de cette méthode est alors de redistribuer les niveaux de gris de l'image afin de leur faire occuper toute la bande de valeurs possibles.

### 2.6 AGRANDISSEMENT D'UNE IMAGE

Ce type de traitement géométrique nous permet une meilleure perception des détails et des niveaux de gris de

l'image. Son principe est simple. Par exemple, si on veut agrandir une partie de l'image par un facteur "n", il faut remplacer chaque pixel en question par une matrice (n x n) points de même intensité.

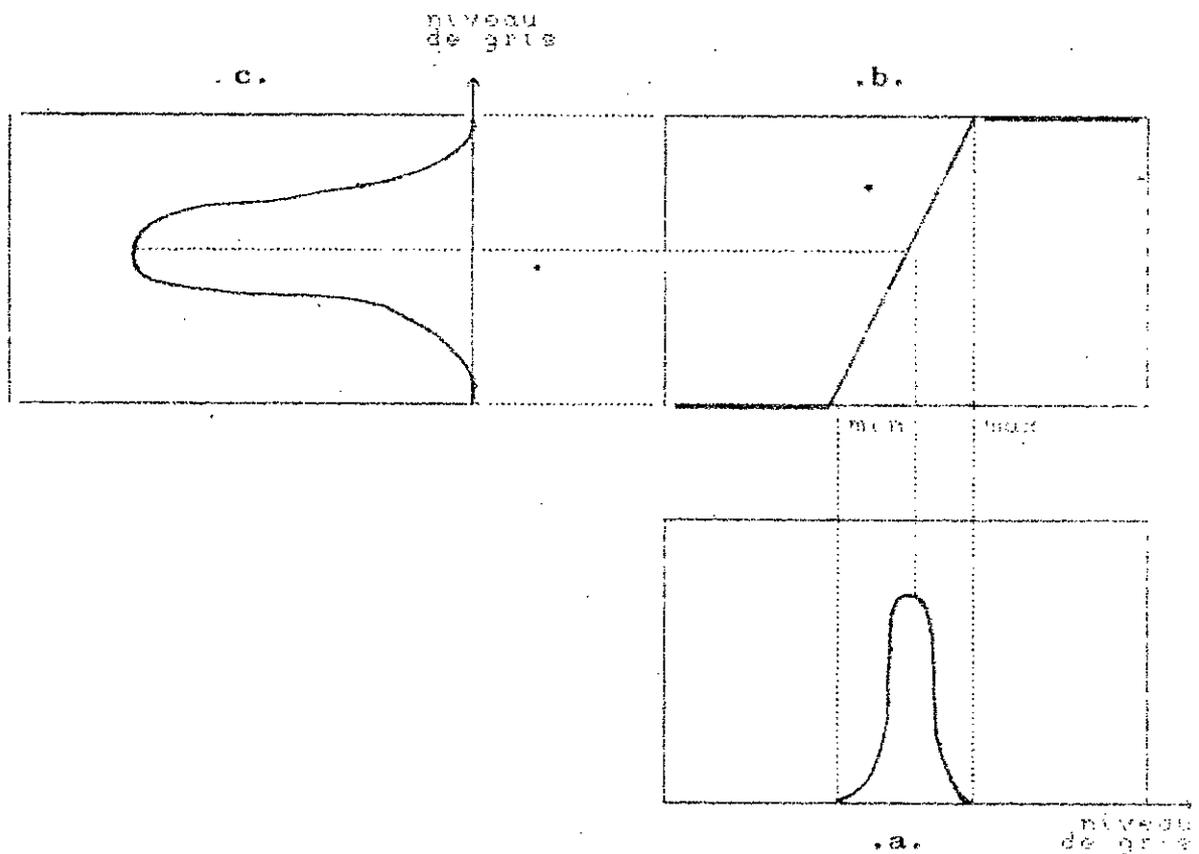


FIGURE 18 : PRINCIPE DU RECADRAGE DE DYNAMIQUE

a: Histogramme de l'image originale,

b: modification de contraste avec saturation,

c: histogramme recadré.

Le prochain chapitre est consacré à la présentation du système de traitement d'image existant au laboratoire de traitement du signal du département d'électronique, des résultats obtenus sur différents types d'images ainsi que les logiciels développés.

# CHAPITRE III

## PRESENTATION DES

## RESULTATS

## CHAPITRE III

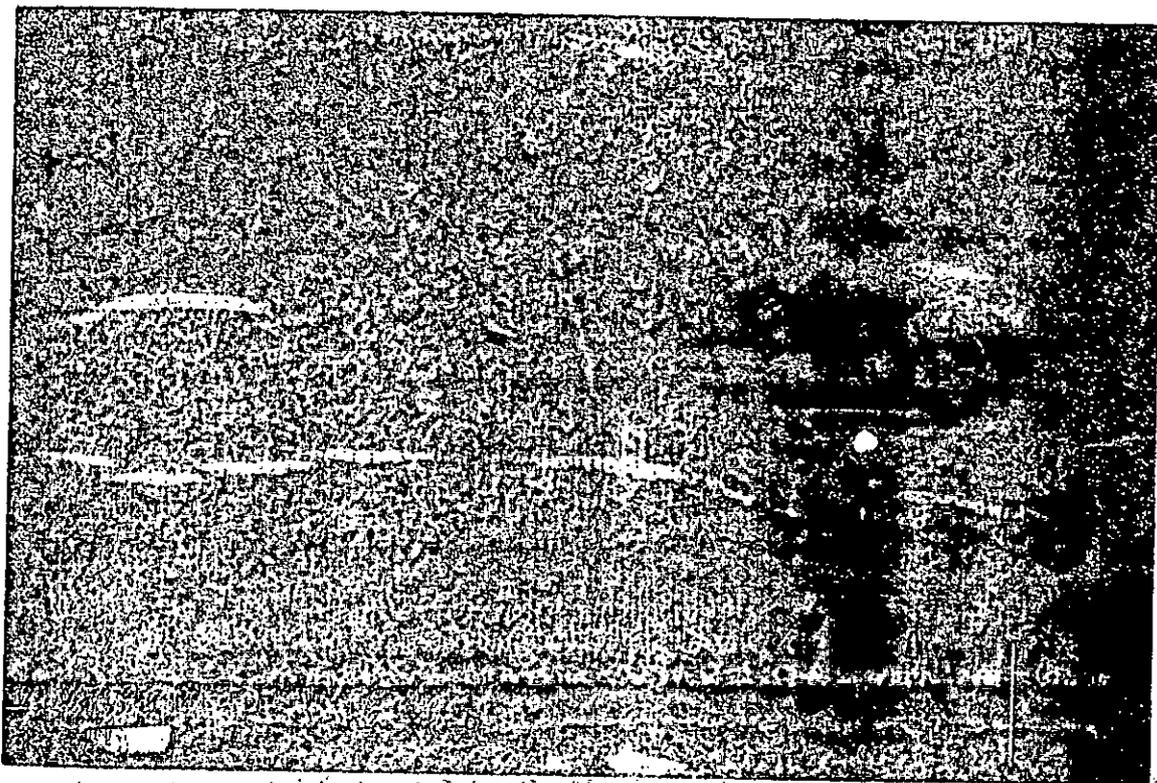
### PRESENTATION DES RESULTATS

Ce chapitre est consacré à la présentation du système d'acquisition et de traitement du laboratoire, de traitement du signal (Image 1) ainsi qu'à la description des programmes et résultats sur différents types d'images.

#### 3.1-SYSTEME D'ACQUISITION ET DE TRAITEMENT

Généralement, les systèmes de traitement numérique d'images se composent des éléments fondamentaux suivants (figure 19):

- Un système d'acquisition et de numérisation d'images qui a pour rôle de donner à partir d'une scène analogique une image numérique pouvant être traitée par un calculateur.
- Une mémoire de masse qui sert comme mémoire de rafraichissement d'écran et comme mémoire supplémentaire pour stocker les résultats d'un traitement. C'est aussi une mémoire tampon lors d'une acquisition séquentielle.



**IMAGE 1: SYSTEME DE TRAITEMENT NUMERIQUE DES IMAGES  
DU LABORATOIRE DE TRAITEMENT DU SIGNAL DE L'E.N.P.**

-Un système de visualisation qui permet de visualiser l'image obtenue à partir du capteur (caméra) ou de la mémoire du digitalisateur.

-Un calculateur qui à pour rôle de permettre de commander le système d'acquisition et le système de visualisation par des commandes appropriées.

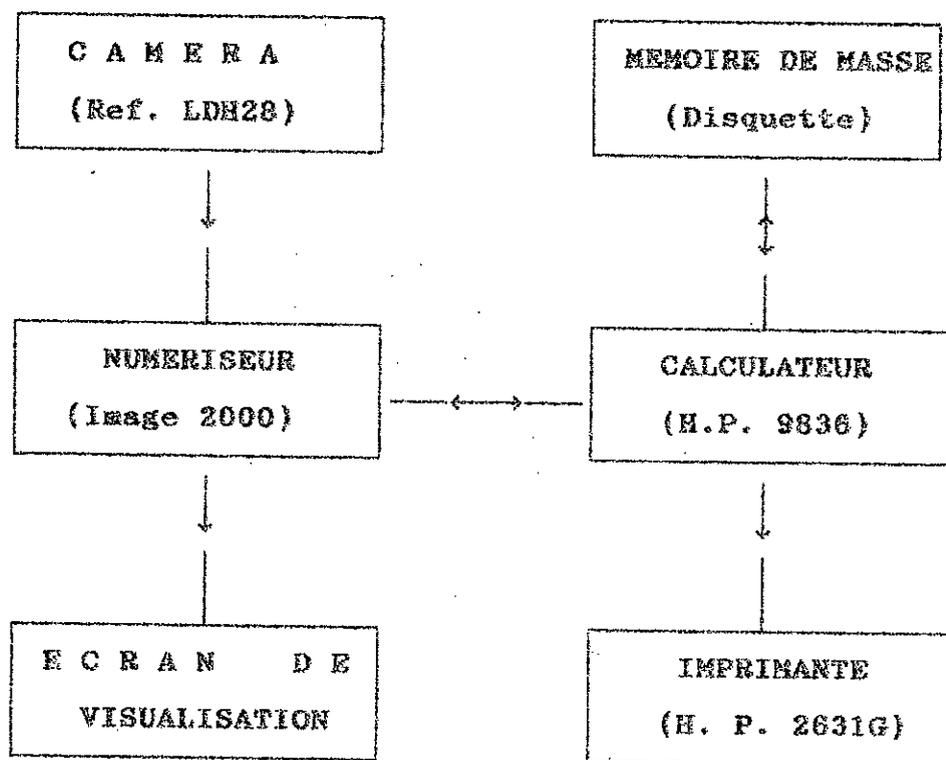


FIGURE 19 : SCHEMA DU SYSTEME DE TRAITEMENT DES IMAGES

### 3.2-PROGRAMMES DE PRE-TRAITEMENT ET DE SEGMENTATION D'IMAGES NUMERIQUES:

Parmi les programmes développés dans notre étude, nous distinguons: La génération d'images, la binarisation, les filtrages passe-bas et passe-haut, l'inversion, le suivi de contour, le barycentre, l'amélioration de contraste et l'agrandissement de l'image.

#### 3.2.1 GENERATION D'IMAGES:

Plusieurs programmes ont été réalisés:

-Génération d'une mire de barres dont le nombre de barres est variable où chaque bande possède un niveau de gris (Images 2 et 3). L'organigramme correspondant est donné par la FIGURE 20.

-Génération d'une mire de dammier; trefle et chiffre (Image 4,5 et 6) dont le nombre de niveaux de gris est de deux (2); noir pour l'objet et le blanc pour le fond. L'organigramme de génération d'un dammier est donné par la figure 21.

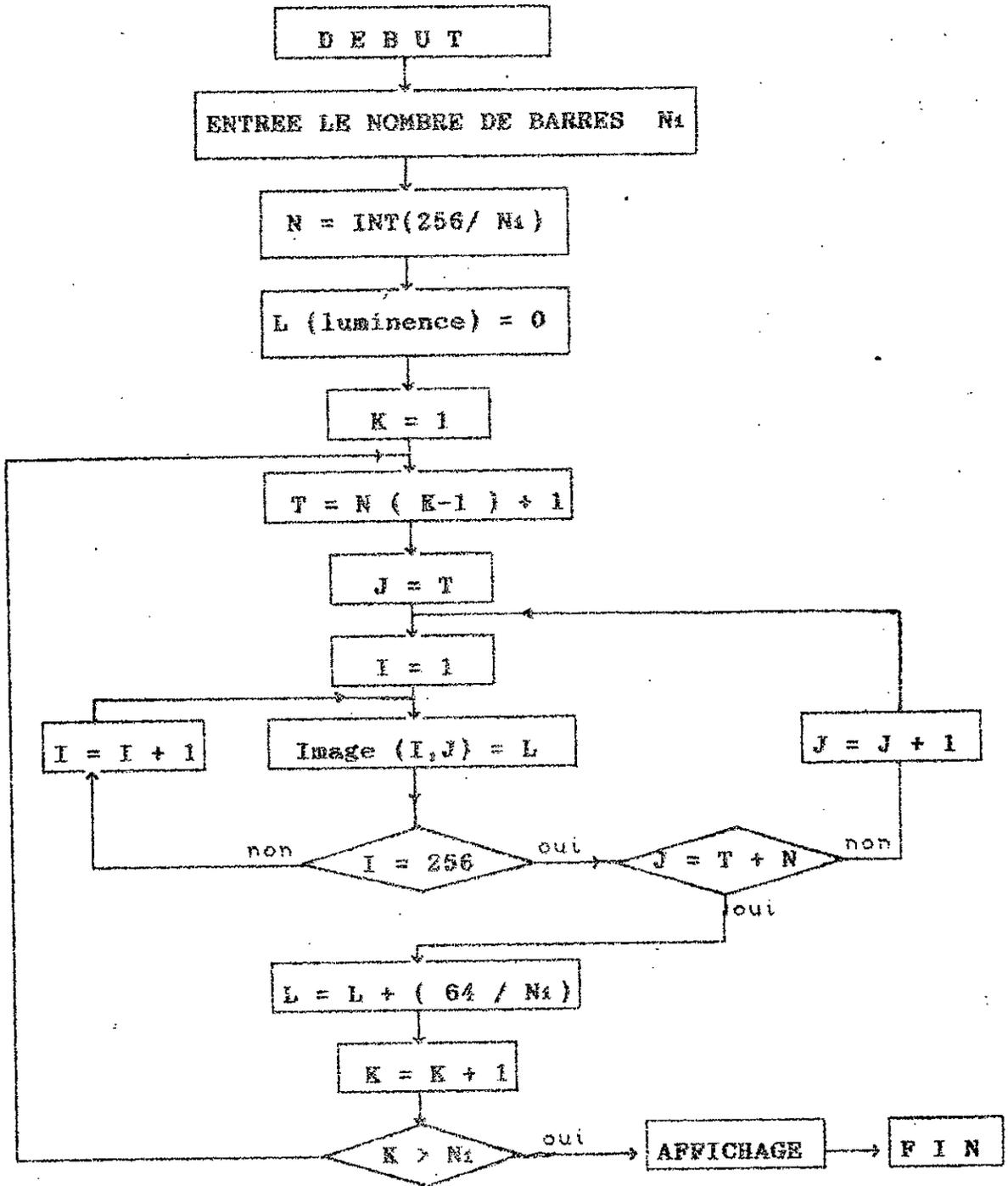


FIGURE 20 : GENERATION D'UNE MIRE DE BARRES

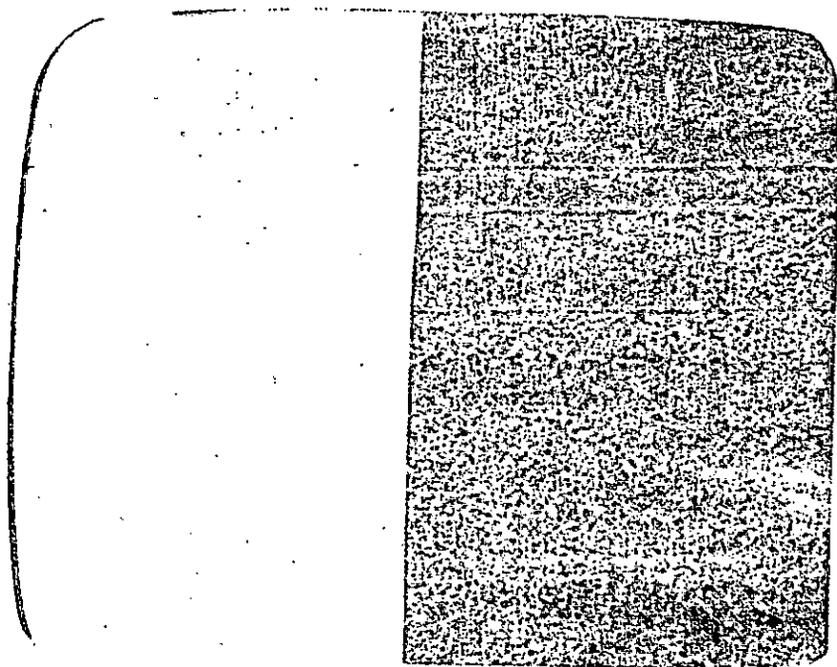


IMAGE 2: MIRE A QUATRE BARRES

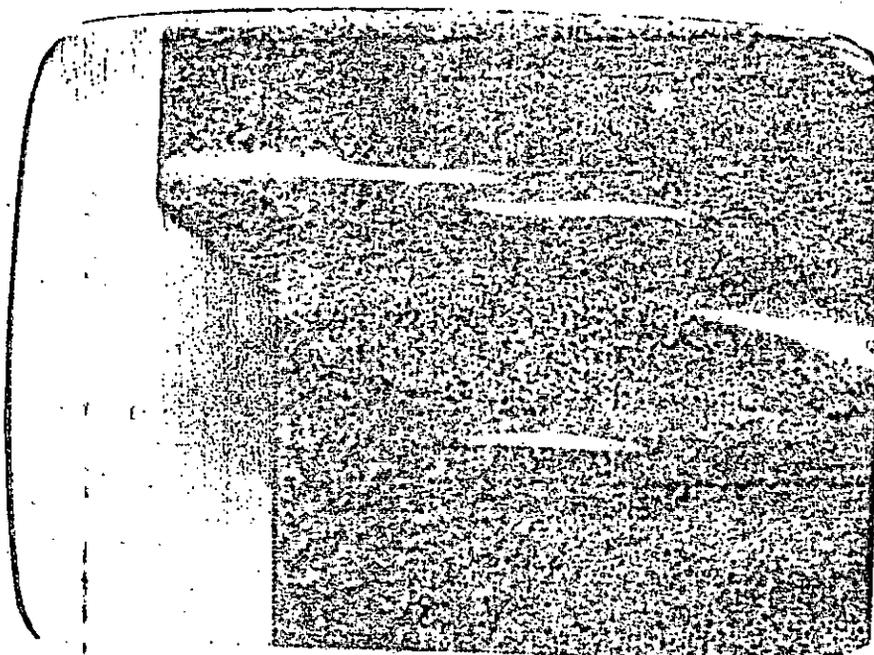


IMAGE 3: MIRE A HUIT BARRES

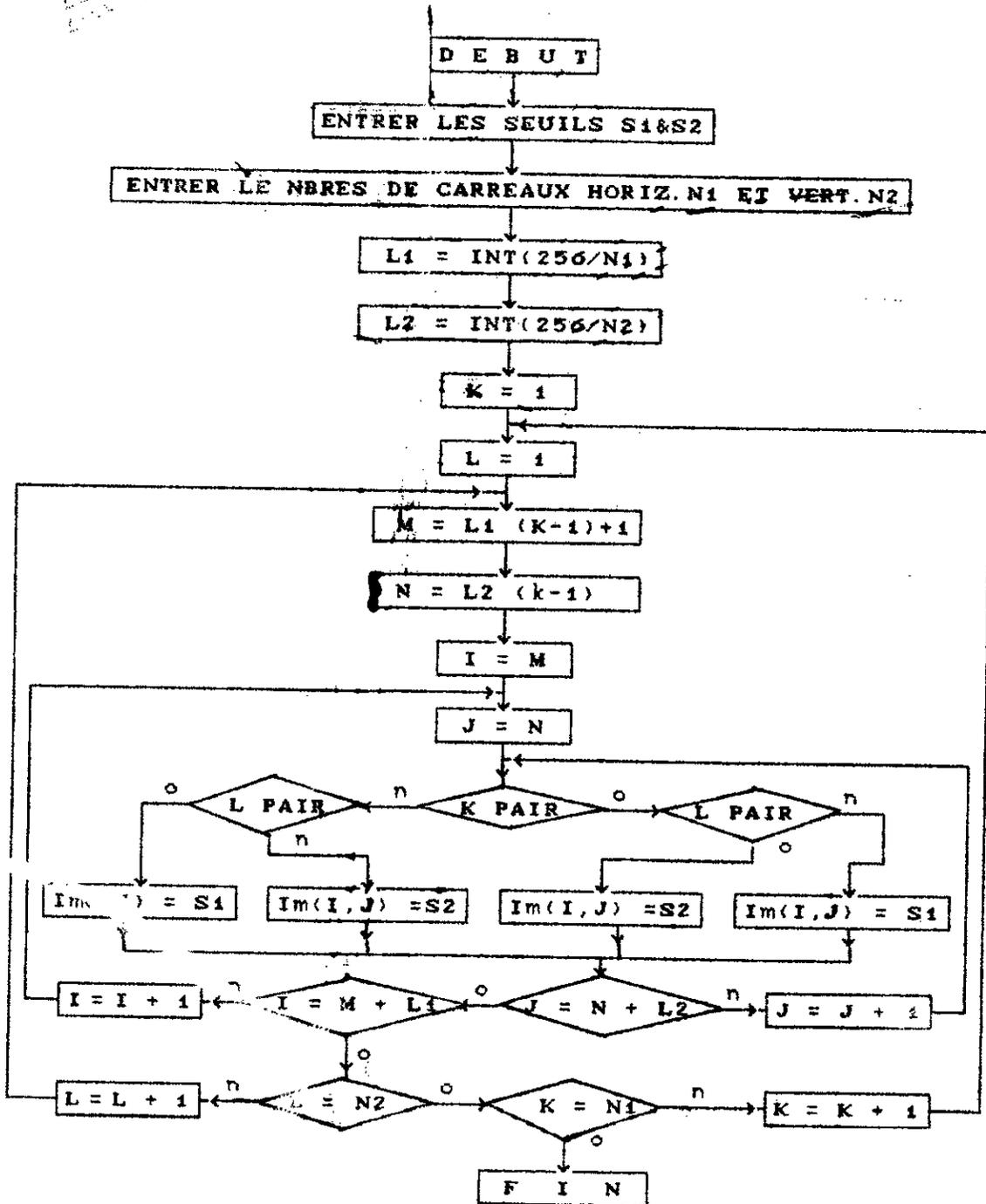


FIGURE 21 : GENERATION D'UNE MIRE DE DAMMIER

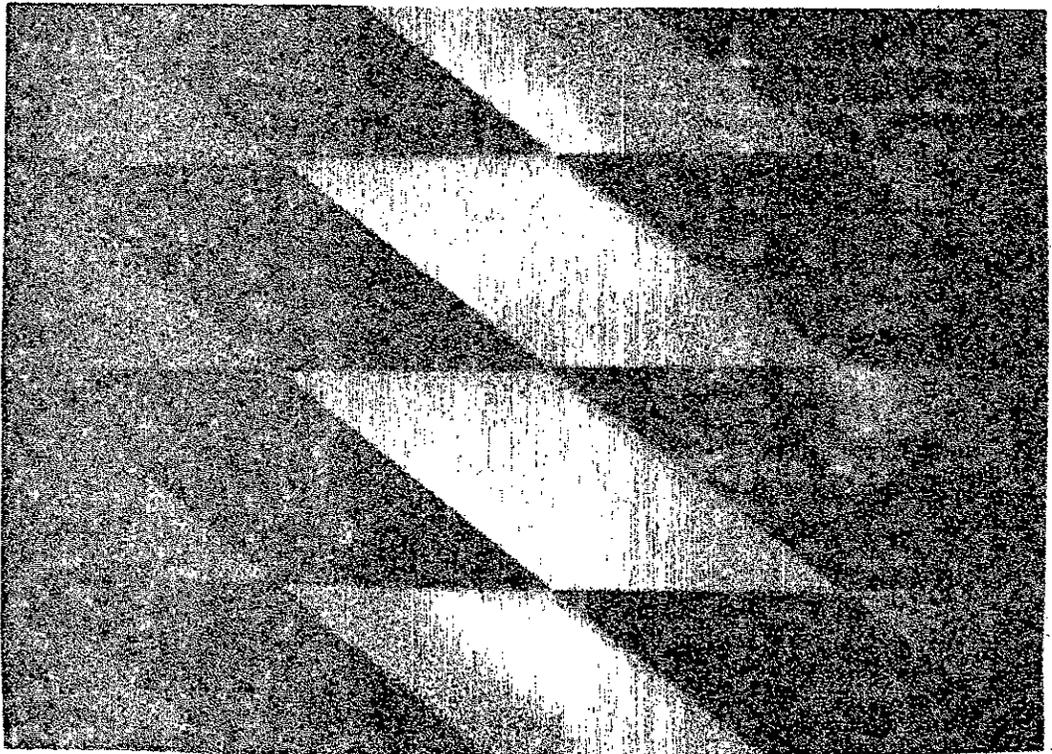


IMAGE 4: DAMNIER A DEUX NIVEAUX DE GRIS

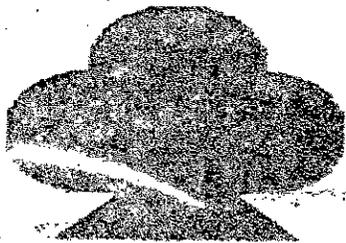


IMAGE 5: TREFLE



IMAGE 6: CHIFFRE

### 3.2.2 BINARISATION

Cette technique permet d'obtenir une image binaire à partir d'une image multiveaux. La difficulté qui se pose lors de l'exécution de ce programme est le choix optimal des seuils  $S_1$  et  $S_2$ . L'organigramme correspondant au seuillage est décrit par la FIGURE 22 et les résultats obtenus sont donnés par les images 7, 8, 9, 10 et 11.

### 3.2.3 FILTRAGE PASSE-BAS

Afin d'atténuer les hautes fréquences ainsi que les bruits contenus dans une image acquise par caméra, deux programmes ont été réalisés:

Le premier consiste à considérer chaque point de l'image et d'en faire la moyenne avec les huit pixels qui lui sont voisins. Cette moyenne peut être pondérée ou non. Les masques  $M_1$ ,  $M_2$  et  $M_3$  (cf. section 2.3.1.1) en sont des exemples.

Le second consiste à faire un lissage non linéaire où les pixels voisins au pixel considéré interviennent suivant une loi non linéaire.

Les figures 23 et 24 donnent les organigrammes de cet opération de lissage (opération de filtrage passe-bas); la

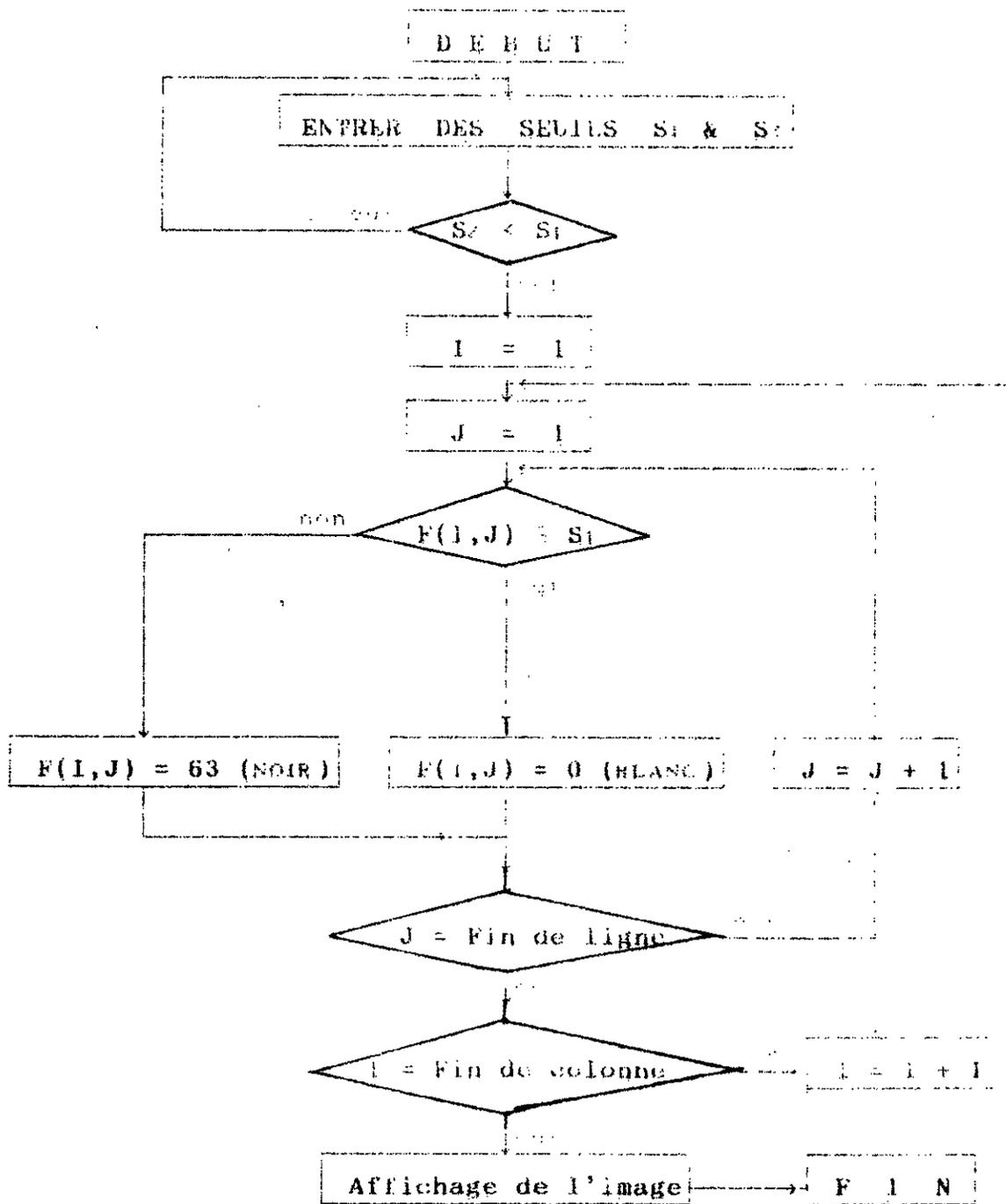


FIGURE 22 : OPERATION DE BINARISATION

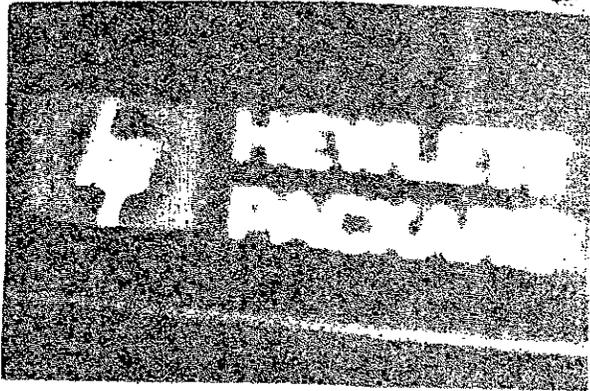


IMAGE 7: IMAGE ORIGINALE

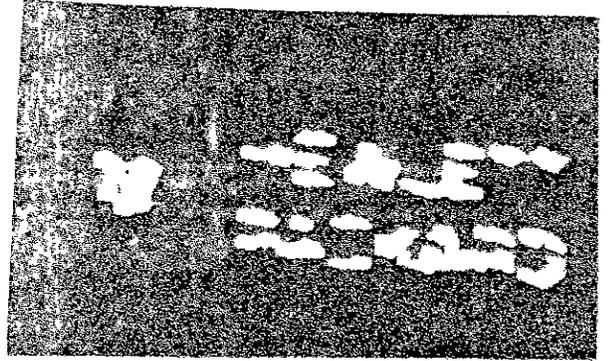


IMAGE 8: MAUVAIS SEUILLAGE

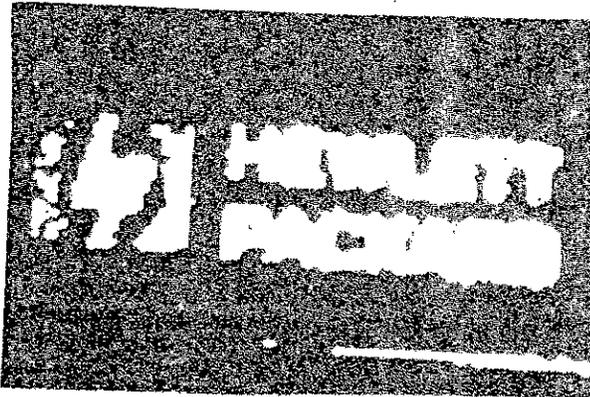


IMAGE 9: MAUVAIS SEUILLAGE

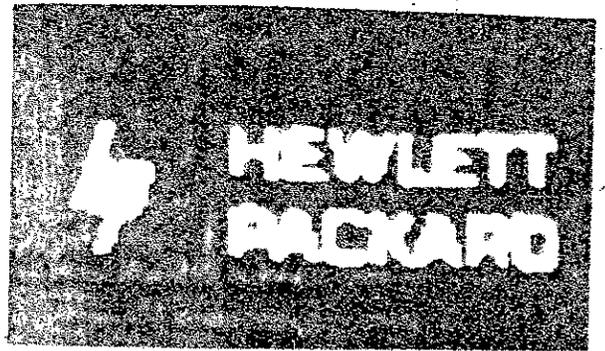


IMAGE 10: BON SEUILLAGE

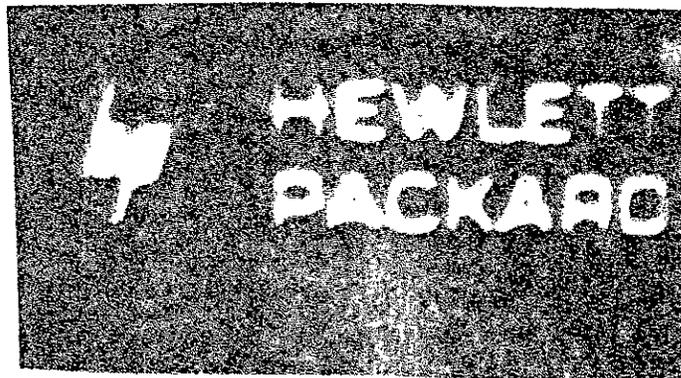


IMAGE 11: L'IMAGE "10" CONTRASTÉE

Présentation des résultats

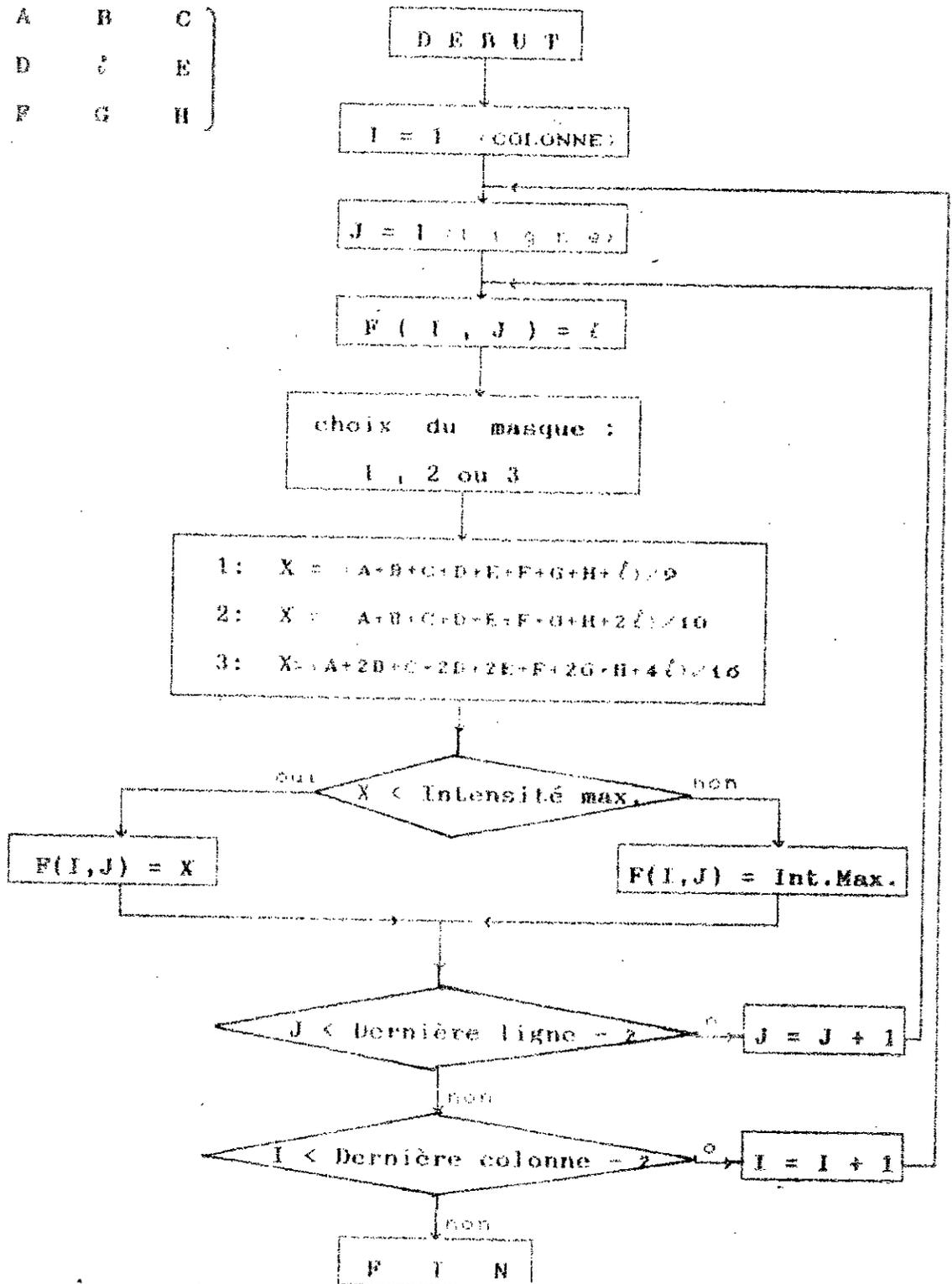
$$\begin{pmatrix} A & B & C \\ D & E & F \\ F & G & H \end{pmatrix}$$


FIGURE 23 : FILTRAGE PASSE-BAS LINEAIRE

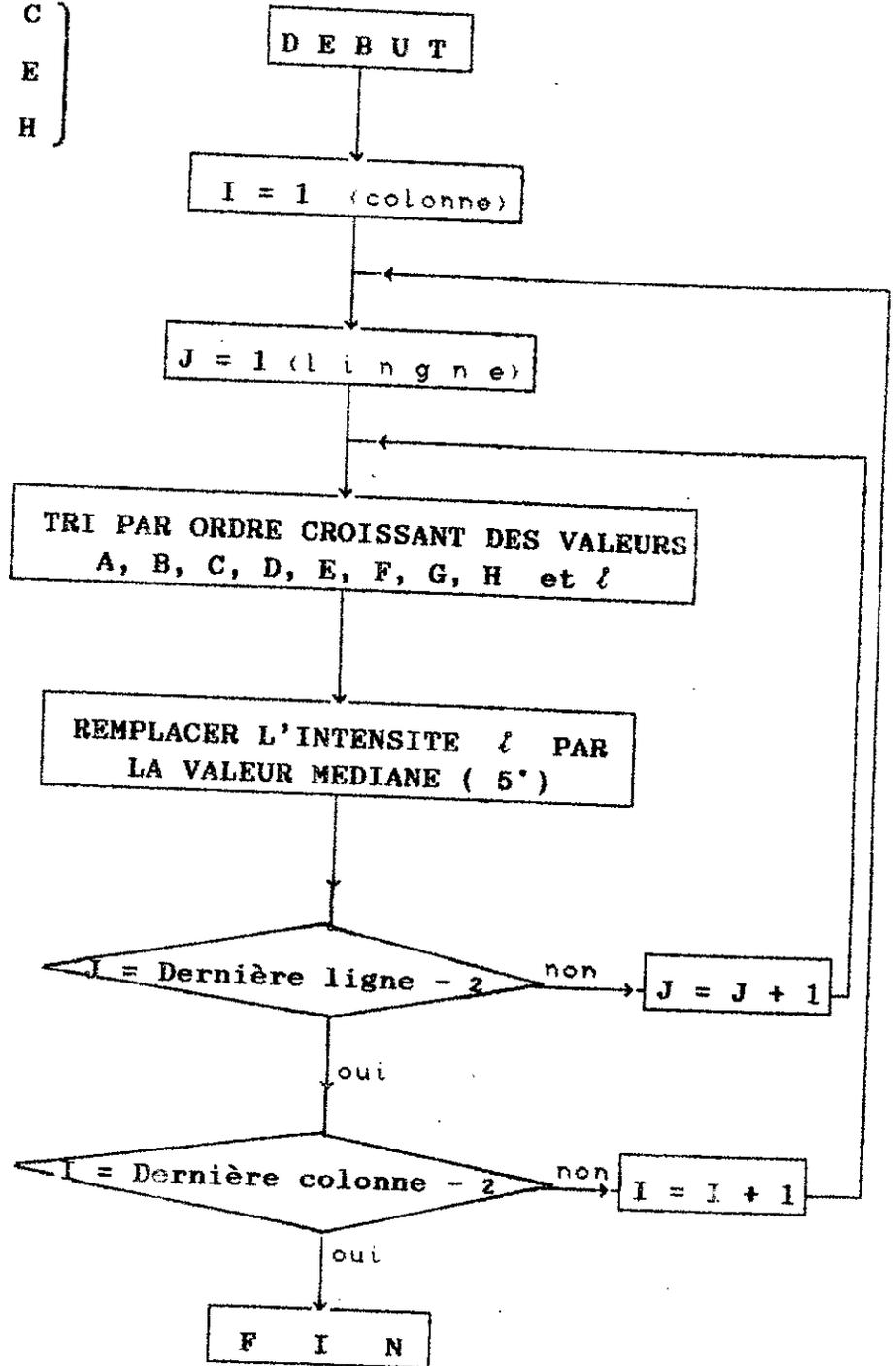
$$\begin{pmatrix} A & B & C \\ D & \ell & E \\ F & G & H \end{pmatrix}$$


FIGURE 24 : FILTRAGE PASSE-BAS NON LINEAIRE

première est celle du filtrage passe-bas linéaire et la seconde est celle du filtrage passe-bas non linéaire. De plus les résultats correspondant sont donnés par les images 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, et 19.

#### 3.2.4 FILTRAGE PASSE-HAUT:

Ce filtrage sert d'atténuer les basses fréquences et de mettre en évidence les hautes fréquences. Pour cela trois programmes ont été mis en oeuvre (FIGURES 25, 26, et 27):

##### A) GRADIENT SIMPLE:

Il permet de mettre en évidence les contours. Cependant, pour des bruits et surtout les pixels isolés, cet opérateur présente un inconvénient majeur qui consiste à l'accentuation des bruits (Images 21 et 25).

##### B) GRADIENT AMELIORE:

Cet opérateur nous a permis d'atténuer les bruits tout en mettant en évidence les contours. Ce filtre opère sur une fenêtre de 4x4 pour laquelle le gradient en question est le produit de quatre gradients simples (cf.2.3.2.2). Les résultats sont présentés par les images 20, 21 et 22.

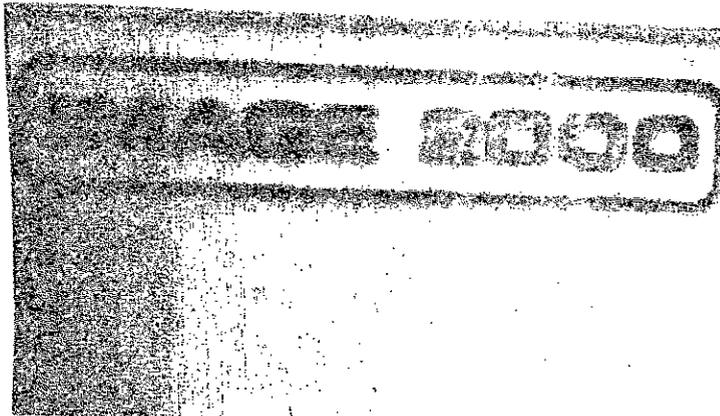


IMAGE 12: IMAGE ORIGINAL

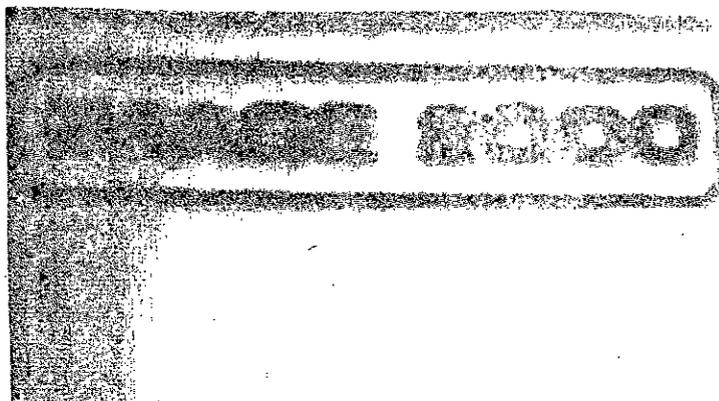


IMAGE 13: LISSAGE AVEC

MASQUE M 2.

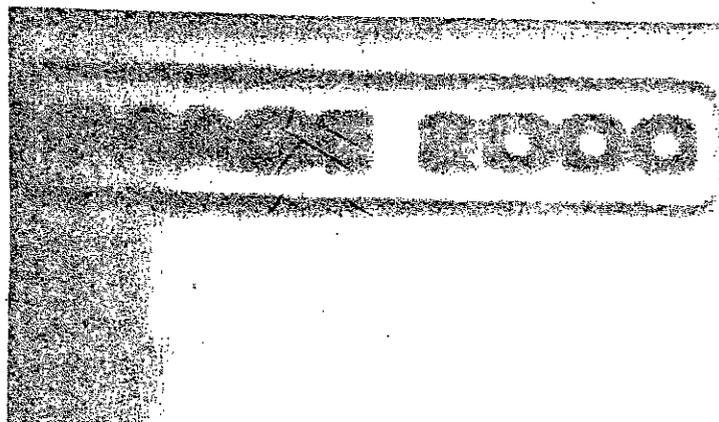


IMAGE 14: LISSAGE AVEC

MASQUE M 3.

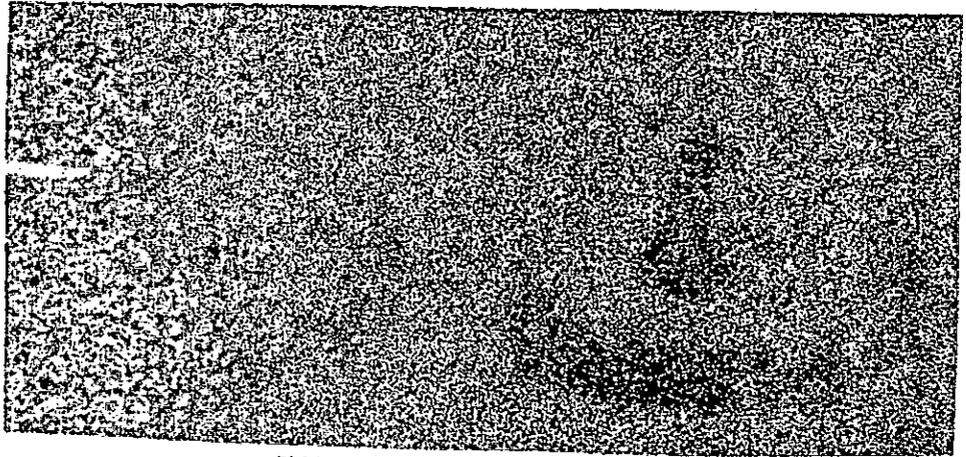


IMAGE 15: IMAGE ORIGINALE

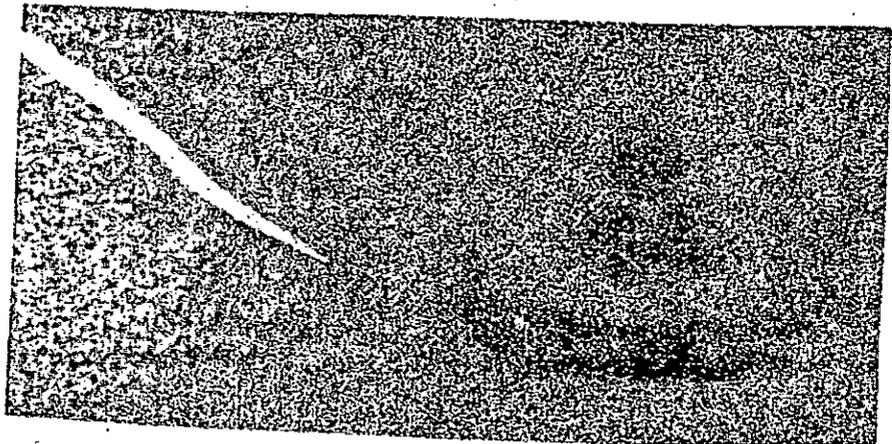


IMAGE 16: FILTRAGE PASSE-BAS (MASQUE M1)

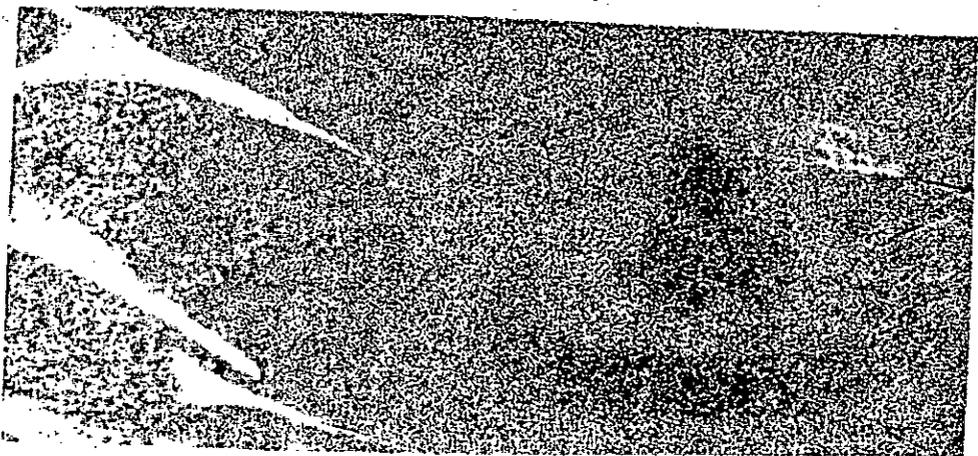


IMAGE 17: FILTRAGE PASSE-BAS (MASQUE M3)

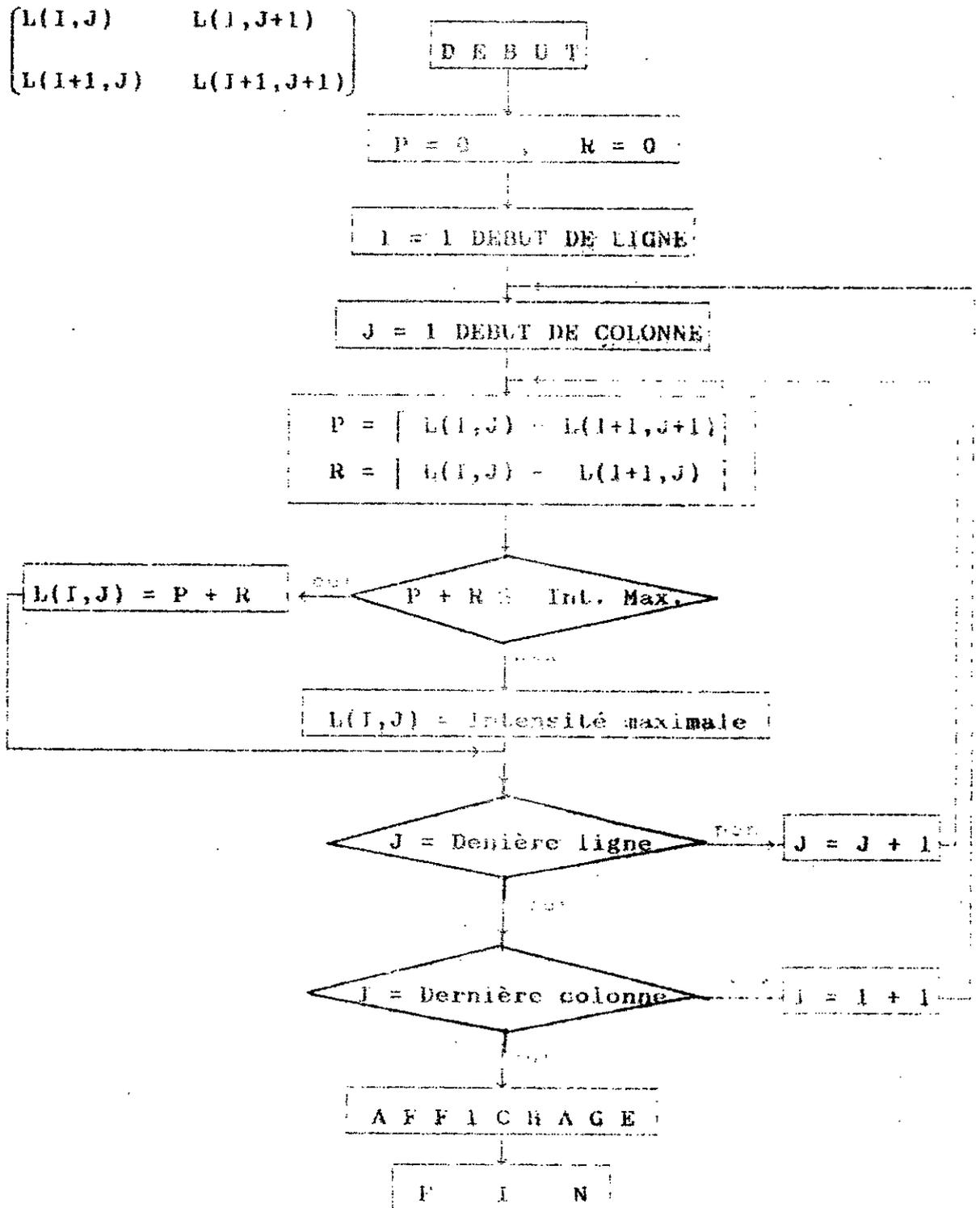


FIGURE 25 : OPERATION DE DERIVEE PREMIERE SIMPLE

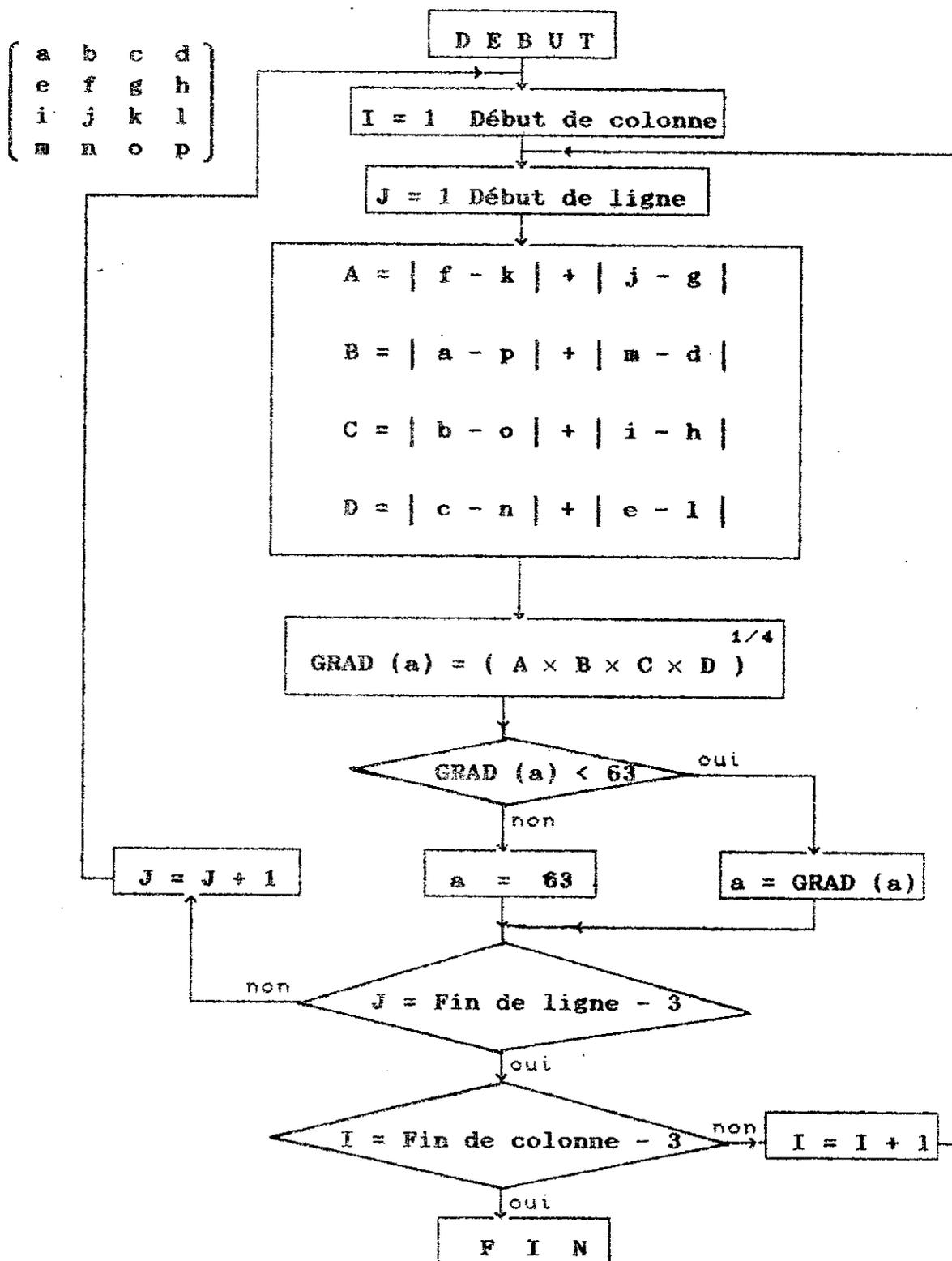


FIGURE 26 : OPERATION DE DERIVEE PREMIERE AMELIOREE



IMAGE 18: IMAGE ORIGINALE

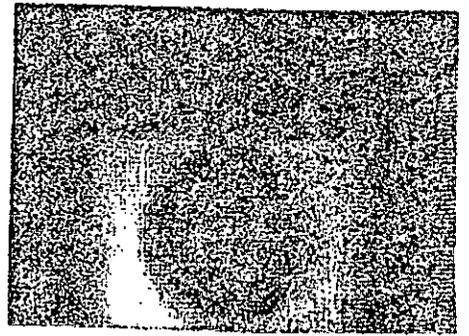


IMAGE 19: FILTRAGE "MEDIANE"

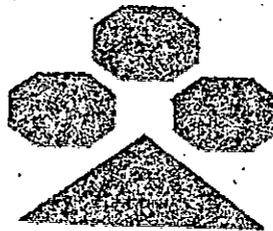


IMAGE 20: IMAGE ORIGINALE

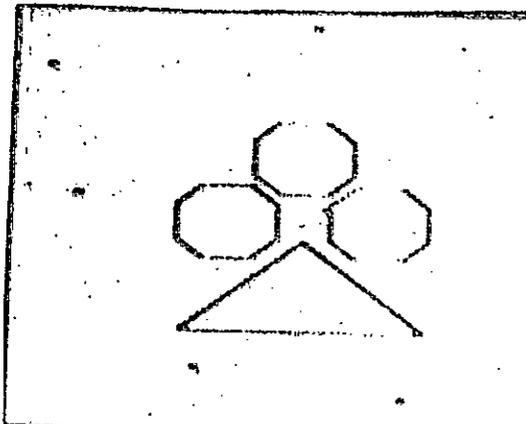


IMAGE 21: OPERATEUR ROBERTS

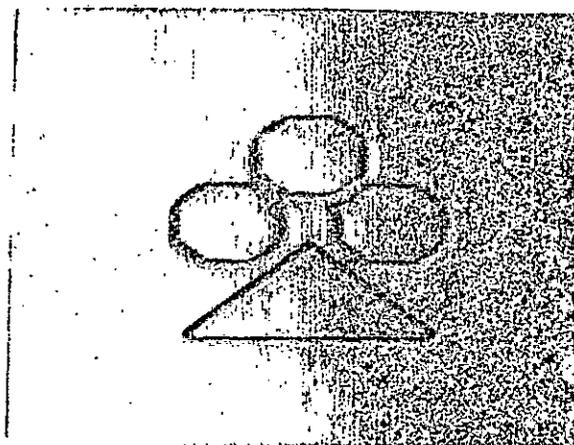


IMAGE 22: OPERATEUR ROBERTS AMELIOR

### C) LAPLACIEN:

En réalité, cet opérateur permet de dériver l'image deux fois afin d'obtenir les hautes fréquences (contour par exemple). Malheureusement l'image obtenue est très bruitée.

Le programme de ce filtrage est donné par la figure 27; et les résultats sont donnés par les images 23 et 26.

### 3.2.5 SUIVI DE CONTOUR:

Deux algorithmes ont été développés (FIGURES 28;29):

\* le premier est celui de DUDA & HART [6, 15] avec lequel on obtient le contour de l'objet en question sur une image binaire puis l'image inversée; son principe a été donné au chapitre II.

Ce programme permet aussi de calculer les coordonnées du barycentre de l'objet étudié. La figure 28 décrit l'algorithme de suivi de contour et la détermination du barycentre; où:

- (I,J) représente un point quelconque de l'image.
- (K,L) représente un point sur le contour qui nous permet de savoir le sens de déplacement.

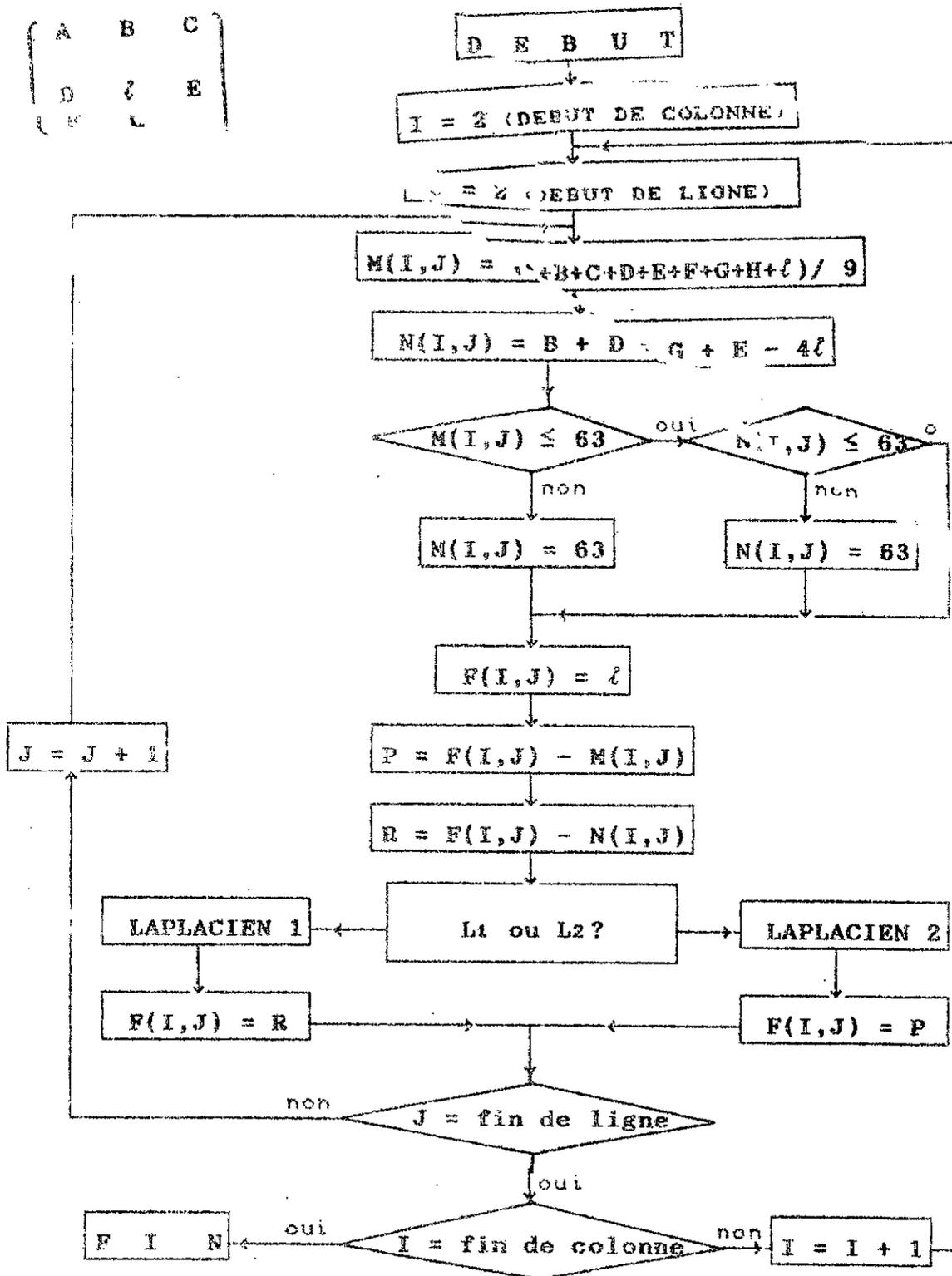


FIGURE 27 : OPERATEUR DE LAPLACE



IMAGE 23: IMAGE ORIGINALE

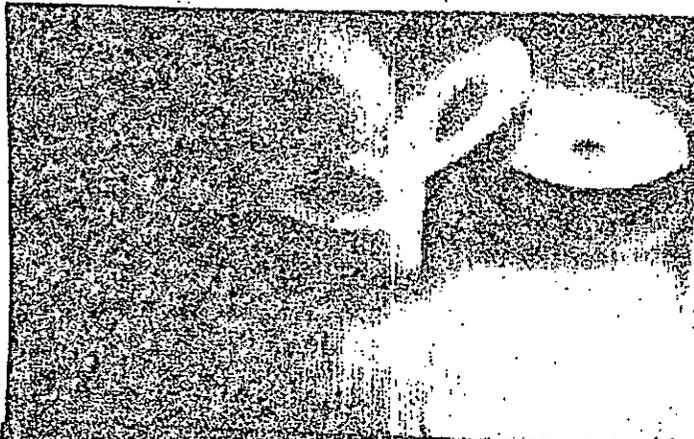


IMAGE 24: IMAGE CONTRASTEE

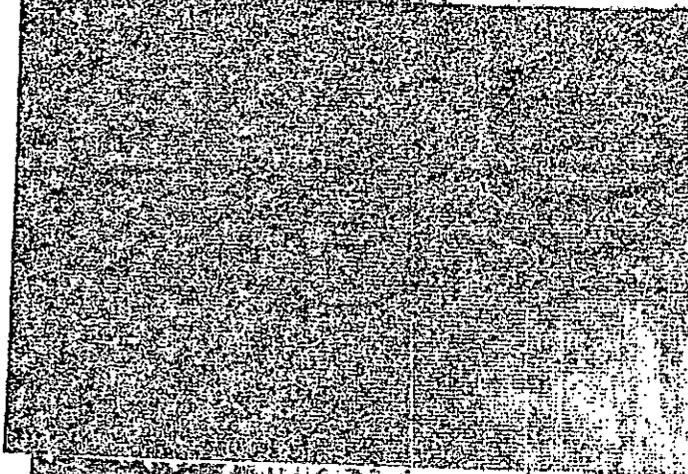


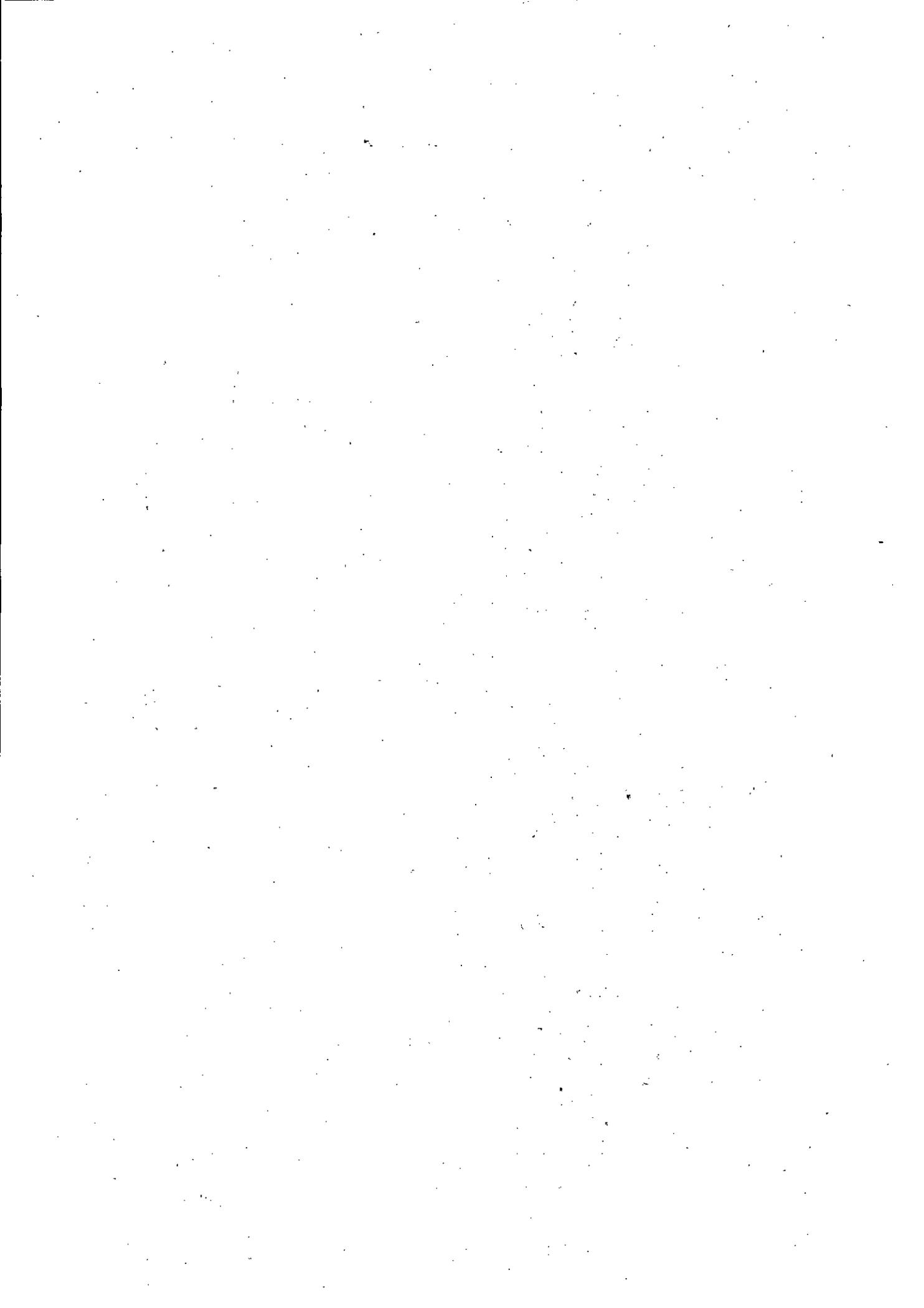
IMAGE 25: FILTRAGE PASSE-HAUT

"ROBERTS"



IMAGE 26: FILTRAGE PASSE-HAUT

"LAPLACIEN"



Présentation des résultats

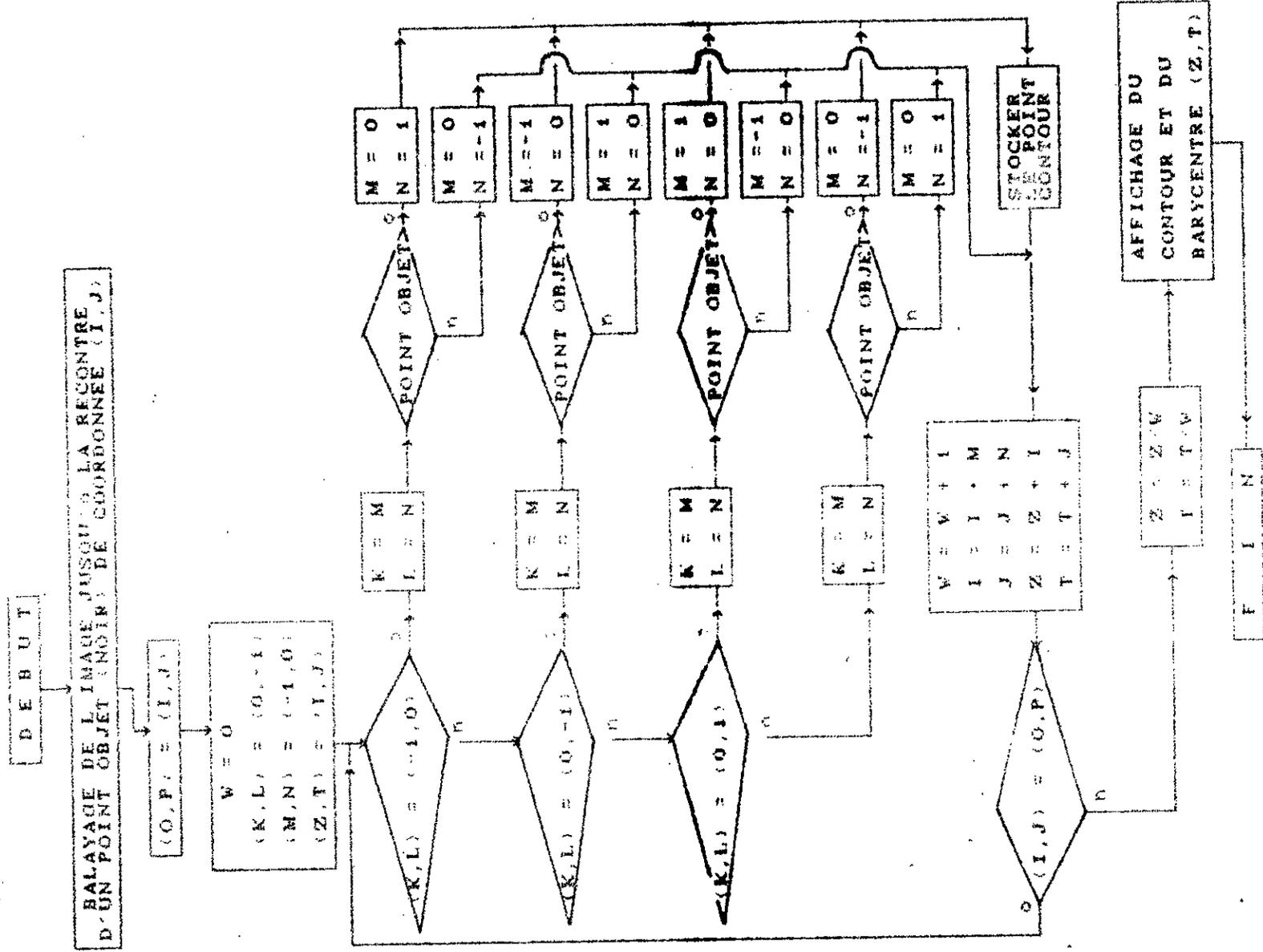


FIGURE 28 : SUIVI DE CONTOUR (DUDA & BART) ET BARYCENTRE

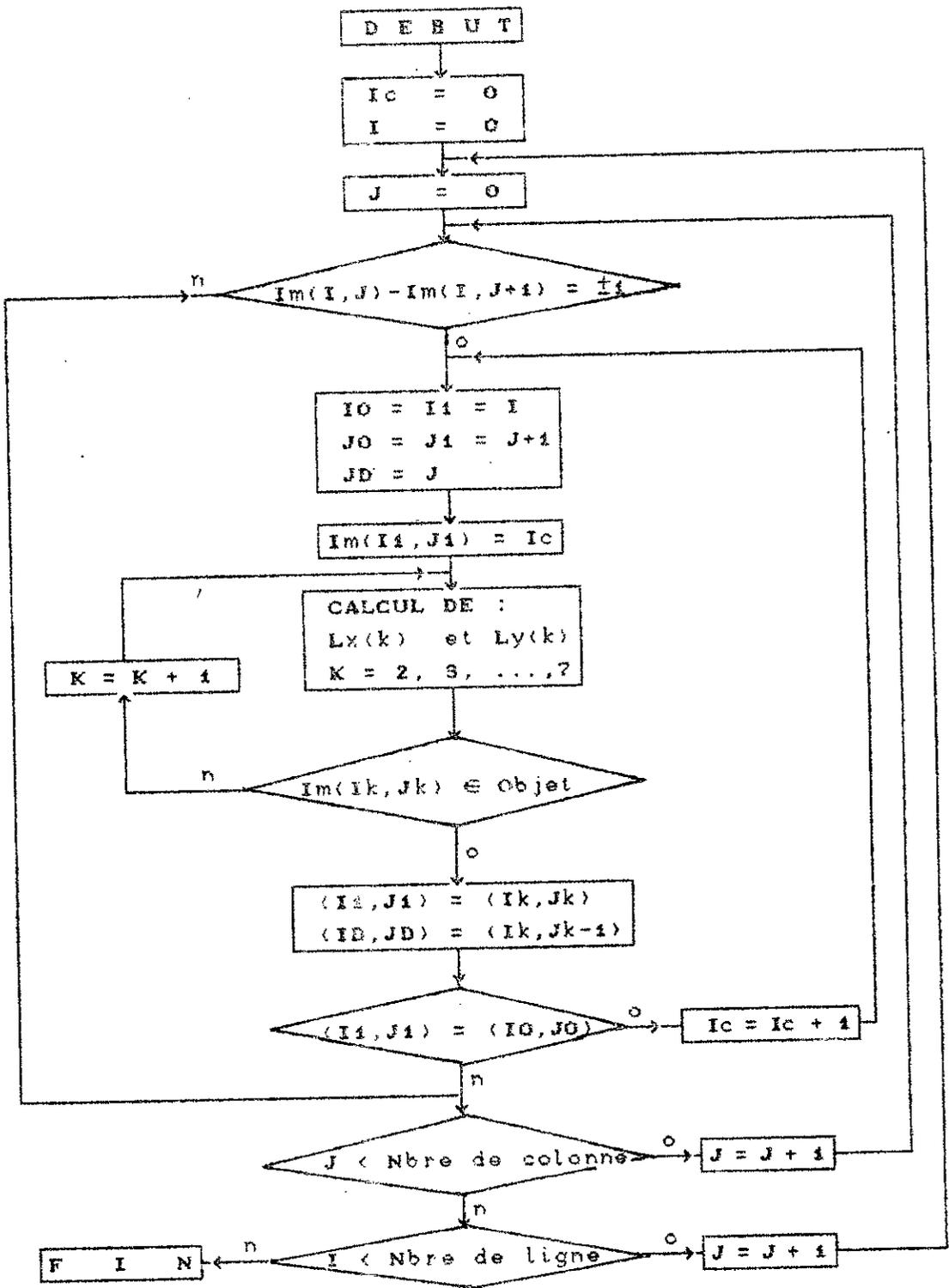


FIGURE 29: SUIVI DE CONTOUR ( CHOTTERA ET SHRIDHAR)

Les résultats obtenus de ces opérations sont illustrés par:

-les images 27, 28, 29, 30, 38 et 39 pour le premier algorithme (Duda & Hart).

-les images 31, 32, 33 et 34 pour le second algorithme (Chottera & Shridhar).

### 3.2.6 AMELIORATION DE CONTRASTE:

L'organigramme donné par la figure 30 permet l'amélioration de l'aspect visuel d'une image c'est à dire l'amélioration de sa qualité subjective. Cette amélioration présente néanmoins des difficultés, qui se manifestent lors du choix des seuils  $S_1$  et  $S_2$  ainsi que les coefficients  $K_1$ ,  $K_2$  et  $K_3$ .

$S_1$  et  $S_2$  sont choisis en se basant sur l'histogramme des niveaux de gris de l'image originale.  $K_1$ ,  $K_2$  et  $K_3$  sont choisis en se basant sur la qualité subjective de l'image originale. Les résultats sont donnés par les images 7, 11, 23 et 31.



IMAGE 27: IMAGE INITIALE

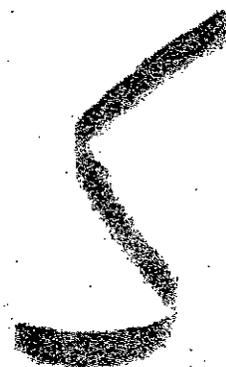


IMAGE 28: IMAGE BINAIRE

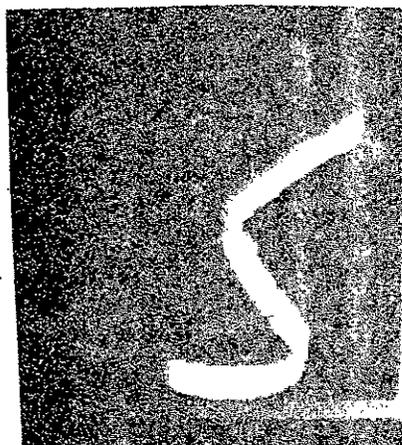


IMAGE 29: IMAGE INVERSEE

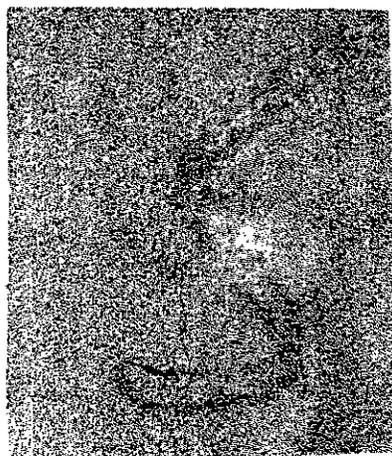


IMAGE 30: SUIVI DE CONTOUR

(DUDA & HART)

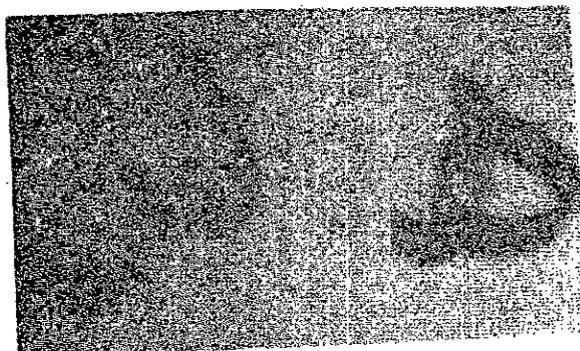


IMAGE 31: IMAGE INITIALE

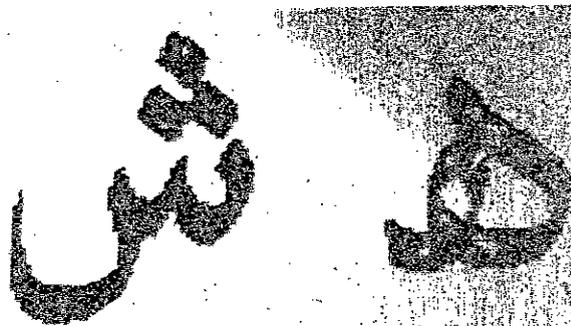


IMAGE 32: IMAGE BINAIRE

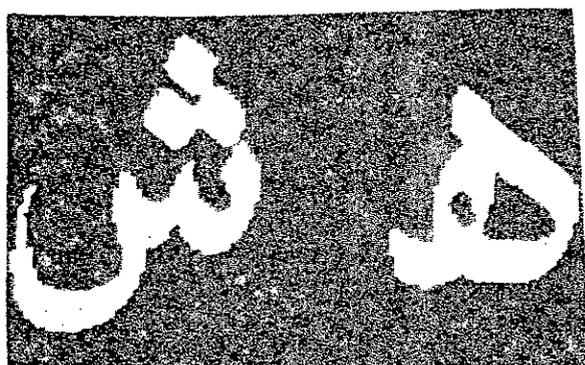


IMAGE 32: IMAGE INVERSEE



IMAGE 33: SUIVI DE CONTOUR

CHOTTERA & SHRIDHAR

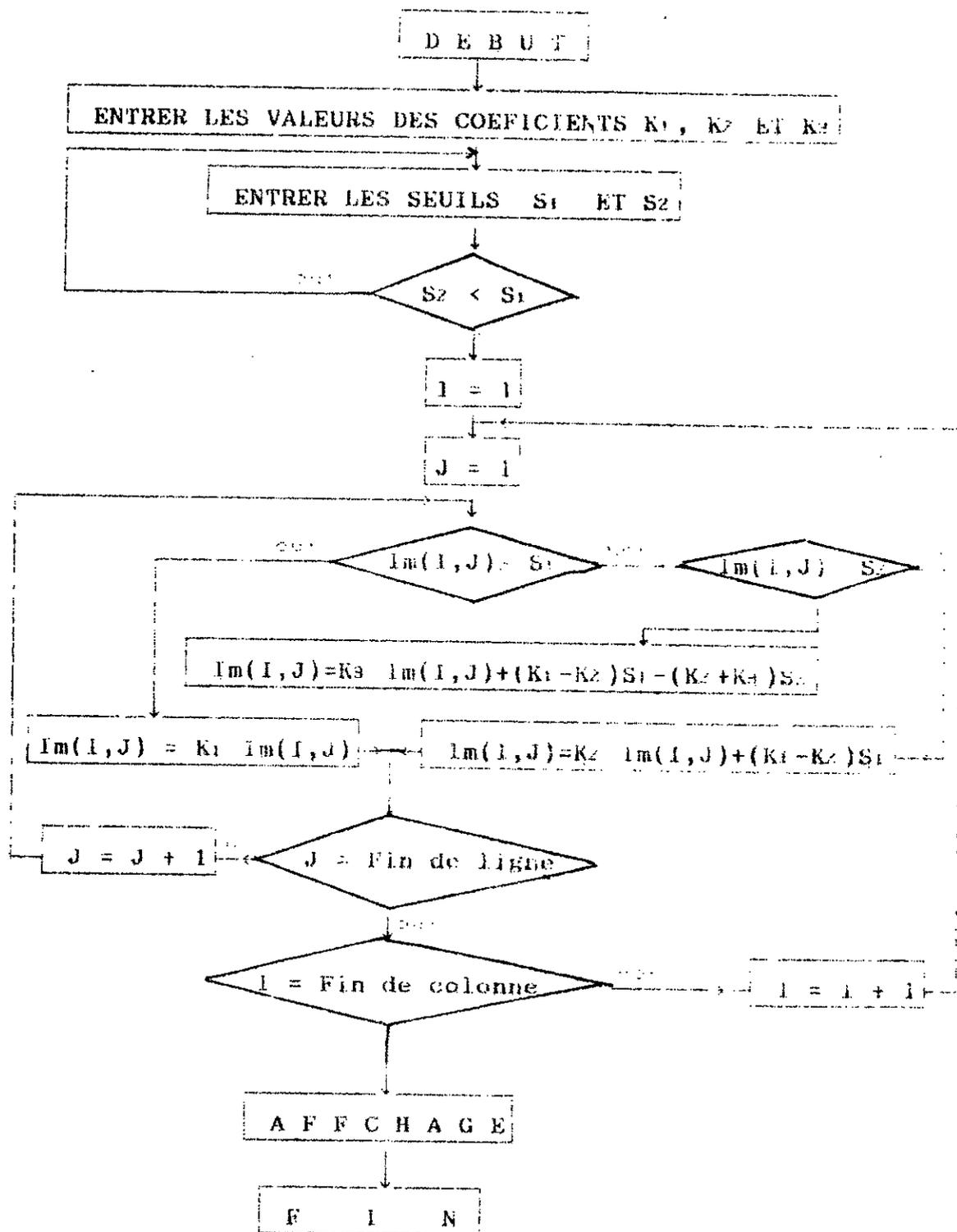


FIGURE 10 : AMELIORATION DE CONTRASTE

### 3.2.7 AGRANDISSEMENT:

L'agrandissement d'une partie d'une image par un facteur quelconque est présenté par l'organigramme de l'opération de zoom donné par la figure 31. La partie de l'image à agrandir est fixée par le choix des coordonnées du point supérieur gauche de la fenêtre.

Le principe est très simple. Il suffit de remplacer chaque pixel de la fenêtre par une sous-fenêtre (matrice) de dimension égale au facteur d'agrandissement en respectant l'ordre des points. L'organigramme de l'opération de zoom est expliqué par les différentes étapes du programme, où:

- $M(I,J)$  représente la sous-fenêtre qui correspond au pixel agrandi.

- $A(I,J)$  représente la matrice correspondant à la totalité de l'image.

- R est le Compteur de ligne ( $R_{max}$  égale au facteur d'agrandissement).

- P est le Compteur de colonne ( $P_{max}$  égale au facteur d'agrandissement).

Les images 34, 35, 36, 37, 38 et 40 présentent les



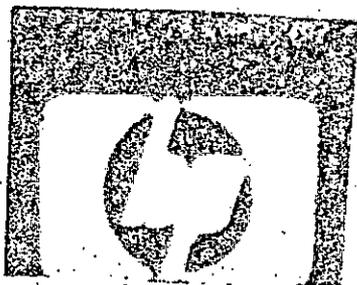


IMAGE 34: IMAGE INITIALE

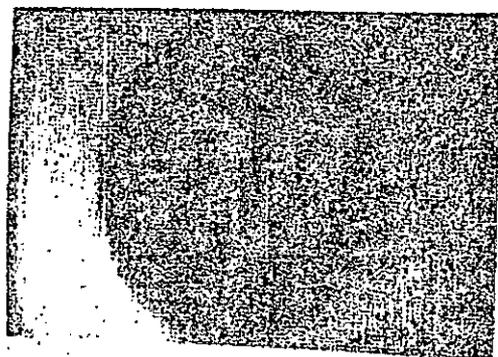


IMAGE 35: IMAGE AGRANDIE ( x 2 )

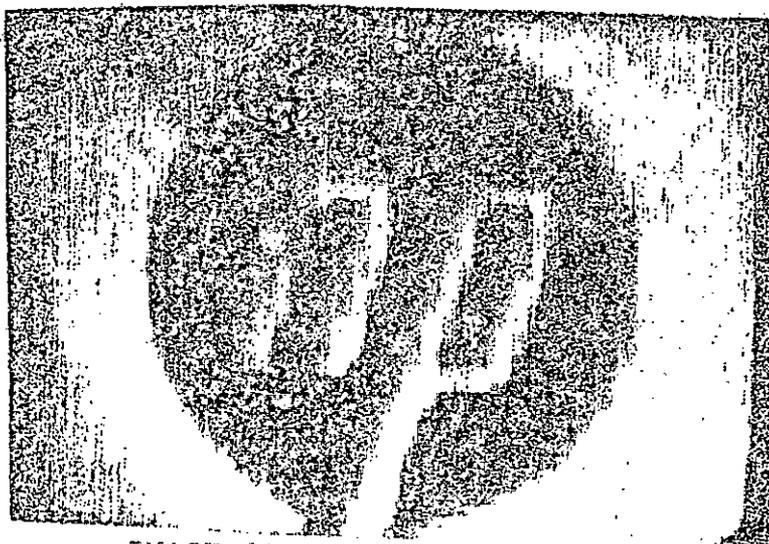


IMAGE 36: IMAGE AGRANDIE ( x 3 )

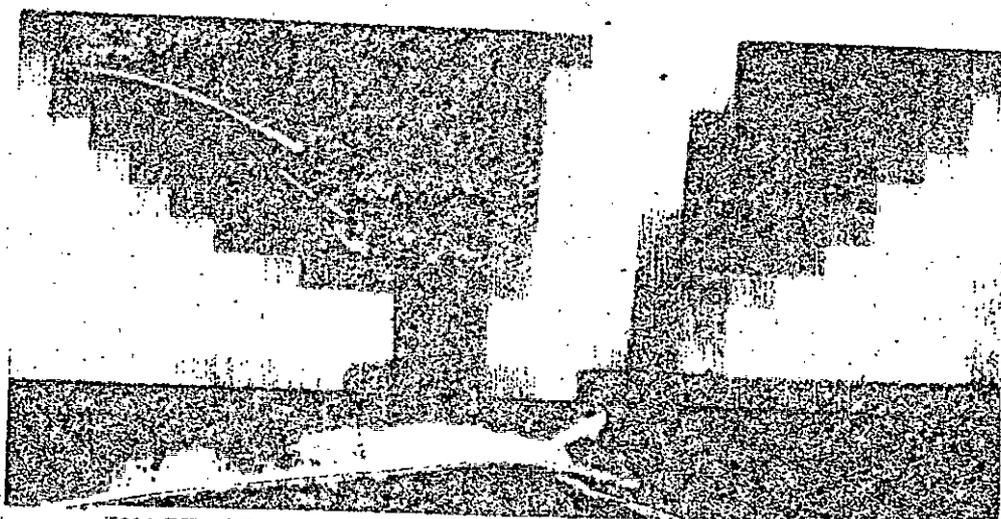


IMAGE 37: IMAGE AGRANDIE (très grand facteur)

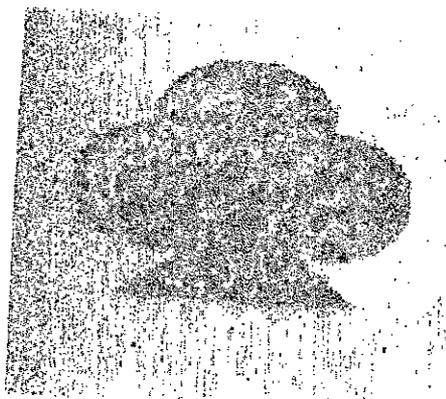


IMAGE 38: IMAGE ORIGINALE



IMAGE 39: SUIVI DE CONTOUR

ET BARYCENTRE



IMAGE 40: IMAGE "39" AGRANDIE ( x 2 )

résultats obtenus par cet opérateur d'agrandissement.

Le chapitre suivant est consacré à l'interprétation des résultats présentés dans ce chapitre.

# CHAPITRE IV

## INTERPRETATION DES

## RESULTATS

## CHAPITRE IV

### INTERPRETATION DES RESULTATS

Pour l'exploitation des images numérisées en vue de l'application en reconnaissance des formes, nous avons été amenés à mettre au point des programmes effectuant des opérations de pré-traitement et de segmentation.

Ces opérations contribuent à l'atténuation des bruits contenus dans l'image acquise et à l'amélioration de contraste. Par ailleurs la segmentation sert à séparer les divers éléments de l'image en régions ayant les mêmes propriétés. Pour cela nous avons développé des programmes de seuillage d'une image à plusieurs niveaux de gris, d'inversion, de suivi de contour fermé, et de filtrage.

#### 4-1- GENERATION D'IMAGES:

Sur le système de traitement numérique des images, nous avons développé des programmes qui permettent de générer des images binaires (deux niveaux de gris) ou multiniveaux

suivantes:

- La mire de barre dont le nombre de barres est variable où chaque bande possède un niveau de gris. Le nombre de barres est limité à soixante quatre (64), car nous ne pouvons coder l'image que sur six (6) bits ( $2^6 = 64$ ). Cette mire permet l'appréciation de niveaux de gris de l'image.

-La génération de dammier de chiffre et de trèfle, dont le nombre de niveaux de gris est de deux (2); noir (objet) et blanc (fond). Ces images nous ont facilité le test des programmes tel que, les opérations de différentiation, le suivi de contour et le barycentre.

#### 4-2- BINARISATION:

L'étude de l'histogramme des niveaux de gris nous a permis de choisir le seuil qui permet l'obtention d'une image convenablement binarisée (objet en noir et le fond en blanc). Prenons par exemple l'image 7 et sa représentation avec différentes valeurs du seuil:

- Avec un seuil  $S = 24$ , Image 8, le résultat est mauvais (valeur trop petite du seuil).

- Avec un seuil  $S = 38$ , Image 9, le résultat est encore

mauvais (valeur trop grande du seuil).

- Avec un seuil  $S = 30$ , image 10, le résultat est acceptable.

La performance du résultat de cette opération consiste simplement à séparer l'objet du fond. Ceci constitue le but principal de cet étape de pré-traitement (voir figure 32). Cette opération n'est pas seulement nécessaire pour le suivi de contour mais aussi pour d'autres opérations telles que le baycentre, le rectangle circonscrit, etc...

#### 4-3- INVERSION:

Ce programme remplace l'intensité de chaque point de l'image (pixel) par son complément  $\{ L(I,J) = \overline{L(I,J)} \}$ . L'image résultante est une image inversée (cliché). Cette opération constitue une étape préalable, pour le suivi de contour.

#### 4-4- FILTRAGE:

Les opérations de filtrages (passe-bas et passe-haut) déterminent la valeur du niveau de gris d'un point de l'image en fonction des pixels voisins contenus dans une

fenêtre 2x2, 3x3 ou 4x4. Cette dimension de fenêtre dépend du type d'opérateur de filtrage.

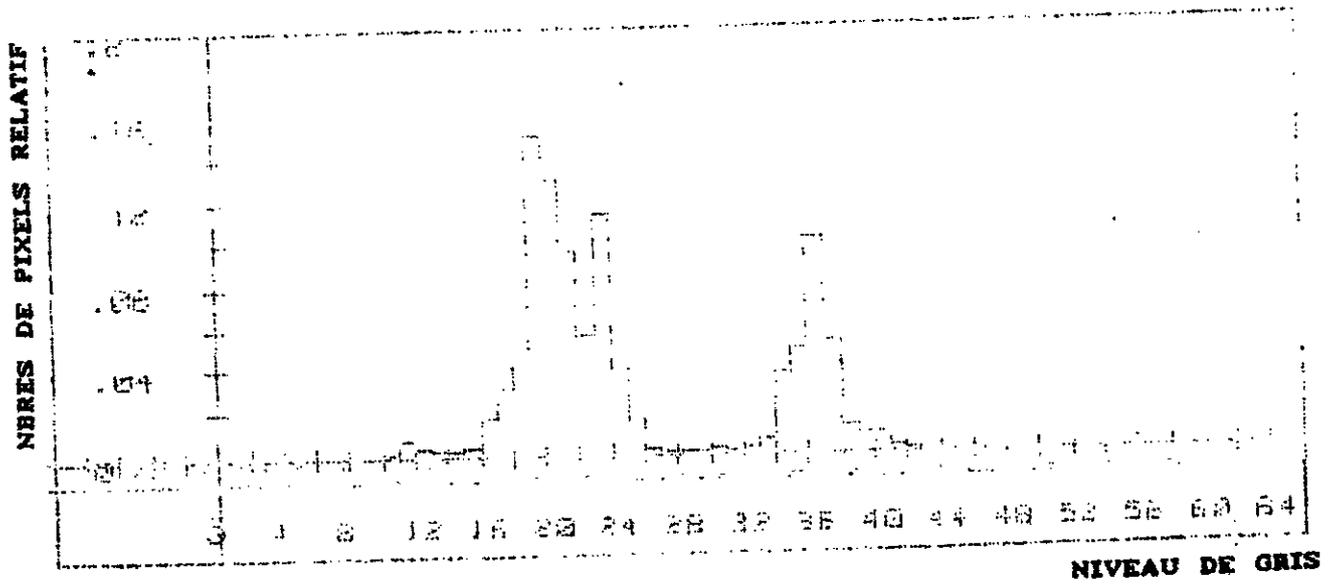


FIGURE 32:CHOIX DU SEUIL SUR L'HISTOGRAMME DE L'IMAGE 7

#### 4-4-1 LISSAGE:

Les méthodes étudiées sont la moyenne et la médiane.

##### 4.4.1.1 MOYENNE:

Les filtres qui correspondent aux masques  $M_1$ ,  $M_2$ , et  $M_3$  décrits au chapitre II font apparaître un effet de flou sur l'image. Ce flou est dû à la disparition du contour (hautes fréquences) de l'objet en question. Les filtres  $M_1$  et  $M_2$  donnent pratiquement le même résultat; sauf que le filtre  $M_2$  donne plus de poids au pixel central, tandis que le filtre  $M_1$  est un filtre qui utilise une moyenne non pondérée. Le filtre  $M_3$  permet d'obtenir une image relativement plus claire que les résultats obtenus par les filtres  $M_1$  et  $M_2$ . Ceci est dû au fait que le filtre  $M_3$  privilégie les directions  $x$  et  $y$  (cf. section 2.3.1.1).

##### 4.4.1.2 MEDIANE:

Le résultat obtenu par cette procédure est le même que celui de la moyenne. L'image résultante est floue. De plus ce filtre possède un temps de calcul relativement très important. C'est la raison pour laquelle on s'est été amené à

traiter des images de taille petite (60 x 60 pixels).

#### 4-4-2 OPERATION DE DIFFERENTIATION:

C'est une opération qui met en évidence les variations de l'intensité d'une image (contours). Elle est très utilisée dans les étapes de pré-traitement d'images en reconnaissance de formes. Car c'est essentiellement aux contours que les traitements ultérieurs d'extraction de paramètres font appel. Parmi les opérateurs de différentiation, nous avons développé le gradient simple, le gradient amélioré et le laplacien.

##### 4.4.2.1 GRADIENT SIMPLE:

L'image obtenue présente les contours des différentes objets de l'image originale. Et de plus, il fait apparaître les zones de frontière comme des zones de gradient maximum (zones sombres) et les zones homogènes comme des zones de gradient minimum (zones claires).

Cet opérateur présente un inconvénient d'être sensible au bruit (voir images 21 et 25). En effet, tout processus de dérivation d'un signal tend à accentuer le bruit présent dans

ce signal. Nous pouvons diminuer cette sensibilité en effectuant un lissage locale sur le domaine couvert par le masque ou en utilisant un deuxième opérateur amélioré.

#### 4.4.2.2 GRADIENT AMELIORE:

Le gradient amélioré consiste à un produit de quatre gradients simples. Les points contour seront mis en évidence, car le produit de gradient de grandes valeurs est très grand. Au contraire l'ensemble des points isolés dû aux bruits et à la différentiation est considérablement réduit car l'un au moins des quatre gradients a une valeur faible, le produit est donc également faible (voir images 20, 21, et 22).

#### 4.4.2.3 LAPLACIEN:

On obtient après application du laplacien sur une image un résultat du type de celui de l'image 26 où les points de contour correspondent aux valeurs nulles entre les deux extrêmes du gradient simple comme illustré par la Figure 12. Le contour est ensuite déterminé par la détection des passages par zéro du laplacien de l'image. Notons que le passage par zéro étant unique, le laplacien fournit directement des

contours d'un pixel d'épaisseur. Le laplacien possède cependant un inconvénient majeur qui est sa grande sensibilité au bruit. En effet cet opérateur réalise une dérivée seconde de l'image originale et donc très instable. Pour des raisons de lisibilité les contours peuvent être binarisés. Pour éviter cette grande sensibilité au bruit, il est cependant utile de binariser l'image avant d'effectuer l'opération de contour.

#### 4-5-SUIVI DE CONTOUR:

Deux algorithmes ont été utilisés, le premier est celui de DUDA & HART, et le second est celui de CHOTTERA & SHRIDHAR.

##### 4.5.1 SUIVI DE CONTOUR PAR LA METHODE DE DUDA & HART:

Cette méthode, relativement rapide, ne peut s'appliquer qu'à des images binarisées puis inversées. L'inconvénient de cette méthode est la discontinuité du contour de l'image résultat (traitée). Ceci nous oblige à procéder à un traitement de fermeture de contour, ou bien d'appliquer le second algorithme de suivi de contour de CHOTTERA et SHRIDHAR.

#### 4.5.2 SUIVI DE CONTOUR PAR LA METHODE DE CHOTIEREA ET SHRIDHAR:

Ce programme permet d'obtenir plusieurs contours sur une image, binaire puis inversé, possédant plusieurs objets, avec un temps de calcul très rapide.

Une autre caractéristique importante, extraite à partir des contours, est le centre de gravité (barycentre). En pratique, cette caractéristique est utilisée pour la localisation d'objet dans une scène située dans un champ de vision de la caméra.

#### 4.5.3 CALCUL DES COORDONNEES DU CENTRE DE GRAVITE:

Les coordonnées  $(I_c, J_c)$  du centre de gravité ou barycentre du contour de l'objet sont obtenues en calculant les valeurs moyennes des coordonnées des points de contour.

$$I_c = \frac{\sum_{i=1}^N I_i}{N} \quad ; \quad J_c = \frac{\sum_{j=1}^N J_j}{N}$$

où:  $(I, J)$  les coordonnées d'un point du contour.

-N est le nombre de pixels du contour.

#### 4-6- AMELIORATION DE CONTRASTE:

Parmi les éléments qui introduisent des distorsions indésirables, on peut citer les éléments suivants:

- l'éclairage qui engendre des ombres et des reflets,
- la qualité optique de l'objectif,

Pour palier à ce phénomène de distorsions, nous sommes amener à faire appel à l'opération d'amélioration de contraste.

Cette opération permet d'obtenir une image bien contrastée (voir image 24). Les difficultés présentées dans ce traitement est le choix des seuils  $S_1$  et  $S_2$  et de mêmes les coefficients  $k_1$ ,  $k_2$  et  $k_3$  présentés au chapitre II.

#### 4-7- AGRANDISSEMENT:

Le résultat obtenu est satisfaisant, car le programme élaboré permet d'agrandir n'importe quelle partie de l'image initiale et avec un facteur d'agrandissement qui varie de deux jusqu'à un facteur aussi grand que l'on désire. L'agrandissement par un facteur très grand, généralement supérieur à 5 dans notre cas, permet de bien voir les détails de la fenêtre à

agrandir. De plus le pixel agrandi est vu comme un point carré.

le temps de traitement a été relativement court par rapport à d'autres opérateurs.

TABLEAU II.4. RESULTATS PRINCIPAUX

Opérateur	Temps de traitement (s)
Opérateur A	120
Opérateur B	150
Opérateur C	180
Opérateur D	210
Opérateur E	240

# CONCLUSION

## C O N C L U S I O N

L'objectif du present travail a été de développer des techniques de pré-traitement et de ségmentation d'images numériques par le biais du système de traitement numérique d'image du laboratoire de traitement du signal du département d'Electronique de l'Ecole Nationale Polytechnique.

Sur le plan théorique, nous avons développé des algorithmes concernant le traitement numérique et la ségmentation d'images telles que: le seuillage, le filtrage, le suivi de contour, l'amélioration de contraste, etc...

Du point de vue logiciel nous avons élaboré différents programmes correspondant aux différentes techniques concernant les opérations citées ci-dessus.

Cependant deux inconvénients sont à signaler:

Le premier est l'insuffisance de la mémoire centrale du calculateur (H. P. 9836), ce qui nous a obligé à limiter les dimensions des images traitées.

Le second est le temps d'exécution qui est assez long. Ceci

est dû au système et au langage utilisé (BASIC 2.0).

Le nombre de caractéristiques extraites d'objets sur des images permet d'envisager des applications dans différents domaines.

- Reconnaissances des signatures et des empreintes digitales .

- Dans le domaine médical, reconnaissance des signaux électrocardiogrammes et autres.

- En industrie, perçage de circuits imprimés, et fixation des composants sur ces circuits, etc...

Bien que le système actuel est opérationnel, il est nécessaire de le développer en vue d'une extension à d'autres domaines d'application. Nous proposons ainsi:

- une extension mémoire qui permettra à l'utilisateur de traiter des images avec un maximum d'information;

- installation d'une carte couleur afin d'avoir plus de détails sur l'objet.

et en fin installer une deuxième caméra pour le traitement des images à trois dimensions (3D).

# BIBLIOGRAPHIE

## B I B L I O G R A P H I E

- 1- J.C.SIMON  
La reconnaissance des formes par algorithmes.  
Edition Masson 1985
- 2- L.MICLET  
Méthodes structurelles pour la reconnaissance des formes.  
Edition Eyrolles 1984
- 3- R. C. GONZALEZ and M. G. THOMASON  
" Syntactic pattern recognition: An Introduction ".  
A. W. P. Company 1978
- 4- J.SHEN  
Une méthode structurelle en reconnaissance des formes.  
Application: reconnaissance en ligne des idéogrammes chinois  
manuscrits  
Université Paul SABATIER de Toulouse Mai 1982
- 5- M.CHERIET  
Optimisation et mise en oeuvre d'un système d'interrogation, en  
vue de la reconnaissance de caractères multipolices.  
Paris 6 Mai 1988
- 6- W. K. PRATT  
Digital image processing.  
Korean student edition 1978
- 7- K. FUKUNAGA  
Introduction to statistical pattern recognition.  
Academic Press 1972
- 8- J.J.TOUMAZET.  
Traitement de l'image sur micro-ordinateur.  
Edition Sybex 1987
- 9- AFCET. INRIA.  
Reconnaissance des formes et intelligence artificielle.  
6<sup>ème</sup> Congrès Exposition.  
Edition Dunod Nov.1987

- 10- R.C. GONZALEZ  
Digital image processing.  
Korean student edition 1977
- 11- S.D. KIM  
Etude et developement de techniques de codage et de  
caractérisation d'image vidéo.  
I.N.P Toulouse Déc.1983
- 12- M. MAMERI  
Forming of images using special operators  
University of Windson 1988
- 13- KEITH  
Conception et réalisation du système de traitement numérique  
d'images LEA 980  
Université Louis Pasteur de strasbourg Juillet 1976
- 14- M.LATRECHE et L. SAADAOUI  
Traitement et acquisition d'images : Application à l'extraction  
des caractéristiques des images. *PROJET DE FIN D'ETUDE*  
E. N. P. Juin 1987
- 15- A. BELHADJ-AISSA  
Conception et réalisation du système de traitement numérique  
d'images ARTIS 1984 .  
Application à la localisation d'objet par caméra vidéo  
U.S.T.H.B. *THESE DE MAGISTER.* Juin 1985
- 16- A. CHOTTERA and M. SHRIDHAR  
Feature extraction of manufactured parts in the presence of  
spurious surfaces reflections.  
Can. Elec. Eng. J. vol 7, N°4, pp 29-32 , 1982
- 17- K. CHAH  
Segmentation chromatique et filtrage colorimétrique d'image  
vidéo. I.N.P Toulouse Juil.1982
- 18- Y. SMARA  
Conception et réalisation du système de traitement numérique  
d'images ARTIS 84 . Traitement et réalisation d'images numériques.  
U.S.T.H.B. *THESE DE MAGISTER.* Juin 1985

- 19- N. BAKHVALOV  
Méthodes numériques.  
Edition Mir.moscou 1976
- 20- J.MAX  
Méthodes et techniques de traitement du signal tome1.  
Edition Masson 1981
- 21- A.FAURE  
Perception et reconnaissance des formes  
Edition tests 1985
- 22- D.X.THANH  
Utilisation d'acquisition et traitement du signal dans les  
mesures de luminescence. I.N.S.A.T Juin 1983
- 23- M. COSTER  
Précis d'analyse d'images  
Presses du CNRS 1989
- 24- T.Y. KONG and A. ROSENFELD  
Digital Topology . Introduction and Survey .  
CUNY Avril 1989
- 25- T. ROLAND CHIN and D. L. STROVER  
A one- pass thinning algorithm and its parallel implemantation.  
computer - vision 40 , 30 - 30 1987
- 26- JACQUE E. BESANCON  
Vision par ordinateur en deux et trois dimensions  
ed. Eyrolles 1988
- 27- G. H. GRANLUNO  
Fourier preprocessing for hard print character perogription.  
I.E.E.E. Trans. Computer. vol c21, pp 195-201 feb 1972
- 28- R. BOZINOVIC and N.SRIHARI  
A string conection algorithm for consie script recognition.  
I.E.E.E. Trans. Patten anal., vol. PAM 1-4, N°6 , Nov 1982

- 29- H. J. HULL and N. SRIMARI  
 A computational approach to visual word recognition  
 State University of New York 1986
- 30- H. C. ANDREWS  
 Digital image processing  
 I.E.E.E. Spectrum April 1979
- 31- G. BORNARD , J. G. AUTHIER and M. SILBERMANN  
 " Mouvement et traitement de d'images ".  
 Traitement du signal vol. 3 , N°6 , pp 281-289 , 1986
- 32- S. YASER and P. DEMETRI  
 Image normalization by complex moments  
 I.E.E.E. Trans. on Pattern Analysis Jan 1985
- 33- S. YASER and P. DEMETRI  
 " Recognizable aspects of moments invariants ".  
 I.E.E.E. Trans. on Pattern Analysis 1984
- 34- T. EL- SHEIKH and OUINDI  
 " Automatic recognition and isolated arabic characters ".  
 Signal processing vol. 14, N°2, March 1988
- 35- R.J. CLARK  
 Transform coding of images  
 Academic Press 1985
- 36- S.ULLMAN and W.RICHARDS  
 Image understanding  
 Ablex publishing corporation 1984
- 37- S.ULLMAN and W.RICHARDS  
 Image understanding  
 Ablex publishing corporation 1985-86
- 38- A.ROSENFELD  
 Human and machine vision II  
 Academic Press 1986
- 39- A.ROSENFELD and A.C.KAK  
 Digital picture processing vol.1  
 Academic Press 1982

40- A. P. PENTLAND

From pixels to predicates

Ablex Publishing corporation

1986

41- A.BENMERZOUGA et R.DRAI

Reconnaissances de formes analyse de texture en traitement numérique d'images. *PROJET DE FIN D'ETUDE.*

E. N. P.

Juin 1982

42- M.TILIKETE et M.BELKACEMI

Conception et réalisation d'un logiciel pour traitement de manipulation d'images spatiales. *PROJET DE FIN D'ETUDE.*

E. N. P.

Jan.82

43- H.ATTAB et M.KRIBES

Conception et réalisation d'un système d'amélioration d'images. *PROJET DE FIN D'ETUDE.*

E. N. P.

Jan.84

ANNEXE

```

1      !*****
2      !      FILTRAGE DES IMAGES OPERATEUR
          DE ROBERTS AMELIORE
3      !*****
4      RESET 12
5      INTEGER Image(1:256,1:256) BUFFER
6      INPUT "VOULEZ VOUS TRAITER UNE IMAGE
          DE LA VISU OU DE LA DISCK (V/D)?",R$
7      SELECT R$
8      CASE "D"
9      GOTO 26
10     CASE "V"
11     CONTROL 12,2;3
12     CONTROL 12,2;1
13     !
14     ASSIGN @Buf TO BUFFER Image(*),FORMAT OFF,WORD
15     ASSIGN @Device TO 12;FORMAT OFF,WORD
16     CONTROL 12,3;0
17     CONTROL 12,2;0
18     TRANSFER @Device TO @Buf;COUNT 131072,0,11
19     CONTROL 12,2;1
20     GOTO 41
21     !
22     CASE ELSE
23     GOTO 6
24     END SELECT
25     !
26     INPUT "ENTRER LE NUMERO DU FICHER DE L'IMAGE",N
27     V$="IMAGE"&VAL$(N)
28     PRINT V$
29     ASSIGN @File TO V$,FORMAT OFF
30     ENTER @File;Image(*)
31     INPUT "VOULEZ VOUS AFFICHER L'IMAGE ORIGINALE
          AVANT LE TRAITEMENT(O/N)",A$
32     SELECT A$
33     CASE "N"
34     GOTO 41
35     CASE "O"
36     GOSUB Affichage
37     GOTO 41
38     CASE ELSE
39     GOTO 31
40     END SELECT
41     PRINT "MAX(Image(*))=";MAX(Image(*));"
          MIN(Image(*))=";MIN(Image(*))
42     IF MAX(Image(*))<=64 THEN GOTO 131
43     IF MIN(Image(*))<=64 THEN GOTO 46
44     PRINT "NIV DU GRIS VARIANT DE";MIN(Image(*));"
          A ";MAX(Image(*));"IMAGE INACCEPTABLE"
45     GOTO 26
46     MAT Image= Image-(16384)
47     !
48     INPUT "ENTRER LES DIM DE LA FENETRE (L1) ",L1
49     L2=INT((256-L1)/2)
50     L3=256-2*L1

```

```

50 L3=256-2*L1
51 L4=INT(L3/3)
52 L5=2*L4+L1
53 ALLOCATE INTEGER Im(1:L1,1:L1)
54 FOR I=1 TO L1
55 FOR J=1 TO L1
56 L=J+L2
57 M=I+L5
58 Im(I,J)=Image(M,L)
59 NEXT J
60 NEXT I
61 !
62 FOR I=1 TO L1-3
63 FOR J=1 TO L1-3
64 A=ABS(Im(I+1,J+1)-Im(I+2,J+2))+ABS(Im(I+2,J+1)-Im(I+1,J+2))
65 B=ABS(Im(I,J)-Im(I+3,J+3))+ABS(Im(I+3,J)-Im(I,J+3))
66 C=ABS(Im(I,J+1)-Im(I+3,J+2))+ABS(Im(I+2,J)-Im(I+1,J+3))
67 D=ABS(Im(I,J+2)-Im(I+3,J+1))+ABS(Im(I+1,J)-Im(I+2,J+3))
68 Im(I,J)=(A*B*C*D)^(1/4)
69 K=I+L4
70 L=J+L2
71 Image(K,L)=Im(I,J)
72 NEXT J
73 NEXT I
74 !
75 GOTO 93
76 INPUT "VOULEZ VOUS AFFICHER L'IMAGE BRUÉE (O/N)?",A$
77 SELECT A$
78 CASE "O"
79 GOSUB Affichage
80 GOTO 87
81 CASE "N"
82 GOTO 87
83 CASE ELSE
84 GOTO 76
85 END SELECT
86 !
87 FOR I=2 TO L1-1
88 FOR J=2 TO L1-1
89 O=(Im(I-1,J-1)+Im(I-1,J)+Im(I,J+1))
90 P=(Im(I-1,J+1)+Im(I+1,J+1)+Im(I+1,J))
91 Q=(Im(I+1,J-1)+Im(I,J-1))
92 M=(O+P+Q)/8
93 IF Im(I,J)<M THEN GOTO 96
94 Im(I,J)=55
95 GOTO 97
96 Im(I,J)=0
97 K=I+L4
98 L=J+L2
99 Image(K,L)=Im(I,J)
100 NEXT J
101 NEXT I

```

```

100 NEXT J
101 NEXT I
102 !
103 FOR I=1 TO 256
104 FOR J=1 TO L2
105 Image(I,J)=40
106 NEXT J
107 FOR J=L1+L2+1 TO 256
108 Image(I,J)=40
109 NEXT J
110 NEXT I
111 FOR J=L2 TO L1+L2
112 FOR I=1 TO L4
113 Image(I,J)=40
114 NEXT I
115 FOR I=L1+L4 TO L5
116 Image(I,J)=40
117 NEXT I
118 FOR I=L1+L5 TO 256
119 Image(I,J)=40
120 NEXT I
121 NEXT J
122 !
123 BEEP
124 INPUT "VOULEZ VOUS AFFICHER L'IMAGE TRAITEE",W$
125 SELECT W$
126 CASE "O"
127 GOSUB Affichage
128 GOTO 145
129 CASE "N"
130 GOTO 145
131 CASE ELSE
132 PRINT "REPOSE FAUSSE ,REPRENEZ LE"
133 GOTO 124
134 END SELECT
135 Affichage: !
136 RESET 12
137 ASSIGN @Buf TO BUFFER Image(*),FORMAT OF ,MURD
138 ASSIGN @Device TO 12,FORMAT OF1,MURD
139 OUTPUT @Buf;Image(*)
140 CONTROL 12,2,0
141 TRANSFER @Buf TO @Device,COUNT 131072,0.11
142 CONTROL 12,2,1
143 BEEP
144 RETURN
145 PRINT ".....TRAVAIL ACCOMPLI ....."
146 END

```



```

50  L5=2*L4+L1 .
51  !
52  ALLOCATE INTEGER Im1(0:L1,0:L1)
53  !
54  FOR I=L5 TO L5+L1
55  FOR J=L2 TO L1+L2
56  IF Image(I,J)=63 THEN 60
57  NEXT J
58  NEXT I
59  !
60  O=I
61  P=J
62  K=0
63  L=-1
64  M=-1
65  N=0
66  W=0
67  Z=I
68  T=J
69  !
70  R=I-L5+10
71  IF K=-1 AND L=0 THEN 76
72  IF K=0 AND L=-1 THEN 86
73  IF K=0 AND L=1 THEN 96
74  IF K=1 AND L=0 THEN 106
75  GOTO 140
76  K=M
77  L=N
78  IF Image(I,J)=63 THEN 82
79  M=0
80  N=-1
81  GOTO 115
82  M=0
83  N=1
84  Image(R,J)=Image(I,J)
85  GOTO 115
86  K=M
87  L=N
88  IF Image(I,J)=63 THEN 92
89  M=1
90  N=0
91  GOTO 115
92  M=-1
93  N=0
94  Image(R,J)=Image(I,J)
95  GOTO 115
96  K=M
97  L=N
98  IF Image(I,J)=63 THEN 102
99  M=-1
100 N=0

```

```

100 N=0
101 GOTO 115
102 M=1
103 N=0
104 Image(R,J)=Image(I,J)
105 GOTO 115
106 K=M
107 L=N
108 IF Image(I,J)=63 THEN 117
109 M=0
110 N=1
111 GOTO 115
112 M=0
113 N=-1
114 Image(R,J)=Image(L,J)
115 W=W+1
116 I=I+M
117 J=J+N
118 Z=Z+I
119 T=T+J
120 IF I=0 AND J=P THEN 123
121 GOTO 69
122 I
123 Z=Z/W
124 T=T/W
125 Z=Z-(LS-10)
126 Image(Z-1,T)=63
127 Image(Z+1,T)=63
128 Image(Z,I-1)=63
129 Image(Z,I+1)=63
130 Image(Z,I)=63
131 I
132 I
133 ASSIGN @Buf TO BUFFER Image(*),LENGTH OFI WORD
134 ASSIGN @Device TO 12,FORMAT OFI WORD
135 OUTPUT @Buf,Image(*)
136 CONTROL 12,2,0
137 TRANSFER @Buf TO @Device;CONTROL 12,2,Word
138 CONTROL 12,2,1
139 BEEP
140 END

```



```

40 INPUT "VOULEZ VOUS AFFICHER L'Image  

ORIGINALE AVANT LE TRAITEMENT?",N
41 SELECT N#
42 CASE "N"
43 GOTO 50
44 CASE "O"
45 GOSUB Affichage
46 GOTO 50
47 CASE ELSE
48 GOTO 40
49 END SELECT
50 PRINT MAX(Image(*)), "          ",MIN(Image(*))
51 IF MAX(Image(*))<=64 THEN GOTO 53
52 IF MIN(Image(*))>=64 THEN GOTO 53
53 PRINT "NIV DU CRIS VARIANT DE ",MIN(Image(*)), "
A";MAX(Image(*)), "INTE-IMMEDIAT"
54 GOTO 35
55 MAT Image= Image (16386)
56 BEEP
57 INPUT "ENTRER LE FACTEUR D'AGRANDISSEMENT: ",N
58 L1=256/N
59 ALLOCATE INTEGER Im1(L1,L1),L1,L1
60 L=256-L1
61 PRINT "ENTRER LES COORDONNEES DU POINT  

SUPERIEUR GAUCHE (X,Y) : "
62 INPUT X
63 INPUT Y
64 !
65 FOR I=1 TO L1
66 FOR J=1 TO L1
67 K=1+X
68 L=1+Y
69 Im1(I,J)=Image(K,L)
70 NEXT J
71 NEXT I
72 X=1
73 Y=1
74 I=1
75 R=0
76 J=1
77 Y=1
78 R=R+1
79 P=0
80 P=P+1
81 Image(I,J)=Im1(X,Y)

```

```

81 Image(I,J)=Im1(X,Y)
82 IF P=N THEN GOTO 85
83 J=J+1
84 GOTO 80
85 IF J)=256-N THEN GOTO 89
86 J=J+1
87 Y=Y+1
88 GOTO 79
89 IF I)=256-N THEN GOTO 99
90 IF R=N THEN GOTO 93
91 I=I+1
92 GOTO 76
93 I=I+1
94 X=X+1
95 GOTO 75
96 !
97 !
98 !
99 INPUT "VOULEZ VOUS AFFICHER L'IMAGE TRA-LET ",W$
100 SELECT W$
101 BEEP
102 CASE "O"
103 GOSUB Affichage
104 GOTO 121
105 CASE "N"
106 GOTO 121
107 CASE ELSE
108 PRINT "REPOSE FAUSSE ,REPRENEZ LE"
109 GOTO 99
110 END SELECT
111 Affichage:
112 RESET 12
113 ASSIGN @Buf TO BUFFER Image(*),FORMAT 01,WORD
114 ASSIGN @Device TO 12;FORMAT 011,WORD
115 OUTPUT @Buf;Image(*)
116 CONTROL 12,2;0
117 TRANSFER @Buf TO @Device;COUNT 131072,0.11
118 CONTROL 12,2;1
119 BEEP
120 RETURN
121 PRINT ".....TRAVAIL ACOMPLI ....."
122 END

```