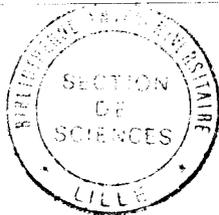


50376  
1987  
371



50376  
1987  
371

N° d'ordre 113

**THESE**

présentée à

L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE LILLE FLANDRES ARTOIS

pour obtenir le titre de

DOCTEUR

spécialité : Automatique

par

DELEPLANQUE HENRI

**SEGMENTATION DES IMAGES NUMERIQUES  
PAR SEUILLAGE ADAPTE  
APPLICATION A L'AUTOMATISATION DU  
REPIQUAGE EN AGRICULTURE**

Thèse soutenue le 25 Mai 1987 devant la commission d'examen :

MM	P. VIDAL	Président
	C. MELIN	Rapporteur
	L. POVY	Rapporteur
	J. G. POSTAIRE	Directeur de recherche
	P. BONNET	Examineur
	H. GRATEPANCHE	Examineur

**THESE**

N° d'ordre 113

présentée à

L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE LILLE FLANDRES ARTOIS

pour obtenir le titre de

DOCTEUR

spécialité : Automatique

par

DELEPLANQUE HENRI

**SEGMENTATION DES IMAGES NUMERIQUES  
PAR SEUILLAGE ADAPTE  
APPLICATION A L'AUTOMATISATION DU  
REPIQUAGE EN AGRICULTURE**

Thèse soutenue le 25 Mai 1987 devant la commission d'examen :

M P. VIDAL	Président
C. MELIN	Rapporteur
L. POVY	Rapporteur
J. G. POSTAIRE	Directeur de recherche
P. BONNET	Examineur
H. GRATEPANCHE	Examineur

## AVANT PROPOS

.Avant de présenter cette étude, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur le Professeur VIDAL, directeur du Centre d'Automatique, qui m'a accueilli dans son laboratoire.

.Je présente mes plus vifs remerciements à Monsieur le Professeur Christian MELIN de l'Université de Compiègne, pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à mes travaux et participer à la commission d'examen.

Je suis heureux de pouvoir exprimer ici ma gratitude à Monsieur le Professeur Lucien POVY de l'E.U.D.I.L, qui a bien voulu participer à ce jury et être rapporteur de cette thèse.

.Jack Gérard POSTAIRE, Professeur à l'Université de Lille I, a été responsable scientifique de cette thèse. Qu'il veuille bien trouver ici, l'expression de ma reconnaissance et de mon amitié pour l'attention, les conseils et l'aide constante qu'il m'a apportés.

.Pierre BONNET, Maître de conférences l'Université de Lille I, a suivi cette étude dans son ensemble. Son aide et ses conseils m'ont été particulièrement utiles .Je le remercie donc vivement pour son soutien et sa présence parmi les membres du jury.

.J'exprime ici ma reconnaissance à Monsieur Henri GRATEPANCHE, Directeur de recherche de l'Ecole des Mines de Douai, qui a bien voulu s'intéresser à mes travaux et participer à la commission d'examen.

.Mes remerciements s'adressent enfin au personnel et collègues chercheurs du Centre d'Automatique qui ont su créer une ambiance très sympathique.

INTRODUCTION GENERALE

## INTRODUCTION GENERALE

.La production automatisée nécessite la conception et la réalisation de systèmes de plus en plus performants. En particulier, elle doit faire appel à des capteurs très sophistiqués tels que les systèmes de traitement d'images.

.L'analyse d'une image demande le traitement d'une quantité très importante d'informations. Pour minimiser cette quantité, le codage des images numériques peut être réalisé sur deux niveaux de gris.

.Très souvent, ce codage est suffisant pour extraire les informations que l'on désire. Les algorithmes d'analyse d'images s'en trouvent simplifiés et les temps de calcul diminués.

.L'étude exposée dans ce mémoire s'intègre dans le domaine de l'analyse des images numériques, et traite plus particulièrement d'une procédure originale de seuillage permettant d'obtenir une image, codée sur deux niveaux, convenable.

.Cette recherche a eu pour origine un problème rencontré en agriculture : le repiquage automatique de plantules.

.Cette procédure de seuillage permet de s'affranchir des conditions d'éclairage.

.Dans le premier chapitre, nous présentons les différentes phases de l'analyse des images numériques : l'acquisition de l'image et les prétraitements, la segmentation et l'extraction des informations.

.Les prétraitements visent à "préparer" l'image à la segmentation.

.L'extraction des informations permet de construire un modèle descriptif de l'image. On peut alors considérer l'analyse de l'image

comme un problème de reconnaissances des formes qui n'entre pas dans le cadre de cette thèse.

.Les méthodes de segmentation peuvent être regroupées en deux catégories : l'extraction des lignes de contour et la segmentation en régions homogènes.

.Parmi ces dernières, les procédures de seuillage présentent beaucoup d'avantages. Néanmoins, il apparaît des difficultés dans la façon de sélectionner les seuils qui permettent de mettre en évidence les différentes régions de l'image. Les méthodes de sélection de seuil sont décrites dans le second chapitre.

.Quelle que soit la méthode employée, il s'avère difficile, voir impossible de binariser correctement une image quand l'éclairement de la scène observée n'est pas soigneusement réglée.

.Il est alors indispensable d'effectuer un traitement de l'image qui supprime ces défauts d'éclairement. Une méthode réalisant ce traitement est proposée dans le troisième chapitre. Les méthodes classiques de sélection de seuil exposées dans le deuxième chapitre sont alors applicables à l'image prétraitée.

.Le dernier chapitre, consacré à un problème d'automatisation en agriculture, met en évidence les difficultés de maîtriser les conditions d'éclairage dans le cadre de la conception et la réalisation d'une chaîne de transplantation automatisée de jeunes plantules.

.La méthode proposée permet de binariser des images de plantules de variétés différentes poussant sur des substrats divers afin d'assurer la manutention automatique des végétaux.

S O M M A I R E

## S O M M A I R E

### CHAPITRE I : SEGMENTATION DES IMAGES NUMERIQUES

#### I-I LES DIFFERENTES PHASES DE L'ANALYSE DES IMAGES NUMERIQUES :

1-1-1 Acquisition de l'image

1-1-2 Prétraitements des images numériques

1-1-2-1 Par transformation de l'échelle des niveaux de gris

1-1-2-2 Par modification des histogrammes

1-1-2-3 Par filtrage

a) Transformée de Fourier

b) Filtrage par convolution

c) Filtrage non linéaire

c-1 filtrage par extrémums locaux

c-2 filtre médian

1-1-2-4 Cas particulier des images binaires

a) lissage logique

b) lissage par comparaison à la moyenne

c) érosion dilatation

1-1-3 Segmentation de l'image

1-1-4 Extraction des informations

#### I-2 SEGMENTATION PAR RECONSTITUTION DES CONTOURS :

1-2-1 Opérateurs locaux

1-2-1-1 Gradient

1-2-1-2 Laplacien

1-2-2 Méthode de coïncidence optimale

1-2-3 Méthodes séquentielles

1-2-3-1 Méthode du gradient dynamique

1-2-3-2 Optimisation d'une fonction de coût d'un graphe

1-2-3-3 Programmation dynamique

1-2-4 Conclusion

### I-3 SEGMENTATION PAR RECONSTITUTION DES REGIONS :

1-3-1 Seuillage

1-3-2 Méthodes d'aggrégations successives

1-3-2-1 Fusion de cellules voisines

1-3-2-2 Approximation fonctionnelle et fusion

1-3-2-3 Frontières et fusion

1-3-2-4 Fusion et division

1-3-3 Analyse des textures

1-3-3-1 Energie des textures

1-3-3-2 Interdépendance spatiale des niveaux de gris

1-3-3-3 Longueur de lignes à niveau de gris constant

1-3-3-4 Modèles auto-régressifs

1-3-3-4 Histogrammes des différences d'images

### I-4 CONCLUSION

2-6 METHODES DYNAMIQUES

2-6-1 Découpage de l'image en sous images

2-6-2 Calcul d'un indice de bimodalité

2-6-3 Interpolation

2-6-4 Inconvénients des méthodes dynamiques

2-7 SEGMENTATION PAR SEUILLAGES MULTIPLES

2-8 CONCLUSION

## CHAPITRE II: SEGMENTATION ET SEUILLAGE :

### 2-1 INTRODUCTION

### 2-2 ANALYSE DES HISTOGRAMMES DES NIVEAUX DE GRIS

#### 2-2-1 Modes et vallées

#### 2-2-2 Recherche des vallées :

- a ) Lissage de l'histogramme
- b ) Méthode de Buchanan-Wollaston
- c ) Méthode de Rosenfeld

### 2-3 METHODES GLOBALES

#### 2-3-1 Méthode basée sur l'entropie de l'histogramme

- a ) Définitions
- b ) Entropies à postériori et à priori

#### 2-3-2 Méthode de la moyenne

#### 2-3-3 Information sur la surface

#### 2-3-4 Méthode du minimax

### 2-4 METHODES LOCALES

#### 2-4-1 Gradient de l'image

#### 2-4-2 Laplacien de l'image

#### 2-4-3 Moyenne locale

### 2-5 METHODES DE RELAXATION

#### 2-5-1 Etiquetage initial

#### 2-5-2 Règle de mise à jour

#### 2-5-3 Critère d'arrêt

## CHAPITRE III : SEUILLAGE ADAPTE :

### 3-1 INTRODUCTION

### 3-2 INCIDENCE DE L'ECLAIRAGE SUR LE CHOIX D'UN SEUIL DE BINARISATION

### 3-3 BINARISATION SOUS ECLAIREMENT NON UNIFORME

#### 3-3-1 Principe

#### 3-3-2 Choix de la fonction analytique approchant l'éclairement

a ) Dimension

b ) Forme

c ) ordre

#### 3-3-3 Echantillonnage spatial

### 3-4 APPROXIMATION DU FOND DE L'IMAGE

#### 3-4-1 Détermination de la fonction polynomiale d'ordre deux

#### 3-4-2 Algorithme itératif de reconstitution de la composante éclairement

#### 3-4-3 Détermination de la fonction polynomiale d'ordre trois

### 3-5 RESULTATS

#### 3-5-1 Approximation polynomiale d'ordre deux

#### 3-5-2 Approximation polynomiale d'ordre trois

### 3-6 CONCLUSION

## CHAPITRE IV : DES TECHNIQUES DE SEUILLAGE ADAPTE

### POUR LE REPIQUAGE AUTOMATIQUE EN AGRICULTURE

#### 4-1 INTRODUCTION

#### 4-2 REPIQUAGE AUTOMATIQUE DE PLANTULES

#### 4-3 TRAITEMENT DE L'IMAGE

##### 4-3-1 Seuillage adapté

##### 4-3-2 Traitement de l'image binarisée

- a ) Algorithme d'extraction des régions
- b ) Phase d'apprentissage
- c ) Phase de sélection automatique

#### 4-4 CHAINE DE TRANSPLANTATION

#### 4-5 CONCLUSION

### CONCLUSION GENERALE

### ANNEXE

### BIBLIOGRAPHIE

---

C H A P I T R E I

S E G M E N T A T I O N D E S

I M A G E S N U M E R I Q U E S

## CHAPITRE I : SEGMENTATION DES IMAGES NUMERIQUES

### I-I LES DIFFERENTES PHASES DE L'ANALYSE DES IMAGES NUMERIQUES

.L'analyse des images vise à extraire les informations pertinentes des vues observées. Ces informations peuvent être de nature très différente: la position d'un objet, son orientation, sa couleur, le nombre d'objets présents dans la scène, le suivi d'objets en mouvement, la mise en évidence de défauts...

.Il n'existe pas de méthode universelle pour traiter ces multiples cas, mais ces traitements se composent toujours de quatre parties:

- L'acquisition de l'image qui consiste en une conversion analogique numérique du signal vidéo.
- Le prétraitement de l'image: il est pratiquement toujours indispensable d'effectuer cette opération afin d'éliminer le bruit, augmenter le contraste...
- La segmentation: c'est la division de l'image en régions distinctes.
- L'extraction des informations désirées: c'est la description de l'image qui permettra de reconnaître les formes, de les comparer à des modèles de référence, afin d'analyser le contenu de l'image.

#### 1-1-1 Acquisition de l'image :

.Différents capteurs sont utilisés pour acquérir une image:

- les caméras à tube vidicon : elles sont peu chères mais elles

présentent d'importants défauts dues aux distorsions géométriques.

-les caméras à transfert de charges CCD matricielles ou unilignes, malgré leur coût relativement élevé, sont de plus en plus utilisées ,compte tenu de leurs performances ainsi que de leur faible encombrement.

.Les caméras unilignes ou barettes sont particulièrement adaptées à l'observation d'objets défilant sur un convoyeur par exemple.

.Il est maintenant courant d'utiliser des caméras CCD matricielles ayant une résolution de 512x512 points ou des barettes de 2048 points et plus.

.L'acquisition d'une image comprend deux phases:

-L'échantillonnage spatial : il a pour but de transformer les images en cellules élémentaires (pixels) organisées suivant un maillage hexagonal ,rectangulaire ou plus couramment carré.

-La quantification du signal vidéo en niveaux de gris : quantifier le signal vidéo ,c'est attribuer à chaque point de l'image une valeur numérique représentant son niveau de gris. En général ,on adopte une loi linéaire en divisant la plage de variation du noir au blanc en intervalles égaux.

.Parfois ,on introduit une loi non linéaire pour pallier les distorsions géométriques du capteur et améliorer le contraste.

.Le codage du niveau de gris dépend du choix de l'utilisateur et de ses besoins:

.les images binaires ,fréquemment employées en robotique, sont codées sur deux niveaux.

.des codages de 64 à 256 niveaux correspondent au domaine de sensibilité de l'oeil.

.des quantifications plus fines sont utilisées pour des applications spéciales telle que la tomographie.

.En définitive ,une image numérisée est représentée mathématiquement par une matrice  $L(x,y)$  dont les éléments prennent leurs valeurs dans l' échelle des niveaux de gris choisie.

.Le temps de numérisation d'un pixel est de l'ordre de 100 ns, ce qui donne un temps voisin de 25 ms pour réaliser l' acquisition d'une image 512x512.

#### 1-1-2 Prétraitements des images numériques : /WAG/

##### 1-1-2-1 Par transformation de l'échelle des niveaux de gris

.Il est possible de quantifier le signal vidéo de façon non linéaire .En effet ,à la sortie du convertisseur analogique numérique, les niveaux de gris peuvent être codés différemment au moyen d'une mémoire vive accessible par le calculateur;le terme consacré à ce codeur est "look up table" (LUT) :à chaque valeur (E) du code d'entrée, on associe une case mémoire dans laquelle est écrite la valeur de la sortie (S). .On peut ainsi augmenter le contraste d'une image (fig I-1(a)) , représenter l'image en mode vidéo inverse (fig I-1(b)), binariser une image (fig I-1(c)).

.Ces transformations sont très intéressantes car elles s'effectuent au moment de l'acquisition ,et ce codage est donc très rapide. De plus ,la loi de transformation n'est pas figée,puisque'elle peut être modifiée par logiciel.

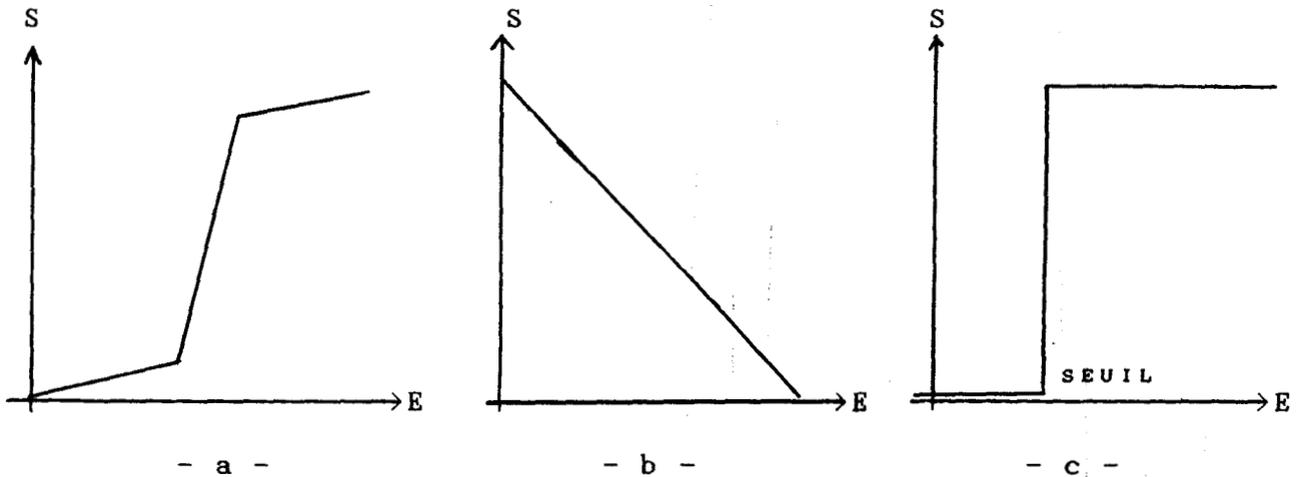


Fig I-1 : Transformation de l'échelle des niveaux de gris

.Il est également possible d'effectuer cette opération pour visualiser l'image de manière différente: il est fréquent que les systèmes de traitement d'images possèdent trois codeurs de sorties suivis de trois convertisseurs N/A pour obtenir des représentations en pseudo-couleurs:

1-1-2-2 Par modification des histogrammes :

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

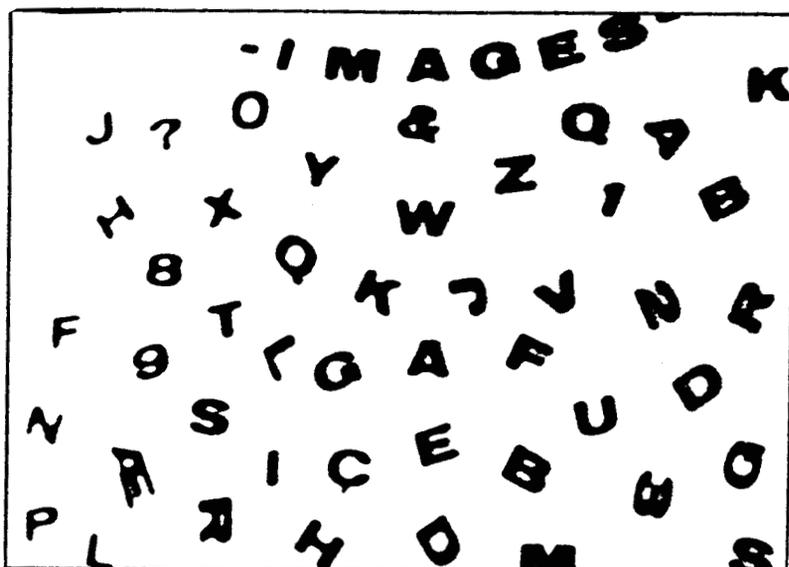
.Soit  $N$ , le nombre de points total de l'image

$N_i$ , le nombre de points de l'image ayant le même niveau de gris  $i$ ; on définit alors pour toute valeur de niveau de gris:

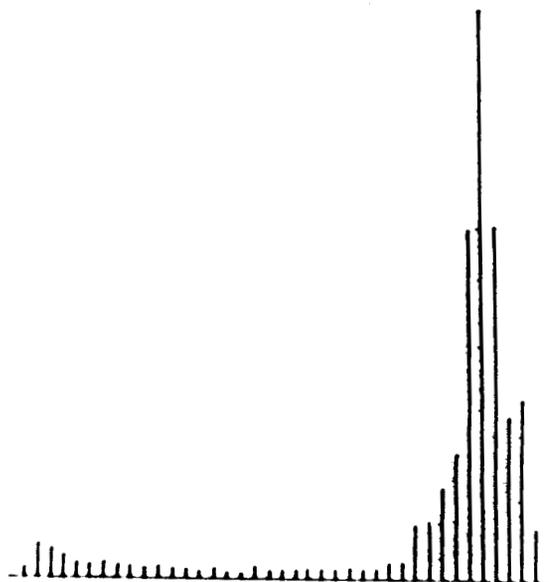
$$H(i) = N_i / N$$

.Considérons l'image I-1. Son histogramme H-1 présente deux maximums, ou modes, correspondant à deux classes de pixels, celle des pixels appartenant aux objets et celle de ceux appartenant au fond.

.Un exemple classique de modification d'histogramme est



I-1 : Image bimodale



H-1 : Histogramme des niveaux de gris de l'image

l'égalisation /BALI/; elle permet de mettre en évidence des détails noyés dans les zones sombres par exemple. Ceci est très utile pour effectuer un contrôle visuel, mais ce traitement fait perdre l'information contenue dans l'histogramme original.

.L'histogramme égalisé est obtenu à partir de l'histogramme cumulé de l'image .

$$H_c(L) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^L H(i)$$

où N est le nombre de points de l'image.

.D'autres modifications d'histogrammes sont plus proches du modèle de perception humaine /PRA/. Nous pouvons citer:

- l'histogramme exponentiel.
- l'histogramme logarithmique.
- l'histogramme hyperbolique.

.Une autre transformation itérative réduit le nombre de niveaux de gris et accentue les différents modes de l'histogramme /ROSI/; c'est une opération intéressante car , contrairement à la méthode d'égalisation, elle donne une information sur le nombre de classes de pixels présentes dans l'image et permet donc une première segmentation.

### 1-1-2-3 Par filtrage :

#### a) Transformées de Fourier :

.Soit  $L(x,y)$  le niveau de gris du point de coordonnées  $(x,y)$

. $F(w_x, w_y) = \iint L(x,y) \exp(-i(w_x x + w_y y)) dx dy$  est la transformée de Fourier de l'image.

.Aux fréquences élevées correspondent les variations brutales

d'intensité, aux basses fréquences, les variations "lentes" qui se manifestent sur des surfaces relativement étendues de l'image.

.On peut ainsi supprimer une plage de fréquence en utilisant le filtre approprié  $G(w_x, w_y)$ . On reconstitue l'image filtrée par la transformée de Fourier inverse. (fig I-2)



Fig I-2 : Transformée de Fourier

.Bien qu'il existe des algorithmes de transformation rapide, de telles opérations sont coûteuses en temps de calcul./COO/. /FOU/

#### b) Filtrage par convolution

.Un filtrage est défini par le produit de convolution suivant:

$$L'(x,y) = L(x,y) ** G(x,y) = \sum_{m=0}^x \sum_{n=0}^y L(m,n) G(x-m+1, y-n+1)$$

où  $L'(x,y)$  est l'image filtrée de dimension  $M_1 \times M_2$

$L(x,y)$  l'image initiale de dimension  $N_1 \times N_2$

$G(x-m+1, y-n+1)$  l'opérateur de convolution de dimension  $L_1 \times L_2$

avec les relations suivantes :

$$M_1 = N_1 + L_1 - 1$$

$$M_2 = N_2 + L_2 - 1$$

.La méthode de construction des filtres linéaires de convolution est une approximation d'une fonction analytique au sens des moindres

carrés. Selon la fonction analytique choisie, cette méthode permet de déterminer un opérateur G, auquel on associe un "masque" dans le plan image. Les grandes possibilités de choix des fonctions analytiques permettent de calculer des opérateurs de lissage, de gradient...

.Un bon exemple de calcul de tels masques est donné dans /REW/ où la fonction analytique est une fonction polynomiale du second ordre.

.Les filtres de convolution permettent de filtrer une image sans utiliser la transformée de Fourier.

.Par exemple, les trois masques de convolution ci dessous permettent de lisser l'image en éliminant le bruit, mais les contours sont atténués et l'image apparaît plus flou.

$$1/9 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad 1/10 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad 1/16 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

c) Filtrage non linéaire :

c-1 Filtrage par extrémums locaux /KRA/

.Cette transformation remplace la valeur du niveau de gris par le maximum ou le minimum du voisinage du point. Il est montré qu'après un nombre fini d'itérations, l'image se stabilise. Cette méthode est très efficace pour éliminer les points isolés et renforcer le contraste mais le temps de traitement est long, compte tenu des itérations nécessaires pour aboutir à des résultats satisfaisants.

### c-2 Filtre médian

.Développé par Tuckey /TUC/ ,cette méthode consiste à remplacer le niveau de gris du point central par la valeur médiane des niveaux de gris des points du voisinage.

.Cette transformation élimine le bruit de l'image ,en préservant les contours,ce que ne fait pas le filtrage par lissage.

#### 1-1-2-4 Cas particulier des images binaires :/ITM/

.L'un des problèmes majeurs en vision est le temps de calcul et les encombrements mémoires nécessaires pour traiter l'énorme quantité de données contenue dans une image.

.C'est pourquoi de nombreux systèmes réduisent ce volume d'informations en binarisant l'image dès l'acquisition.

.Ces systèmes présentent alors un triple avantage:

- le matériel est spécialisé et d'un coût réduit.
- le logiciel est simplifié.
- le traitement peut s'effectuer rapidement.

.En contrepartie ,cette technique ne permet de résoudre que des problèmes relativement simples, comme ceux rencontrés en robotique.

.Sur de telles images, on peut appliquer des algorithmes particuliers de prétraitements.Soit  $b(x,y)$  la variable logique qui prend la valeur 1 lorsque le niveau de gris du point est sous un certain seuil et 0 lorsqu'il est au dessus de ce seuil.

#### a) Lissage logique :

.Les points isolés qui peuvent provenir soit d'un défaut du capteur,soit du seuillage, sont éliminés par comparaison avec leurs voisins  $a_1, a_2, \dots, a_n$ . (fig I-3)

a8	a1	a2
a7	b	a3
a6	a5	a4

Fig I-3 : Définition du voisinage d'un point

$$b'(x,y) = b(x,y) \wedge (a_1 \vee a_2 \dots \vee a_n) + b(x,y) \wedge (a_1 \wedge a_2 \dots \wedge a_n)$$

où  $\wedge$  est l'opérateur intersection et  $\vee$  l'opérateur union.

b) Lissage par comparaison à la moyenne :

.On calcule la moyenne du pixel et de ses voisins  $a_i, i=1..n$

$$m = \left( \sum_{i=1}^n a_i + b(x,y) \right) / (n+1)$$

si  $m$  est supérieur à un seuil prédéfini alors  $b'(x,y)=1$  sinon  $b'(x,y)=0$

c) Erosion dilatation

.C'est une opération en deux passages: l'érosion élimine le bruit sur l'image; la dilatation restitue l'image originale sans le bruit.

.érosion :  $b'(x,y) = b(x,y) \wedge a_1 \wedge \dots \wedge a_n$

.dilatation :  $b'(x,y) = b(x,y) \vee a_1 \vee \dots \vee a_n$

.On fait généralement subir à l'image une succession d'érosions et

de dilatations.

.Un choix judicieux du nombre d'érosions et de dilatations permet d'isoler certaines parties de l'image, de séparer des objets qui se touchent ou encore de fusionner des objets arbitrairement séparés par un mauvais seuillage.

.Notons que l'on peut obtenir le contour des objets en faisant une érosion puis en soustrayant de l'image originale l'image érodée.

.Toutes ces opérations sont très rapides et peuvent être facilement réalisées par des opérateurs câblés. Elles sont d'ailleurs la base de la morphologie mathématique. /SER/

.En conclusion, les opérations de prétraitements de l'image permettent de "préparer" l'image à la segmentation, mais elles doivent être utilisées avec précaution car elles engendrent bien souvent une perte d'informations.

.Ces prétraitements, bien qu'indispensables, ne doivent pas augmenter considérablement le temps de calcul, et il sera toujours préférable d'opter pour une solution matérielle. /LEL/

### 1-1-3 La segmentation de l'image : /MUI/

.Une image peut être modélisée comme la juxtaposition de régions homogènes définies chacune par une ou plusieurs propriétés caractéristiques.

.La segmentation, qui consiste à identifier ces régions, agit comme une réduction de la quantité d'informations nécessaires pour décrire l'image.

.Le processus de segmentation peut être défini comme la recherche d'une partition de l'image en sous ensembles à partir d'un prédicat d'uniformité; cette partition doit répondre aux conditions suivantes:

- la partition décrit toute l'image
- chaque sous ensemble est connexe
- les caractéristiques d'un sous-ensemble satisfont au prédicat.

.Reprenons le cas de l'image I-1:un objet ou le fond est un ensemble de points connexes représentant une région de l'image;le prédicat d'uniformité sépare les deux classes:l'ensemble des points des objets et l'ensemble des points du fond.La connexité de chaque sous ensemble permet de distinguer chacune des régions.

#### I-I-4 Extraction des informations

.La segmentation de l'image permet une première compréhension de la scène.L'identification d'un objet se définit comme le comparaison entre sa description et les différents modèles de référence.

.Nous présentons quelques méthodes fréquemment employées pour bâtir une modélisation paramétrique permettant de décrire le contenu des images,ignorant les approches du type structurelle ou hiérarchique qui ,plus liées à chaque type d'application ,sortent du cadre de cette thèse./LAU/

.La description du modèle paramétrique peut être faite au moyen de propriétés morphe-topologiques:

-le périmètre :il est égal au nombre de pixels connexes appartenant au contour, moyennant un coefficient dépendant du prédicat de connexité (4 ou 8 voisins).

-la surface :elle est évaluée en nombre de pixels constituant la région.

-la compacité :cette mesure est sans dimension et maximale dans le cas d'un disque;c'est un invariant en translation et en rotation;c'est donc un facteur descriptif très intéressant car il n'y a pas besoin de normaliser par rapport au modèle de référence.

$$C = \text{surface} / \text{périmètre}^2$$

.pour un disque  $C=1/4*\text{Pi}$

.pour un rectangle : si la longueur vaut k fois la largeur

$$C=k/4(k+1)^2 \quad \text{fig (I-4)}$$

La compacité d'un quadrilatère est maximal pour un carré.

Plus un rectangle est allongé, plus sa compacité est faible.

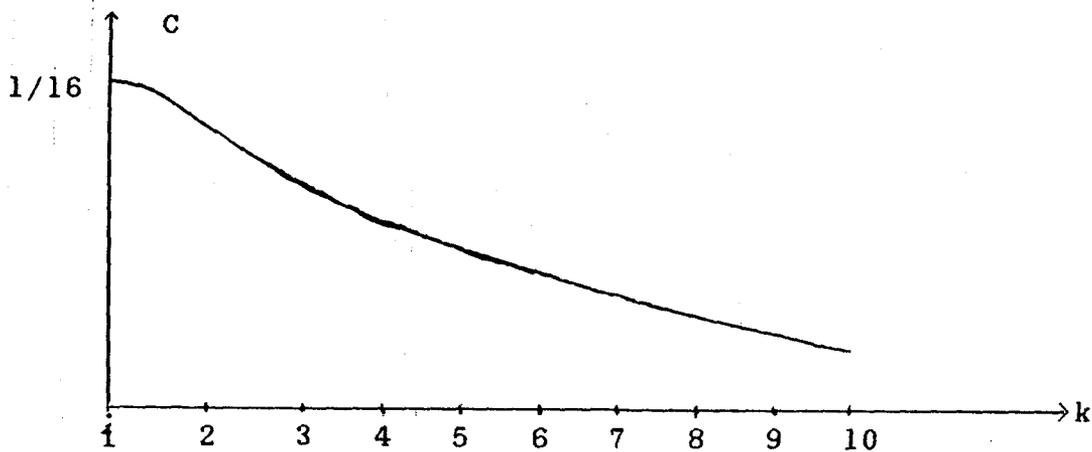


Fig I-4 : Fonction compacité d'un rectangle

-les moments : ils permettent de définir bon nombre de paramètres descriptifs d'une région (R)./STU/

$$m_{p,q} = \sum_x \sum_y x^p y^q$$

.Le moment d'ordre 0 représente la surface de la région (R)

.Les coordonnées du centre de gravité sont :

$$x_g = m_{10}/m_{00} \quad \text{et} \quad y_g = m_{01}/m_{00}$$

.Les moments centrés sont définis par la relation :

$$n_{p,q} = \sum_x \sum_y (x-x_g)^p (y-y_g)^q$$

-les moments centrés d'ordre 2 permettent notamment de définir les axes principaux d'inertie.

-la signature polaire :

.C'est une modélisation du contour de la région. On trace la fonction  $r=f(\theta)$  où  $r$  est la distance entre le centre de gravité de la région et son contour.. fig (I-5)

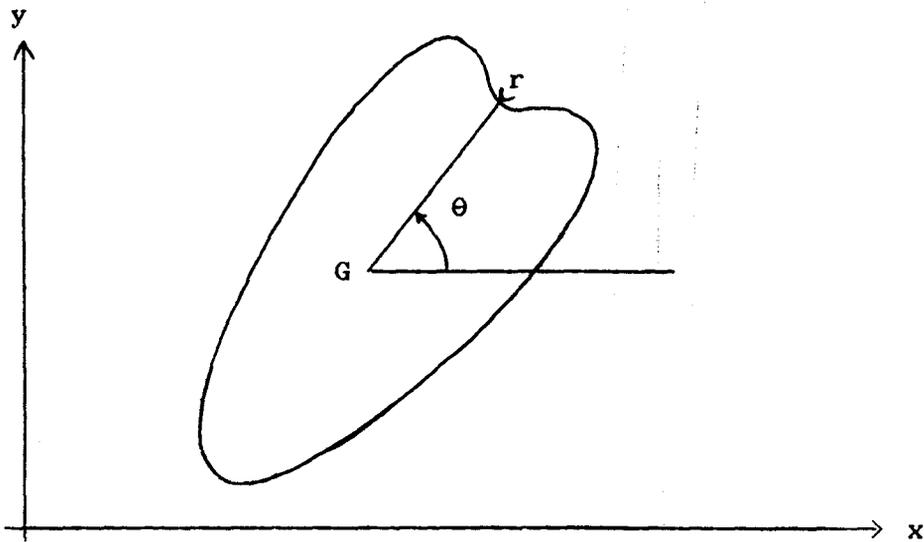


Fig I-5 : Signature polaire.

.La signature polaire est invariante en translation mais non en rotation.Pour pouvoir comparer les formes orientées différemment,on détermine alors  $\theta$  par rapport au premier axe principal d'inertie.

.Pour comparer la signature polaire d'une région à celles des différents modèles de références ,on introduit la notion de distance entre signatures.

.Le centre de gravité peut se situer à l'extérieur de la région;pour un angle  $\theta$  donné,il peut y avoir plusieurs valeurs de  $r$  possibles.On préfère alors utiliser la fonction de pente.

-la fonction de pente :

.On représente la pente de la tangente au contour  $O_i$  en fonction de l'abscisse curviligne  $S_i$  le long du contour. (fig I-6)

$$K(S_i) = \arctg((y_i - y_{i-1}) / (x_i - x_{i-1})) - \arctg((y_{i-1} - y_{i-2}) / (x_{i-1} - x_{i-2}))$$

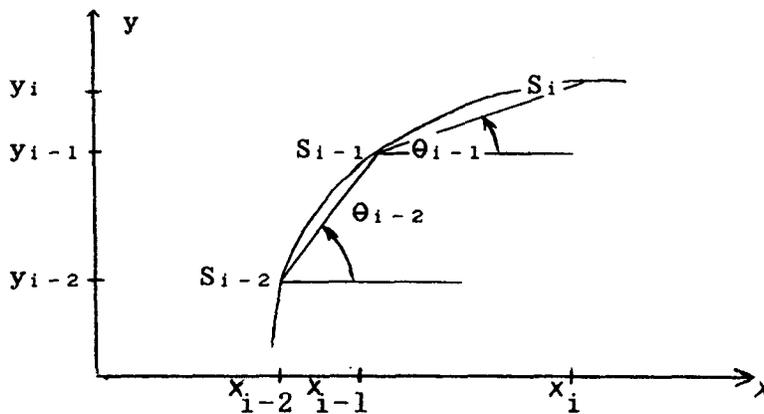
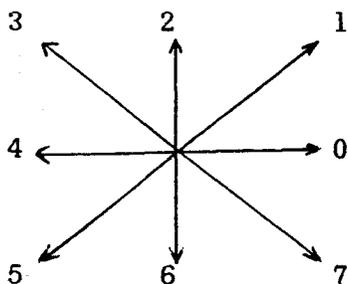


Fig I-6 : Fonction de pente

.L'intérêt de cette fonction est son invariance en rotation et en translation ainsi que son indépendance vis à vis de la position du centre de gravité.

-codage de Freeman : /FRE/



.Ce codage permet de coder une chaîne de pixels connexes sur 3 bits (valeurs de 0 à 7) : ceci est très intéressant si l'on veut faire de la transmission d'images. (fig I-7)

.On peut aussi utiliser ce codage pour déterminer certains paramètres descriptifs de la région

Fig I-7 : Code de Freeman

.Ces modèles permettent de passer à l'analyse de "niveau haut" de l'image : on entre alors dans le vaste domaine de la reconnaissance des formes et de l'intelligence artificielle, mais il va de soi que tout le processus qui aboutit à la compréhension de l'image dépend avant tout de la qualité de la segmentation.

.Si l'acquisition de l'image et les prétraitements ne posent pas de problèmes majeurs, il n'en est pas de même de la segmentation pour laquelle il n'existe pas de méthode unique et universelle.

.On peut néanmoins regrouper arbitrairement les méthodes de segmentation en deux catégories :

-l'extraction des lignes de contour, qui délimitent les régions. Elle s'effectue en utilisant des opérateurs locaux ou des procédures séquentielles de suivi de contour.

-la segmentation en régions homogènes. Elle s'effectue en analysant la distribution des niveaux de gris ou autre paramètre caractéristique des pixels à l'intérieur des régions.

## I-2 SEGMENTATION PAR RECONSTITUTION DES CONTOURS :/DAV/

.Nous avons déjà évoqué, sans la préciser, une méthode de détection des contours. En appliquant un filtre passe haut à la transformée de Fourier d'une image, les contours peuvent être mis en évidence. Cependant, compte tenu des temps de calcul prohibitifs, on opte plus généralement pour l'utilisation d'opérateurs locaux.

### 1-2-1 Opérateurs locaux :

.Ce sont des opérateurs de différentiation qui modifient la

valeur des niveaux de gris en un point en fonction de celles de ses voisins.

.L'application de tels opérateurs permet une accentuation des hautes fréquences très riches en information sur les contours qui apparaissent comme des lignes où le gradient est localement maximal, reflétant ainsi des variations brusques d'intensité lumineuse.

1-2-1-1 Gradient de l'image :

.Soit un pixel de coordonnées (x,y), le gradient de la fonction niveau de gris en ce point est:

$$\vec{\text{Grad}} L(x,y) = dL(x,y)/dx \vec{I} + dL(x,y)/dy \vec{J}$$

où  $\vec{I}, \vec{J}$  sont les vecteurs unitaires du repère orthonormé lié à l'image.

.On peut ainsi définir l'amplitude du gradient et sa direction:

$$\|g(x,y)\| = \text{Grad } L(x,y) = \sqrt{(dL/dx)^2 + (dL/dy)^2}$$

$$\theta(x,y) = \arctg((dL/dy)/(dL/dx))$$

.En discret, le gradient est approché par une différence de niveaux de gris de pixels voisins.

.De nombreux masques de gradients sont utilisés, citons par exemple:

-L'opérateur de Roberts /BAS/

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

.la nouvelle valeur du niveau de gris du pixel de coordonnées (x,y) est:

$$L'(x,y) = \sqrt{(L(x,y)-L(x+1,y+1))^2 + (L(x+1,y)-L(x,y+1))^2}$$

.Généralement, on l'utilise sous la forme de valeurs absolues

$$L'(x,y) = |L(x,y)-L(x+1,y+1)| + |L(x+1,y)-L(x,y+1)|$$

-Les opérateurs à direction privilégiée :

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

.C=1 pour l'opérateur de Prewitt, C=2 pour celui de Sobel. /ZAV/

.Kirsch propose huit masques obtenus par rotations successives de 45 degrés .L'utilisation de ces différents masques permet d'obtenir une information sur la direction de l'élément de contour détecté.

#### 1-2-1-2 Laplacien de l'image

.Son avantage principal est l'isotropie de direction

$$\text{Lap } L(x,y) = d^2L(x,y)/dx^2 + d^2L(x,y)/dy^2$$

.L'approximation discrète de cet opérateur est donné par le masque

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{ou encore} \quad \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

.D'autres opérateurs différentiels plus évolués ont été élaborés, faisant intervenir des fenêtres de calcul de tailles plus importantes /PRE/. Ces opérateurs garantissent une meilleure immunité au bruit mais demandent évidemment des temps de traitement plus longs.

.Des traitements de lissage d'image vus précédemment ,notamment le filtre médian préservant les contours, permettent de réduire l'influence du bruit sur l'image.

.Il faut cependant remarquer que les opérateurs différentiels ne donnent pas toujours des contours fermés, ce qui empêche de décrire les régions par un modèle de leur contour (fonction de pente, signature

polaire, codage de Freeman...)

.A l'opposé ,les contours peuvent être si épais que leur codage devient difficile à réaliser.

### 1-2-2 Méthode de coïncidence optimale

.Les opérateurs précédents traduisent essentiellement le fait qu'une condition nécessaire d'existence d'un contour est l'apparition d'une variation significative de niveaux de gris : Hueckel /HUE/ a bâti un modèle de contour basé sur cette notion de différence; les contours dans l'image sont alors détectés quand il y a coïncidence optimale avec le modèle.

.Ces méthodes sont efficaces même sur des images bruitées,mais elles sont très lourdes à mettre en oeuvre.

.L'application d'opérateurs locaux impose le traitement de tous les points de l'image même dans les régions homogènes où l'on est sûr qu'aucun point ne correspond à un point de contour.Pour cette raison,on préfère parfois utiliser les méthodes séquentielles.

### 1-2-3 Méthodes séquentielles :

.Ces méthodes suivent toutes le schéma suivant:

-détection d'un point de contour initial:l'algorithme de recherche du contour s'effectue à partir de ce point.

-recherche d'un point de contour dans le voisinage du point initial.

-critère d'arrêt de la poursuite du contour:si le critère d'arrêt n'est pas satisfait,le point détecté devient le nouveau point initial à partir duquel on réitère l'opération.

.Ces méthodes se différencient essentiellement par la façon de

rechercher le point suivant du contour.

#### 1-2-3-1 Méthode du gradient dynamique :

.La méthode la plus simple de recherche du point de contour voisin du point initial est de calculer la valeur du gradient des points du voisinage et de choisir le point ayant le gradient maximum. On peut diriger la recherche de ce point en utilisant l'information sur l'orientation de la ligne de contour.

.Cette méthode, très simple, est très sensible au bruit et l'algorithme de suivi du contour "décroche" très rapidement.

.Il faut avoir alors recours à des méthodes plus sophistiquées.

#### 1-2-3-2 Optimisation d'une fonction de coût d'un graphe :

.On construit un graphe décrivant toutes les possibilités pour suivre le contour. On attribue à chaque branche du graphe un coût de succession. Pour chaque parcours du graphe, on obtient une valeur de la fonction de coût. Le contour correspond au parcours minimisant cette fonction de coût ./MAR/

.Cette fonction peut être choisie pour que la trajectoire parcourue soit minimale, ou s'approche au mieux d'une trajectoire désirée définie préalablement, ou, tout simplement, suive les lignes de points où le gradient est maximum.

.Il va de soi qu'explorer tout le graphe demanderait beaucoup trop de temps. Il faut alors se définir une façon de parcourir ce graphe et restreindre le nombre des successeurs, c'est à dire le nombre de branches; le trajet choisi pourra alors ne pas être optimal mais sera obtenu en un temps plus court ./JUV/

#### 1-2-3-3 Programmation dynamique :

.On définit une fonction d'évaluation qui est réajustée au fur et

à mesure de la progression sur le trajet de la ligne de contraste. Montanari et Ballard construisent cette fonction à partir des valeurs des gradients et de leurs directions ./BAL2/

.Les méthodes séquentielles présentent l'avantage de traiter uniquement les points ayant une forte présomption d'appartenir à une ligne de contraste. Elles sont moins sensibles au bruit que les opérateurs locaux, mais il faut tenir compte des bords de l'image, ainsi que des boucles, afin que l'algorithme de suivi de contour ne s'arrête pas prématurément. Des cas particuliers tels que la division du contour en deux branches (fourches) rendent plus complexe encore l'algorithme. /LEL/

#### 1-2-4 Conclusion

.La réduction de la sensibilité minimale au bruit exige l'utilisation d'opérateurs locaux sur des fenêtres de calcul de taille importante. Dans le cas des techniques séquentielles, il faut rechercher les points de contour dans un voisinage élargi: il faut donc adopter un compromis entre l'immunité au bruit et la vitesse de traitement.

.Contrairement aux opérateurs locaux, les techniques séquentielles donnent des contours fermés du fait de l'utilisation de la propriété de connexité, mais ces méthodes ne sont pas sûres dans le cas de contours complexes (boucles, fourches...).

.Néanmoins, l'extraction des contours reste une technique de segmentation très performante et très utilisée dans le cas d'images peu bruitées, fortement contrastées, représentant des objets de formes géométriques simples.

### 1-3 SEGMENTATION PAR RECONSTITUTION DES REGIONS :/CHA/

.La reconstitution en régions consiste à détecter des groupements de pixels connexes présentant des caractéristiques communes.

.Ces méthodes peuvent être globales; la segmentation est alors obtenue en analysant la distribution d'une caractéristique sur toute l'image. A l'opposé, les méthodes locales sont des techniques d'aggrégations successives: on réunit des voisinages de plus en plus larges selon le degré de similitude entre les caractéristiques déterminées sur ces voisinages.

#### 1-3-1 SEUILLAGE :/KOH/

.Dans le cas général, la description mathématique de l'opérateur seuil est :

. $L(x,y)=k$  si  $S_{k-1} < L(x,y) < S_k$  pour  $k = 1, 2, \dots, m$

. $L(x,y)$  est le niveau de gris,  $m$  le nombre de classes distinctes de l'image,  $S_0, S_1, \dots, S_m$  les différentes valeurs des seuils où  $S_0$  représente en général la valeur associée au noir et  $S_m$  celle associée au blanc.

.Les méthodes employées dépendent des propriétés de l'opérateur seuil  $S$  :

$$S(x, y, V(x, y), L(x, y))$$

où  $V(x, y)$  est une propriété locale du point de coordonnées  $(x, y)$  dont le niveau de gris est  $L(x, y)$ .

.Ces méthodes sont décrites en détail dans le chapitre II.

.Les avantages de cette technique de segmentation ont déjà été cités dans le cas d'une binarisation de l'image ( $m=2, S_0$  et  $S_2$  sont les bornes supérieure et inférieure de l'échelle des niveaux de gris,  $S_1$  est le seuil unique qui sépare les deux classes en présence

dans l'image).

.Parfois ,l'utilisation d'une seule caractéristique de segmentation ne suffit pas pour séparer les différents classes en présence.Plusieurs caractéristiques sont alors prises en compte.C'est l'extension multidimensionnelle du concept de seuillage ./BLA/

### 1-3-2 Méthodes d'aggrégations successives :

#### 1-3-2-1 Fusion de cellules voisines : /ZUC/

.L'image est divisée en cellules plus ou moins grandes (2x2,4x4,8x8 pixels).Pour chaque cellule ,on réalise une mesure statistique qui peut être, par exemple la moyenne des niveaux de gris dans la cellule.

.On choisit une cellule et on compare les mesures statistiques des cellules voisines avec celle de la cellule considérée.Si ces mesures sont similaires au sens d'un certain critère ,on fusionne alors ces cellules dans un même fragment.Après chaque fusion,la mesure statistique sur le fragment est remise à jour.

.Le processus est itéré jusqu'à ce que le fragment ne grandisse plus.Une fois le fragment défini,on choisit une nouvelle cellule et on continue jusqu'à ce que l'image soit entièrement segmentée.

.Les problèmes apparaissent dans le choix de la taille de la cellule qui doit être assez grande pour obtenir une bonne interprétation statistique et assez petite pour extraire les petits objets,mais aussi dans le choix du critère de similarité .Le critère de Kolmogorov-Smirnov consiste par exemple à comparer les histogrammes cumulés du fragment et de la cellule. /MUE/

#### 1-3-2-2 Approximation fonctionnelle et fusion

.Dans cette approche,les régions sont d'abord approchées par des

fonctions analytiques définies par des paramètres. Il y a fusion lorsque les fonctions associées aux cellules connexes présentent des paramètres similaires. Pavlidis applique cette technique de segmentation en utilisant une approche unidimensionnelle par découpage de l'image en bandes minces qui sont approchées par une fonction d'une variable ./PAV/

### 1-3-2-3 Frontières et fusion

.La frontière décrivant une région est composée d'une suite de segments connexes. Chaque segment est affecté d'un coefficient proportionnel à la différence des niveaux de gris dans les directions perpendiculaires à ce segment. Les frontières à éliminer sont celles dont le coefficient est faible. /GUP/

.Une règle de fusion de deux régions adjacentes repose sur la longueur des périmètres. Soit  $W$ , la portion de périmètre commune aux deux périmètres  $p_i$  et  $p_j$  des régions  $R_i$  et  $R_j$ . La fusion des deux régions se fera si :

$$\frac{W}{\min(p_i, p_j)} > S$$

où  $S$  conditionne la qualité du processus

-si  $S$  petit, beaucoup de régions fusionnent même si elles se touchent peu.

-si  $S$  est proche de l'unité, une région n'est fusionnée à une autre que si cette dernière entoure pratiquement la première, d'où le nom de règle de phagocytose. /BRI/

.Une autre règle, dite règle de faiblesse, permet de fusionner deux régions en se basant uniquement sur le pourcentage du contour commun aux deux régions.

.Cependant, il s'avère nécessaire d'appliquer cette heuristique

sur des régions résultantes de la règle de phagocytose. En effet, l'action réalisée par la règle de faiblesse est très locale et son application directe sur une image brute risque de provoquer la disparition de toutes les régions.

#### 1-3-2-4 Fusion et division

. Cette méthode utilise les règles élémentaires de la segmentation appliquée à chaque région de l'image.

. Soit une partition de l'image  $(R_k)$   $k=1,2,\dots,m$  qui satisfait les conditions suivantes.

(1)  $H(R_k)$  = vraie pour tout  $k$

(2)  $H(R_i \cup R_j)$  = fausse pour  $i$  différent de  $j$

où  $H$  est une fonction booléenne.

. Si (1) n'est pas satisfaite, c'est que cette région n'est pas homogène, et elle doit être alors divisée en plusieurs régions.

. Si (2) n'est pas satisfaite, les régions doivent être fusionnées.

. Le processus est réitéré tant qu'il y a fusion ou division.

. Pavlidis et Horowitz ont testés cette méthode dans /HOR/.

#### 1-3-2-5 Conclusion :

. En conclusion, le seuillage paraît être une solution relativement simple, mais comme nous le verrons ultérieurement, le choix des différents seuils n'est pas toujours aisé.

. Les techniques d'aggrégations sont plus complexes, plus difficiles à mettre en oeuvre.

. La taille des cellules primitives à fusionner, les critères d'aggrégation limitent le champ d'application de ces méthodes qui constituent plus des opérations de prétraitements que des opérations

de segmentation.

### 1-3-3 Analyse des textures /HAR2/

.Une texture reflète les propriétés d'une région d'une image caractérisée par les relations structurelles entre points appartenant à cette région.

.Ces propriétés peuvent être contenues dans la description des motifs et de la loi de répétition associée, à condition que le nombre de points décrivant le motif ou "primitive" de la texture soit suffisamment important pour pouvoir le définir par une approche structurale.

.On opte plus généralement pour une approche statistique, surtout lorsqu'il devient difficile, voir impossible de décrire individuellement les éléments de la structure./POS1/

#### 1-3-3-1 Energie des textures : /G00/. /CAR/

.On peut caractériser une texture en calculant son énergie à partir de la transformée de Fourier de l'image.

.Une texture "douce", pour laquelle on ne décèle des variations significatives de niveau de gris que sur un nombre important de points, aura un spectre de puissance caractérisé par de fortes amplitudes dans le domaine des basses fréquences. Par contre, pour une texture grossière et granuleuse, le spectre de puissance présente de fortes amplitudes dans le domaine des hautes fréquences.

#### 1-3-3-2 Interdépendance spatiale des niveaux de gris : /SHA/

.Une texture peut être caractérisée par les relations de dépendance qui existent entre les niveaux de gris des points de l'image.—

.Afin de quantifier ces interdépendances, on considère les fréquences relatives :

$$f(i, j/d, \theta)$$

avec lesquelles deux points séparés par une distance  $d$ , selon une orientation  $\theta$ , apparaissant sur l'image, l'un avec un niveau de gris  $L_i$ , l'autre avec un niveau de gris  $L_j$ .

.On peut alors définir plusieurs attributs descriptifs de la texture :

- L'hétérogénéité :

$$X_1(d, \theta) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} f(i, j/d, \theta)^2$$

où  $N_g$  est le nombre total de niveaux de gris

.Plus cet attribut est important, plus les niveaux de gris présentent une grande variabilité spatiale.

- Le contraste :

$$X_2(d, \theta) = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left( \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} f(i, j/d, \theta) \right) \text{ avec } |i-j|=n$$

.De même,  $X_2(d, \theta)$  est d'autant plus élevé que la texture présente un fort contraste.

.On pourrait encore citer d'autres attributs telles que l'entropie ou l'inertie.

### 1-3-3-3 Longueur des lignes à niveau de gris constant : /GAL/

.On peut explorer une texture en recherchant dans une direction donnée, les lignes de points connexes et de même niveau de gris.

.On peut alors calculer différents attributs qui rendent compte des propriétés de ces lignes.

#### 1-3-3-4 Modèles auto-régressifs :/JAY/

.Un tel modèle permet de prévoir la valeur du niveau de gris d'un point en fonction des niveaux de gris de ces voisins rencontrés au cours du balayage de l'image avant d'atteindre ce point.

.On calcule alors un estimateur de la valeur du niveau de gris.

.En balayant séquentiellement une texture régulière, les coefficients caractérisant l'estimateur convergent vers des valeurs stables. Ces valeurs constituent des attributs qui peuvent être utilisées pour reconnaître cette texture.

#### 1-3-3-5 Histogramme des différences d'images :/DYE/

.On analyse l'histogramme de l'image de la différence entre l'image originale et une copie de cette image translatée.

.La forme de l'histogramme des niveaux de gris de cette différence d'images dépend alors de la valeur de la translation et de la taille des éléments constituant la texture.

.On peut extraire de cet histogramme différents attributs, tels que la moyenne, le moment d'ordre deux, l'inertie ...

.Bien que la plupart des attributs de texture présentés ne fassent appel qu'à des propriétés de structure locale, il faut néanmoins que la région analysée soit de taille suffisamment importante pour que ces attributs soient significatifs. Il apparaît que dans la pratique, ces attributs sont plus utiles pour caractériser une région préalablement délimitée que pour segmenter une image, au sens où nous l'entendons.

#### I-4 CONCLUSION

.La segmentation est sans aucun doute la phase la plus délicate d'une procédure d'analyse d'image. En effet, tout le processus de

reconnaissance qui permet ensuite d'interpréter le contenu de l'image segmentée repose sur la qualité des résultats obtenus à l'issue de cette phase fondamentale.

.Nous avons évoqué les avantages de la segmentation par seuillage. Cependant, cette simplicité apparente cache un problème délicat qui est le choix des différents seuils de segmentation.

.De nombreuses méthodes de sélection de seuils existent et elles sont plus ou moins adaptées selon le type d'image à analyser.

.Le but du chapitre suivant est de décrire certaines de ces méthodes en faisant apparaître leurs avantages et inconvénients.

C H A P I T R E    I I

S E G M E N T A T I O N    E T

S E U I L L A G E

## CHAPITRE II : SEGMENTATION ET SEUILLAGE

### 2-1 INTRODUCTION :

.Dans le premier chapitre, nous nous sommes attachés à analyser la façon de traiter une image et à soulever les problèmes liés à sa segmentation.

.Parmi l'ensemble des méthodes de segmentation nous avons retenu que le seuillage d'une image demeure la méthode la plus simple tant au point de vue matériel que logiciel.

.Il apparaît cependant des difficultés dans la façon de sélectionner les seuils qui permettent de discriminer les différentes régions de l'image . On sait qu'un opérateur ayant la possibilité de sélectionner interactivement un ou plusieurs seuils doit procéder à de multiples essais afin de trouver le seuil qui convient. Un léger écart par rapport au seuil optimal peut engendrer des perturbations non négligeables dans le résultat de la segmentation.

.Il faut donc ,pour mettre en oeuvre une procédure de seuillage une méthode précise pour ajuster automatiquement les différents seuils, d'autant plus qu'une sélection interactive n'est pas acceptable dans le déroulement d'un processus entièrement automatisé.

.Différentes méthodes existent. Une des approches les plus utilisées consiste à analyser la forme des histogrammes des niveaux de gris.

### 2-2 ANALYSE DES HISTOGRAMMES DES NIVEAUX DE GRIS :

#### 2-2-1 Modes et vallées

.L'histogramme d'une image ,comportant  $N$  classes de points, présente  $N$  modes qui, dans les cas favorables, apparaissent nettement séparés par des vallées (fig (II-1) ). Un seuil acceptable correspond

en général au niveau de gris où la vallée est la plus profonde.

.Cependant, nous verrons plus loin que les différents modes n'apparaissent pas toujours nettement./WES1/

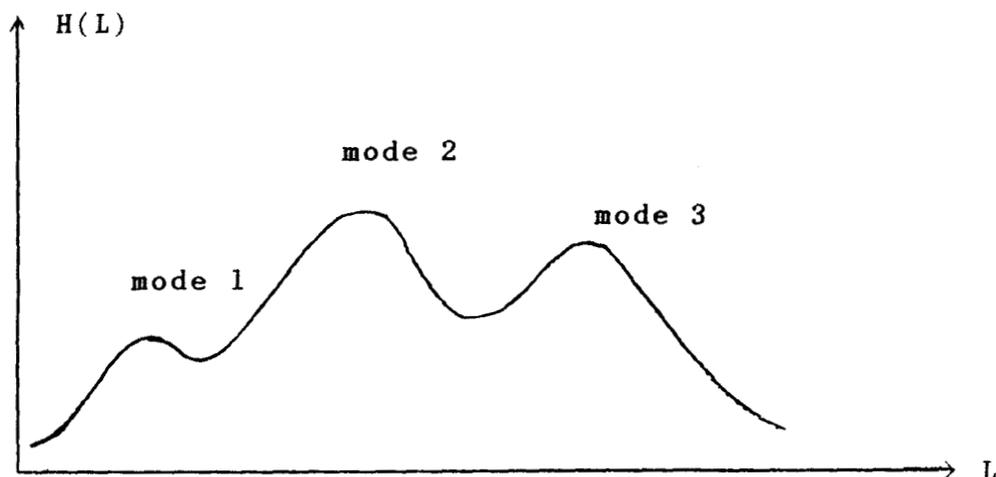


fig II-1 : Modes et Vallées

.Les valeurs de niveau de gris voisines des minimums associés aux vallées correspondent aux zones de transition inter-régions.

.Plus une vallée est étroite ,plus la précision du choix du seuil correspondant doit être importante.

.L'histogramme est généralement très bruité et il s'avère nécessaire de le lisser afin d'éviter de sélectionner des minimums locaux qui ne correspondent pas à des vallées significatives.

### 2-2-2 Recherche des vallées

#### a) Lissage de l'histogramme :/RAJ/

.La recherche d'une vallée nécessite dans un premier temps, la détection de deux modes voisins avant la recherche du minimum entre ces deux modes.

. Soit  $Dr_k$ , la droite d'équation  $y = a_k x + b_k$  passant au mieux parmi les points  $H(L_{k+i})$ ,  $i$  variant de  $-q$  à  $+q$  (fig II-2)

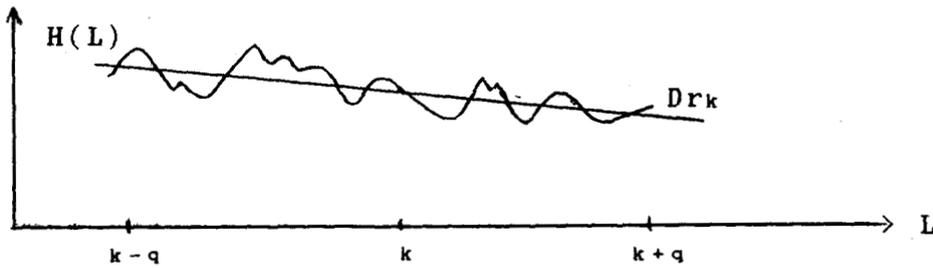


Fig II-2 : Lissage de l'histogramme

. Les coefficients  $a_k, b_k$  sont obtenus en minimisant l'erreur quadratique:

$$E_k = \sum_{i=-q}^{i=+q} (H(L_{k+i}) - a_k i - b_k)^2$$

. L'histogramme est d'autant plus lissé que  $q$  est élevé. Cette méthode a l'avantage de pouvoir être implantée sous forme récurrente:

$$\begin{cases} A_{k+1} = A_k - B_k + q C_k + H(L_{k-q}) \\ B_{k+1} = B_k + D_k \end{cases}$$

avec

$$\begin{cases} C_k = H(L_{k+q+1}) + H(L_{k-q}) \\ D_k = H(L_{k+q+1}) - H(L_{k-q}) \end{cases}$$

et

$$\begin{cases} B_k = (2q-1)b_k \\ A_k = q(q+1)(2q+1)a_k/3 \end{cases}$$

. Les détecteurs des extrémums sont liés aux variations de  $A_k$ ; les maximums correspondent au passage par zéro de  $A_k$  des valeurs positives vers les valeurs négatives (inversement pour les minimums). /NAJ/

.La valeur de  $q$  conditionne la qualité du lissage ,mais une valeur trop petite peut impliquer la détection de minimums locaux indésirables ( fig II-3 ), alors qu'une valeur de  $q$  trop élevée peut éliminer des modes non négligeables qui ne seront pas détectés.

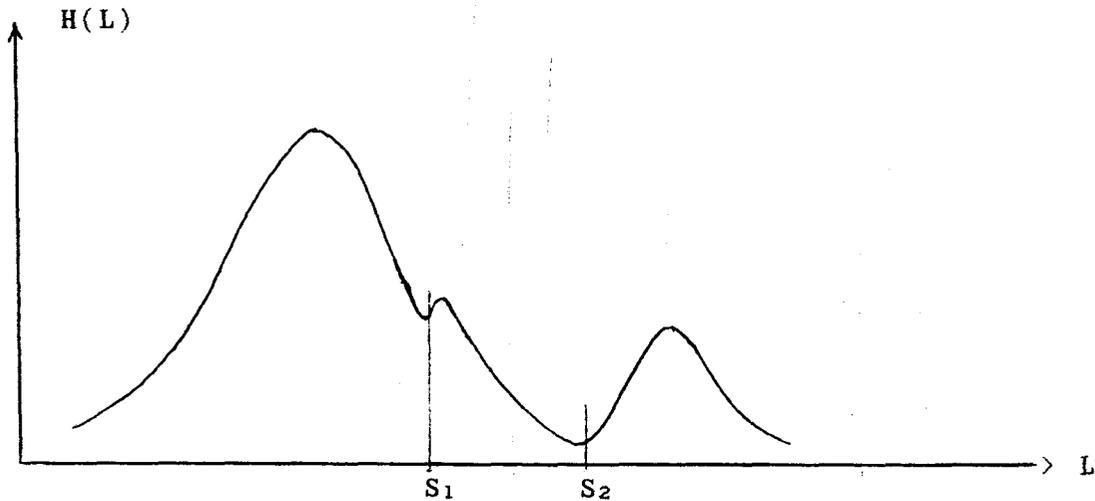


Fig II-3 : Détection de vallées non significatives

b) Méthode de Buchanan-Wollaston :/CAZ//SCH/

.Cette méthode est basée sur la décomposition de l'histogramme en composantes gaussiennes sous la forme :

$$H(L) = \sum_{i=1}^m A_i \exp(-(L-m_i)^2/2v_i)$$

où  $A_i$  est l'amplitude d'un mode correspondant à une composante de moyenne  $m_i$  et de variance  $v_i$ .

.Si les modes sont suffisamment séparés, de telle sorte que chacun d'eux soit prépondérant sur les autres au voisinage du pic correspondant de l'histogramme, on peut lui ajuster une composante gaussienne de la forme :

$$H(L) = A_i \exp(-(L-m_i)^2/2v_i)$$

.En prenant le logarithme de l'expression, on obtient une fonction

polynomiale:

$$\log H(L) = \log A_i - (L-m_i)^2/2v_i$$

.Il suffit donc d'ajuster sur la courbe  $\log H(L)$  une parabole au voisinage de  $m_i$  pour obtenir les paramètres  $m_i, A_i, v_i$  de la composante gaussienne associée.

.Ceci suppose la connaissance approximative des  $m_i$ .

.Une fois le premier mode ajusté, on enlève l'influence de la composante identifiée à l'histogramme et on recommence le processus sur la courbe résiduelle.

.Pour déterminer les caractéristiques  $A_i, m_i, v_i$ , on minimise l'erreur quadratique:

$$E_i = \sum_{j=-q}^{+q} (H(m_i+j) - a_i - b_i j - c_i j^2)^2$$

$$\text{où } a_i = \log A_i - m_i^2/2v_i \quad b_i = m_i/v_i \quad c_i = -1/2v_i$$

.Au voisinage de la vallée (minimum entre deux composantes gaussiennes voisines), l'histogramme est approché par la somme de deux composantes.

$$H(L) = A_i \exp(-(L-m_i)^2/2v_i) + A_{i+1} \exp(-(L-m_{i+1})^2/v_{i+1})$$

.Pour déterminer la valeur  $S_i$ , on suppose que la dérivée en  $S_i$  est nulle et que les deux composantes ont alors les mêmes valeurs. Ce qui donne :

$$S_i = (m_i v_{i+1} + m_{i+1} v_i) / (v_i + v_{i+1})$$

.Cette méthode nécessite des modes suffisamment séparés dont

les positions doivent être connues à priori. De plus, la fonction erreur est calculée à partir des valeurs voisines du pic; si ce voisinage est mal dimensionné, on risque de retrouver les mêmes problèmes que pour la méthode précédente, à savoir, la non détection de modes significatifs.

c) Méthode de Rosenfeld : /ROS2/

.C'est une méthode basée sur l'analyse de la concavité de l'histogramme. L'histogramme  $H$  est considéré en tant que surface dont on recherche l'enveloppe convexe  $H_{conv}$ . Puis, on fait la différence entre l'enveloppe et l'histogramme. ( fig II-4 )

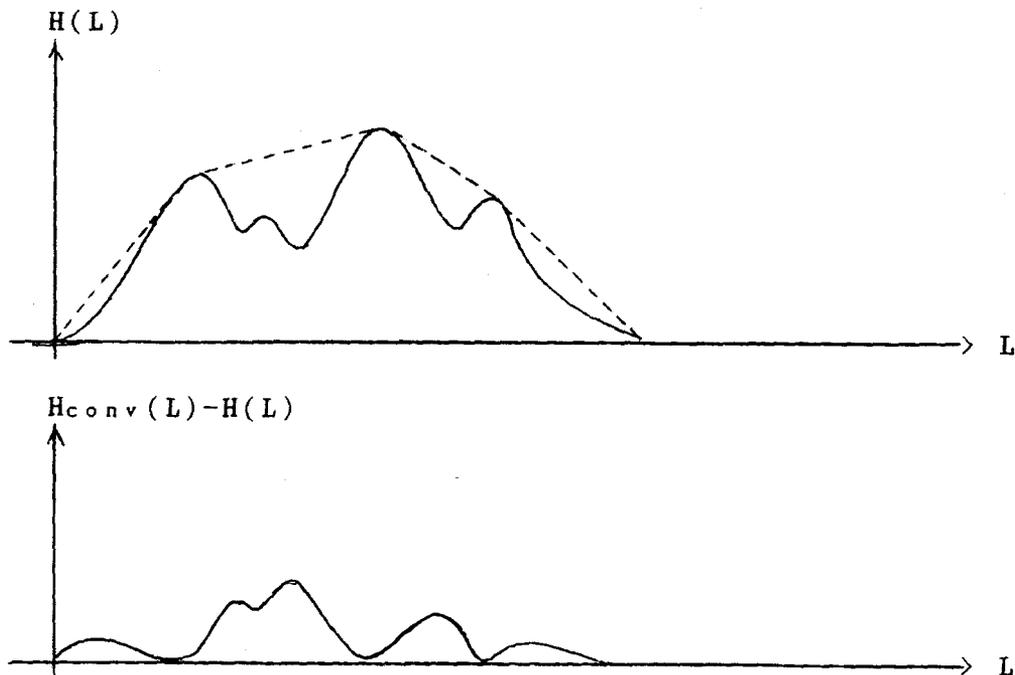


Fig II-4 : Histogramme et enveloppe convexe

.On a intérêt à lisser l'histogramme avant de construire l'enveloppe convexe afin d'éliminer au maximum les concavités parasites.

— .Les maximums de  $H_{conv}(L) - H(L)$  correspondent approximativement aux différentes vallées de l'histogramme, les vallées étant décalées

vers les pics d'amplitude la plus élevée . ( fig II-5 )

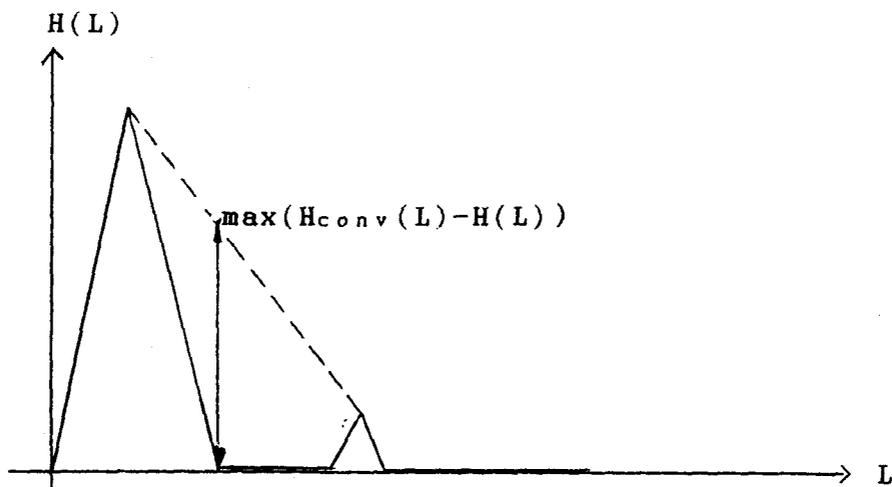


Fig II-5 : Amplitudes des pics et positions des vallées

.Afin de supprimer totalement les concavités parasites, on calcule un facteur de mérite :

$$E_i = \sum_{j=1}^{i-1} H(j) \cdot \sum_{j=i}^{L_{max}} H(j)$$

.Pour les concavités parasites,  $E_i$  est faible. On a alors un moyen de sélectionner les concavités significatives.

.Cette méthode donne de bons résultats si les pics des différents modes ont des valeurs d'amplitude similaires.

.Le défaut des méthodes décrites précédemment est le caractère local de l'analyse de l'histogramme. Il faut tirer de l'histogramme une information globale afin de ne pas tenir compte des petites variations: cette information globale est par exemple l'entropie de l'histogramme.

## 2-3 METHODES GLOBALES :

### 2-3-1 Méthode basée sur l'entropie de l'histogramme :/PUN/

#### a) Définitions

.Soit  $m$  le nombre de niveaux de gris  $(1,2,\dots,m)$  dans l'image.

. $N_i$  le nombre de pixels ayant le niveau de gris  $i$

. $N=N_1+N_2+\dots+N_m$  le nombre total de points

. $p_i=N_i/N$  la probabilité d'apparition du niveau de gris  $i$

$$.E = - \sum_{i=1}^m \log p_i \quad \text{l'entropie de l'histogramme.}$$

.Pour simplifier l'écriture , nous supposons qu'il n'existe que deux classes dans l'image , bien que cette méthode puisse s'appliquer aux images multimodales./WAN/. /BAR/

.Après seuillage, l'image est donc représentée sur deux niveaux de gris , le noir et le blanc, avec  $N_b'$  pixels blancs et  $N_n'$  pixels noirs. L'entropie vaut alors :

$$E = -p_b' \log(p_b') - p_n' \log(p_n')$$

#### b) Entropies à postériori et à priori

.Soit  $S$  la valeur du seuil supposé connu; alors:

$$N_b' = \sum_{i=1}^S N_i \qquad N_n' = \sum_{i=S+1}^m N_i$$

$$p_b' = N_b' / N$$

$$p_n' = N_n' / N$$

.Définissons quatre entropies partielles :

$$E_b = - \sum_{i=1}^S p_i \log(p_i) \qquad E_n = - \sum_{i=S+1}^m p_i \log(p_i)$$

$$E_b' = -p_b' \log(p_b') \quad E_n' = -p_n' \log(p_n')$$

.Les deux premières sont une mesure de la quantité d'informations avant le seuillage. Nous avons les relations :

$$E = E_b + E_n \quad E' = E_b' + E_n'$$

.Le principe est le suivant : connaissant  $E$ , l'entropie à priori, on calcule une limite inférieure pour l'entropie à postériori.

.On choisit alors le seuil  $S$  qui maximise cette limite inférieure. Le choix de  $S$  est donc effectué en prenant en compte l'ensemble de l'histogramme. Néanmoins, le seuil ainsi sélectionné n'est pas toujours optimal, en particulier lorsque l'une des régions est peu représentative vis à vis de l'autre région: le seuil est alors fortement décalé vers le pic de plus grande amplitude.

### 2-3-2 Méthode de la moyenne :

.C'est une méthode applicable au cas où l'image ne comporte que deux classes : le fond de l'image et les objets.

.Le seuil séparant les deux classes, est ajusté à la moyenne des niveaux de gris sur toute l'image ( fig II-6 ).

$$m = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} L(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{L_{max}} iH(i)$$

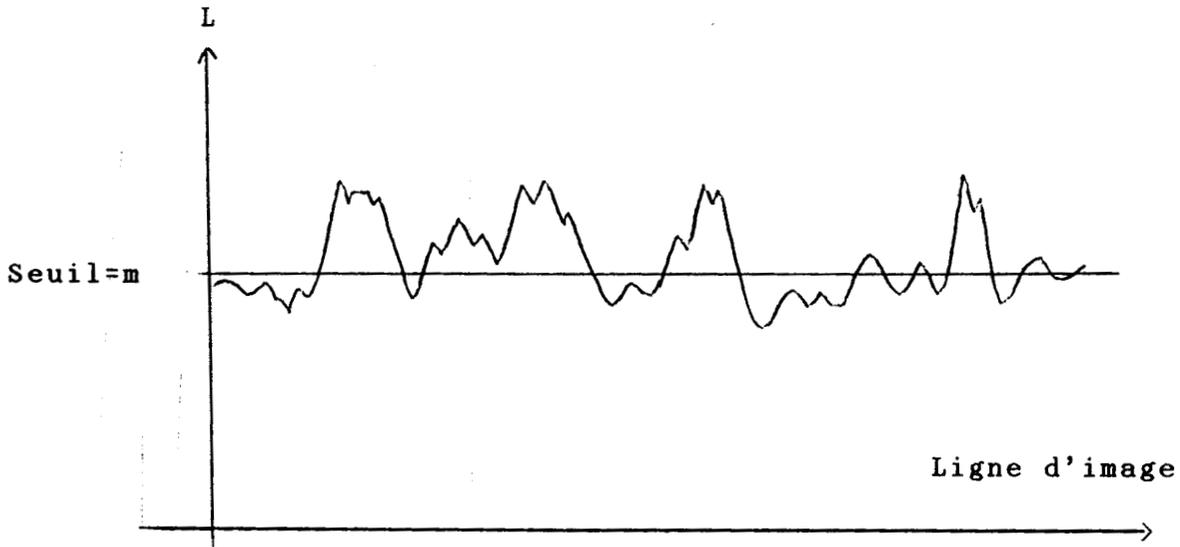


Fig II-6 : Méthode de la moyenne

.Bien que cette méthode ne demande pas de connaissances à priori sur l'image excepté le nombre de classes, il faut cependant qu'aucune classe ne prédomine : le seuil serait alors choisi dans la zone des niveaux de gris correspondant à la classe dominante (fig II-7 ).

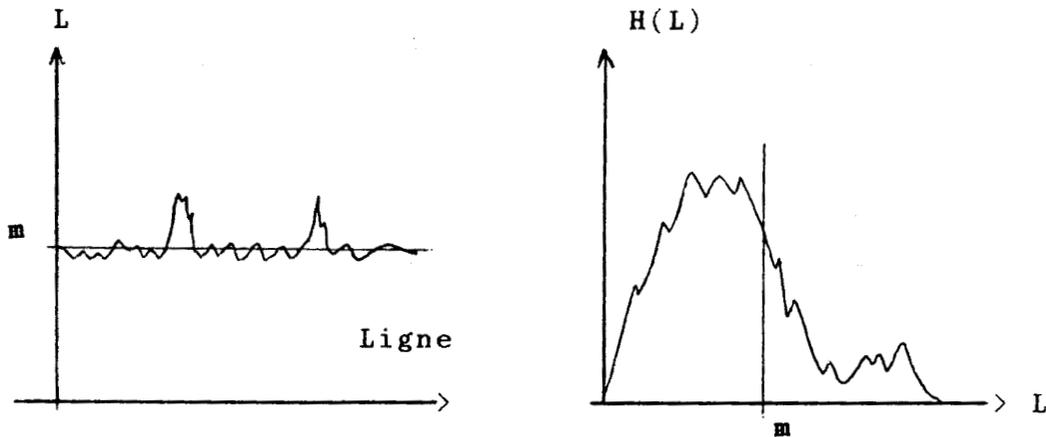


Fig II-7 : Influence de la prépondérance d'une classe

.C'est une méthode simple, facile à mettre en oeuvre qui donne de très bons résultats sur des images nettement contrastées ./KOH/

### 2-3-3 Information sur la surface : /BON/

D'autres méthodes sont utilisables à condition de posséder des connaissances à priori sur les différentes classes de points présentes dans l'image. Ceci semble très restrictif, mais concerne cependant de nombreux cas pratiques. Des informations, sur la taille ou la surface occupée par les différentes régions de l'image, sont prises en compte pour faciliter le choix du ou des seuils. Par exemple, un défilement à vitesse constante de pièces mécaniques sur un convoyeur permet d'estimer une valeur moyenne de la surface occupée par ces pièces mécaniques dans le champ de vision.

.Si une région occupe P pourcents de l'image, il est possible de choisir le seuil à partir de l'histogramme cumulé défini au premier chapitre.

$$H_c(L) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^L H(i)$$

.Le seuil S est choisi de telle façon que :

$$P = H_c(S) / H_c(L_{\max})$$

ou  $L_{\max}$  est le niveau de gris maximum.

.On peut étendre cette méthode à la sélection de plusieurs seuils en connaissant les différents pourcentages associés aux régions de l'image.

.Cette méthode simple nécessite cependant le calcul de l'histogramme cumulé.

### 2-3-4 Méthode du minimax : /LOU/

.Si on suppose connu à priori l'ordre de grandeur D de la taille des objets, on peut considérer que ces objets sont de forme compacte dont le diamètre moyen correspond à D.

.On partitionne l'image en N carrés de côté D. On détermine le niveau de gris le plus élevé associé à chacun des carrés; on considère l'ensemble de ces valeurs pour tous les carrés contenus dans l'image.

.La méthode consiste alors à choisir comme seuil le plus petit élément de cet ensemble.

.Cette méthode, comme la précédente, demande des connaissances à priori sur les objets présents dans l'image. De plus, elle s'applique uniquement pour les objets ayant une forme compacte et elle est difficilement extensible à la recherche de plusieurs seuils.

.Elle permet cependant d'obtenir simplement une valeur de seuil sans utiliser l'histogramme.

.Il n'est pas toujours aisé de localiser la vallée lorsqu'un pic à une amplitude négligeable par rapport à l'autre. Il est possible de réhausser les pics de faible amplitude en considérant le logarithme de l'histogramme ou sa racine carrée par exemple. Cependant, il est bien souvent nécessaire de modifier l'histogramme en tenant compte d'informations locales contenues dans l'image.

#### 2-4 METHODES LOCALES :

.Le but des méthodes locales est donc de modifier l'histogramme afin de faciliter la recherche des vallées.

.Ceci peut être obtenu en pondérant les différentes valeurs de l'histogramme par des coefficients tirés d'une information sur les contours des régions.

#### 2-4-1 Gradient de l'image :/WES2/

.La portion de l'histogramme comprise entre deux pics correspond aux points de frontières.

.Le gradient de l'image met en valeurs ces points de frontière. On peut donc, selon les valeurs du gradient, modifier l'allure de l'histogramme.

.Si on construit l'histogramme en ne prenant en compte que des points ayant une valeur de gradient faible, les pics correspondant aux zones homogènes de l'image seront préservés, mais la vallée sera plus profonde puisque les points à fort gradient correspondront essentiellement à la portion de l'histogramme située près de la vallée

.On peut introduire un coefficient de pondération fonction du gradient  $g$ , en affectant par exemple à chaque pixel la valeur  $1/(1+g^2)$ . /WES3/

.Cette méthode est utilisée lorsque la vallée est peu profonde, c'est à dire lorsque les frontières sont définies par un nombre important de points comme il arrive après une opération de lissage sur l'image qui rend les contours moins nets.

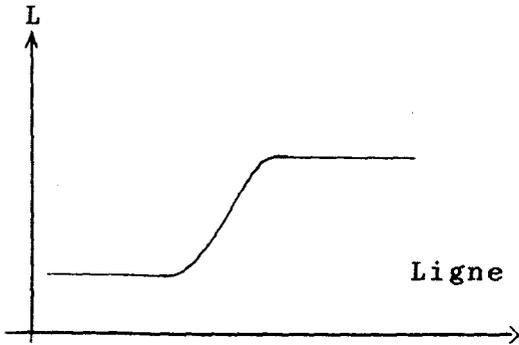
.L'histogramme des points ayant une valeur de gradient élevé présente par contre un pic situé à une position intermédiaire entre les deux pics de l'histogramme initial.

.Le seuil choisi est pris égal à cette valeur intermédiaire. Cette méthode est intéressante car il suffit de détecter un maximum pour identifier un seuil.

### 2-4-2 Laplacien de l'image : /WES3/

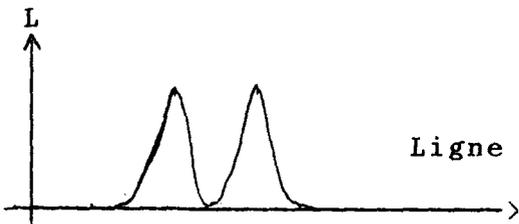
.On construit l'histogramme à partir des valeurs absolues du Laplacien des points de l'image:

$$d^2L(x,y)/dx^2 + d^2L(x,y)/dy^2$$



.Les contours de l'image sont dédoublés.

.Le nombre de points correspondant au bord extérieur est pratiquement égal au nombre de points du bord intérieur.



.L'histogramme du Laplacien de l'image présente alors deux pics d'amplitudes pratiquement égales. De plus la vallée est plus profonde.

Fig II-7 : Laplacien

.On peut donc utiliser cette technique lorsqu'un des pics n'a pas une amplitude suffisante pour être détecté facilement.

### 2-4-3 Moyenne locale : /KOH/

.Cette technique utilise, à l'inverse des méthodes décrites précédemment, une information sur l'homogénéité des régions.

.On calcule la moyenne des niveaux de gris du voisinage de chaque point de l'image. On construit l'histogramme en prenant uniquement en compte les points ayant leur niveau de gris pratiquement égal à la moyenne des niveaux de gris de leur voisinage.

.De tels points appartiennent généralement aux régions homogènes.

.Un histogramme de ce type présente alors une profonde vallée. Si l'on utilise les autres points, alors l'histogramme présente un pic

qui correspond à la position de la vallée de l'histogramme de l'image toute entière.

## 2-5 METHODES DE RELAXATION : /HUM/. /HAR1/

.Les méthodes de relaxation permettent l'amélioration d'un étiquetage initial. Elles sont fondées sur la définition d'une règle de mise à jour de l'affectation d'une étiquette à chaque pixel en fonction de critères locaux. D'une manière générale, pour définir une méthode de relaxation, il convient d'établir:

- un étiquetage initial basé sur la probabilité d'appartenance d'un pixel à une classe.

- une règle de mise à jour de ces probabilités

- un critère d'arrêt du processus

.Dans le cas d'un seuillage, les pixels sont répartis en plusieurs classes suivant leur niveau de gris. Les probabilités de chaque pixel d'appartenir à une classe sont ajustées selon les probabilités des pixels voisins d'appartenir à cette classe, de manière à diminuer les erreurs de classification. Le processus est itéré jusqu'à ce que le seuillage devienne trivial.

.Nous supposons encore qu'il n'existe que deux classes de points dans l'image, par souci de simplification.

### 2-5-1 Etiquetage initial : /RUT/. /SMI/

.Les probabilités initiales sont estimées pour chaque pixel en terme de position sur l'échelle des niveaux de gris.

.Soit  $S_0, S_2$  les bornes de l'échelle des niveaux de gris,  $L$  le niveau de gris du pixel; on a alors:

$$p_0^{(0)} = (S_2 - L) / (S_2 - S_0) \quad p_2^{(0)} = (L - S_0) / (S_2 - S_0)$$

où  $p^{(0)}$  est la probabilité initiale du pixel d'appartenir à l'une ou l'autre des deux classes.

.Cette méthode simple de calcul des probabilités initiales donne des résultats satisfaisants si les deux classes de points ne se trouvent pas dans la même moitié de l'échelle des niveaux de gris. Sinon les niveaux de gris des pixels des deux classes évolueront vers le même côté de l'échelle. Pour remédier à cet inconvénient on recale l'échelle des niveaux de gris par rapport à la moyenne  $m$  des niveaux de gris de toute l'image. ( fig II-8 )

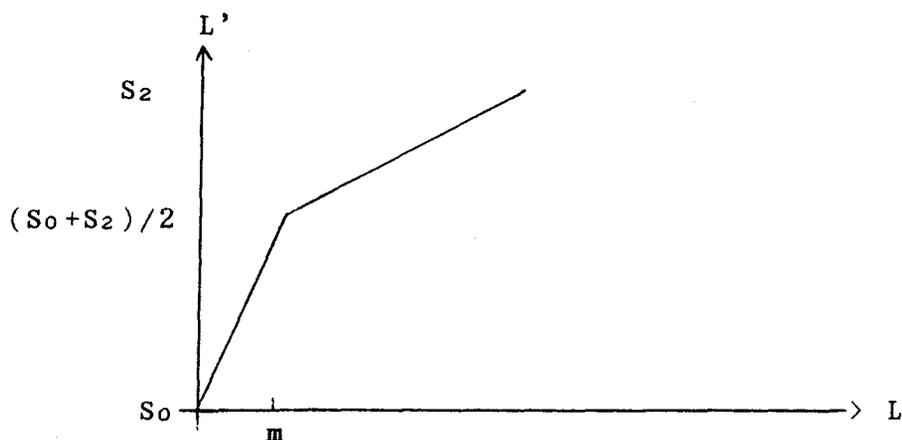


Fig II-8 : Recalage de l'histogramme

$$p_0^{(0)} = (1 + (m - L) / (m - S_0)) / 2 \quad \text{pour } L < m$$

$$p_2^{(0)} = (1 + (L - m) / (S_2 - m)) / 2 \quad \text{pour } L > m$$

.Une autre méthode d'initialisation des probabilités consiste à utiliser l'approximation par un mélange de deux composantes gaussiennes pour évaluer les probabilités initiales.

.Cette méthode est plus complexe, puisqu'elle nécessite le calcul des paramètres de deux composantes gaussiennes. Elle fournit cependant une approche plus fine et augmente ainsi la rapidité de convergence du processus de relaxation, mais elle suppose que les deux modes soient bien séparés.

2-5-2 Règle de mise à jour : /SCHU/. /DAN/

.Peleg propose la règle de mise à jour suivante :

$$p_0^{(r+1)} = \frac{1}{N} \sum_v p_0^{(r)} / (1 + P^{(r)} / Q^{(r)})$$

avec  $P^{(r)} = p_2^{(r)} (C_{02}(v) p_2^{(r)}(v) + C_{00}(v) p_0^{(r)}(v))$

et  $Q^{(r)} = (C_{22}(v) p_2^{(r)}(v) + C_{20}(v) p_0^{(r)}(v))$

où N est le nombre de points du voisinage du point considéré

r le nombre d'itérations

v l'indice relatif au point du voisinage

C les coefficients de compatibilité : ce sont des coefficients fonction de l'interaction entre les pixels du voisinage et le point considéré : ils sont calculés en tenant compte de l'ensemble des points de l'image pour chaque point du voisinage ./PEL/

.Ce calcul de coefficients de compatibilité est fastidieux. Cependant, quelques remarques permettent de simplifier la méthode sans trop la dégrader.

.En effet ,si nous moyennons ces coefficients sur toute l'image,il apparait que les coefficients moyens  $\bar{C}_{02}$  et  $\bar{C}_{20}$  sont sensiblement égaux,ce qui signifie qu'il y a pratiquement autant de points adjacents dans chacune des deux classes : ce sont les points constituant les frontières des régions de l'image.

.Les coefficients moyens  $\bar{C}_{22}$  et  $\bar{C}_{00}$  dépendent des surfaces occupées par chacune des deux classes.Il faut donc une connaissance approximative du pourcentage d'occupation de chacune des régions.

.De même, en considérant une contribution moyenne de chaque pixel du voisinage :

$$\bar{p}_0^{(r)} = \frac{1}{N} \sum_v p_0^{(r)}(v) ; \bar{p}_2^{(r)} = 1 - \bar{p}_0^{(r)}$$

La règle de mise à jour devient :

$$\bar{p}_0^{(r+1)} = 1 / (1 + q^{(r)} (q^{(r)}(v) + C_0) / (C_2 q^{(r)}(v) + 1))$$

$$\text{ou } q^{(r)} = \bar{p}_2^{(r)} / \bar{p}_0^{(r)}$$

$$C_0 = \bar{C}_{00} / \bar{C}_{02} ; C_2 = \bar{C}_{22} / \bar{C}_{20} \text{ avec } \bar{C}_{02} = \bar{C}_{20}$$

2-5-3 Critère d'arrêt : /KRI/. /FEK/

.Un critère simple d'arrêt du processus est d'attendre que chaque probabilité ait atteint une valeur supérieure à un seuil (0,9 par exemple) .Mais pour obtenir ce résultat, il faudrait, dans certains cas, un nombre important d'itérations.

.On préfère alors utiliser pour évaluer la performance du processus , la vitesse de convergence :

$$V^{(r)} = \sum_{i=1}^N p_i^{(r+1)} - p_i^{(r)}$$

où N est le nombre total des points de l'image.

.Cette vitesse renseigne sur la rapidité d'évolution du processus. Elle dépend beaucoup de l'ajustement des coefficients  $C_0$  et  $C_2$ .

.Les méthodes de relaxation sont des méthodes lentes du fait du nombre d'itérations à réaliser pour que les deux classes soient suffisamment séparées.

.Elles supposent que l'histogramme puisse être "recadré" par rapport à la moyenne des niveaux de gris.

.De plus, si l'on utilise la méthode dégradée, il est nécessaire de connaître les pourcentages approximatifs de la surface occupée par chacune des régions dans l'image pour déterminer les valeurs des coefficients  $C_0$  et  $C_2$  .

## 2-6 METHODES DYNAMIQUES : /NAK/./VIL/

.Les méthodes décrites précédemment, qu'elles soient globales ou locales, suppose l'histogramme multimodal, c'est à dire, que l'on peut sélectionner différents seuils, correspondant aux minimums de l'histogramme de l'image, pour segmenter correctement l'image.

.Lorsque cette propriété n'est pas réalisée, on peut faire appel aux méthodes dynamiques qui consistent à découper l'image en sous images vérifiant cette propriété .Nous supposons désormais que l'image ne contient que deux classes : les objets et le fond.

.Dans chacune de ces sous-images, l'histogramme est soit bimodal, soit unimodal. L'histogramme global est la somme des histogrammes de chaque sous image. (fig II-9)

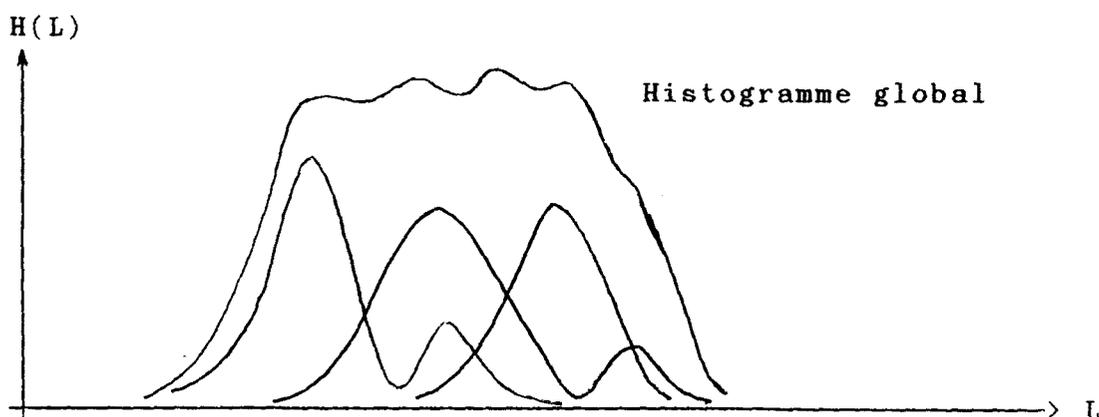


Fig II-9 : Histogramme de sous-images et histogramme global

.Le terme dynamique est attribué à ces méthodes au sens où la position de la sous image dans l'image entière contribue au choix du seuil dans cette sous image.

.La figure (II-10) représente le signal vidéo d'une ligne d'image. Le choix d'un seuil unique est évidemment impossible. Deux points ayant même niveau de gris peuvent appartenir à deux classes différentes. (par exemple , le point A de la zone 4 et le point B de la zone 6).

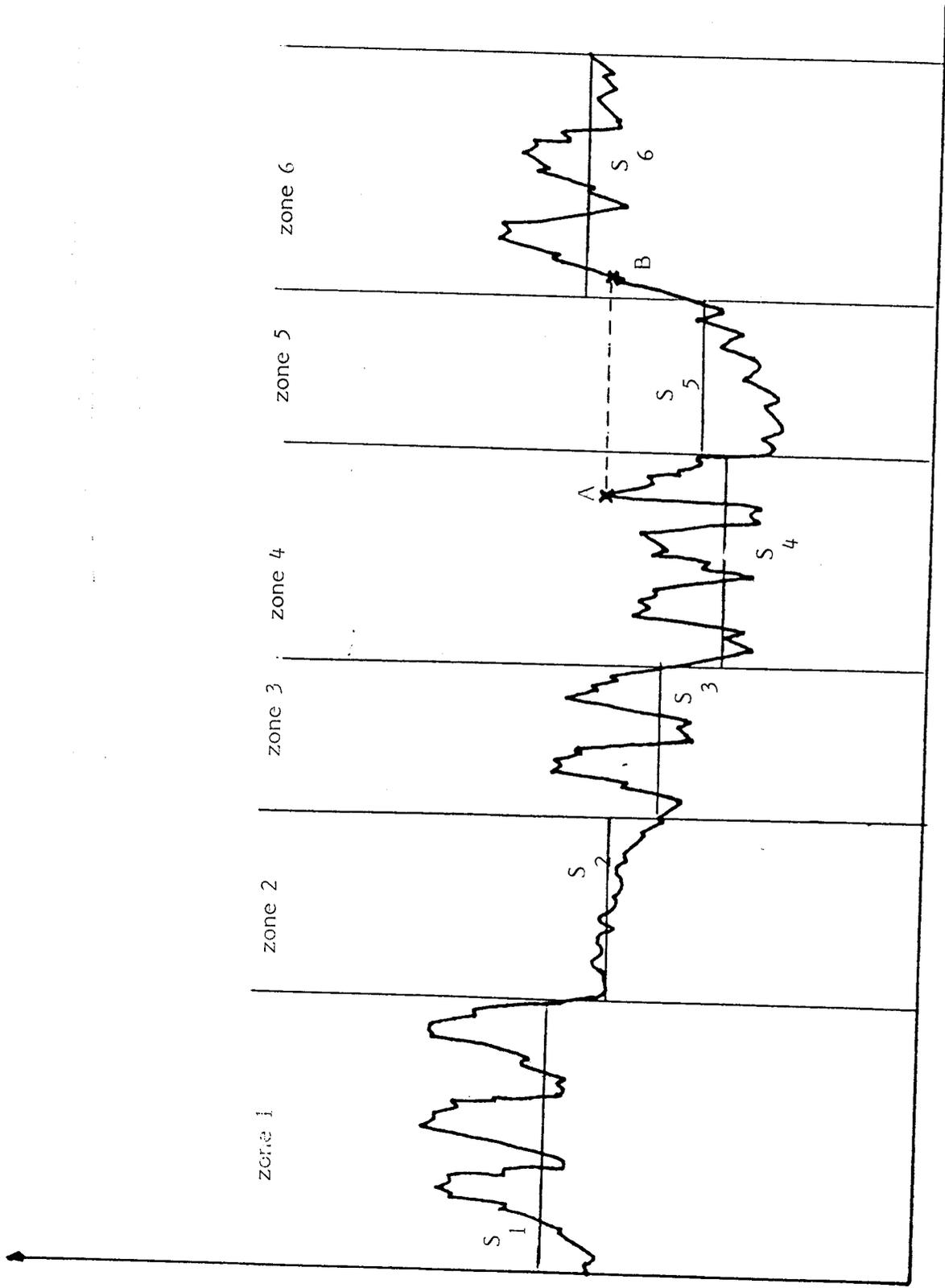


fig II-10

.Après avoir découpé cette ligne d'image en plusieurs zones, on s'aperçoit que pour les zones 1,3,4,6 des seuils peuvent être aisément choisis de façon à binariser ces différentes zones: on peut leur appliquer l'une des méthodes décrites précédemment.

.Pour les zones 2 et 5 qui ne présentent pas de caractère bimodal, il faut tenir compte des zones voisines pour déterminer les seuils qui segmenteraient au mieux ces zones unimodales. Le niveau de gris moyen de la zone 2 est bien supérieur à celui de la zone 5, alors que visiblement ces deux zones appartiennent à la même classe.

#### 2-6-1 Découpage de l'image en sous images.

-Il est généralement réalisé de façon arbitraire. L'image est divisé en sous images de dimensions identiques. La taille d'une sous image doit être suffisamment importante pour que son histogramme soit significatif. A l'opposé, il faut qu'elle soit assez petite pour tenir compte de l'ensemble des variations dans l'image.

#### 2-6-2 Calcul d'un indice de bimodalité :

-Il peut être calculé à partir du nombre de points de contour /SAV/. Un calcul d'indice de bimodalité plus sophistiqué, basé sur les valeurs des paramètres des composantes gaussiennes de l'histogramme de la sous image est décrit dans /NAK/.

#### 2-6-3 Interpolation :

1) une sous image présente un caractère bimodal: on lui applique alors une méthode classique de sélection de seuil.

2) la sous image est unimodale : on calcule alors un seuil résultant de l'interpolation des seuils des sous images voisines.

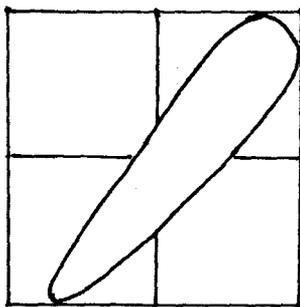
#### 2-6-4 Inconvénients des méthodes dynamiques

1) Le découpage ,étant arbitraire,il n'est pas certain qu'il soit réellement approprié.

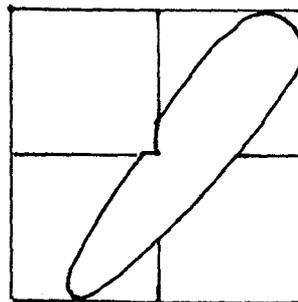
2) Le calcul d'un indice de bimodalité équivaut à choisir un seuil, pour décider de l'unimodalité ou de la bimodalité de la sous image.Le calcul de cet indice de bimodalité présente alors une difficulté non négligeable.

3) Si le nombre de sous images déclarées unimodales est important ,voir bien supérieur au nombre de sous images bimodales,alors l'interpolation devient très difficile à réaliser sinon aléatoire./BHA/

4) La reconstitution de l'image globale peut être difficile,compte tenu du manque de discontinuité de la segmentation au niveau des frontières entre les sous-images. ( fig II-11 ).



Avant seuillage



Après seuillage

Fig II-11 : Influence du seuillage

5) Enfin le découpage de l'image multiple bien évidemment les temps de traitements

.Les méthodes dynamiques ne sont donc applicables que lorsqu'il y a répartition uniforme des objets dans l'image.L'image découpée comptera suffisamment de sous images bimodales pour interpoler correctement.

.Néanmoins, le calcul d'un indice de bimodalité et la multiplicité des temps de calcul restent des problèmes délicats.

#### 2-7 SEGMENTATION PAR SEUILLAGES MULTIPLES :

.Une approche originale pour effectuer la binarisation d'images dont les histogrammes ne présentent pas un aspect bimodal a été récemment proposée /AME/.

.Il s'agit d'effectuer plusieurs seuillages à différents niveaux de gris et d'analyser l'ensemble des formes binaires ainsi obtenues, dans une optique de reconnaissance des formes.

.Cette méthode n'est applicable que lorsque les objets présents dans la scène observée, sont de forme indentique et sans recouvrement.

.Sous ces conditions, l'analyse statistique des caractéristiques morphométriques des régions, obtenues par les seuillages à différents niveaux, permet de découvrir la forme type de chacun des objets.

.Cette phase d'auto-apprentissage permet ensuite de reconstituer une image ,où chaque objet est représenté par la forme la plus proche de la forme type.

.Une telle procédure, qui conduit à des résultats très satisfaisants et robustes par rapport aux variations spatiales de l'éclairement, n'est malheureusement pas applicable pour la binarisation de scènes où les objets présents ont des formes différentes les unes des autres.

#### 2-8 CONCLUSION :

.Il apparait donc difficile de segmenter une image par seuillage lorsque son histogramme n'est pas multimodal.

— .Dans la pratique, on constate cependant que, même pour des scènes simples dont le contraste entre les objets et le fond est important, un

défaut d'éclairage peut conduire à des histogrammes où les modes sont mal différenciés.

.Afin de disposer de procédures de seuillage aussi robustes que possibles par rapport aux conditions d'éclairage, nous proposons, dans le chapitre suivant, une méthode de seuillage dont les performances restent insensibles à la non uniformité de l'illumination de la scène observée.

C H A P I T R E      I I I

LE SEUILLAGE ADAPTE

## CHAPITRE III : LE SEUILLAGE ADAPTE

### 3-1 INTRODUCTION :

.Le fait que l'histogramme des niveaux de gris d'une image ne présente pas des modes bien séparés, peut être dû aux défauts de l'éclairage de la scène observée. Nous avons vu que les méthodes dynamiques apportent une solution à ce problème mais elles présentent néanmoins de nombreux inconvénients.

.L'éclairage est un facteur déterminant lors de l'acquisition de l'image, aussi s'efforce t'on de le maîtriser et de l'améliorer.

.Différents techniques d'éclairage sont utilisées selon les applications :

-L'épiscopie : La scène est éclairée directement lorsque les objets présentent un net contraste par rapport à l'arrière plan. Des diffuseurs des sources lumineuses évitent les phénomènes d'ombres et d'éblouissement.

-La diascopie : On utilise un arrière plan lumineux. Le contraste est alors très prononcé ,mais cette technique ne peut être appliquée que dans des cas cas bien particuliers.

-Lumière rasante : Dans ce cas ce sont les ombres qui sont utilisées pour étudier le relief par exemple.

-Lumière structurée : Une source laser, émettant dans le domaine du visible (Hélium-Néon), dont le faisceau est diffracté par une lentille cylindrique ,dessine sur la scène observée une ligne épousant les formes du relief. Un balayage de la scène par ce pinceau lumineux fournit une information sur les formes des objets. Cette technique est très employée pour des applications 3D. De plus, des filtres interférentiels permettent d'éliminer des bandes de fréquences lumineuses indésirables ,ce qui rend la prise de vue pratiquement

indépendante de l'éclairage ambiant. Cependant la réflexion et l'absorption des matériaux éclairés influent sur la qualité de l'image.

-Sources lumineuses : Une alimentation à courant continu ou à haute fréquence de la source lumineuse, ou la stroboscopie suppriment l'influence néfaste de la fréquence 50 hertz du réseau.

.Il n'est malheureusement pas toujours possible de s'affranchir de l'éclairage ambiant (prise de vue aérienne ou atelier de fabrication par exemple). Il se peut de plus, qu'un éclair, un faisceau lumineux, ou une ombre parasites apparaissent au moment de l'acquisition.

.Il faut alors remédier aux influences de l'éclairage ambiant ou aux variations spatiales non contrôlables de l'éclairement de la scène observée.

### 3-2 INCIDENCE DE L'ECLAIRAGE SUR LE CHOIX D'UN SEUIL DE BINARISATION :

.La perturbation apportée par la variation spatiale d'éclairement sur l'image se manifeste sous la forme d'une composante supplémentaire à variations "lentes" additionnée au signal et appelée composante éclairement. ( fig III-1 )

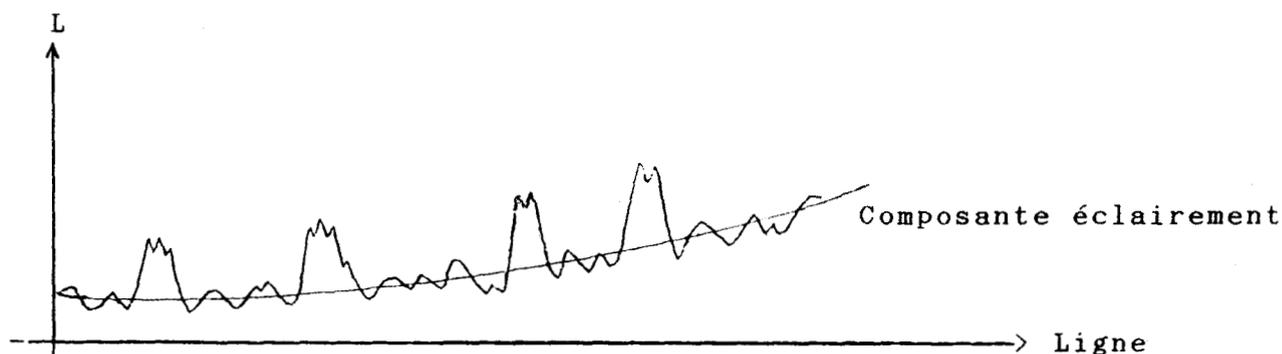


Fig III-1 : Variation spatiale d'éclairement le long d'une ligne de balayage d'image mal éclairée

.Le critère niveau de gris, seul, est insuffisant pour discriminer les deux classes et il est impossible de sélectionner un seuil unique qui séparerait les objets du fond.

.La composante éclairément dépend de la disposition des sources lumineuses, des éclairages ambiants parasites, des variations spatiales de la réflexion des matériaux, de la position de la caméra, et de la taille du champ observé; une composante éclairément a plus de chances de présenter une forme complexe si le champ image est de taille importante.

.La méthode de seuillage adapté, présentée dans ce chapitre, a pour but de s'affranchir de cette composante éclairément, pour améliorer la robustesse des procédures de segmentation par seuillage par rapport aux conditions d'éclairage.

### 3-3 BINARISATION SOUS ECLAIREMENT NON UNIFORME :

#### 3-3-1 Principe :

.Généralement, le signal vidéo est mis sous la forme de deux composantes, le signal lui même exempt de bruit auquel vient se superposer le bruit. Nous lui ajoutons une troisième composante: la composante éclairément :

$$L = \text{Signal} + \text{bruit} + \text{éclairage}$$

.La méthode de seuillage proposée consiste à approcher cette composante éclairément pour la retrancher au signal vidéo L. Un décalage du signal résultant permettra de le rendre constamment positif, pour qu'il puisse être considéré comme un niveau de gris. ( fig III-2 )

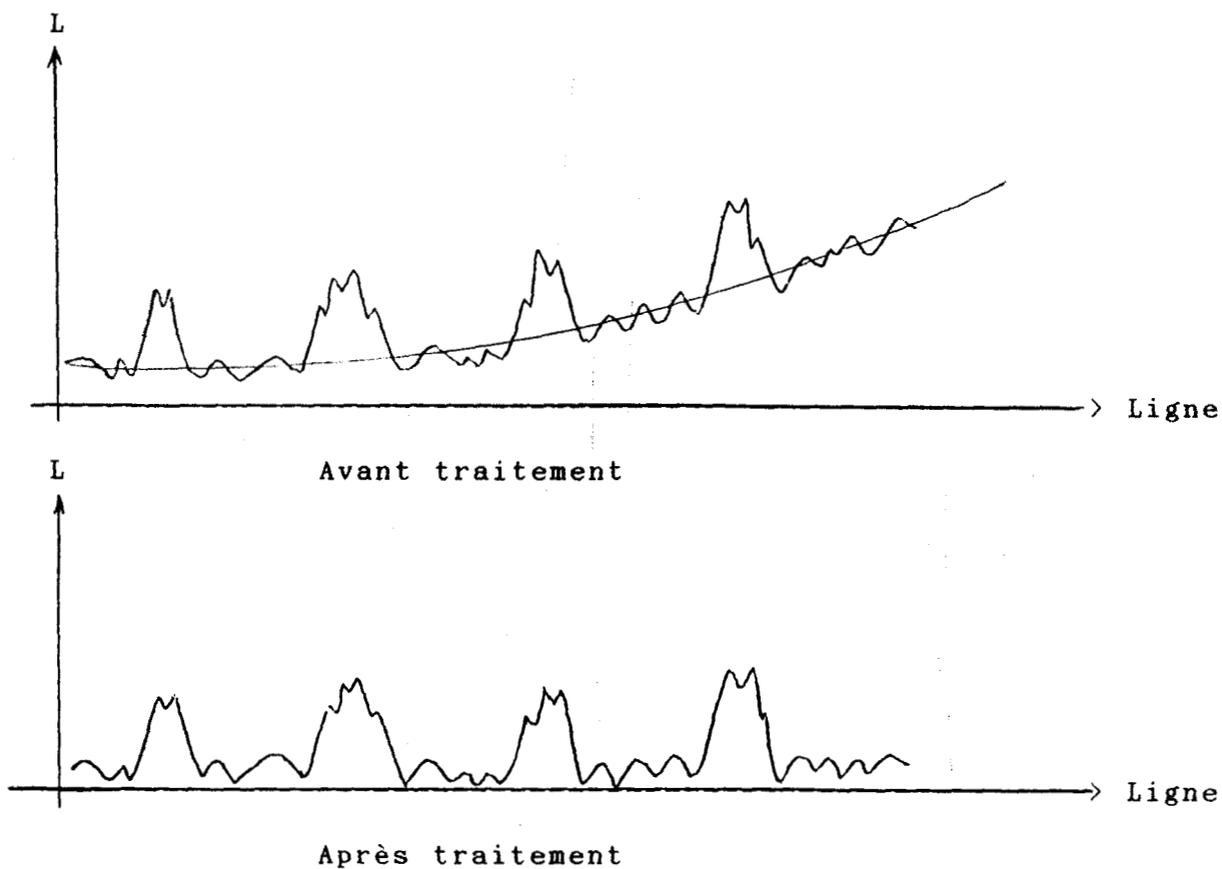


Fig III-2 : Suppression de la composante éclaircement  
sur une ligne de balayage

.Sur ce niveau de gris résultant, il sera alors possible d'appliquer les méthodes globales ou locales de sélection de seuil.

.L'approximation de la composante éclaircement est réalisée en évaluant les paramètres d'une fonction analytique connue servant de modèle.

.On peut considérer le résultat de cette approche comme un seuillage adapté aux variations spatiales de l'éclaircement de la scène, d'où son nom de "seuillage adapté".

d'échantillonnage  $p$  du maillage et des dimensions de l'image. En déduire le vecteur  $\vec{B}$  des coefficients du modèle.

3 - Calculer en chaque point de l'image la composante éclairément.

4 - Calculer le décalage permettant d'obtenir des valeurs positives sur la fonction image finale.

5 - Soustraire la composante éclairément et additionner le décalage en tous les points de l'image de départ.

.Pour le calcul de la composante éclairément, qui peut être interprétée comme un modèle du fond de l'image, il est possible d'utiliser un algorithme itératif qui accélère le temps de calcul.

### 3-4-2 Algorithme itératif de reconstitution de la composante éclairément :

.La fonction éclairément vaut:

$$e(x,y) = \hat{b}_0 + \hat{b}_1x + \hat{b}_2y + \hat{b}_3xy + \hat{b}_4x^2 + \hat{b}_5y^2$$

pour  $y = y+1$

$$e(x,y+1) = e(x,y) + \hat{b}_2 + \hat{b}_3x + \hat{b}_5(1+2y)$$

pour  $x = x+1$

$$e(x+1,y) = e(x,y) + \hat{b}_1 + \hat{b}_3y + \hat{b}_4(1+2x)$$

.En utilisant cette méthode, le calcul de la composante éclairément se réduit au calcul de :

$$e(x,y+1) = e(x,y) + A_0 + A_1y \text{ pour chaque ligne}$$

$$\text{avec } A_0 = \hat{b}_2 + \hat{b}_3x + \hat{b}_5 \text{ et } A_1 = 2\hat{b}_5$$

.Pour le passage à la ligne suivante, il suffit de calculer:

$$e(x+1,y) = e(x,y) + B_0 + B_1x$$

$$\text{avec } B_0 = \hat{b}_1 + \hat{b}_3y + \hat{b}_4 \text{ et } B_1 = 2\hat{b}_4$$

.On obtient alors l'algorithme suivant :

\* DEBUT

.initialisation

$$e_0 = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_0 + \hat{b}_2 y_0 + \hat{b}_3 x_0 y_0 + \hat{b}_4 x_0^2 + \hat{b}_5 y_0^2$$

$$A_0 = \hat{b}_2 + \hat{b}_3 x_0 + \hat{b}_5$$

$$A_1 = 2\hat{b}_5$$

$$B_0 = \hat{b}_1 + \hat{b}_3 y_0 + \hat{b}_4$$

$$B_1 = 2\hat{b}_4$$

traitement par ligne

pour  $x=x_0$  à  $(x_0+M)$

$e=e_0$

traitement par colonne

pour  $y=y_0$  à  $(y_0+M)$

mémoriser  $e$

$e=e+A_0+A_1 y$

fin de traitement colonne

$e_0=e_0+B_0+B_1 x$

$A_0=A_0+\hat{b}_3$

fin de traitement ligne

\*FIN

3-4-3 Détermination de la fonction polynomiale d'ordre trois :

.Plus le champ de vision est grand, plus l'allure de la fonction éclairement peut être complexe. Il nous est paru indispensable de recalculer les coefficients pour une forme polynomiale d'ordre trois, afin de savoir si un ordre supérieur apportait une amélioration à la modélisation de la composante éclairement.

.La forme du modèle analytique est alors :

$$e(x,y) = b_0 + b_1x + b_2y + b_3xy + b_4x^2 + b_5y^2 \\ + b_6x^2y + b_7xy^2 + b_8x^3 + b_9y^3$$

.Il faut résoudre le système d'équations :

$$(dS/db_k) = 0 \text{ pour } b_k = \hat{b}_k \text{ avec } k=0,1,..9$$

.Avec les mêmes notations que pour pour l'ordre deux, les équations pour  $k=0,4$  et  $5$  , s'écrivent :

$$\hat{b}_0 N^2 + p^2 NS_2 \hat{b}_4 + p^2 NS_2 \hat{b}_5 = h_0$$

$$\hat{b}_0 NS_2 + p^2 NS_4 \hat{b}_4 + p^2 S_2^2 \hat{b}_5 = h_4$$

$$\hat{b}_0 NS_2 + p^2 S_2^2 \hat{b}_4 + p^2 NS_4 \hat{b}_5 = h_5$$

.Ce sont les mêmes équations qu'à l'ordre 2, on a donc directement les coefficients  $\hat{b}_0, \hat{b}_4, \hat{b}_5$

.L'équation pour  $k=3$  se réduit à :

$$\hat{b}_3 = h_3 / (p^2 S_2^2)$$

.Pour obtenir les 6 autres termes  $b_1, b_2, b_6, b_7, b_8, b_9$  , il reste à résoudre le même système d'ordre 3:

$$(A) \cdot \begin{pmatrix} \hat{b}_1 \\ \hat{b}_6 \\ \hat{b}_8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_1 \\ h_6 \\ h_8 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad (A) \cdot \begin{pmatrix} \hat{b}_2 \\ \hat{b}_7 \\ \hat{b}_9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_2 \\ h_7 \\ h_9 \end{pmatrix}$$

$$\text{avec } (A) = \begin{pmatrix} pNS_2 & p^3 S_2^2 & p^3 NS_4 \\ pS_2^2 & p^3 S_2 S_4 & p^3 S_2 S_4 \\ pNS_4 & p^3 S_2 S_4 & p^3 NS_6 \end{pmatrix}$$

.Il suffit d'inverser la matrice (A).On obtient :

$$(A)^{-1} = \begin{pmatrix} S_4(NS_6 - S_2S_4)/Npab & 1/pa & S_4/Npb \\ 1/p^3a & -N/p^3S_2a & 0 \\ S_4/Np^3b & 0 & -S_2/Np^3b \end{pmatrix}$$

avec  $a = S_2 - NS_4$  et  $b = S_4^2 - S_2S_6$

.Les six derniers coefficients sont donc assez simplement calculés puisqu'il ne faut résoudre qu'un système à trois inconnues et trois équations, alors qu'il aurait fallu inverser une matrice de rang dix si la méthode classique était utilisée.

.L'intérêt du modèle d'ordre trois est de pouvoir approcher des composantes éclairagements présentant des inflexions de type 1 de la fig (III-6), alors que l'ordre 2 n'est adapté qu'à des composantes éclairagements sans inflexion de type 2 ou 3 de la fig (III-6).

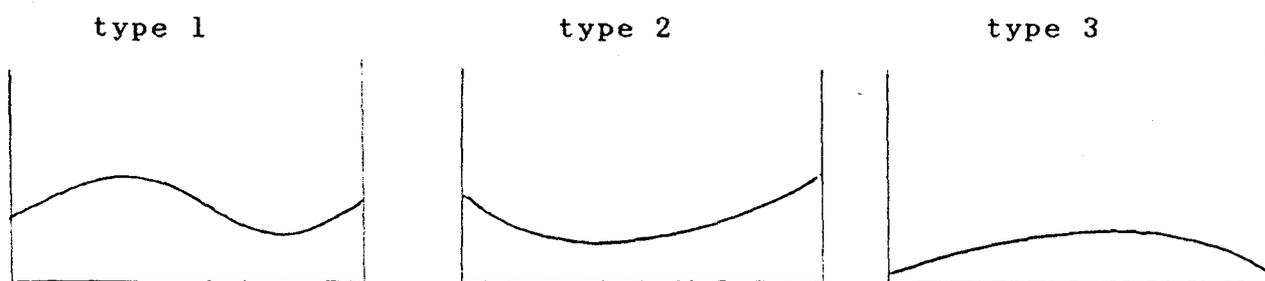


Fig III-6 : Différentes types de composantes éclairagements

.Les résultats obtenus sur différents types d'images nous montreront , que dans la pratique, il est rare de devoir faire appel à l'ordre trois, excepté pour des grands champs de vision où les variations spatiales de l'éclairage peuvent présenter des inflexions significatives. C'est la raison pour laquelle nous ne présentons pas

les calculs pour les ordres supérieurs. L'ordre quatre demande le calcul de quinze termes et le système d'équations est beaucoup plus complexe à résoudre.

.On peut remarquer que la méthode proposée donne des résultats d'autant meilleurs que la surface occupée par les objets est réduite dans la scène observée.

.Il s'agit ici d'un avantage déterminant sur les méthodes de seuillage dynamiques qui, dans ce cas, du fait de la faible représentation d'une classe par rapport à l'autre, présentent des faiblesses importantes au niveau de l'interpolation.. /BHA/./NAG/

### 3-5 RESULTATS :

#### 3-5-1 Approximation polynomiale d'ordre deux :

.La méthode est testée sur une image présentant deux classes de points : le fond de l'image et les objets représentés par différentes lettres de l'alphabet et différents chiffres ou symboles.(fig III-7)

.L'histogramme de cette image ne présente pas le caractère bimodal attendu.Ce phénomène est dû aux variations spatiales de l'éclairement sur l'image.(fig III-8)

.Le signal,pris sur une ligne de balayage horizontal de l'image,fait apparaitre nettement la composante éclairement perturbatrice.( fig III-9 et III-10 )

.Différents seuils de binarisation ont été sélectionnés de manière interactive ( fig III-11,III-12 et III-13).Aucun seuil ne permet de séparer correctement les deux classes de points en présence dans l'image.

.L'examen des différents signaux des lignes de balayage horizontal de l'images,permet de choisir l'ordre de la fonction polynomiale ,approchant au mieux la composante éclairement.Le premier



Fig III-7: Image originale



Fig III-8: Histogramme des niveaux de gris de l'image

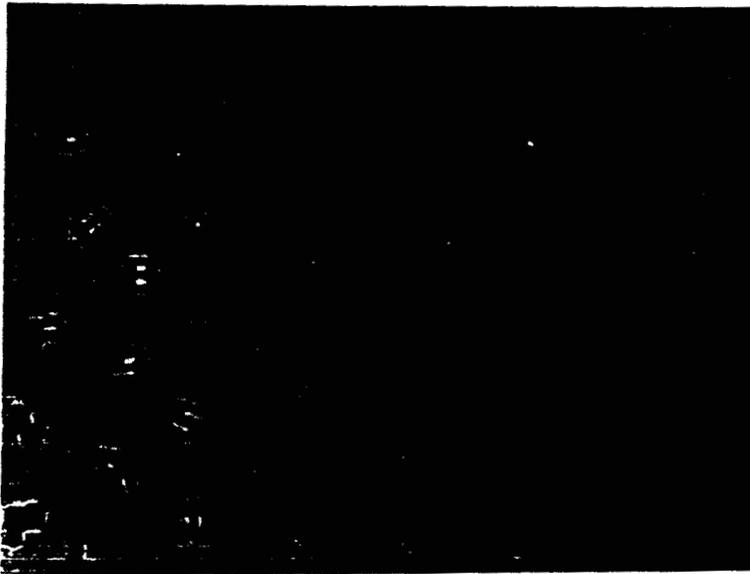


Fig III-11: Image binarisée ( Seuil = 50 )

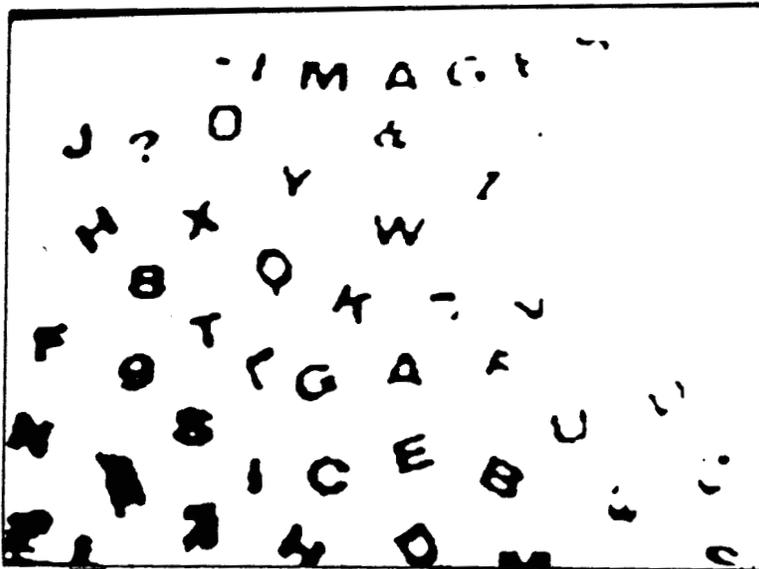


Fig III-12: Image binarisée ( Seuil = 70 )

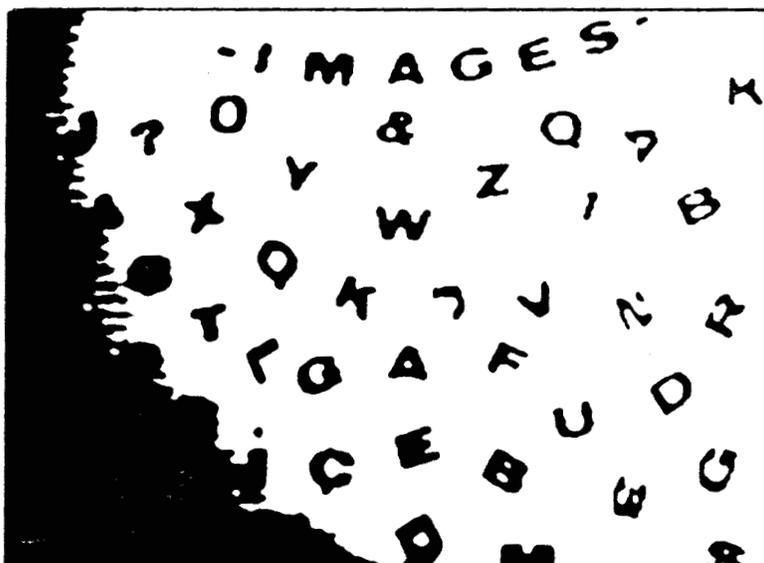


Fig III-13: Image binarisée ( Seuil = 80 )

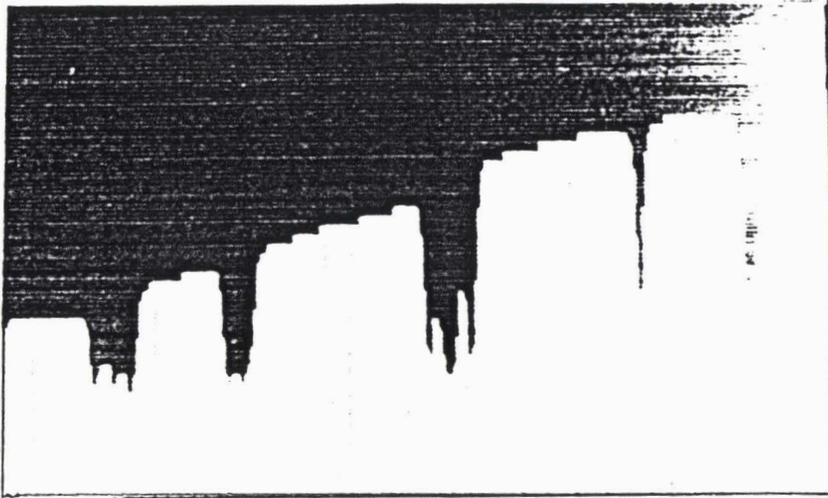


Fig III-9: Signal de la ligne de l'image numéro 100

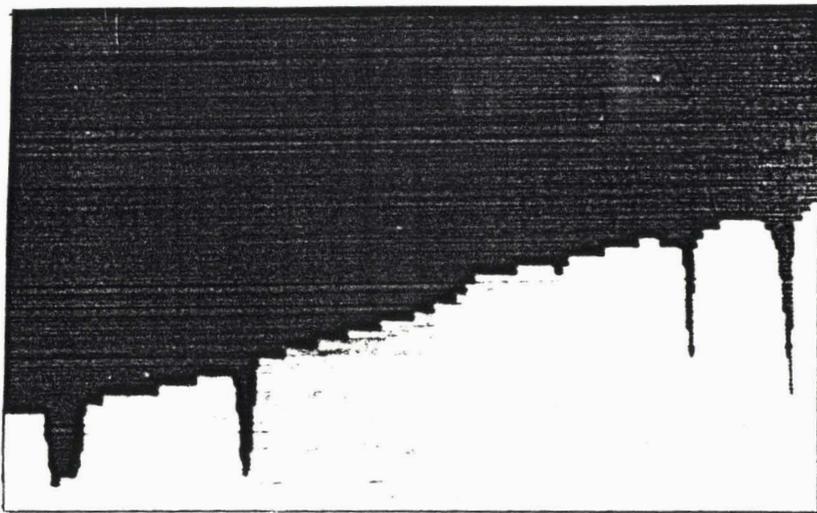


Fig III-10: Signal de la ligne de l'image numéro 150

ordre apparait nettement insuffisant. Le choix se porte donc vers une fonction polynomiale d'ordre deux.

.Les essais sont effectués pour différentes valeurs du pas d'échantillonnage spatial  $p$  de l'image.

	$p = 10$	$P = 30$	$P = 40$	$P = 52$
$b_0$	110	110	110	110
$b_1$	0.36	0.39	0.43	0.46
$b_2$	-0.20	-0.20	-0.27	-0.24
$b_3$	$-7.6 \cdot 10^{-4}$	$-8.1 \cdot 10^{-4}$	$1.5 \cdot 10^{-4}$	$-7.4 \cdot 10^{-4}$
$b_4$	$-2.7 \cdot 10^{-5}$	$-4.2 \cdot 10^{-4}$	$-3.6 \cdot 10^{-5}$	$2.0 \cdot 10^{-3}$
$b_5$	$-6.9 \cdot 10^{-4}$	$-8.4 \cdot 10^{-4}$	0	$-2.5 \cdot 10^{-4}$

.Les temps de calcul des vecteurs  $\vec{H}$  et  $\vec{B}$ , qui définissent le modèle analytique, sont négligeables par rapport au temps de calcul nécessaire pour déterminer explicitement les valeurs de la fonction obtenue, en tous points de l'image, afin de reconstituer la composante éclairément.

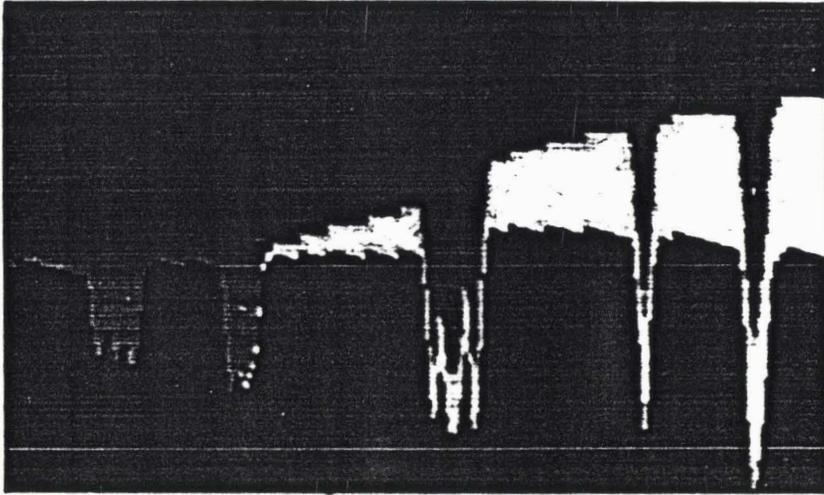
.L'utilisation de l'algorithme itératif diminue notablement ce temps de calcul.

algorithme classique : temps = 42 secondes

algorithme itératif : temps = 15 secondes

.Après soustraction de la composante éclairément ainsi obtenue, les signaux des lignes d'images sont exempts de la composante éclairément. ( fig III-14, III-15, III-16 et III-17)

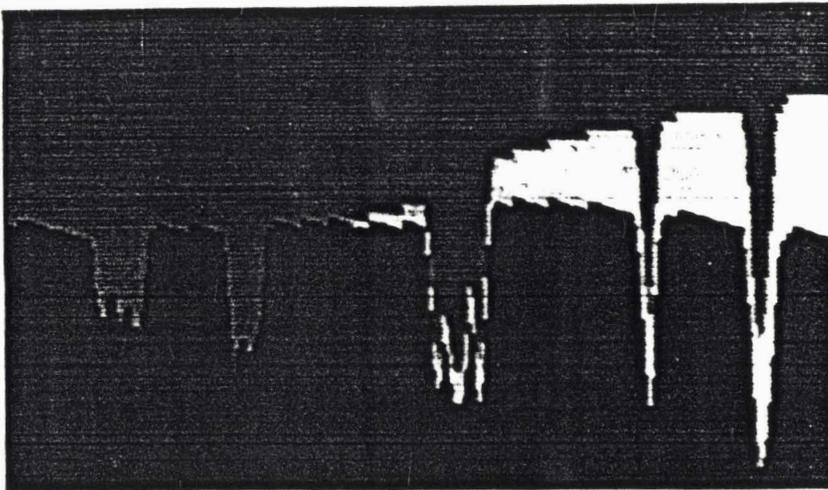
.On obtient alors les histogrammes des images résultantes pour les différentes valeur de  $p$  ( fig III-18, III-20, III-22, et III-24) ainsi que les images binarisées associées à chacun de ces



Signal original

Signal corrigé

Fig III-14 : Signal corrigé pour  $p = 10$



Signal original

Signal corrigé

Fig III-15 : Signal corrigé pour  $p = 30$

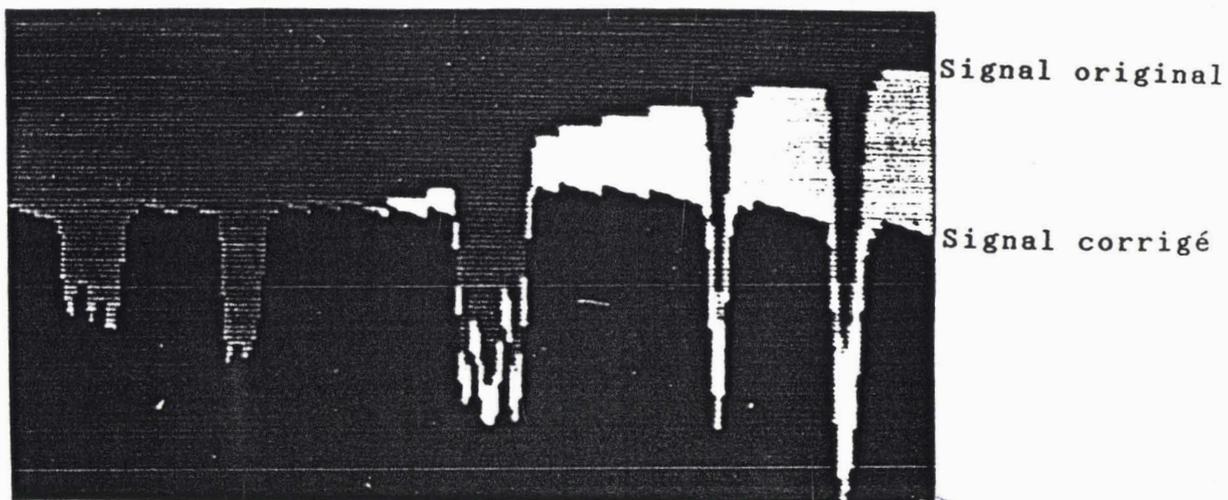


Fig III-16 : Signal corrigé pour  $p = 40$

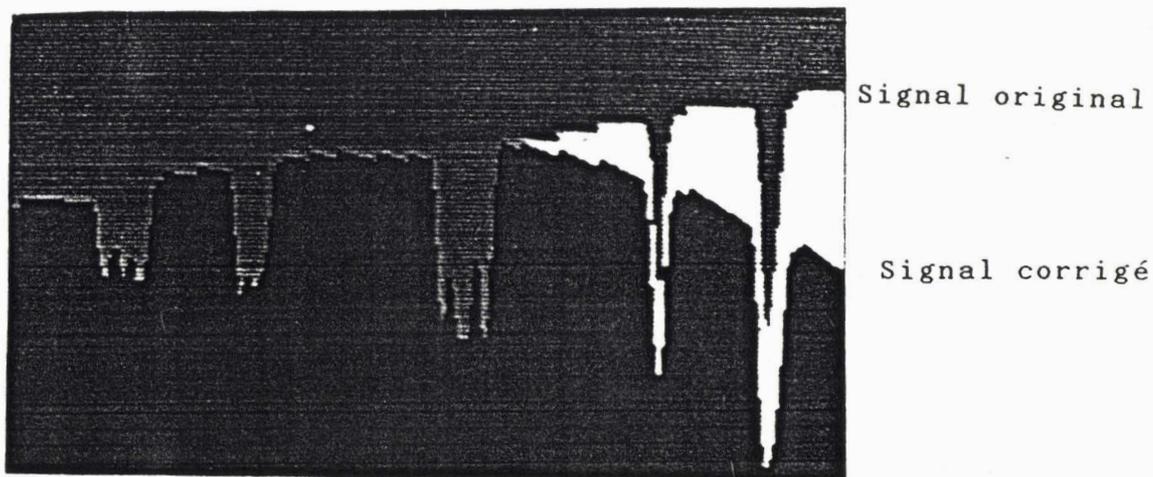


Fig III-17 : Signal corrigé pour  $p = 52$

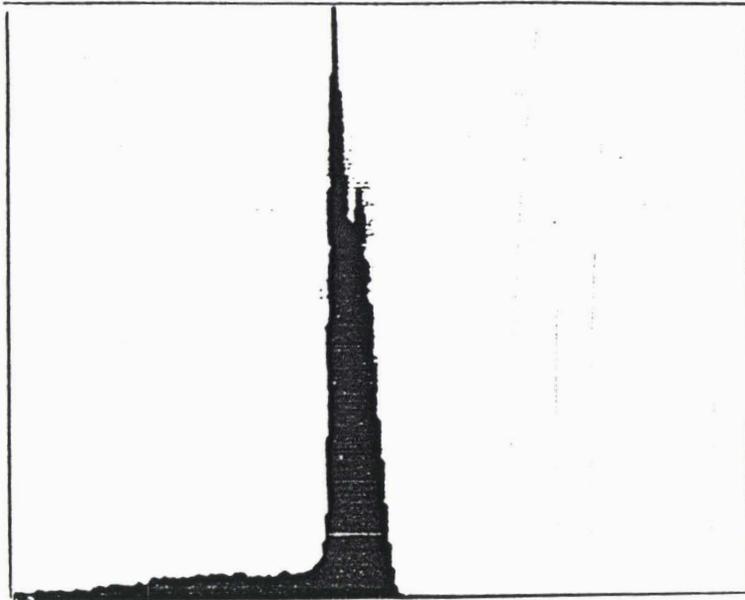


Fig III-18: Histogramme de l'image corrigée pour  $p = 10$

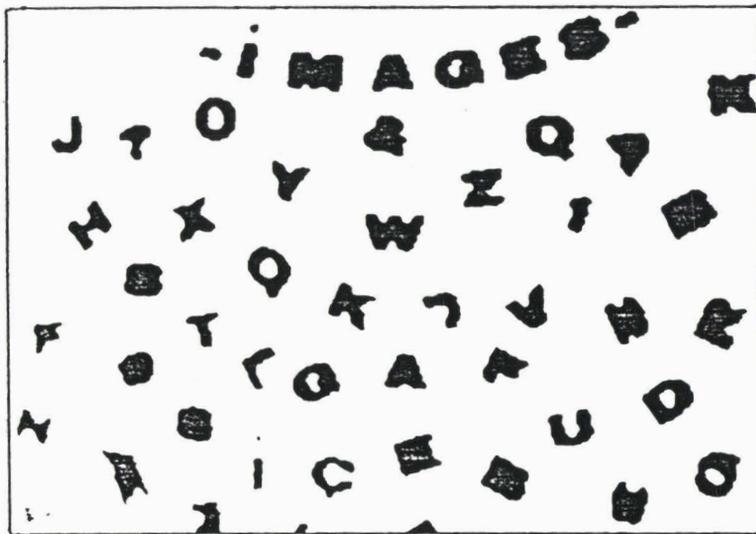
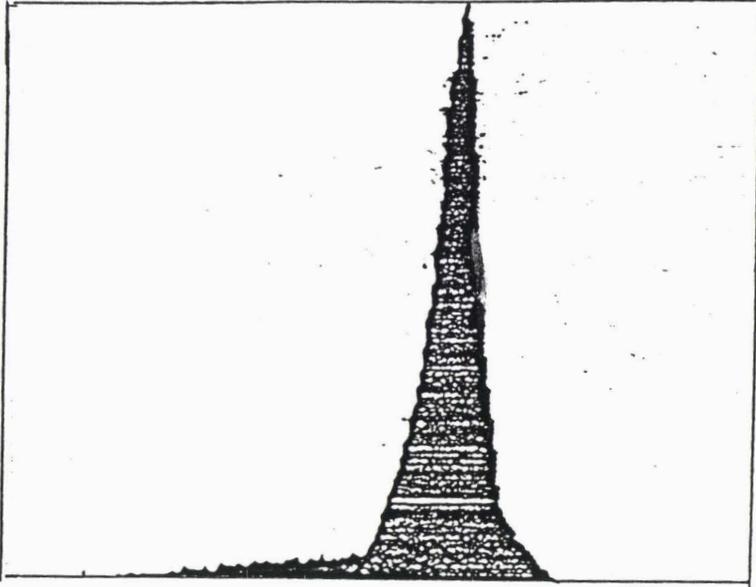


Fig III-19: Image binarisée de l'image corrigée pour  $p = 10$   
Seuil = 90





BU  
LILLE

Fig III-22: Histogramme de l'image corrigée pour  $p = 40$

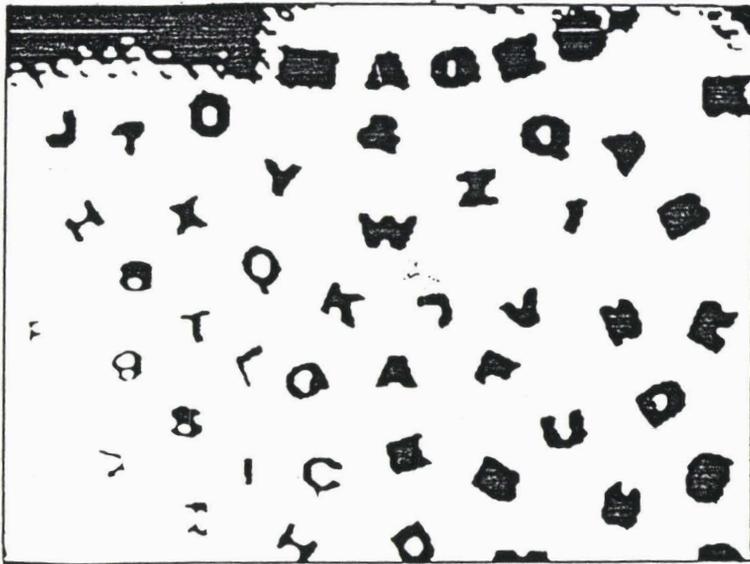


Fig III-23: Image binarisée de l'image corrigée pour  $p = 40$   
Seuil = 90

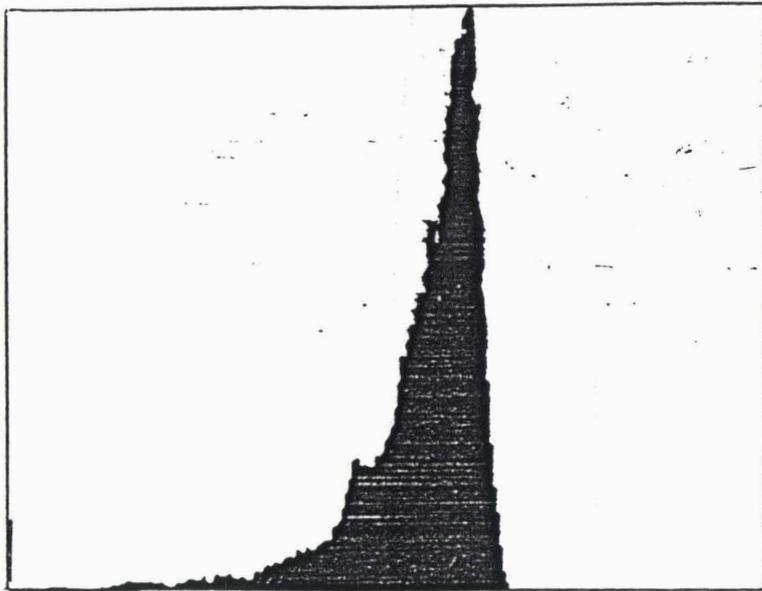


Fig III-24: Histogramme de l'image corrigée pour  $p = 52$

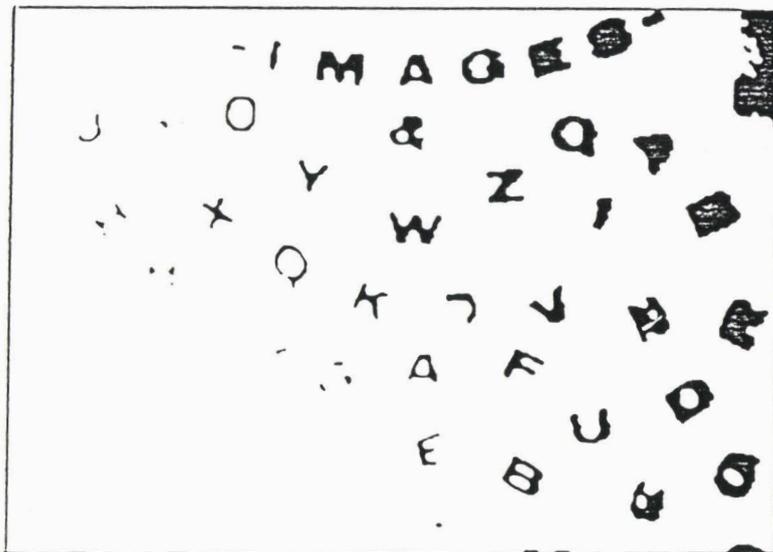


Fig III-25: Image binarisée de l'image corrigée pour  $p = 52$   
Seuil = 90

histogrammes. ( fig III-19, III-21, III-23 et III-25).

. Ces résultats mettent en évidence la grande robustesse de la méthode , par rapport à l'ajustement de ce paramètre. On obtient des résultats acceptables pour  $p$  variant de 10 à 40. La valeur  $p=30$  permet d'approcher la composante éclairément de manière très satisfaisante, malgré un pas d'échantillonnage spatial important.

. Pour les valeurs de  $p$  supérieures à 40, les résultats deviennent médiocres.

### 3-5-2 Approximation polynomiale d'ordre trois :

. Un champ image important est nécessaire pour obtenir des composantes éclairéments avec inflexion.

. L'image (fig III-26) représente une grille dont l'extraction par binarisation simple , nécessiterait une répartition uniforme de l'éclairage.

. L'histogramme (fig III-27) de l'image brute ne permet pas de sélectionner un seuil de binarisation correct. (fig III-28)

. Une série d'essais a été réalisée à l'ordre deux avec des pas d'échantillonnage de plus en plus petits. Même un pas très faible ne permet pas d'obtenir des résultats corrects. (fig III-29, III-30 et III-31).

. L'utilisation de l'ordre trois donne de meilleurs résultats. Cependant , il est nécessaire de choisir un pas d'échantillonnage spatial très petit pour prendre en compte l'inflexion de la composante éclairément . (fig III-32, III-33 et III-34). Dans ce cas précis , l'ordre trois apparaît indispensable.

. Pour que l'ordre trois présente un intérêt réel , l'image doit

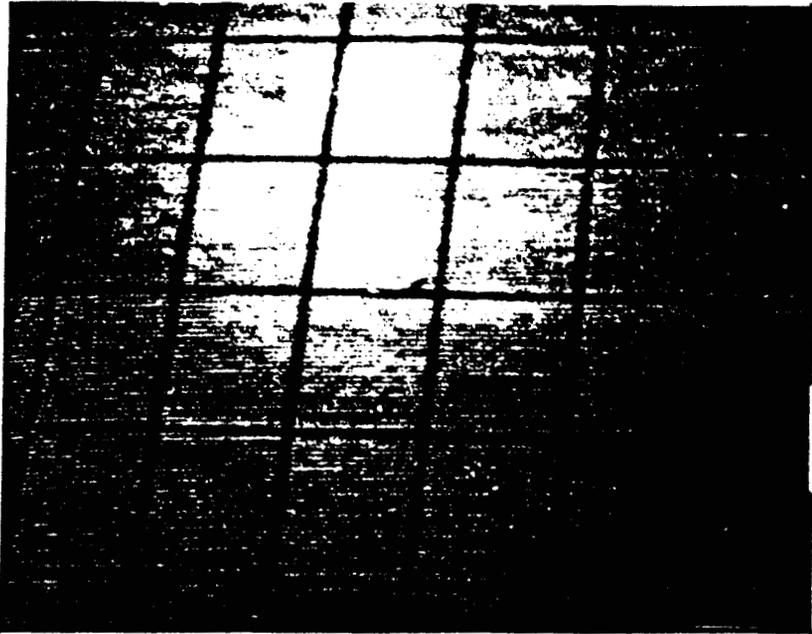


Fig III-26: Image originale

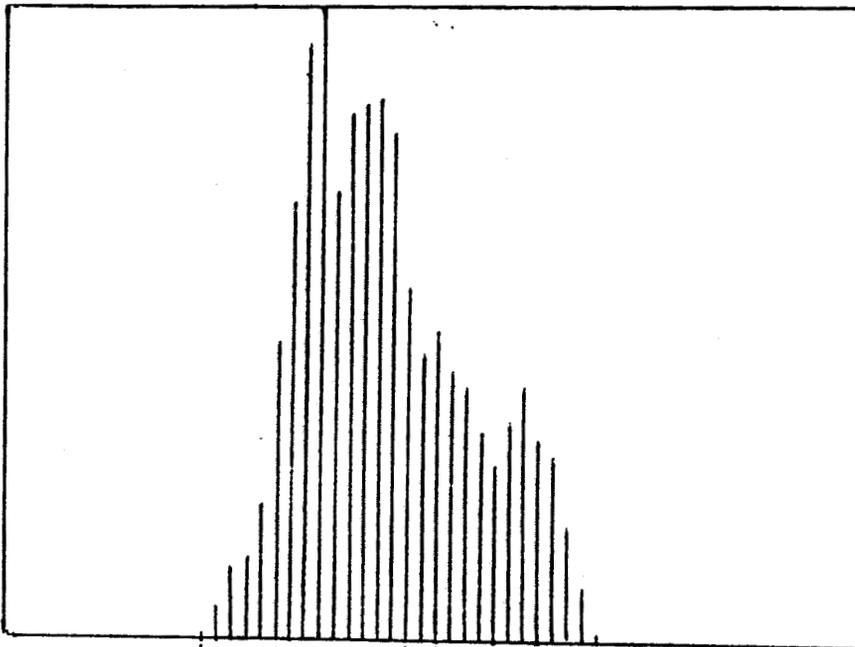
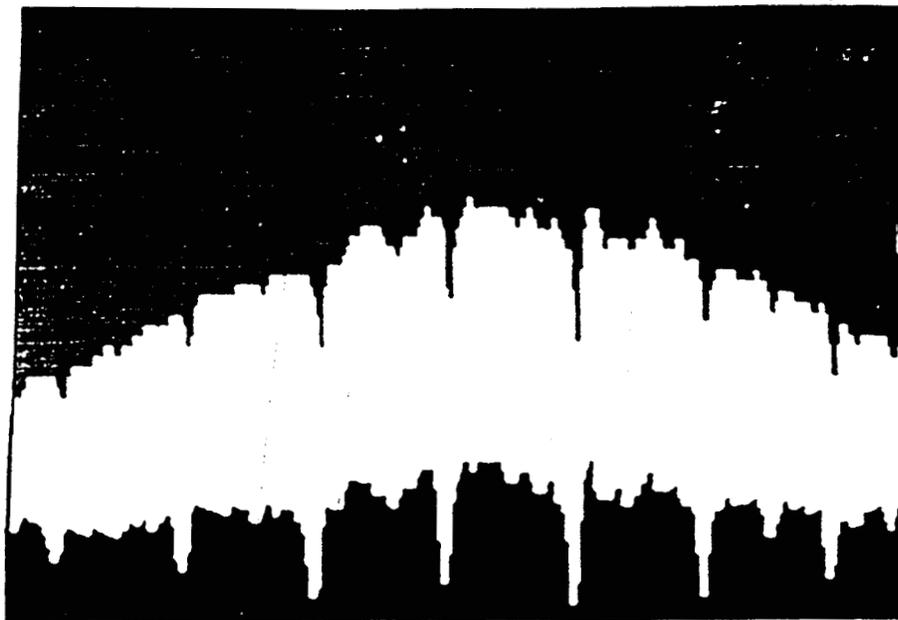


Fig III-27: Histogramme de l'image



Fig III-28: Image binarisée



Signal original

Signal corrigé

Fig III-29: Signal de la ligne de l'image numéro 150

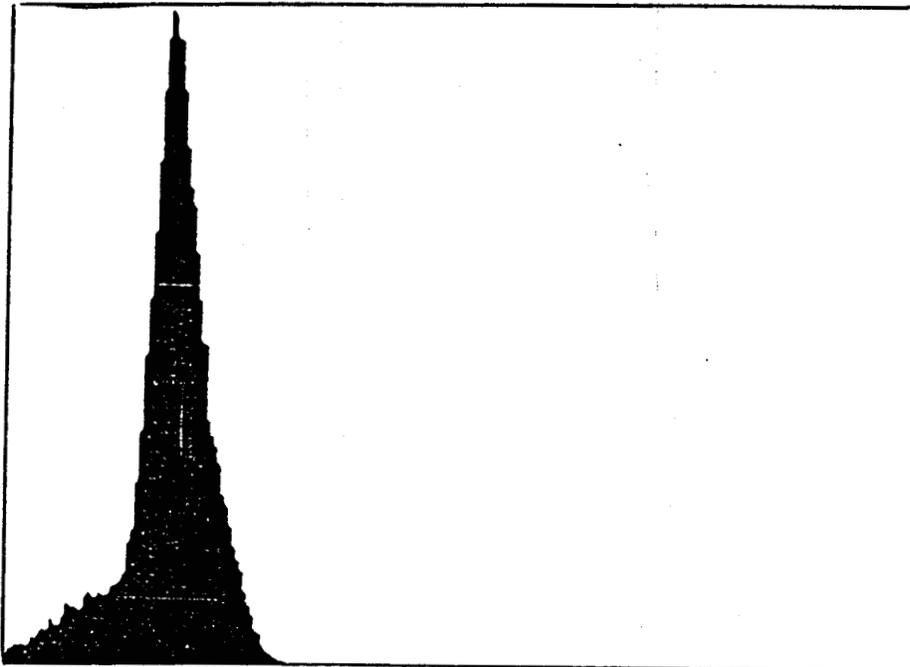


Fig III-30: Histogramme de l'image corrigée à l'ordre 2

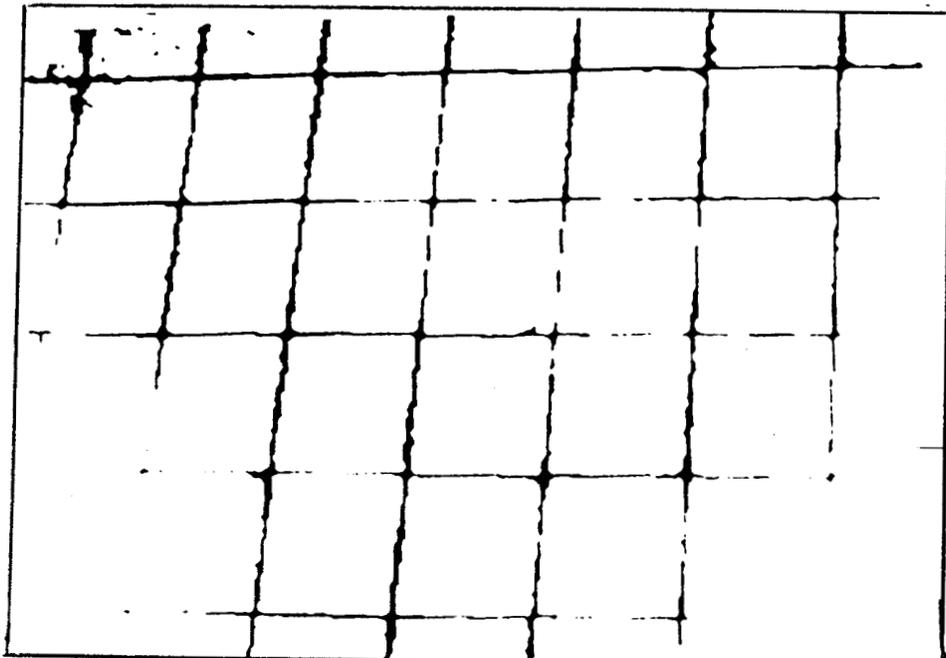


Fig III-31: Image binarisée

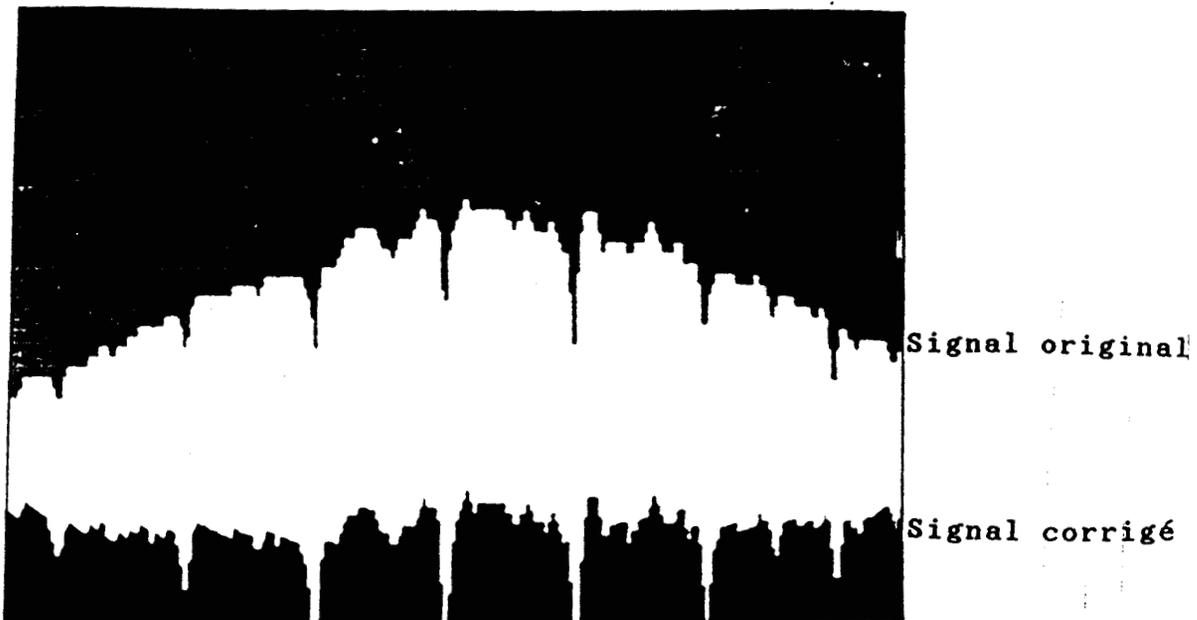


Fig III-32: Signal de la ligne de l'image numéro 150

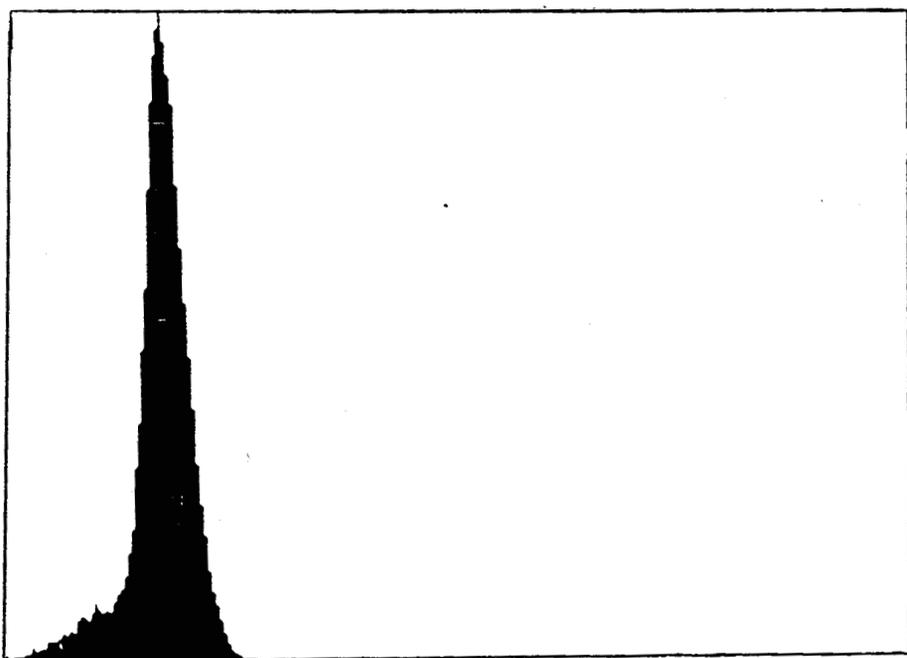


Fig III-33: Histogramme de l'image corrigée à l'ordre 3

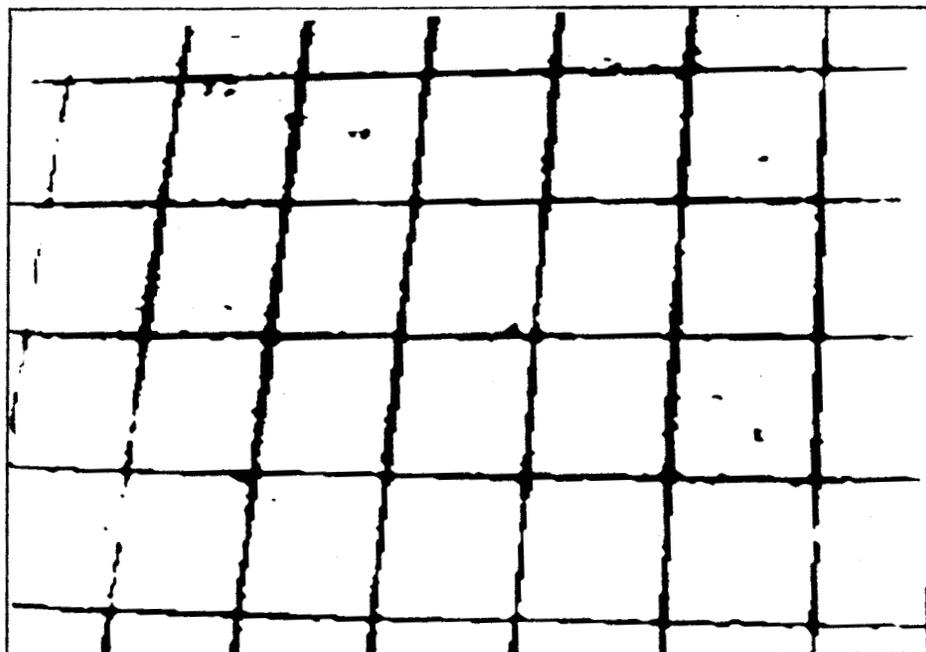


Fig III-34: Image binarisée

comporter une composante éclairément avec inflexion. La difficulté rencontrée pour obtenir de telles images, même pour un champ élargi, laisse supposer que ce type de composante éclairément ne se présente que très rarement, à fortiori pour des champs d'observations peu étendus.

### 3-6 CONCLUSION :

.La méthode proposée permet d'effectuer un traitement de l'image qui élimine la composante éclairément. Sur l'image résultante, il est alors possible d'appliquer les méthodes de recherche du seuil de binarisation exposées dans le deuxième chapitre.

.Les essais sur différentes images ont mis en évidence que l'ordre deux suffisait pour obtenir une bonne approximation de la composante éclairément, dans la majorité des cas.

.L'intérêt de cette méthode est d'effectuer un traitement global sur l'image, contrairement aux méthodes dynamiques, qui nécessitent au préalable un découpage de l'image.

.La faible surface occupée par les objets par rapport au fond de l'image est un atout supplémentaire pour obtenir de bons résultats, alors que pour les méthodes dynamiques, ceci constitue un inconvénient majeur pour réaliser une interpolation correcte.

.Nous allons maintenant montrer comment cette technique de seuillage adapté a été utilisée dans le cadre de l'automatisation d'une tâche de repiquage en agriculture.

C H A P I T R E      I V

DES TECHNIQUES DE SEUILLAGE ADAPTE

POUR LE REPIQUAGE AUTOMATIQUE EN AGRICULTURE

**CHAPITRE IV : DES TECHNIQUES DE SEUILLAGE ADAPTE**  
**POUR LE REPIQUAGE AUTOMATIQUE EN AGRICULTURE**

4-1 INTRODUCTION

.Bien que des obstacles techniques aient empêché , jusqu'à présent, la mécanisation de certaines tâches agricoles, les techniques de la productique apportent une nouvelle dimension au machinisme, préparant ainsi une profonde mutation dans le monde agricole au cours de ces prochaines années. /BAY1/. /BOU/

.Beaucoup de travaux en agriculture peuvent être automatisés afin d'améliorer la productivité, la qualité des produits ou d'effectuer des tâches répétitives. Cependant, la grande variabilité naturelle des produits, la dispersion des degrés de croissance qui demande un traitement sélectif selon le stade de maturité, la fragilité des produits qui exigent une manipulation adéquate, sont autant d'obstacles qui s'opposent à cette automatisation. De plus, l'environnement agricole est souvent agressif. Au cas où un capteur visuel est utilisé, la boue, la poussière, l'humidité, la prolifération des feuillages, peuvent salir ou masquer les produits à observer. /SIS/. /GUY/

.Toutes ces difficultés ralentissent la pénétration des outils de la productique dans le milieu agricole. De plus, les travaux à exécuter sont très souvent saisonniers : l'investissement est donc trop important pour le service rendu.

.Néanmoins, les progrès accomplis en physiobiologie végétale effacent certains de ces obstacles. Les manipulations génétiques, le conditionnement des végétaux en serres, permettent un contrôle de la dispersion de leur maturité, de leur croissance, et fournit ainsi une culture plus homogène qui rend l'automatisation de certaines tâches plus accessible.

.L'utilisation de nouveaux substrats nourriciers permet de maîtriser l'environnement. En particulier, les substrats gélatineux facilitent l'emploi de capteurs visuels. En effet, ces substrats sont exempts de corps étrangers tels que brindilles ou cailloux présents normalement dans les terres de culture classiques. On peut même choisir la couleur du substrat et augmenter ainsi le contraste entre les végétaux et ce substrat.

.Le conditionnement en serres donne des conditions de travail plus favorables et la possibilité de cultiver toute l'année.

.C'est dans ce contexte qu'une automatisation de tâches agricoles paraît la plus porteuse de progrès. Le repiquage automatique de plantules est l'une de ces tâches, et fait l'objet de l'application présentée dans ce chapitre.

#### 4-2 REPIQUAGE AUTOMATIQUE DE PLANTULES :

.Le premier stade de croissance des jeunes plantules s'effectue en serres. Lorsque leur taille est suffisante, elles sont extraites de leur substrat nourricier et repiquées dans un autre récipient de conditionnement, afin de les placer dans une autre serre ou de les expédier vers les lieux de culture.

.Malgré le positionnement rigoureux des graines lors de la mise en germination, les arrosages successifs et leur croissance font que leurs positions ne peuvent pas être parfaitement contrôlées lorsqu'on veut réaliser leur repiquage. Il est alors nécessaire d'utiliser un capteur visuel pour les localiser.

.Une procédure de traitement d'images permet de déterminer les coordonnées de chacune des plantules. Ces coordonnées sont transmises alors à un bras manipulateur qui est chargé du repiquage proprement dit. L'étude de faisabilité de cette automatisation intégrale du repiquage a été réalisée sur des plantules d'épicéas et d'eucalyptus.

#### 4-3 TRAITEMENT DE L'IMAGE ://DEL/

##### 4-3-1 Seuillage adapté :

.Comme nous l'avons dit auparavant, le substrat et les plantules présentent un net contraste qui peut être amélioré par l'emploi d'un filtre interférentiel adéquat.

.Dans ces conditions, la binarisation est la procédure de segmentation la mieux adaptée, compte tenu des simplifications qu'elle apporte au niveau du développement des algorithmes de traitement de l'image.

.Compte tenu des habitudes de travail dans les serres, il semble difficile d'effectuer le repiquage dans un tunnel qui permettrait de contrôler parfaitement les conditions d'éclairage. Le repiquage, pour être accepté des agriculteurs, doit en effet pouvoir être observé par le personnel d'exploitation. Dans ces conditions, il est difficile de rendre l'éclairage uniforme dans tout le champ de la caméra, étant donné que les serres sont très sensibles à la lumière ambiante (soleil, nuages...).

.N'importe quel chercheur averti en traitement d'images sait que le choix d'un seuil de binarisation n'est pas chose aisée: il faut souvent modifier les positions des sources lumineuses, en fonction de l'éclairage naturel, pour obtenir l'image binarisée appropriée.

.Comme le système de traitement d'images doit faire partie intégrante d'une chaîne automatisée, il est indispensable de s'affranchir de l'éclairage ambiant afin de sélectionner le seuil de binarisation indépendamment de ces variations d'éclairement.

.La méthode développée dans le chapitre précédent permet de résoudre ce problème.

.Le bac contenant les plantules mesure environ 40cm sur 30cm. Le

champ image est suffisamment petit pour qu'il n'existe pas de variations d'éclairement complexe nécessitant l'approximation du fond de l'image par une forme polynomiale du troisième ordre.

.La fonction polynomiale retenue pour approcher le fond de l'image est donc une fonction du second ordre.

.Les plantules à repiquer sont des jeunes pousses. Leurs surfaces ne constituent qu'un faible pourcentage du champ de vision. La méthode de seuillage adaptatif proposée s'applique donc parfaitement à ce type d'images et le pas d'échantillonnage du maillage de l'image peut être relativement important, ce qui permet de réduire les temps de calcul.

.Le prétraitement de l'image consiste donc à appliquer l'algorithme de seuillage adapté:

- 1 - Acquisition de l'image.
- 2 - Modélisation de la composante éclairément.
- 3 - Soustraction de la composante éclairément de l'image originale.
- 4 - Choix d'un seuil de binarisation.
- 5 - Binarisation.

.L'image (fig IV-1) représente une vue de dessus d'un bac d'épicéas. Cette image présente un défaut d'éclairément qui empêche de sélectionner un seuil global pour toute l'image et les images binarisées (fig IV-2 et IV-3) sont inexploitable.

.Les signaux relatifs aux lignes de l'image (fig IV-1) représentés sur les figures IV-4 et IV-5, font apparaitre très nettement la composante éclairément perturbatrice.

.En utilisant la méthode proposée à l'ordre deux, on obtient les signaux résultants représentés sur les mêmes figures IV-4 et IV-5.

.Il est alors possible de choisir un seuil global sur toute

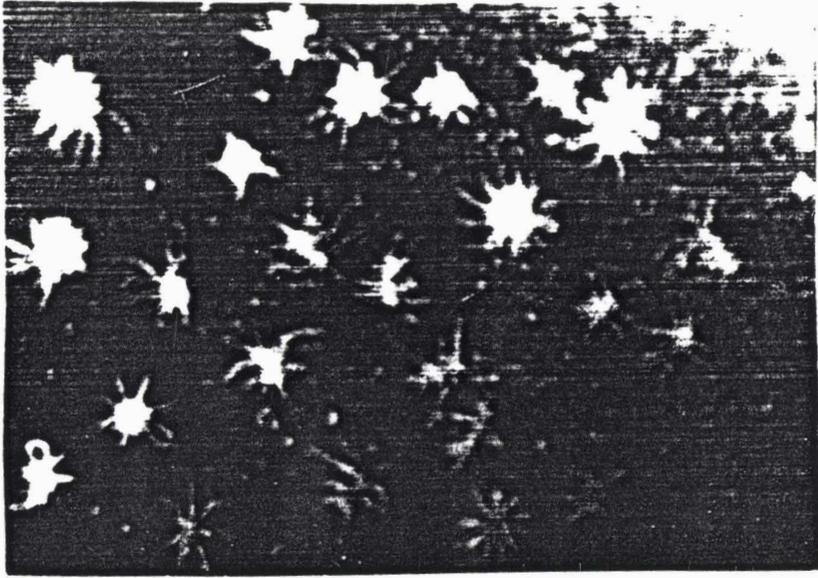


Fig IV-1: Image originale des épicéas

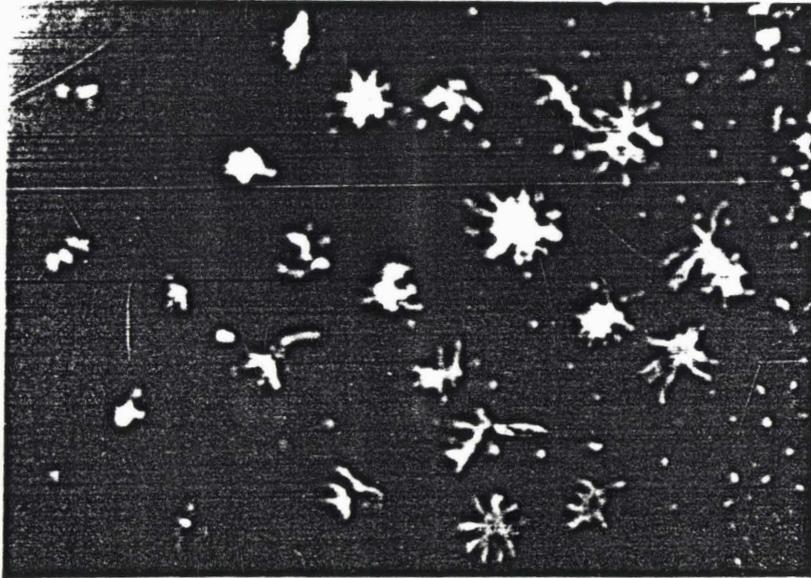


Fig IV-2: Image binarisée

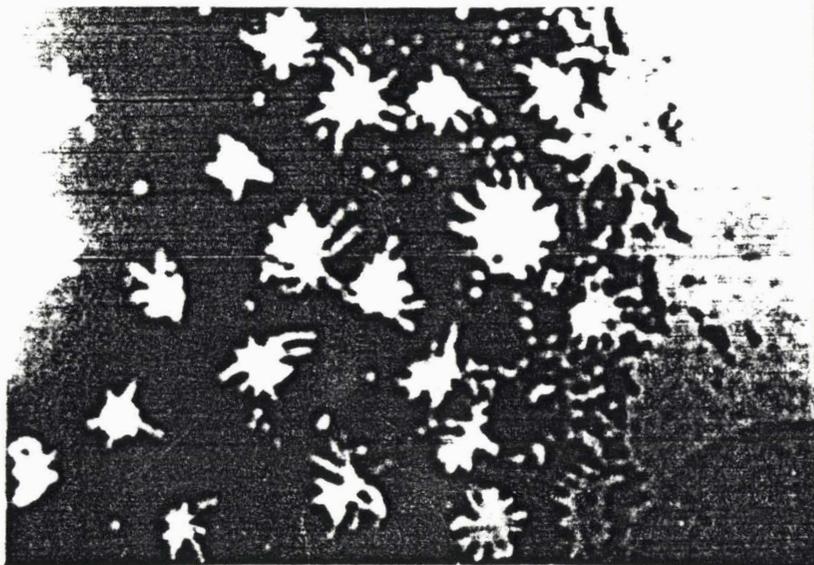
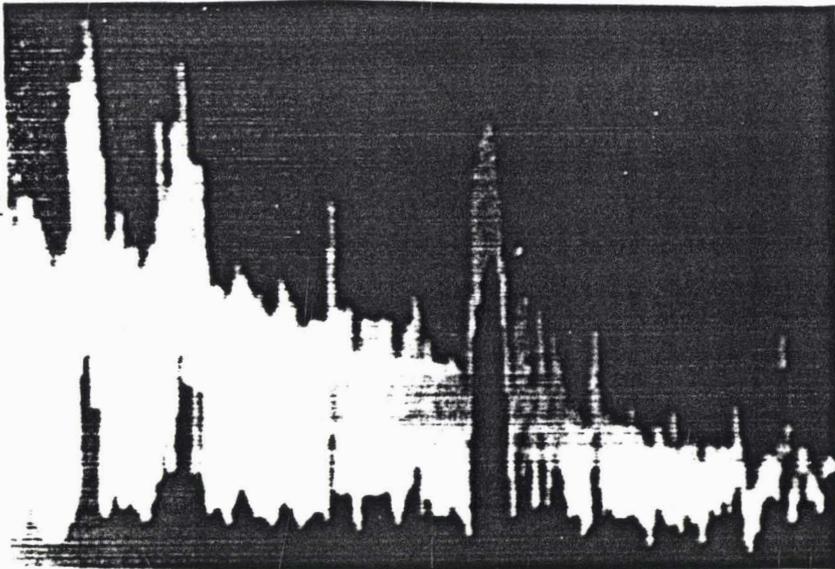


Fig IV-3: Image binarisée



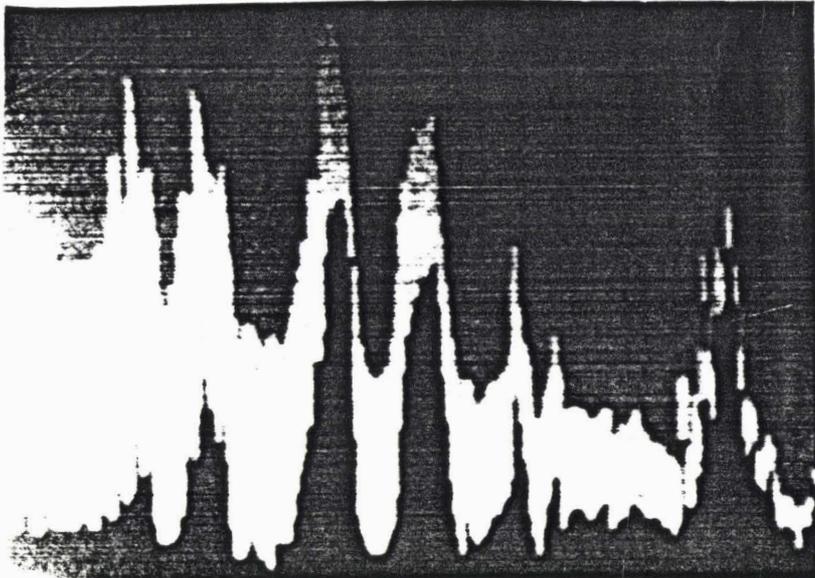
Signal original,



Signal corrigé

Fig IV-4: Signal vidéo de la ligne 100

Signal original



Signal corrigé

Fig IV-5: Signal vidéo de la ligne 150



Fig IV-6: Image binarisée



l'image. Ce seuil fournit une image binarisée où toutes les plantules sont représentées par un agglomérat de points connexes. (fig IV-6)

.La méthode a été testée sur une autre variété de plantules. (fig IV-7)

.L'histogramme de l'image, ainsi que le signal vidéo pris sur une ligne d'image fait apparaître également les défauts d'éclairéments. (fig IV-8 et IV-10).

.L'image résultante après traitement, fournit un histogramme exploitable et un signal vidéo aplani. (fig IV-9 et IV-10)

.Sur l'image binarisée finale, les plantules sont représentées par des agglomérats de points connexes. (fig IV-11)

#### 4-3-2 Traitement de l'image binarisée :

.Après binarisation, l'image présente donc des agglomérats de points correspondant aux plantules.

.Le seuillage a permis de séparer les points de l'image en deux classes. Il faut maintenant déterminer chacune des régions constituées par un ensemble de points connexes.

.Les procédures d'extraction de régions doivent permettre de manipuler des formes quelconques, éventuellement imbriquées et pouvant comporter des trous.

.De nombreuses méthodes d'extraction de régions ont été développées dans le cadre de la synthèse d'images. On peut décomposer ces méthodes de manipulation de régions en quatre catégories :

- Méthodes par test de parité ./DUD/
- Méthodes par analyse de connexité ./SMI2/
- Méthodes par tri des intersections avec le contour. /NEW/
- Méthodes par inversion de l'image ./ACK/

.Le développement de méthodes relativement sophistiquées a pour

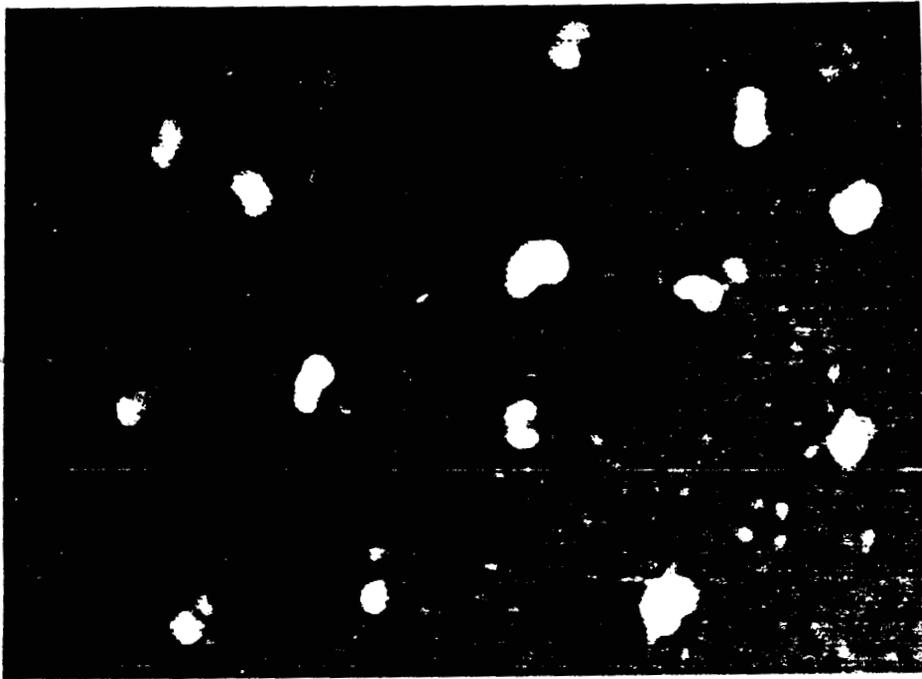


Fig IV-7: Image originale des jeunes pousses

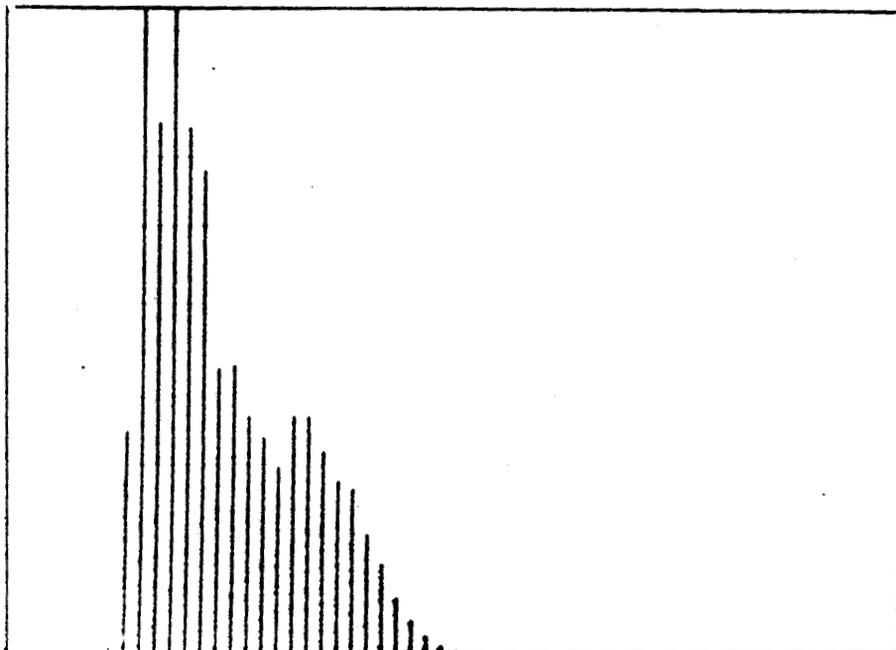


Fig IV-8: Histogramme de l'image

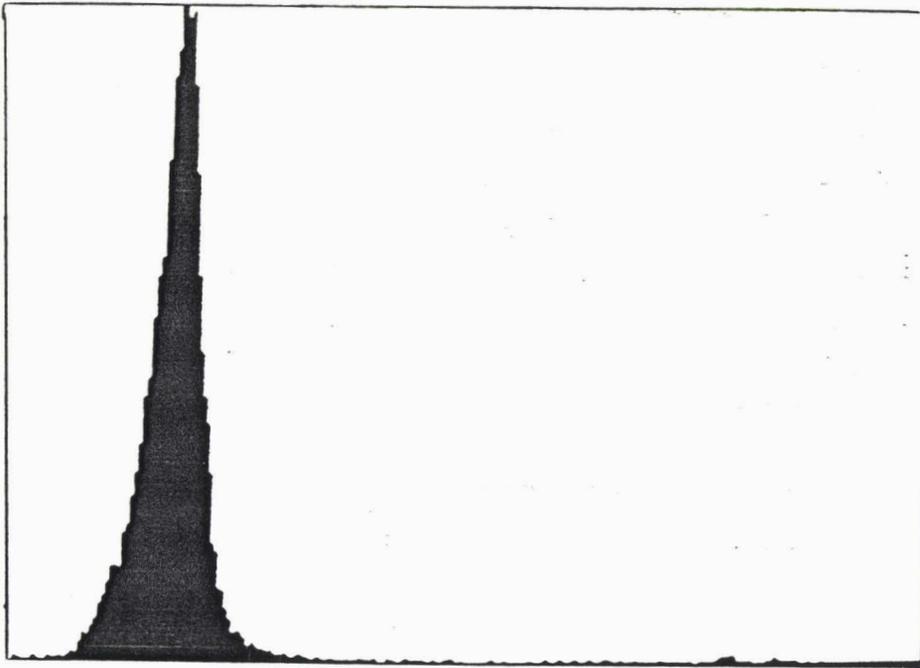
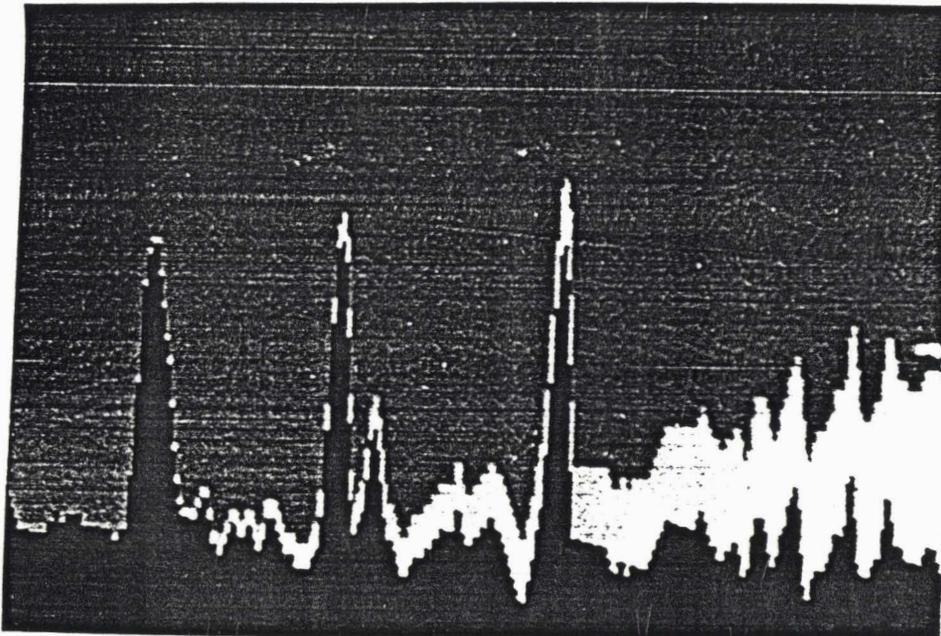


Fig IV-9: Histogramme de l'image après traitement



Signal original

Signal corrigé

Fig IV-10: Signal de la ligne d'image numéro 150

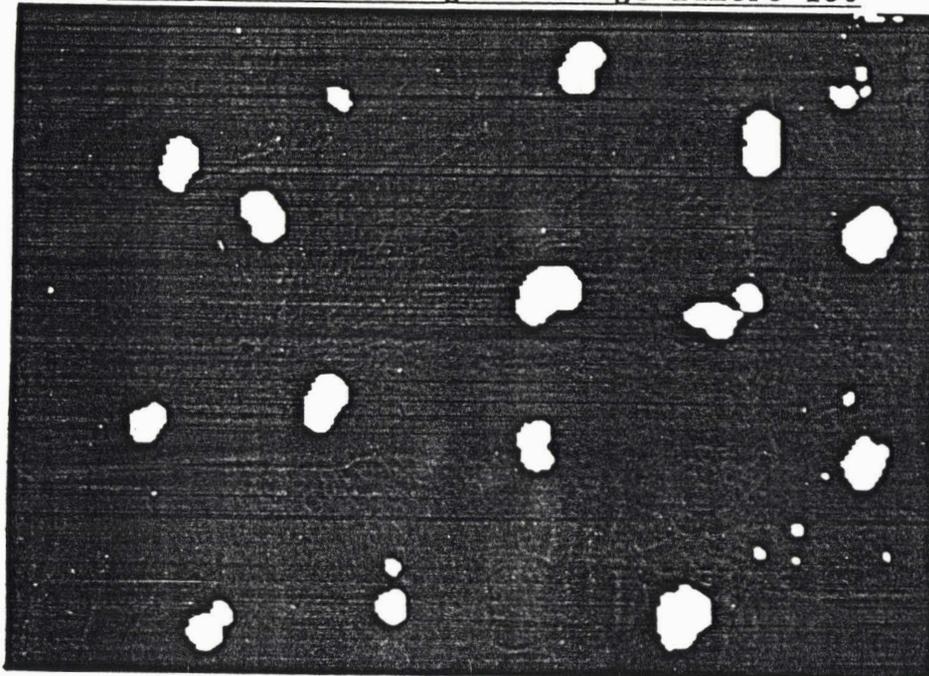


Fig IV-11: Image binarisée

but essentiel d'assurer la manipulation de régions étendues en des temps minimums. Compte tenu de la faible surface occupée par les plantules, nous n'avons fait appel qu'au concept de connexité qui permet d'extraire des régions de forme quelconque, en des temps tout à fait compatibles avec les exigences de ce problème d'automatisation.

a) Algorithme d'extraction des régions :

.Un balayage de l'image permet de détecter un premier point d'un agglomérat. A partir de ce point, on examine les huit voisins. Si un voisin appartient à la forme à extraire et s'il n'a pas déjà été pris en compte, on mémorise sa position. Une fois, les huit voisins examinés, on considère le point suivant dont on a mémorisé la position et on examine à nouveau ses huit voisins.

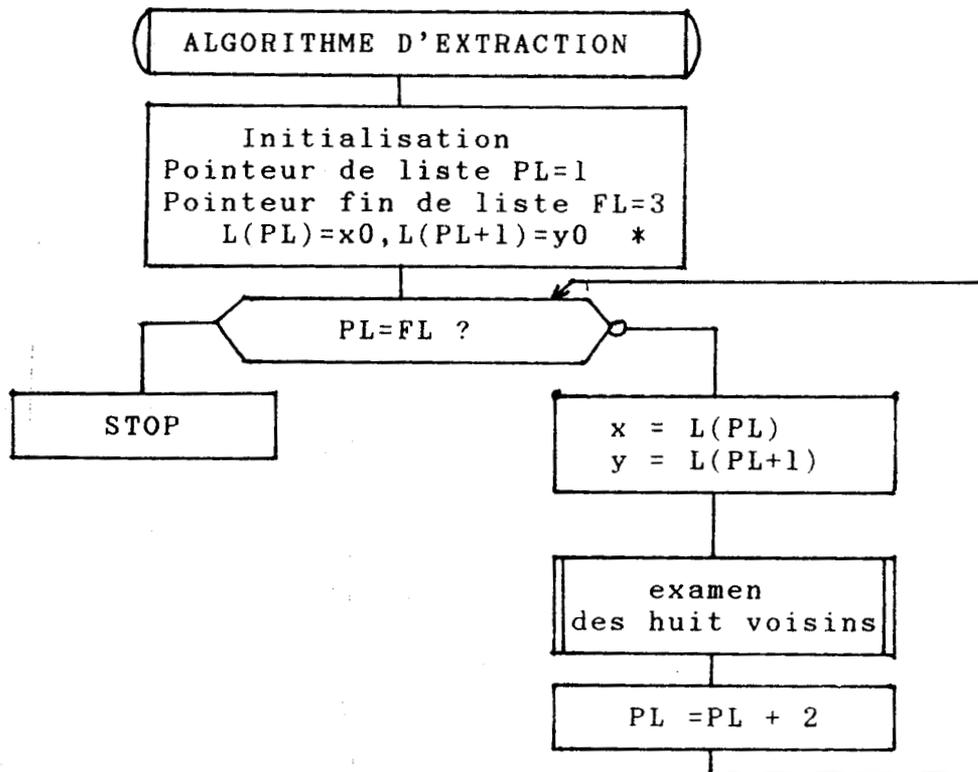
.On recommence ainsi jusqu'à épuisement de la liste des points mémorisés; un point appartenant à l'agglomérat est effacé de l'image lorsqu'il est mémorisé; ainsi, l'agglomérat des points correspondant à une plantule n'apparaît plus dans l'image. On peut alors continuer à balayer l'image pour détecter un point appartenant à un nouvel agglomérat. ( fig IV-12)

.Bien que les coordonnées de chaque point d'un agglomérat soient mémorisées, la surface occupée par une plantule étant faible par rapport à l'ensemble de l'image, la place mémoire occupée n'est pas importante.

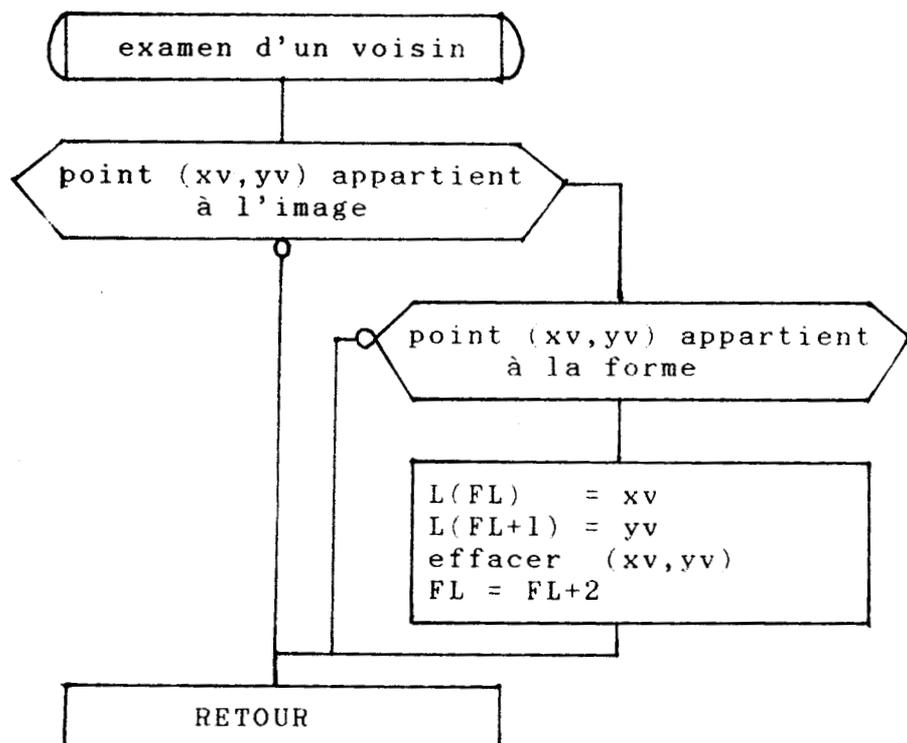
.A partir de cette liste des coordonnées des points, on peut calculer différents paramètres :

- des paramètres de position : les coordonnées du centre de gravité
- un paramètre de forme : la surface

.La position  $\bar{x}$  de la tige d'une plantule est assimilée aux coordonnées de son centre de gravité. Les plantules étant de jeunes



\* le point (x0,y0) est le point initial détecté par balayage de l'image



**Fig IV-12**

pousses, leur tige est bien droite : on peut alors admettre que la position de la tige se confond avec celle du centre de gravité.

.Chaque agglomérat de points obtenu représente en général une plantule isolée et acceptable. Mais il peut représenter une plantule insuffisamment développée ou plusieurs plantules présentant un certain chevauchement.

.Dans de tels cas, cet agglomérat de points doit être ignoré car il représente soit une plantule de mauvaise qualité, soit des plantules difficiles à saisir par le robot.

.La valeur de la surface permet alors de tester si l'on est dans un cas favorable.

.A ce stade, la sélection des agglomérats représentant des plantules isolées et acceptables peut être abordée comme un problème de reconnaissances des formes, avec une phases d'apprentissage et une phase de sélection automatique.

#### b) Phase d'apprentissage :

.Chaque fois qu'une nouvelle série de plantules est introduite dans la chaîne de transplantation, les premiers bacs ne doivent contenir que des plantules acceptables et bien séparées les unes des autres. .Ces bacs doivent donc subir une inspection manuelle préalable.

.Ces bacs servent à estimer la distribution de la surface des plantules acceptables. On obtient généralement des estimations satisfaisantes de ces distributions monovariabiles avec de petits échantillons de l'ordre de cinquante à cent plantules, ce qui correspond au contenu d'un ou deux bacs.

.La surface est obtenue grâce à l'algorithme d'extraction. Elle est évaluée en nombre de pixels appartenant à l'agglomérat de points. Sa valeur est proportionnelle à la longueur de la liste des

points mémorisés.

.On peut ainsi définir une plage de variation, dans laquelle la valeur de la surface d'une plantule acceptable doit appartenir, en calculant la valeur moyenne et l'écart type des surfaces des plantules. Une surface acceptable est comprise dans un intervalle centré sur la surface moyenne, de longueur proportionnel à l'écart type.

c) Phase de sélection automatique :

.A la fin de la phase d'apprentissage, les bacs sont traités de manière automatique en utilisant les plages de variation acceptables.

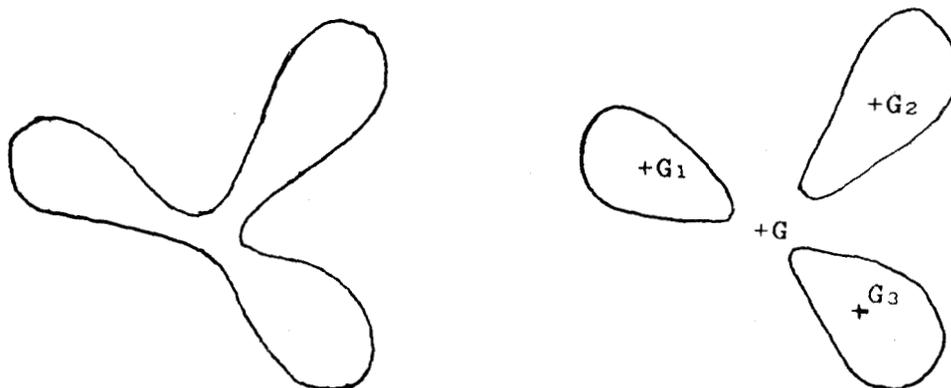
.Pour chaque plantule acceptable, on calcule alors les coordonnées du centre de gravité obtenues à partir de la liste des points mémorisés :

$$X_G = \frac{1}{S} \sum_{x \text{ liste}} x \qquad Y_G = \frac{1}{S} \sum_{y \text{ liste}} y$$

où S est la surface d'une plantule

d) Procédure de fusionnement :

.Cependant, il peut arriver qu'une plantule soit représentée par deux ou plusieurs agglomérats de points . (fig IV-13)



Avant seuillage

Après seuillage

Fig (IV-13) : Plantule représentée par plusieurs agglomérats

.Dans de telles situations, la surface de chacun des agglomérats constituant une plantule est inférieure à la surface acceptable, et la plantule est rejetée.

.Afin de réduire le nombre de rebuts, il est nécessaire de calculer les distances inter-centres de gravité afin de fusionner des agglomérats rapprochés de faible surface. Il suffit de comparer les distances inter-centres à un seuil en dessous duquel une procédure de fusionnement est déclenchée.

.Ainsi, dans le cas de la figure (IV-13), on aurait, pour coordonnées du centre de gravité résultant:

$$X_G = (X_{G1} + X_{G2} + X_{G3})/3$$

$$Y_G = (Y_{G1} + Y_{G2} + Y_{G3})/3$$

.La surface résultante serait :

$$S = S_1 + S_2 + S_3$$

#### 4-4 CHAINE DE TRANSPLANTATION : /POS/. /MON/. /BAY2/

.Le système de vision, décrit ci dessus, est intégré à une chaîne de transplantation automatisée, constituée de deux stations distinctes (fig IV-14). Les bacs passent d'abord dans une station d'inspection où leur image est analysée selon le principe décrit précédemment. Ils passent ensuite dans la station de transplantation proprement dite où la tâche du robot peut être décomposée en six phases :

- 1- Positionnement au dessus de la plantule. (convoyeur 1)
- 2- Prise de la plantule.
- 3- Extraction de la plantule.
- 4- Transfert de la plantule vers la position de dépose. (convoyeur 2)
- 5- Dépose de la plantule dans le trou préformé.
- 6- Positionnement au dessus de la plantule suivante. (convoyeur 1)

.Il est important de noter que cette organisation de la chaîne de transplantation permet d'effectuer le traitement et l'analyse de l'image en temps masqué, c'est à dire pendant que le bac précédent est en cours de "déchargement". Il n'y a donc aucune contrainte importante au niveau du temps de traitement de l'image.

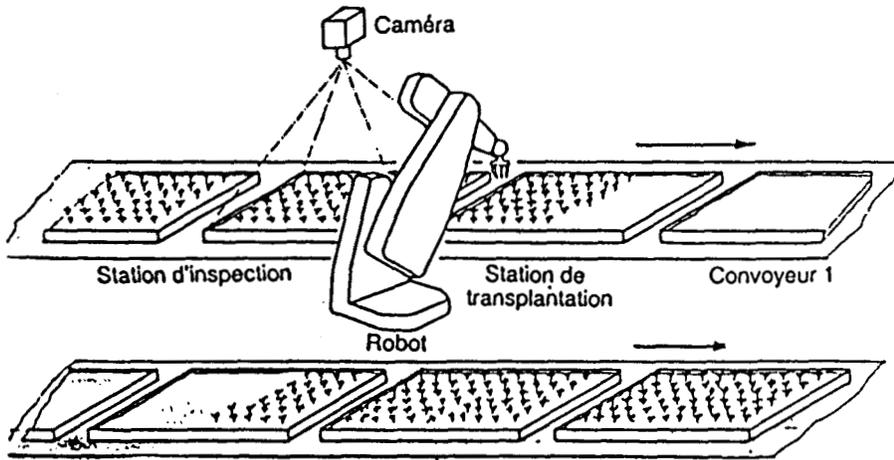


Fig (IV-14) : Chaîne de transplantation automatisée

.Un prototype de la chaîne de transplantation a été mis au point avec un robot anthropomorphe à cinq degrés de liberté.

.La pince a été conçue en tenant compte des variations naturelles des différents types de plantules à manipuler. Un matériau spongieux, présentant un coefficient de frottement élevé, a été collé aux trois doigts de la pince. Cette solution relativement simple, s'est avérée satisfaisante, car elle permet de saisir les tiges sans abîmer les feuilles des plantules. Les larges coussinets de mousse de la pince permettent de compenser les écarts de position des tiges par rapport à leurs positions calculées.

.Il est important de noter qu'un robot anthropomorphe ne constitue pas la meilleure architecture mécanique pour cette tâche de transplantation. Un robot cartésien, avec seulement trois degrés de liberté, serait beaucoup mieux adapté à cette tâche. De plus, un

effecteur rotatif à pinces multiples permettrait d'accroître les cadences.

.Cependant, cette étude de faisabilité montre qu'il n'y a aucun obstacle majeur à l'automatisation des tâches de transplantation en production végétale.

.L'intégration d'un système de vision permet une manipulation efficace des plantules tout en assurant un contrôle de qualité systématique.

#### 4-5 CONCLUSION :

.L'utilisation de la méthode de seuillage adapté s'avère efficace pour ce type d'application compte tenu de la possibilité de réaliser les traitements et l'analyse de l'image en temps masqué.

.Le faible pourcentage d'occupation de la surface totale de l'image par les plantules permet d'obtenir une approximation correcte de la composante éclairément avec des valeurs du pas d'échantillonnage suffisamment importantes pour que les temps de traitement ne soient pas prohibitifs.

.Le problème majeur, rencontré lors de cette application, est le chevauchement des plantules. Même si ce cas défavorable ne se présente pas fréquemment, il pourrait entraîner un taux d'échec non négligeable, voir inacceptable. Une étude plus poussée s'avère nécessaire.

CONCLUSION GENERALE

## CONCLUSION GENERALE

.Cette étude a permis de mettre en évidence les difficultés rencontrées pour segmenter une image.

.La segmentation par extraction des contours nécessite l'utilisation d'opérateurs différentiels locaux réputés pour être sensibles au bruit. Les réponses de ces opérateurs ne permettent pas toujours d'obtenir des contours fermés, même si on fait appel à des méthodes séquentielles d'extraction de contour.

.La segmentation par reconstitution des régions demande des algorithmes d'aggrégations successives complexes à mettre en oeuvre et très sensibles à l'ajustement des paramètres.

.L'analyse des textures permet généralement de caractériser une région préalablement limitée, ce qui suppose l'image déjà segmentée.

.Le seuillage demeure l'approche la plus simple pour obtenir des images segmentées, lorsque les conditions d'éclairage de la scène observée sont rigoureusement contrôlées.

.De nombreuses méthodes de sélection du seuil de binarisation sont disponibles. On exploite généralement les propriétés de l'histogramme des niveaux de gris pour choisir ce seuil.

.La propriété essentielle attendue pour sélectionner ce seuil est la bimodalité de l'histogramme. Cette propriété est nécessaire lorsque des méthodes globales ou locales de sélection de seuil sont employées. Si, du fait de la non uniformité de l'éclairage, l'histogramme ne présente pas cette propriété, on peut découper l'image en sous images dans lesquelles les histogrammes sont soit

bimodaux, soit unimodaux: ce sont les méthodes dynamiques.

.Cependant, ces méthodes présentent plusieurs inconvénients :  
multiplicité des calculs, difficulté d'interpolation, discontinuité  
entre sous images ...

.Une autre approche pour résoudre le problème de binarisation  
dans le cas où l'éclairage n'est pas uniforme, consiste à utiliser des  
seuils multiples. Cette technique n'est toutefois utilisable que pour  
des scènes constituées d'objets identiques.

.La méthode de seuillage adapté proposée dans ce mémoire,  
contourne ces difficultés. Elle consiste à approcher les variations  
spatiales de l'éclairement par une fonction polynomiale à deux  
dimensions. Les coefficients de cette fonction sont calculés à partir  
d'un échantillonnage spatial restreint de l'image numérique. Cette  
fonction peut être considérée comme un modèle du fond de l'image. En la  
soustrayant de l'image originale, on peut alors effectuer un seuillage  
simple sur l'image résultante, en utilisant les méthodes classiques de  
détermination des seuils de binarisation.

.L'utilisation de cette méthode de seuillage, pour la segmentation  
d'images de scènes réelles, a montré sa robustesse par rapport aux  
conditions d'éclairage. En effet, même pour des scènes soumises à un  
éclairage non uniforme, les résultats de la binarisation ont toujours  
permis d'isoler les objets présents du fond.

.De part l'approche adoptée, la méthode donne des résultats  
d'autant plus satisfaisants que la surface occupée par le fond est  
prépondérante sur celle occupée par les objets.

.Les résultats obtenus montrent également qu'une approximation  
polynomiale d'ordre deux est généralement suffisante pour approcher la  
composante éclairément d'une image. L'ordre trois n'est réservé que  
pour des configurations très défavorables de l'éclairage, et pour des

champs observés de grandes dimensions.

.Finalement, les résultats montrent que l'ajustement du pas d'échantillonnage spatial n'influe pas de manière très sensible sur les performances de l'algorithme.

.La méthode proposée apparaît comme une alternative intéressante aux méthodes de seuillage dynamique ou aux méthodes de binarisation à seuils multiples.

.Elle peut contribuer à aider à la pénétration de la vision artificielle dans les ateliers de production où il est parfois difficile de maîtriser les conditions d'éclairage.

.Une application dans ce sens, a été développée pour automatiser les tâches de repiquage dans les cultures sous serres.

.L'inspection des végétaux s'effectue en temps masqué. Cette application ne nécessite pas des temps de traitements très rapides.

.Une limitation de la méthode de binarisation proposée réside cependant dans le temps de calcul qui interdit son emploi pour des applications en temps réel. En effet, la reconstitution point par point de la composante éclairément, à partir de son modèle analytique, nécessite un nombre important d'opérations arithmétiques élémentaires. Il serait intéressant de faire appel aux techniques utilisées en synthèse d'images pour accélérer cette procédure.

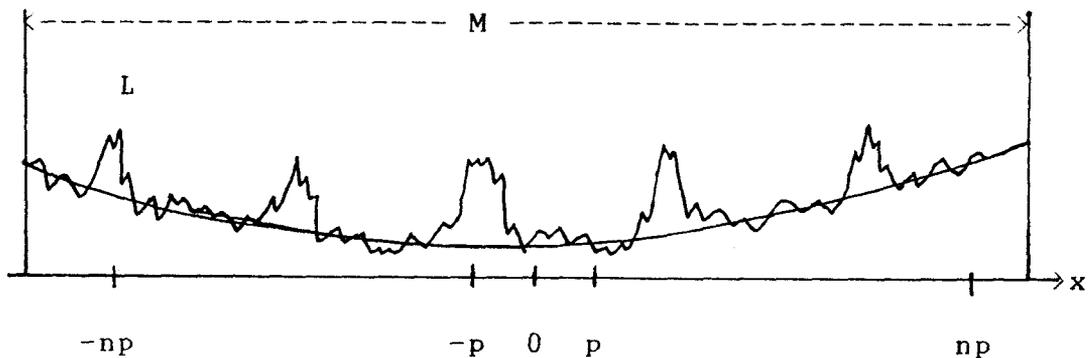
.Au niveau de l'application, un problème délicat n'a pas été résolu, celui de la discrimination des plantules présentant un chevauchement, qui sont, dans l'état actuel du procédé, rejetées du fait de la taille excessive de l'agglomérat qui les représente. De tels agglomérats devraient pouvoir être scindés afin d'y reconnaître la présence de plusieurs plantules. Toutefois, la reconnaissance d'objets partiellement observés, n'ayant pas une forme géométrique simple ou connue reste un problème délicat /KLI/ /BEN/. Nous n'avons pas trouvé

une solution fiable à ce problème qui reste donc ouvert.

.Une solution plus réaliste consisterait à individualiser les plantules par l'utilisation de plateaux multicellulaires. Une autre étude dans ce sens est actuellement en cours.

## A N N E X E

### Approximation polynomiale ligne par ligne



.N points sont choisis sur la ligne d'image de telle façon que :

$$n = \text{partie entière de } ( M / 2p ) \text{ avec } N = 2n+1$$

ou M représente la longueur de la ligne d'image en nombre de pixels

p la valeur du pas d'échantillonnage.

.La fonction polynomiale approchant la composante éclairément est de la forme :

$$e(x) = b_0 + b_1x + b_2x^2$$

.La somme à minimiser au sens des moindres carrés est :

$$S = \sum_{i=-n}^{+n} ( e(p_i) - L(p_i) )^2$$

.Le système à résoudre est :

$$dS/db_k = 0 \text{ pour } b_k = \hat{b}_k \text{ avec } k=0,1,2$$

.On a alors :

$$\hat{b}_0 N + \hat{b}_1 p S_1 + \hat{b}_2 p^2 S_2 = h_0$$

$$\hat{b}_0 S_1 + \hat{b}_1 p S_2 + \hat{b}_2 p^2 S_3 = h_1$$

$$\hat{b}_0 S_2 + \hat{b}_1 p S_3 + \hat{b}_2 p^2 S_4 = h_2$$

$$\text{avec } S_k = \sum_{i=-n}^{+n} i^k \quad h_k = \sum_{i=-n}^{+n} i^k L(pi)$$

$$\text{on a : } S_1 = 0 ; S_2 = N(N^2+1)/12$$

$$S_3 = 0 ; S_4 = S_2(3N^2-7)/20$$

Le système devient alors :

$$\hat{b}_0 N + \hat{b}_2 p^2 S_2 = h_0$$

$$\hat{b}_0 S_2 + \hat{b}_2 p^2 S_4 = h_2$$

$$\hat{b}_1 p S_2 = h_1$$

ou encore :

$$\hat{b}_0 = (h_0 S_4 - h_2 S_2) / (N S_4 - S_2^2)$$

$$\hat{b}_1 = h_1 / p S_2$$

$$\hat{b}_2 = (N h_2 - h_0 S_2) / (p^2 (N S_4 - S_2^2))$$

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

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

- /ACK/ The edge flag algorithm. A fill method for raster scan displays  
B. D. Ackland and N. H. Weste.  
IEEE Trans. Comp. Vol. 30 ,Jan 1981,pp 41-48
- /AME/ Segmentation des images numériques par seuillages multiples  
Application à la découpe automatique dans les ateliers flexibles  
de confection.  
Ameziane Miloud. Thèse USTLFA. LILLE - 1987 -
- /BAL1/ Computer vision  
D.H Ballard and C.M Brown  
Prentic Hall, Englewood Cliffs, 1982
- /BAL2/ On the optimal detection of curves of noisy pictures  
U. Montanari and D. H. Ballard  
Com. of the Assoc. for Comput. Mach., 1971, pp 335-345
- /BAR/ An iterative algorithm for multiple threshold detection  
W. A. Barrett.  
Division of computer research and technology National  
institutes of health Bethesda Maryland, pp 273-278

- /BAS/ Détection de contours :Méthodes et études comparatives  
M. Basseville  
Extrait des annales des télécommunications  
Tome 34 - nov. dec. 1979
- /BAY1/ An asparagus harvesting robot  
M. Monsion,P. Baylou,C. Bouvet and G. Bousseau  
Larfra-ENSERB Talence,1982
- /BAY2/ Des techniques industrielles pour un robot agricole.  
C. Bouvet,P. Baylou,M. Monsion et G.Bousseau  
Mesures régulations automatismes Août sept 1981,pp 57-63
- /BEN/ Segmentation of cervical cells :detection of overlapping cell nuclei  
E. Bengtsson,O. K. Eriksson,J. Holmquist,T. Jarkrans,  
B. Nordin and B. Stenkvis  
CGIP 16 ,1981,,pp 382-394
- /BHA/ Segmentation of images having unimodal distributions  
Bir Bhanu and O.D. Faugeras.  
IEEE PAMI 4 jul. 1982,pp 408-419
- /BLA/ Image segmentation by pixel classification  
W.E Blanz and E.R. reinhardt  
Pattern Recognition,13,1981,pp 293-298
- /BON/ Cours de traitements d'images  
P. Bonnet USTL I.1983

- /BOU/ Les fermes de l'an 2000  
R. Bouchet .La recherche n° 119,pp 246-253
- /BRI/ Scene analysis using regions  
C.R. Brice and C. L. Fennema  
Artificial intelligence 1,1970,pp 205-227
- /CAR/ A formal system for texture language  
L. A. Carlucci  
Pattern Recognition,Vol. 4 ,1972,,pp 53-72
- /CAZ/ Décomposition d'un histogramme en composantes gaussiennes  
P. Cazes .  
Revue de statistiques appliquées vol 24,1976,pp 63-81
- /CHA/ Segmentation d'images cytologiques -Etudes et méthodes  
J.M Chassery,C. Garbay P. Cinquin  
St Martin d'Hères AFCET 1984 Paris 4<sup>eme</sup> congrés.pp 51-69
- /COO/ An algorithm for machine calculation of complex Fourier series  
J. W. Cooley Tuckey  
Math. Comp. vol 19,1965
- /DAN/ Blob detection by relaxation .  
A.J Danker and A. Rosenfeld  
—IEEE PAMI,3,jan. 1981,pp 79-91

- /DAV/ A survey of edge detection techniques  
L.S Davis  
CGIP 4,1975,pp 248-270
- /DEL/ A vision based robot system for in vitro plantlet production.  
H. Deleplanque P.Bonnet J.G. Postaire.  
ROVISEC 5 - 1985.Amsterdam,The Netherlands.
- /DUD/ Region extraction using boundary following  
S. A. Dudani and C. H. Chen  
Pattern Recognition and artificial Intelligence  
Academic Press,New York ,1976,pp 216-232
- /DYE/ A comparative study of texture measures for terrain  
classification.  
J. Weszka,J. S. Dyer and A. Rosenfeld  
IEEE SMC,Vol 6,1976,pp 269-285
- /FEK/ Relaxation:Evaluations and applications  
Fekete,Eklundh and A. Rosenfeld  
IEEE PAMI 3 July 1981,pp 460-469
- /FRE/ On the encoding of arbitrary geometric configurations  
H Freeman.  
IRE Transactions on electronic computers,1961,pp 260-268
- /FOU/ On computing the fast Fourier Transform.  
Common Assoc. Computer Math. vol 10 1967

- /GAL/ Texture analysis using gray level run lengths  
M. Galloway  
CGIP 4,1974
- /GOO/ Introduction to Fourier Optics  
J. W. Goodman J.W  
Mc Graw-Hill,1968
- /GUP/ Computer processing algorithm for locating boudaries in digital  
pictures.J.N Gupta and P.A Wintz.  
Proc second int. joint conf.  
Pattern Recognition,1974,pp 155-156
- /GUY/ Potential for computer vision as a spray controller  
D.E Guyer G.E Miles annd M.M Shreiber  
Agri-mation 1,pp156 -164
- /HAR1/ An interpretation for probabilistic relaxation  
R.M. Haralick  
CGIP 22,1983,pp3 88-395
- /HAR2/ Statistical and structural approches to texture  
R.M Haralick.  
Proc. of the IEEE vol 62,may 1979,pp 786-804
- /HEL/ Displacements vectors derived from second ordre intensity  
variations in image sequence .  
H. Hellmut and R. N. Nagel  
CGIP 21,1983,pp 85-117

- /HOR/ Picture segmentation by a directed split and merge procedure  
S.L Horowitz and T. Pavlidis .  
Princeton university, Report NJ 08540, pp 424-433
- /HUE/ The max'Robert's operateur is a Hueckel type edge detector  
A. Rosenfeld  
IEEE PAMI 3, Jan. 1981, pp 101-103
- /HUM/ On the foundations of relaxation labeling processes  
R.A Hummel and S. W. Zucker  
IEEE PAMI May 1983, pp 267-286
- /ITM/ Cours sur les systèmes de vision par ordinateur pour la productique  
Méthodes outils applications. ITMI Grenoble Meylan
- /JAY/ Time series model for texture synthesis  
B. H. McCormick, S. N Jayaramamurthy.  
Int. J. Comp. Inf. Sci. Vol 3, 1974, pp 329-343
- /JUV/ Contribution à la reconnaissance des images appliquées à la  
robotique  
Thèse Docteur Ingénieur D. Juvin, 1983, Paris Sud, Orsay.
- /KLI/ Experiments on picture representation using regular  
decomposition  
A. Klinger and C.R Dyer  
CGIP 4 , 1975

- /KOH/ A segmentation system based on thresholding  
R. Kohler  
CGIP 15 ,1981,pp 319-338
- /KRA/ Iterations of a non linear transformation for enhancement of  
digital images  
H.P Kramer and J. B. Bruckner  
Pattern recognition,vol 7,1975,pp 53-58
- /KRI/ Relaxation processes for scene labelling:convergence speed and  
stability.S.W Zucker E.V Krishnamurthy and R.L Haar  
IEEE SMC,8,january 1978,pp 41-48
- /LAU/ Les machines de vision en productique  
C. Laugeau M. Parent,ETA Strasbourg,1985,271 pages
- /LEL/ Processus d'acquisition et de traitements d'images en temps réel:  
application à l'inspection automatique d'un matériau  
textile.  
Thèse Docteur Ingénieur J.L Lelièvre,1979,USTL-Lille.
- /LOU/ Détection et classification de cibles en imagerie infrarouge  
J. Louchet.  
Etablissement technique central de l'armement Arcueil
- /MAR/ Edge detection using heuristic search methods  
A. Martelli.  
CGIP 1, August 1972,pp 169-182

- /MON/ La robotique agricole  
P. Baylou, M. Monsion, C. Bouvet et G. Bousseau  
Le nouvel automatisme mars 1982
- /MUE/ Experimental evaluation of techniques for automatic segmentation  
of objects in a complex scene.  
J.L Muerle D.C Allen.  
Pictorial Pattern Recognition, 1968, pp 3-13 Thompson Washington
- /MUI/ A survey of image segmentation  
K.S Fu and J.K Mui  
Pattern Recognition, vol 13, 1981, pp 3-16
- /NAG/ Computer detection of Freehand forgeries  
R. N. Nagel and A. Rosenfeld.  
IEEE computers, vol 26, 1977, pp 895-904
- /NAJ/ Arrival time determination in explosion seismology  
D. Aboutajdine, Z. Amri, M. Najim and J. G. Postaire.  
Lab. d'électronique et études des sciences automatiques de Rabat
- /NAK/ Some experiments on variable thresholding  
Y. Nakagawa and A. Rosenfeld.  
Pattern Recognition, vol 11, 1979, pp 191-204
- /NEW/ Principles of interactive computers graphics  
W. Newman and R. Sproull  
New York : Mc Grawhill - 1973

- /PAV/ Segmentation of pictures and maps through functional approximation.  
Th pavlidis.  
CGIP 1,1972,pp360-372
- /PEL/ Determining compatibility coefficients for curve enhancement relaxation process.  
S. Peleg and Rosenfeld  
IEEE SMC 8 July 1978,pp 548-556
- /POS1/ De l'image à la décision  
J. G. Postaire  
Dunod 1987
- /POS2/ Une chaîne de transplantiionn robotisée  
J.G. Postaire Bonnet.  
Le journal de la robotique 17 (1986)
- /PRA/ Digital image processing.  
W. K. Pratt  
Wiley - Intersciences, New York, 1978
- /PRE/ Reconnaissance artificielle des formes sur les méthodes de détection de contour. C. Prévost  
Le nouvel automatisme mars 1982,pp 47-53

/ A new method for grey level picture thresholding using the entropy of the histogram.

T. PUN

Signal processing 2,1980,pp 233-237

/ A microprocessor oriented segmentation technique :an efficient tool for electrophysiological signal analysis.

C. Vasseur,C. V. Rajagopalan,M. Couvreur,J. M. Toulotte and O. Dubois  
IEEE Trans. on Instr. and Meas.,vol 28,dec 1979

/ Enhancement and detection of convex objets using regression models.

L Rewo

CGIP 25 ,1984,pp 257-269

/ Iterative histogram modification

A. Rosenfeld and L.S Davis

TR 519 University of Maryland

/ Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection

A. Rosenfeld and P. Torre

IEEE Trans. on Systems,Man and Cibernetics,vol 13,1983

Shape segmentation using relaxation

W. Rutkowski Peleg and Rosenfeld.

IEEE PAMI 3 July 1981,pp 368-376

- /SAV/ Extraction des contours en traitements d'images  
G. Savary.  
2<sup>ème</sup> congrès AFCET - IRIA -1979, Toulouse, pp 67-73
- /SCH/ Reconnaissance des composantes d'un mélange gaussien  
A. Schroeder  
Thèse 3<sup>ème</sup> Cycle, 1974, Paris VI.
- /SCHU/ A new probabilistic relaxation scheme  
Schumel and Peleg  
IEEE PAMI 2, July 1980
- /SER/ Image analysis and mathematical  
morphology.  
J. Serra ,1982, Academic press
- /SHA/ Textural features for image classification  
Haralick, Shanmugan and Dinstein  
IEEE SMC 3, 1973, pp 610-621
- /SIS/ The implementation of a robotic manipulator on a mechanical  
transplanting machine.  
H. Hwang and F.E Sistler  
Agri-mation 1, pp 173-182
- /SMI/ Thresholding using relaxation  
A Rosenfeld and Russel C. Smith  
IEEE PAMI 3, sept 1978, pp 598-605

/SMI2/ Tint fill.

A. R. Smith

Proc Siggraph-ACM - Aug. 1979

/STU/ Réalisation d'un système adaptatif de traitements d'images pour  
l'identification et la localisation des pièces en robotique.

F. Stuck

Thèse 3<sup>ème</sup> cycle, 1980, Toulouse.

/TUC/ Exploratory data analysis.

J. W. Tuckey

Addison-Wesley, Reading, Mass., 1971

/VIL/ Traitements de photos sous marines par calcul de seuils locaux.

Vila Gérard.

Ecole Nationale Supérieure des Mines .Valbonne

/WAG/ Digital image enhancement : a survey

D. Wang , A Vagnucci and C.C Li

CGIP 24, 1983, pp 363-381

WAN/ Automatic multithresholding

S. Wang and R. Haralick .

CGIP 25, 1984, pp 46-67

WES1/ Histogram modification for threshold selection

J.S Weszka and A. Rosenfeld

IEEE SMC 9 jan. 1979, vol 1, pp 39-51