

N° d'ordre : 89

50376
1987
203

50376
1987
203

THÈSE

présentée à

L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE LILLE FLANDRES ARTOIS

pour obtenir le titre de

DOCTEUR

Spécialité : Automatique

par

AMEZIANE MILOUD

INGENIEUR I.T.O.



SEGMENTATION DES IMAGES NUMERIQUES PAR SEUILLAGES MULTIPLES APPLICATION A LA DECOUPE AUTOMATIQUE DANS LES ATELIERS FLEXIBLES

Thèse soutenue le 12 Février 1987 devant la commission d'examen :

M.M., P.VIDAL	Président
J.BAJON	Rapporteur
L.POVY	Rapporteur
J.G.POSTAIRE	Directeur de recherche
P.BONNET	Examineur
P.WEIL	Examineur

A ma femme Lahouaria
qui m'a soutenue et qui a su être patiente,

A mes enfants: Nadia , Mohammed Nabil , Nawal

A mes parents ,

A mes beaux parents.

AVANT PROPOS

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au Centre d'Automatique de l'Université des Sciences et Techniques de Lille Flandres Artois.

Je tiens à remercier très vivement Monsieur le Professeur Pierre VIDAL pour l'excellent accueil qu'il m'a réservé au sein de son laboratoire. Qu'il trouve ici les expressions de ma gratitude et de ma reconnaissance pour l'honneur qu'il me fait en présidant le jury.

Je présente mes plus vifs remerciements à Monsieur le Professeur Jean BAJON du Laboratoire de Traitement du Signal et Télécommunications de Toulouse 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 été à l'origine de ce travail, et qui a bien voulu participer à ce jury.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur le Professeur Jack Gérard POSTAIRE qui a dirigé avec beaucoup de bienveillance et d'une main de maître mon mémoire : son expérience, sa disponibilité, ses conseils judicieux et son soutien constant m'ont été précieux. Qu'il en soit vivement remercié.

Je remercie d'une façon très particulière, Monsieur Pierre BONNET, Maître de Conférences à l'U.S.T.LILLE FLANDRES ARTOIS, pour ses précieux conseils et pour sa grande disponibilité.

J'exprime ici ma reconnaissance à Monsieur Philippe WEIL, Gérant de la société WEIL-France à Besançon, qui a bien voulu s'intéresser à mes travaux et participer à la commission d'examen.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance aux gouvernements Algériens et Français pour la confiance qu'ils m'ont témoigné en m'accordant une bourse d'étude.

Qu'il me soit enfin permis de remercier tous les membres du Laboratoire d'Automatique, qui ont contribué au maintien d'une ambiance chaleureuse et amicale.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE

CHAPITRE I : LA SEGMENTATION DES IMAGES PAR SEUILLAGE

I.1 - <u>INTRODUCTION</u>	I-1
I.2 - <u>LE SEUILLAGE</u>	I-5
I.3 - <u>METHODES GLOBALES</u>	I-8
I.3.1 - Méthodes de seuillage global par analyse d'histogramme	I-8
I.3.2 - Méthodes de seuillage global par analyse des contours	I-11
I.3.3 - Méthodes de seuillage global par analyse d'entropie	I-14
I.3.4 - Méthodes de seuillage global diverses	I-17
I.4 - <u>METHODES LOCALES</u>	I-18
I.4.1 - Méthodes de seuillage local par partitionnement de l'image	I-18
I.4.2 - Méthodes de seuillage local par étiquetage probabiliste	I-20
I.5 - <u>CONCLUSION</u>	I-29

CHAPITRE II : SEGMENTATION A SEUILS MULTIPLES

II.1 - <u>INTRODUCTION</u>	II-1
II.2 - <u>PRINCIPE DE LA METHODE</u>	II-2
II.3 - <u>SELECTION DES ATTRIBUTS</u>	II-16
II.3.1 - Mesure de périmètre	II-17
II.3.2 - Mesure de la surface	II-18
II.3.3 - Mesure de compacité	II-22
II.4 - <u>ANALYSE DE L'ENSEMBLE DES FORMES</u>	II-23
II.5 - <u>CHOIX DES SEUILS MULTIPLES</u>	II-25
II.5.1 - Lissage de l'histogramme	II-26
II.5.2 - Détection automatique des "vallées"	II-32
II.5.3 - Application à la segmentation à seuils multiples	II-33
II.6 - <u>CONCLUSION</u>	II-39

CHAPITRE III: ETIQUETAGE DYNAMIQUE POUR L'EXTRACTION DE REGIONS PAR SUIVI DE CONTOUR

III.1 - <u>INTRODUCTION</u>	III-1
III.2 - <u>METHODES D'EXTRACTION DE REGIONS</u>	III-2
III.2.1 - Méthodes par test de parité	III-2
III.2.2 - Méthodes par analyse de connexité	III-4
III.2.3 - Méthodes par tri des inter- sections avec le contour	III-5
III.2.4 - Méthodes par inversion de l'image	III-8

III.3 - <u>L'ETIQUETAGE DYNAMIQUE</u>	III-9
III.4 - <u>DETECTION ET SUIVI DE CONTOUR</u>	III-12
III.5 - <u>ANALYSE DES CONTOURS</u>	III-16
III.6 - <u>EXTRACTION DE REGIONS</u>	III-22
III.7 - <u>CONCLUSION</u>	III-23

CHAPITRE IV : APPLICATION A LA DECOUPE AUTOMATIQUE DANS LES ATELIERS FLEXIBLES

IV.1 - <u>INTRODUCTION</u>	IV-1
IV.2 - <u>IDENTIFICATION ET LOCALISATION DES MOTIFS</u>	IV-2
IV.3 - <u>ANALYSE DE LA ZONE DE DECOUPE</u>	IV-7
IV.4 - <u>METHODES DE GENERATION DE TRAJECTOIRE</u>	IV-9
IV.5 - <u>APPLICATION</u>	IV-16
IV.6 - <u>CONCLUSION</u>	IV-13

<u>CONCLUSION GENERALE</u>	C-1
----------------------------------	-----

<u>ANNEXES</u>	A-1
----------------------	-----

<u>BIBLIOGRAPHIE</u>	B-1
----------------------------	-----

INTRODUCTION GENERALE.

Les performances sans cesse croissantes des systèmes de vision artificiels permettent aujourd'hui d'envisager un élargissement considérable du champ d'application de ce qu'il est convenu d'appeler la V.A.O.

La productique constitue certainement le plus vaste potentiel d'application de la vision artificielle. Les machines de vision apparaissent aujourd'hui de plus en plus dans les ateliers de production où on demande à l'ordinateur d'analyser des scènes de plus en plus complexes.

Il apparaît que très souvent, le succès d'une automatisation par l'emploi d'un système de vision est fortement conditionné par les conditions d'éclairage de la scène analysée. Si en laboratoire, il est souvent possible de contrôler avec rigueur l'effet des sources de lumière sur l'image traitée, il est évident que dans les ateliers, la qualité de l'éclairage est souvent perturbée par l'ambiance lumineuse des postes de travail. Le recours à des écrans destinés à protéger le champ de vision des caméras est souvent très contraignant, sinon impossible. Il est de toute évidence préférable de pallier

les défauts d'éclairage par des procédures logicielles qui évitent des investissements matériels lourds et qui, de plus, risquent de perturber la production.

C'est ce problème d'amélioration de la robustesse des techniques d'analyse d'image par rapport aux conditions d'éclairage qui constitue la principale motivation de ce travail.

Le premier chapitre passe en revue les différentes techniques de binarisation des images qui constitue souvent la première passe de traitement dans les systèmes de vision artificiels. Il apparaît que la majorité des méthodes existantes ne permettent pas d'obtenir une image binaire satisfaisante lorsque l'éclairage de la scène observée n'est pas parfaitement uniforme. De plus, lorsque des réflexions parasites dues à des orientations particulières des objets observés par rapport aux sources d'éclairage apparaissent, les méthodes de binarisation classiques risquent de conduire à des résultats erronés.

Le deuxième chapitre répond à cette absence de procédure capable de binariser par simple seuillage des images mal contrôlées. Une nouvelle méthode, basée sur l'utilisation de seuils multiples, permet de reconstituer une image binarisée satisfaisante par utilisation de méthodes de reconnaissance des formes.

L'ajustement des seuils est entièrement automatisé par analyse du contenu de l'image.

Le troisième chapitre indique comment les formes binarisées obtenues par les différents seuils sont transférées dans un plan de travail. Une nouvelle méthode d'extraction de régions par étiquetage dynamique des points du contour permet de manipuler des formes quelconques et offre la possibilité de transférer les niveaux de gris.

Finalement, les outils de segmentation proposés sont appliqués à un problème d'analyse d'image industriel. Il s'agit, dans un atelier flexible de confection, de déterminer les trajectoires de découpe de pièces de tissu en suivant des motifs imprimés. Sans aucune connaissance à priori, ni sur les motifs, ni sur leur agencement spatial, l'algorithme proposé, permet de générer des trajectoires sous forme de fonctions splines qui suivent au plus près, toutes les déformations des tissus.

CHAPITRE I

LA SEGMENTATION DES IMAGES

PAR SEUILLAGE

PLAN DU CHAPITRE I

I.1 - INTRODUCTION

I.2 - LE SEUILLAGE

I.3 - METHODES GLOBALES

- I.3.1 - Méthodes de seuillage global par analyse
d'histogramme
- I.3.2 - Méthodes de seuillage global par analyse
des contours
- I.3.3 - Méthodes de seuillage global par analyse
d'entropie
- I.3.4 - Méthodes de seuillage global diverses

I.4 - METHODES LOCALES

- I.4.1 - Méthodes de seuillage local par partitionnement
de l'image
- I.4.2 - Méthodes de seuillage local par étiquetage
probabiliste

I.5 - CONCLUSION

I.1 - INTRODUCTION

La segmentation constitue, après les phases de prétraitement, l'étape essentielle de l'analyse des images qui fournit les éléments nécessaires à la description et à l'interprétation de leur contenu.

La segmentation est souvent l'étape la plus critique du processus de reconnaissance des formes. En effet, une mauvaise segmentation ne pourra jamais être compensée par les traitements ultérieurs aussi sophistiqués soient-ils (extraction des attributs, classification automatique, etc...).

De très nombreuses techniques de segmentation ont été proposées dans la littérature [1 à 10]. K.S.FU a présenté dans [11] une définition de la segmentation des images.

Définition du prédicat uniforme :

Soit A la grille des points d'une image numérique, c'est-à-dire, l'ensemble des paires :

$$\{k,l\} \quad k = 1,2,\dots,N \quad ; \quad l = 1,2,\dots,M$$

où (k,l) sont les coordonnées spatiales d'un point de la grille, N et M étant le nombre de points élémentaires dans les directions x et y respectivement.

Soit B un sous-ensemble non vide formé par des points connexes de l'image, inclus dans A.

P(B) est un prédicat uniforme si il assigne la décision "VRAI" ou "FAUX" à B selon les seules valeurs de la brillance $f(k,l)$ des points B. De plus, P(B) a la propriété suivante :

Si Z est un sous-ensemble non vide inclus dans B, alors :

$$P(B) = \text{VRAI} \text{ entraine } P(Z) = \text{VRAI}$$

Définition de la segmentation

ZUCKER [12] présente le processus de segmentation d'une grille A pour un prédicat P uniforme comme une partition de A en sous-ensembles non vides et disjoints, les régions :

$$A_1 , A_2 , \dots, A_N$$

telles que :

$$(1) \quad \bigcup_{k=1}^N A_k = A$$

$$(2) \quad A_k \text{ sont connexes pour } k = 1, 2, \dots, N$$

$$(3) \quad P(A_k) = \text{VRAI} \text{ pour } k = 1, 2, \dots, N$$

$$(4) \quad P(A_k \cup A_1) = \text{FAUX} \text{ pour } k \neq 1$$

A_k et A_1 sont adjacents.

Condition (1) :

- Chaque point de la grille doit être assigné à une région,
- L'algorithme de segmentation ne prend fin que lorsque tous les points sont assignés à une région.

Condition (2) :

Toutes les régions sont connexes, c'est-à-dire composées de réseaux de points connexes.

Condition (3) :

Définition d'une propriété que doivent présenter les régions après segmentation (niveau de gris uniforme, par exemple).

Condition (4) :

La taille de chaque région est maximale, c'est-à-dire qu'elle ne peut être étendue sans entrer en conflit avec les conditions précédentes.

PAVLIDIS [13 et 14] présente le problème de la segmentation des images comme étant d'abord une perception psychophysique, ce qui le conduit à conclure qu'une solution purement analytique ne peut être suffisante.

Quelque soit l'algorithme mathématique à mettre en oeuvre, il doit être complété par des heuristiques qui ajoutent un aspect sémantique à la classe d'images concernée. Très souvent, on doit même aller au-delà des heuristiques simples en introduisant une connaissance à priori sur l'image. Pour illustrer son propos, PAVLIDIS présente l'image d'un chien Dalmatien. Sans information à priori, la plupart des observateurs humains n'y voient que du bruit. Lorsqu'on leur dit que c'est un Dalmatien, la plupart d'entre eux identifient le chien.

Toutefois, dans le cadre de l'automatisation de tâches industrielles, on peut obtenir des segmentations très satisfaisantes en faisant appel à des solutions algorithmiques pures.

On peut regrouper les différentes techniques de segmentation en trois classes :

- a- Seuillage ou recherche de groupement "clustering" en fonction d'une ou plusieurs caractéristiques : ces méthodes font appel à des concepts de similarité
- b- Détection de contour : ces méthodes font appel à des concepts de discontinuité
- c- Extraction de régions : ces méthodes font appel à des concepts de connexité

C'est dans la première catégorie de méthodes que s'inscrit le travail présenté dans ce mémoire sur le seuillage automatique d'une image.

I. 2 - SEUILLAGE

Le choix d'un seuil pour binariser une image, afin d'isoler les objets de leur contexte, est toujours un problème délicat, surtout dans un environnement industriel. Plutôt que binariser l'image directement par comparaison du signal analogique à un seuil fixé à priori, il est préférable d'analyser d'abord la distribution de l'intensité lumineuse dans l'image. L'histogramme des niveaux de gris de l'image digitalisée permet de modéliser cette distribution. Dans le cas où le contraste entre les objets et l'arrière plan est suffisant, on obtient un histogramme bimodal. Figure [I-1]

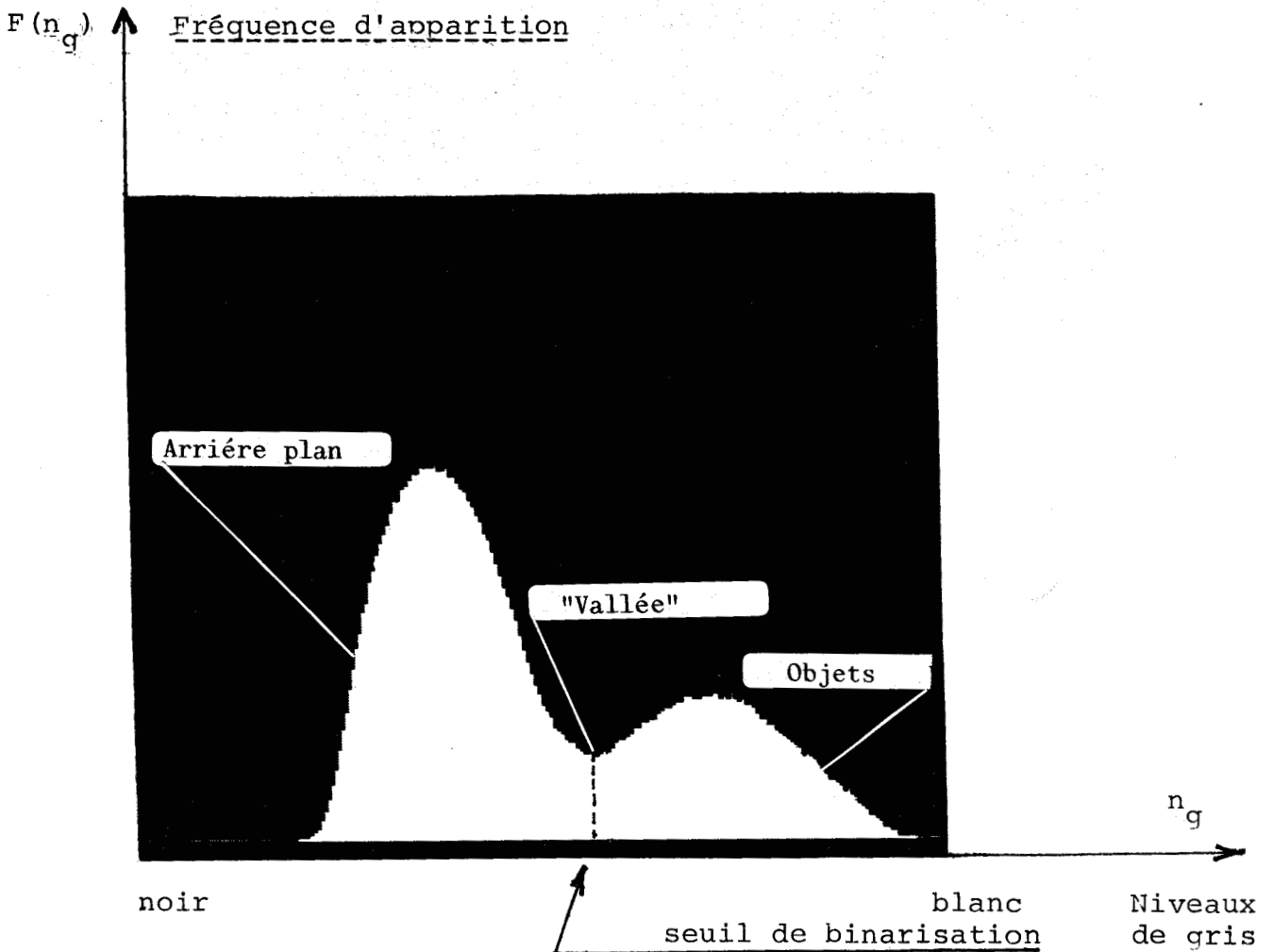


Figure | I-1 |

Chacun des deux "pics" correspond à une des composantes de la distribution des intensités relatives d'une part à l'arrière plan, d'autre part aux objets.

Pour de tels histogrammes, en choisissant le seuil au fond de la "vallée" séparant les deux "pics", on obtient une binarisation très satisfaisante de l'image qui sépare nettement les objets de leur contexte [15].

Cependant, de telles situations sont rares et, en général, l'histogramme n'est pas aussi "typé" que celui de la Figure [I-1]. Il en résulte des difficultés pour ajuster le seuil, ce qui explique l'abondance des travaux portant sur ce problème.

WESZKA [16] a fait le tour de nombreuses techniques de sélection des seuils. Elles peuvent généralement être formalisées de la manière suivante :

$$Q(k,l) = n_g \quad \text{si} \quad S_{n_g-1} \leq f(k,l) < S_{n_g}$$
$$n_g = 0, 1, \dots, n$$

où $f(k,l)$, $Q(k,l)$ sont respectivement, les fonctions image et image segmentée ;

S_0, \dots, S_n sont les valeurs des seuils avec S_0 le seuil minimum et S_n le seuil maximum ;

n_g représente donc le nombre de niveaux de gris retenu pour représenter l'image après segmentation.

L'opérateur de seuillage S peut être considéré comme une fonction test de la forme :

$$S(k,l, G(k,l), f(k,l))$$

où $G(k,l)$ dénote une propriété locale du point (k,l) . En fonction de la dépendance fonctionnelle de l'opérateur de seuillage S , WESZKA propose trois types d'algorithmes :

- 1° Si S dépend seulement de $f(k,l)$, le seuillage est global,
- 2° Si S dépend de $f(k,l)$ et de $G(k,l)$, le seuillage est local,
- 3° Si S dépend aussi bien des coordonnées (k,l) que de $f(k,l)$ et $G(k,l)$, alors on parle de seuillage dynamique.

Le choix de seuils uniques, applicables à toute l'image, n'est satisfaisant que si la luminosité du fond ne présente que de faibles variations spatiales et que si les luminosités des différents objets présents dans l'image sont comparables.

L'ajustement de tels seuils globaux, a déjà fait l'objet de nombreux travaux dont les principes sont présentés au paragraphe suivant. L'expérience montre que, dans un environnement non parfaitement contrôlé, ce qui est souvent le cas en milieu industriel, l'éclairage peut présenter des variations spatiales et temporelles non négligeables. De plus, les propriétés de réflexion des différentes composantes de la scène peuvent varier dans le champ analysé selon la position des objets et de leur environnement par rapport à la caméra.

Ces différents facteurs expliquent les difficultés généralement rencontrées pour ajuster correctement les seuils globaux.

Pour pallier ces difficultés, des solutions basées sur le calcul de seuils locaux ont été proposées. Ces travaux sont présentés au paragraphe I.4.

I.3 - METHODES GLOBALES

I.3.1 - Méthodes de seuillage global par analyse d'histogramme

La méthode d'ajustement d'un seuil global la plus populaire reste toujours celle proposée par PREWITT et MENDELSON qui binarisent une image en détectant la vallée séparant les deux "pics" de l'histogramme des niveaux de gris [15]. Historiquement, cette approche classique a été mise au point pour analyser des images de chromosomes. Le succès de cette méthode dépend de la présence de deux modes bien différenciés dans l'histogramme, ce qui n'est pas toujours le cas.

Lorsque l'histogramme est bruité, cette approche nécessite un lissage préalable, parfois délicat à mettre en oeuvre. En effet, le filtre utilisé ne doit pas écraser les modes significatifs tout en éliminant les variations locales de l'histogramme assimilables à du bruit.

Une solution originale pour détecter la "vallée" d'un histogramme bruité a été proposée par A. ROSENFELD et P. DE LA TORRE [17]. Après lissage, l'histogramme est assimilé à une surface fermée dont il s'agit de déterminer l'enveloppe convexe.

L'écart entre cette enveloppe polygonale et l'histogramme permet de détecter la "vallée". [Figure I-2]

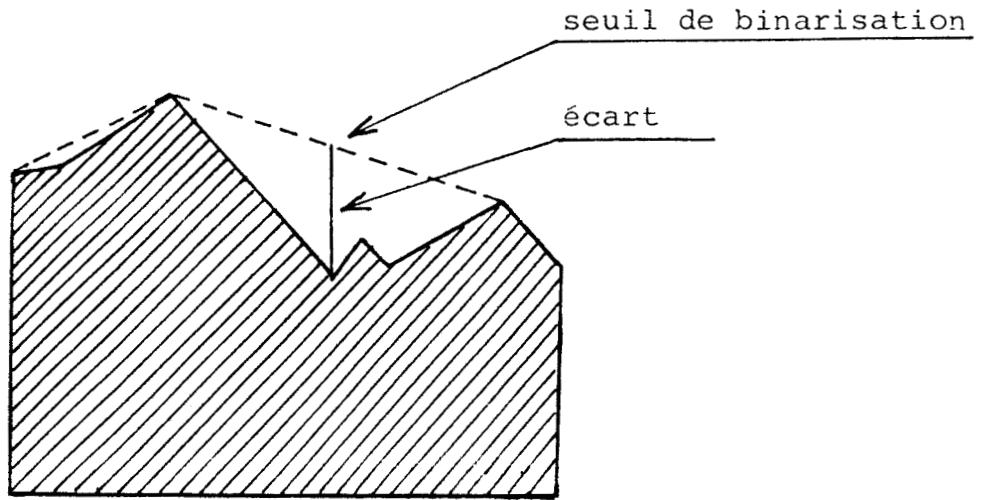


Figure |I-2|

L'aire de l'histogramme hachuré, est considérée comme une surface dont on détermine l'enveloppe convexe.

CHOW et KANEKO [18] modélisent l'histogramme $F(n_g)$ des niveaux de gris par un mélange de deux lois normales de la forme :

$$f(n_g) = \frac{P_1}{\sigma_1} e^{-\frac{(n_g - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} + \frac{P_2}{\sigma_2} e^{-\frac{(n_g - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

en minimisant l'erreur quadratique :

$$\sum_{n_g=0}^{n'} [f(n_g) - F(n_g)]^2$$

avec : $n' = 32, 64, 128$ ou 256

La vallée est ainsi recherchée sur un modèle plutôt que sur l'histogramme brut.

Cette modélisation nécessite un temps de calcul important et n'aboutit effectivement que lorsque le caractère bimodal de l'histogramme brut est bien marqué.

RIDLER [19] propose une méthode itérative pour ajuster automatiquement le seuil de binarisation global. Bien que la méthode soit initialement présentée sous un formalisme relativement complexe, elle consiste à diviser arbitrairement l'histogramme des niveaux de gris en deux parties et à calculer la moyenne de chacune d'elles. L'approximation suivante du seuil est la moyenne de ces deux moyennes. Cette nouvelle approximation est utilisée pour diviser à nouveau l'histogramme en deux, et le processus est itéré jusqu'à ce qu'une solution stable soit obtenue [20].

Le choix du seuil initial conditionne le succès de cette méthode. RIDLER suppose que les quatre points élémentaires formant les quatre sommets de l'image constituent une bonne valeur initiale pour le niveau de gris du fond. Mais une telle hypothèse peut aisément être mise en défaut.

Remarquons que, quelle que soit la méthode utilisée pour ajuster le seuil en s'appuyant sur l'histogramme des niveaux de gris, aucune information spatiale n'est utilisée, ce qui signifie que les régions obtenues ne sont pas forcément connexes.

L'expérience montre que l'approche de PREWITT et MENDELSON ne donne des résultats satisfaisants que pour des images simples où les objets à isoler présentent une luminance très différente de celle du fond uniforme. Pour la plupart des images réelles, il est difficile de sélectionner un seuil adéquat par cette méthode surtout quand la "vallée" est peu marquée, quand l'histogramme est bruité ou quand les deux "pics", même s'ils sont présents ont des amplitudes très différentes.

I.3.2 - Méthodes de seuillage global par analyse des contours

WATANABE [21] suggère de prendre en compte la présence des contours pour choisir une valeur du seuil. Le seuil retenu est celui qui maximise la somme des gradients calculés sur l'ensemble des points élémentaires dont le niveau de gris est égal à la valeur du seuil.

KOHLER [22] propose une modification de l'algorithme de WATANABE en choisissant la valeur du seuil en fonction d'un taux de contraste calculé sur toute l'image.

Il définit le nombre $E(S)$ de points frontières détectés par un seuil (S) comme étant l'ensemble de toutes les paires de points élémentaires voisins où l'un a un niveau de gris inférieur ou égal à (S) et l'autre point élémentaire a un niveau de gris supérieur à (S) .

$E(S)$ = nombre de couples $((u,v), (k,l))$ tels que :

(1) les points élémentaires (u,v) et (k,l) sont voisins

(2) $\min\{F(u,v), F(k,l)\} \leq S < \max\{F(u,v), F(k,l)\}$

Le contraste total $C(S)$ des frontières détectées par le seuil S est donné par :

$$C(S) = \sum_{((u,v), (k,l)) \in E(S)} \min\{|F(u,v) - S|, |F(k,l) - S|\}$$

Le taux de contraste des frontières associées au seuil (S) est défini par : $C(S)/E(S)$.

Le meilleur seuil (S_b) est celui qui maximise le taux de contraste :

$$C(S_b)/E(S_b)$$

Cette méthode donne de bons résultats quand la majorité des frontières des objets présents dans l'image est bien contrastée [23].

Pour segmenter un petit objet blanc sur un fond noir, PANDA et ROSENFELD [24 à 26] suggèrent de déterminer l'histogramme des niveaux de gris pour l'ensemble des points élémentaires dont le gradient est faible, et l'histogramme des niveaux de gris pour tous les points ayant un gradient élevé. Ainsi, si un point a un gradient faible, il n'est vraisemblablement pas sur la frontière. Dans le cas contraire (gradient élevé), il appartient à la frontière. Il sépare ainsi l'ensemble des points élémentaires appartenant au contour (gradient élevé), de l'ensemble des points des régions à niveau de gris uniforme.

En éliminant les points de transition inter-régions, le premier histogramme présente en général deux modes bien différenciés, ce qui permet d'ajuster aisément le seuil. Le deuxième histogramme est par contre généralement unimodal. Un deuxième seuil correspondant à la moyenne de son mode unique peut constituer une bonne solution.

Par cette approche, on réalise en fait une classification dans un espace de mesure bidimensionnel, avec pour attributs, le niveau de gris et le gradient. [Figure I-3]

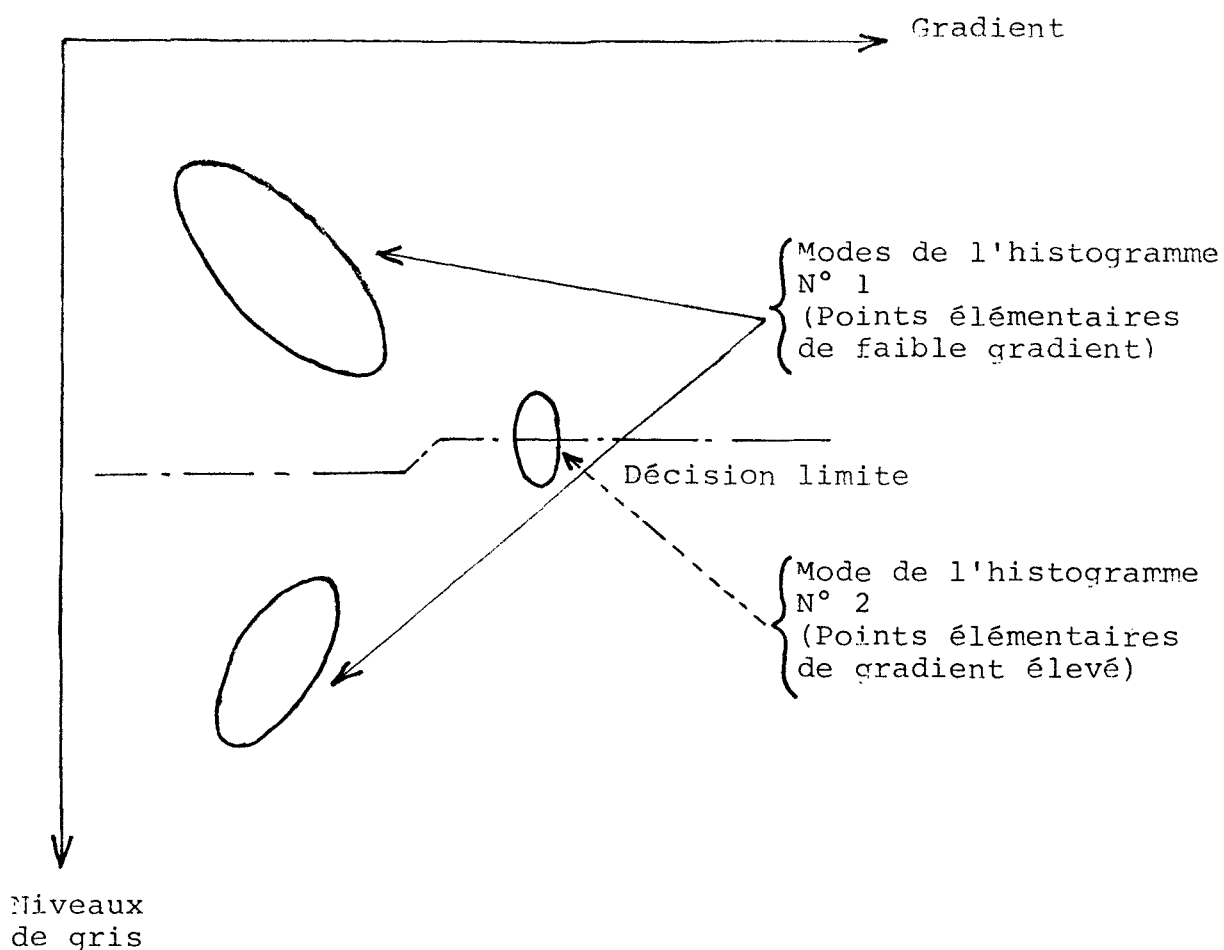


Figure |I-3|

I.3.3. - Méthodes de seuillage global par analyse d'entropie

PUN [27] a formulé une méthode pour rendre maximum l'entropie d'une image seuillée en fonction de l'entropie de l'image originale. Malheureusement, la distribution de l'entropie étant maximum pour une distribution uniforme, la méthode favorise fortement les solutions évidentes dans lesquelles il y a égalité du nombre de points élémentaires dans les modes de l'histogramme de l'image seuillée.

De ce fait, on constate que, dans certains cas, le choix du seuil est loin d'être optimal. En particulier, lorsque la surface des objets est petite vis-à-vis de celle du fond, le seuil est fortement décalé du côté du "pic" le plus important.

PUN suggère en outre [28], l'utilisation de l'entropie des histogrammes cumulés et la probabilité cumulée des niveaux de gris pour caractériser la symétrie de la distribution des niveaux de gris afin de choisir un seuil. Cette méthode ne donne des résultats acceptables que si la distribution des niveaux de gris présente déjà une certaine symétrie. Cette approche n'a pas été jugée fiable par KITTLER [23].

J.N. KAPUR, P.K. SAHOO et A.K.C. WONG [29] proposent un nouvel algorithme basé sur le calcul de l'entropie à "n" modalités ("n" étant le nombre des niveaux de gris). Deux distributions de probabilité sont ainsi définies de 1 à s et de s+1 à n.

Soit la fonction $\Psi(s)$:

$$\Psi(s) = \ln P_s (1-P_s) + \frac{H_s}{P_s} + \frac{H_n - H_s}{1-P_s}$$

avec :

$$H_s = - \sum_{n_g=1}^s P_{ng} \ln P_{ng}$$

et :

$$H_n = - \sum_{n_g=1}^n P_{ng} \ln P_{ng}$$

La valeur (s) qui maximise la fonction $\Psi(s)$ est retenue comme valeur de seuil.

Il apparait que cet algorithme ne donne des résultats satisfaisants que si la surface des objets est approximativement égale à celle du fond, de telle sorte que $s \approx \frac{1}{2} n$.

La figure [I-4-a] représente la courbe $\Psi(s)$ de l'image représentée à la figure [I-4-b]. On constate que deux valeurs de s : S_1 et S_3 maximisent la fonction $\Psi(s)$. La figure [I-4-c] représente l'histogramme en niveaux de gris (1 à n) de la figure [I-4-b] et le seuil de binarisation a été choisi pratiquement à $\frac{n}{2}$, ce qui correspond à S_2 sur la courbe $\Psi(s)$.

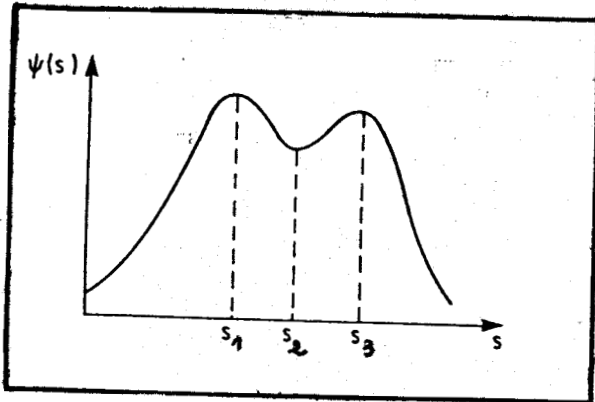


Figure | I-4-a |

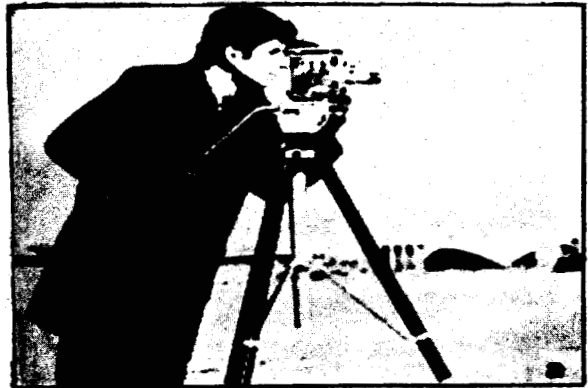


Figure | I-4-b |

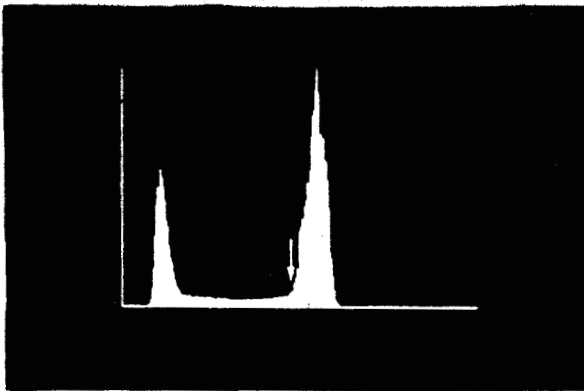


Figure | I-4-c | d'après | 29 |



I.3.4 - Méthodes de seuillage global diverses :

Quand le pourcentage de la surface des objets à isoler du fond dans une image est connu à priori, DOYLE [30] ajuste le seuil de telle sorte que la surface occupée par les points image de niveau de gris supérieur (ou inférieur) au seuil soit égale à celle, connue, des objets contenus dans l'image.

Cette méthode est bien sûr inapplicable lorsque la surface des objets est inconnue, ou varie d'une image à l'autre.

DERAVI et PAL [31] présentent une méthode de sélection de seuil basée sur une partition de la matrice de transition de niveau de gris ($n \times n$, avec n : nombre possible de niveaux de gris). La matrice est construite par balayage vertical et horizontal de l'image, par l'incrémentatation des entrées (n_i, n_j) de la matrice, si la transition du niveau de gris (n_i) au niveau de gris (n_j) a eu lieu.

Bien que les auteurs annoncent que la méthode permette de seuiller des images à distribution de niveau de gris unimodales, cette approche nécessite des temps de calcul importants et une place en mémoire prohibitive.

I.4 - METHODES LOCALES

I.4.1. - Méthodes de seuillage local par partitionnement de l'image

Très souvent, compte tenu des variations spatiales de l'éclairage, il s'avère impossible d'obtenir un seuil unique satisfaisant pour extraire tous les objets de leur contexte.

En partitionnant l'image en fenêtres, on peut ajuster un seuil sur chacune d'elles, selon l'une des méthodes d'ajustement des seuils globaux. Cette approche a été proposée par CHOW et KANEKO [20] et reprise par NAKAGAWA et ROSENFELD [32]. La procédure se décompose comme suit :

- 1 - Découpage de l'image en petites fenêtres adjacentes de même taille, ainsi, pour une image de 256 x 256 points élémentaires, les auteurs ont proposés un découpage de l'image en 64 fenêtres de même taille (32 x 32),
- 2 - Détermination de l'histogramme des niveaux de gris dans chaque fenêtre,
- 3 - Sélection des histogrammes à caractère bimodal par une procédure d'ajustement d'un modèle gaussien. Pour chaque fenêtre, on calcule la moyenne et l'écart type de l'histogramme $F(n_g)$ sous la forme :

$$\mu = \frac{1}{N} \sum F(n_g) n_g$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N'} \sum F(n_g) \cdot (n_g - \mu)^2}$$

avec : $0 \leq n_g \leq n'$ et $n' = 32, 64, 128$ ou 256
 N' étant le nombre de points élémentaires contenus dans une fenêtre.

- Si $\sigma > 3$, les auteurs considèrent qu'il est très probable que l'histogramme de la fenêtre considérée soit bimodal.

- Si $\sigma \leq 3$, l'histogramme est considéré comme unimodal,

4 - Pour toutes les fenêtres qui ont un histogramme bimodal, on calcule le seuil à partir de la méthode des moindres carrés décrite au paragraphe |I.3.1|,

5- Pour les autres fenêtres, le seuil est calculé localement par une méthode de pondération locale. Soit $T(u,v)$, la valeur du seuil assignée à une fenêtre centrée au point (u,v) , soit (x,y) , les coordonnées de la fenêtre dont on doit calculer le seuil s . Ce dernier est obtenu sous la forme :

$$2s = \left[S(x+1,y) + S(x-1,y) + S(x,y+1) + S(x,y-1) + \frac{1}{\sqrt{2}} (S(x+1,y+1) + S(x+1,y-1) + S(x-1,y+1) + S(x-1,y-1)) \right]$$

Ce qui revient à allouer un poids proportionnel à la distance qui sépare la fenêtre considérée $S(u,v)$ de chacune des fenêtres voisines. (Cf. Figure [I-5]).

Une variante pour assigner un seuil à une fenêtre consiste à faire une interpolation bilinéaire. Soit quatre fenêtres centrées en A, B, C, D dont on connaît les seuils : S_A , S_B , S_C et S_D (Cf. Figure [I-6]).

$\frac{1}{\sqrt{2}}$	1	$\frac{1}{\sqrt{2}}$
1	2	1
$\frac{1}{\sqrt{2}}$	1	$\frac{1}{\sqrt{2}}$

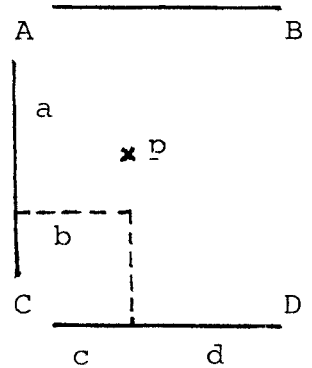


Figure ; I-5

Figure : I-6

Le seuil s_p au point p, est obtenu sous la forme :

$$s_p = \frac{1}{(a+b)(c+d)} \left[bd S_A + bc S_B + da S_C + ca S_D \right]$$

L'inconvénient de la méthode réside dans le fait qu'elle demande un temps de traitement prohibitif et n'est valable que si les histogrammes locaux sont bimodaux.

De plus, on rencontre, d'importantes difficultés pour reconstituer l'image binaire globale à partir des fenêtres binarisées.

I.4.2 - Méthodes de seuillage local par étiquetage probabiliste

La binarisation d'une image peut être envisagée comme un problème d'étiquetage probabiliste en définissant deux classes :

celle des points du fond (C_1) et celle des points des objets (C_2). Il s'agit alors de déterminer, pour chaque point élémentaire, la probabilité qu'il appartienne à la classe C_1 (ou à la classe C_2).

Soit $P_1(A(k,l))$ la probabilité que le point $A(k,l)$ appartient à la classe C_1 . On a de façon évidente :

$$P_2(A(k,l)) = 1 - P_1(A(k,l))$$

Une manière simple de classer les points élémentaires consiste à définir :

$$P_1(A(k,l)) = \frac{n_{gmax} - n_g(A(k,l))}{n_{gmax} - n_{gmin}}$$

$$P_2(A(k,l)) = \frac{n_g(A(k,l)) - n_{gmin}}{n_{gmax} - n_{gmin}}$$

$n_g(A(k,l))$ représente le niveau de gris du point $A(k,l)$, n_{gmax} est le niveau de gris maximum rencontré dans l'image, correspondant à un point appartenant à un objet, alors que n_{gmin} est le niveau de gris minimum dans l'image, correspondant à un point du fond.

La procédure de décision associée à cette évaluation des probabilités est :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Décider } A(k,l) \in C_1 \text{ si } P_1(A(k,l)) > 0.5 \\ \text{Décider } A(k,l) \in C_2 \text{ si } P_2(A(k,l)) > 0.5 \end{array} \right.$$

On peut améliorer les résultats de cette procédure de classification en prenant en compte le voisinage de chaque point élémentaire et en analysant la compatibilité de la classe à laquelle il est affecté avec les classes auxquelles ses voisins immédiats sont assignés.

Plus précisément, si un point est assigné à la même classe que la majorité de ses voisins dans l'image, la probabilité pour que cette décision soit correcte est plus grande que si ce point est le seul parmi tous ses voisins à être assigné à cette classe. Cette simple constatation permet d'augmenter ou de diminuer la probabilité que le point considéré appartienne effectivement à la classe à laquelle il est assigné, selon qu'il y a compatibilité ou non avec les décisions prises pour ses voisins.

En réajustant de manière itérative ces probabilités, on aboutit à un schéma d'étiquetage probabiliste, appelé également "processus de relaxation" qui tend à confirmer les décisions compatibles à l'échelle d'un voisinage et à infirmer les décisions qui apparaissent incompatibles dans ce voisinage[33].

A. ROSENFELD et R.C. SMITH [34] montrent comment cette approche réduit fortement les erreurs de classification des points élémentaires par seuillage. Deux méthodes de relaxation sont proposées dans [34], la première est proposée par HUMMEL et ZUCKER [35], ROSENFELD [36], PELEG [37]. La seconde basée sur des méthodes bayésiennes est présentée par PELEG [38].

I.4.2.1 - Première méthode :

Soit un ensemble d'objets (dans notre cas, les points de l'image)

$$A_1, \dots, A_n$$

appartenant à R classes :

$$C_1, \dots, C_R$$

Pour chaque paire d'objets et chaque paire de classes, on dispose d'une mesure de compatibilité entre les deux décisions :

$$A_i \in C_K \text{ et } A_{i'} \in C_{K'}$$

Cette mesure est représentée par le coefficient de compatibilité

$$C(i, K; i', K')$$

tel que :

a) $-1 \leq C(i, K; i', K') \leq +1$

b) $C(i, K; i', K') > 0$

s'il y a compatibilité entre les deux décisions :

$$A_i \in C_K \text{ et } A_{i'} \in C_{K'}$$

c) $C(i, K; i', K') < 0$

s'il y a incompatibilité entre les deux décisions précédentes.

d) $C(i,k;i',k') = 0$

si les deux décisions sont indépendantes.

Soit $P_{i,K}^{(0)}$ la probabilité initiale estimée pour $A_i \in C_K$

avec : $1 \leq i \leq n$
 $1 \leq K \leq R$
 $0 \leq P_{i,K}^{(0)} \leq 1$

et : $\sum_{K=1}^R P_{i,K}^{(0)} = 1$

A la $r^{\text{ième}}$ itération, la probabilité estimée $P_{i,K}^{(r)}$ $r = 1, 2, \dots$, doit satisfaire les relations :

$$0 \leq P_{i,K}^{(r)} \leq 1 \quad \text{et} \quad \sum_{k=1}^R P_{i,K}^{(r)} = 1$$

$P_{i,K}$ est ajustée en fonction de la valeur du coefficient de compatibilité (C) :

- a- Si $P_{i',K'}$ est élevée et $C(i,K;i',K') > 0$,
on incrémente $P_{i,K}$ car on a compatibilité
- b- Si $P_{i',K'}$ est élevée et $C(i,K;i',K') < 0$,
on décrémente $P_{i,K}$ car on a incompatibilité
- c- Si $P_{i',K'}$ est faible et $C(i,K;i',K') \approx 0$,
 $P_{i,K}$ varie très légèrement.

Pour formaliser ces observations, on introduit la quantité :

$$C(i,K;i',K')P_{i',K'}$$

En associant à chaque objet A_i , les C_K , classes auxquelles il peut être assigné, on a :

$$\sum_{K'=1}^R C(i,K;i',K')P_{i',K'}$$

avec :

$$-1 \leq \sum_{K'=1}^R C(i,K;i',K')P_{i',K'} \leq 1$$

et :

$$\sum_{K'=1}^R P_{i',K'} = 1$$

- si cette somme est positive, on a globalement compatibilité

- si elle est négative, on a globalement incompatibilité.

Le processus d'étiquetage probabiliste itératif consiste à réactualiser les valeurs des composantes $P_{i,K}^{(r)}$ selon le schéma récurrent :

$$P_{i,K}^{(r+1)} = \frac{P_{i,K}^{(r)} (1+q_{i,K}^{(r)})}{\sum_{K=1}^R P_{i,K}^{(r)} (1+q_{i,K}^{(r)})}$$

avec :

$$q_{i,K}^{(r)} = \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{i'=1 \\ i' \neq i}}^n \left[\sum_{K'=1}^R C(i,K;i',K') P_{i',K'}^{(r)} \right]$$

$q_{i,K}^{(r)}$ est la moyenne sur les voisins du $i^{\text{ième}}$ point élémentaire de :

$$\sum_{K'=1}^R C(i,K;i',K') P_{i',K'}^{(r)}$$

$P_{i,K}^{(r)}$ est l'estimée à la $r^{\text{ème}}$ itération de la probabilité que le $i^{\text{ième}}$ objet (point élémentaire) appartient à la $K^{\text{ème}}$ classe.

Dans le cas d'un seuillage ($R=2$), le coefficient de compatibilité $C(i,K;i',K')$ mesure la compatibilité de la paire d'évènements : (point élémentaire (i) élément de la classe (1) et point élémentaire (i') élément de la classe (2)). On alloue à ce coefficient une valeur nulle (zéro) pour les paires de points élémentaires non voisins, et la valeur de l'information mutuelle ci-après pour les points élémentaires voisins :

$$C(i,K;i',K') = \text{Log} \frac{\text{Prob}[\text{Point } i \in \text{classe } K, \text{ point } i' \in \text{classe } K']}{\text{Prob}[\text{Point } i \in \text{classe } K] \text{ Prob}[\text{Point } i' \in \text{classe } K']}$$

Les probabilités initiales $P_{i,1}^{(0)}$ et $P_{i,2}^{(0)}$ sont estimées à partir du niveau de gris du point A_i . Plus précisément, on prend :

$$P_{i,1}^{(0)} = \frac{g_{\max} - g(A_i)}{g_{\max} - g_{\min}} \quad \text{et} \quad P_{i,2}^{(0)} = \frac{g(A_i) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}}$$

I.4.2.2 - Deuxième méthode :

Dans la seconde méthode, $P_{i,K}^{(r+1)}$ est la moyenne sur les voisins du $i^{\text{ème}}$ point élémentaire de :

$$P_{i,K}^{(r+1)} = \frac{P_{i,K}^{(r)} \sum_{K'=1}^R C(i,K;i',K') P_{i',K'}^{(r)}}{\sum_{k=1}^R \sum_{K'=1}^R C(i,K;i',K') P_{i,K}^{(r)} P_{i',K'}^{(r)}}$$

Les coefficients $C(i,K;i',K')$ sont les antilogs de l'information mutuelle. On utilise les mêmes probabilités initiales $P_{i,1}^{(0)}$ et $P_{i,2}^{(0)}$ que pour la première méthode.

I.4.2.3 - Evaluation :

Le processus itératif peut être arrêté dès que la somme des différences absolues des probabilités :

$$\sum_{i,K} \left| P_{i,K}^{(r)} - P_{i,K}^{(r+1)} \right|$$

devienne suffisamment faible entre deux itérations successives. La valeur de la quantité $\sum_{i,K} \left| P_{i,K}^{(r)} - P_{i,K}^{(0)} \right|$, permet d'apprécier l'évolution de l'étiquetage [36].

Dans la pratique, il n'y a stabilisation des probabilités qu'après plusieurs itérations. La segmentation peut alors s'effectuer simplement en comparant les probabilités assignées à chaque point A_i à un seuil. En effet, les probabilités $P_{i,1}^{(r+1)}$

ont tendance à s'approcher de la valeur "1" dans les zones claires de l'image et de se rapprocher de la valeur "0" dans les zones sombres, ce qui facilite la discrimination entre les points des objets et ceux du fond.

Cette approche améliore incontestablement la robustesse des procédures de seuillage, surtout dans le cas d'images bruitées. Elle permet de s'affranchir aisément de bruits du type "poivre et sel".

Cependant, outre le temps de calcul relativement long nécessaire pour atteindre la convergence de l'algorithme, on peut mettre en évidence une autre limite de la méthode. En effet, pour une scène observée sous un éclairage non uniforme, ou dans le cas où le fond (ou les objets) présentent des fluctuations spatiales de réflectance ou de couleur, la méthode, bien que faisant appel à un processus d'analyse local, ne permet pas une segmentation correcte. Cette limitation vient du choix des probabilités initiales qui sont calculées à partir d'une information globale sur l'image. En effet, la probabilité $P_{i,1}^{(0)}$ est obtenue en considérant le niveau de gris du point A_i par rapport aux deux extrêmes g_{\max} et g_{\min} sur toute l'image. Il peut donc arriver que dans une zone mal éclairée, tous les points aient des probabilités $P_{i,1}^{(0)}$ faibles, bien que cette zone contienne des objets et un fond de niveau de gris différents.

I.5 - CONCLUSION

Nous avons passé en revue différentes méthodes de binarisation qui permettent d'extraire les objets de leur arrière plan dans une image.

Les méthodes de seuillage global sont valables uniquement dans le cas où on a un bon contraste entre les objets et l'arrière plan et où l'éclairage de la scène analysée est très uniforme. Or, de telles situations ne se présentent que rarement, surtout dans un environnement industriel. De plus, certains algorithmes nécessitent un grand temps de calcul.

Les méthodes de seuillage local tendent à pallier les inconvénients des méthodes globales. Le processus itératif de relaxation permet d'éliminer le bruit d'une image en analysant la compatibilité entre les niveaux de gris de points voisins. En ce sens, ce processus améliore les résultats du seuillage, mais ne permet pas de s'affranchir des effets des variations de réflectance ou d'éclairage. Le partitionnement de l'image permet d'envisager des seuillages locaux adaptés à la luminance moyenne de chaque zone de l'image. Mais le choix des fenêtres, essentiellement arbitraire, entraîne des difficultés au niveau de la reconstitution de l'image complète segmentée.

Nous proposons, dans le chapitre suivant, une nouvelle approche de ce problème qui allie les deux aspects du seuillage global et du seuillage local, en tirant parti d'une méthode simple de reconnaissance des formes.

CHAPITRE II

SEGMENTATION A SEUILS MULTIPLES

PLAN DU CHAPITRE II

II.1 - INTRODUCTION

II.2 - PRINCIPE DE LA METHODE

II.3 - SELECTION DES ATTRIBUTS

II.3.1 - Mesure de périmètre

II.3.2 - Mesure de la surface

II.3.3 - Mesure de compacité

II.4 - ANALYSE DE L'ENSEMBLE DES FORMES

II.5 - CHOIX DES SEUILS MULTIPLES

II.5.1 - Lissage de l'histogramme

II.5.2 - Détection automatique des "vallées"

II.5.3 - Application à la segmentation à seuils multiples

II.6 - CONCLUSION

II.1 - INTRODUCTION

Dans le chapitre précédent, nous avons mis en évidence les difficultés liées aux techniques de segmentation par seuillage. Plusieurs auteurs ont ressenti la nécessité de proposer des méthodes locales qui permettent de prendre en compte les fluctuations de l'éclairage ou de la réflectance du fond ainsi que celles des objets. Il importe, en effet, que le seuil de discrimination entre objets et fond soit ajusté en tout point de l'image en fonction du niveau moyen du gris dans la zone considérée.

Nous avons vu que les méthodes basées sur le processus de relaxation, bien que mettant en oeuvre un traitement local sur les niveaux de gris, ne permettent pas de prendre en compte des fluctuations spatiales importantes de la luminance de la scène analysée.

Seules les méthodes de seuillage local basées sur un partitionnement de l'image permettent de mettre en évidence des objets dans des zones sombres aussi bien que dans des zones claires d'une image. Mais, ces méthodes présentent le grave inconvénient de segmenter indépendamment chaque sous-image, ce qui conduit à de grandes difficultés pour reconstituer l'image globale seuillée, surtout lorsque les objets à extraire appartiennent à plusieurs sous-images adjacentes.

Afin d'améliorer la robustesse des procédures d'analyse d'image par rapport aux conditions d'éclairage, et compte tenu du manque de méthode fiable pour atteindre cet objectif, nous proposons une nouvelle approche de la segmentation des images à seuils multiples.

La méthode proposée s'applique à l'extraction d'objets de forme identique en vrac planaire, sous des conditions d'éclairage quelconques. Le développement de cette méthode a été motivé en constatant l'importance des fluctuations spatiales de l'éclairement dans le champ de la caméra lorsqu'on emploie des sources lumineuses ponctuelles. La méthode est également destinée à l'extraction d'objets dont la réflectance peut varier en fonction de la position par rapport aux sources d'éclairage. Elle est, d'autre part, insensible à des variations de coloris des objets.

II. 2 - PRINCIPE DE LA METHODE

L'ajustement d'un seuil de binarisation dépend de l'éclairage, de la nature des objets et du fond. La présence dans l'image de zones d'ombres et de lumière vive dues à un éclairage peu élaboré rend difficile sinon impossible la définition d'un seuil unique séparant efficacement les objets de l'arrière plan (Cf. Figure [II-1-a]).

La Figure [II-1] représente l'histogramme des niveaux de gris (c) de l'image numérisée (b).



Figure | II-1-a | : Image brute d'un ensemble d'objets identiques métalliques en vrac planaire avec source d'éclairage ponctuelle décalée par rapport à la scène.



Figure |II-1-b| : Image numérisée

$h(i)$
Fréquence
d'apparition



noir

blanc Niveau
de gri

Figure |II-1-c| : Histogramme des niveaux de gris
de l'image numérisée |II-1-b|

Il est impossible de binariser correctement cette image en appliquant un seuil unique, l'histogramme des niveaux de gris de la Figure [II-1-b] n'étant pas bimodal.

L'idée de base consiste à appliquer différents seuils globaux à l'image numérisée et à déterminer pour chacun d'eux les caractéristiques des formes extraites.

La figure [II-2] indique les positions d'un certain nombre de seuils s_t , $t = 1, 2, \dots, T$, équidistants sur l'histogramme de la Figure [II-1-c].

La distance entre deux seuils est appelée : "pas de seuillage".

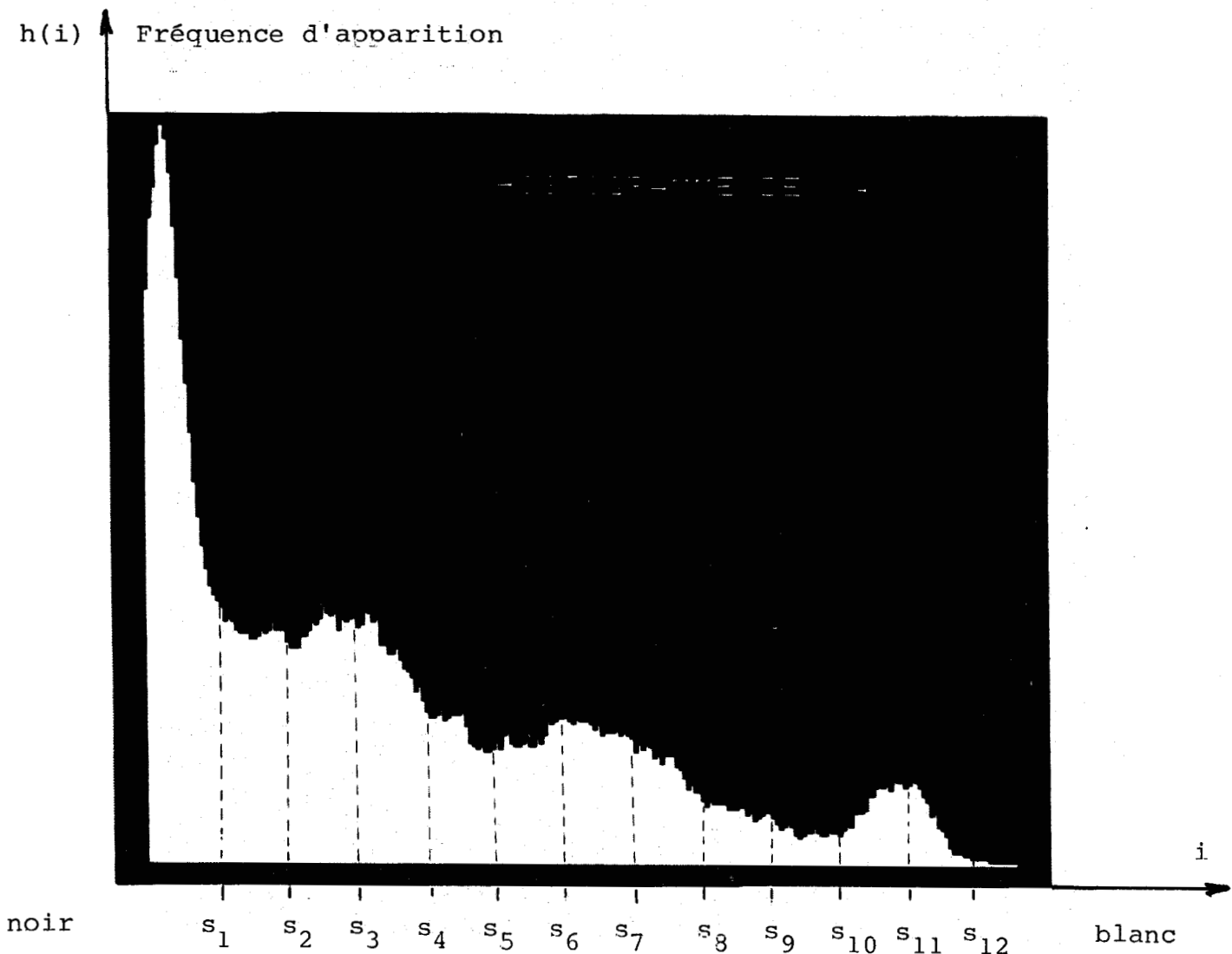


Figure [II-2] : Position sur l'échelle des niveaux de gris des seuils s_t , $t=1, \dots, 12$

Pour chaque seuil s_t , on obtient une image binaire notée Q_t . Dans chaque image Q_t apparaissent N_t formes binaires notées Q_t^e , $e = 1, 2, \dots, N_t$ e étant le numéro de la forme extraite de l'image segmentée Q_t .

Afin d'illustrer ce principe, on a binarisé l'image numérisée de la Figure [II-1-b], avec les 12 seuils équidistants de la figure [II-2].

La figure [II-3] représente 10 images seuillées parmi les 12 images Q_t , $t = 1, 2, \dots, 12$ obtenues. Le seuil le plus bas et le plus haut correspondant respectivement aux valeurs de 20 et 240 sur une échelle de 256 niveaux de gris. Le pas de seuillage sur cette échelle est donc de 20 niveaux de gris.

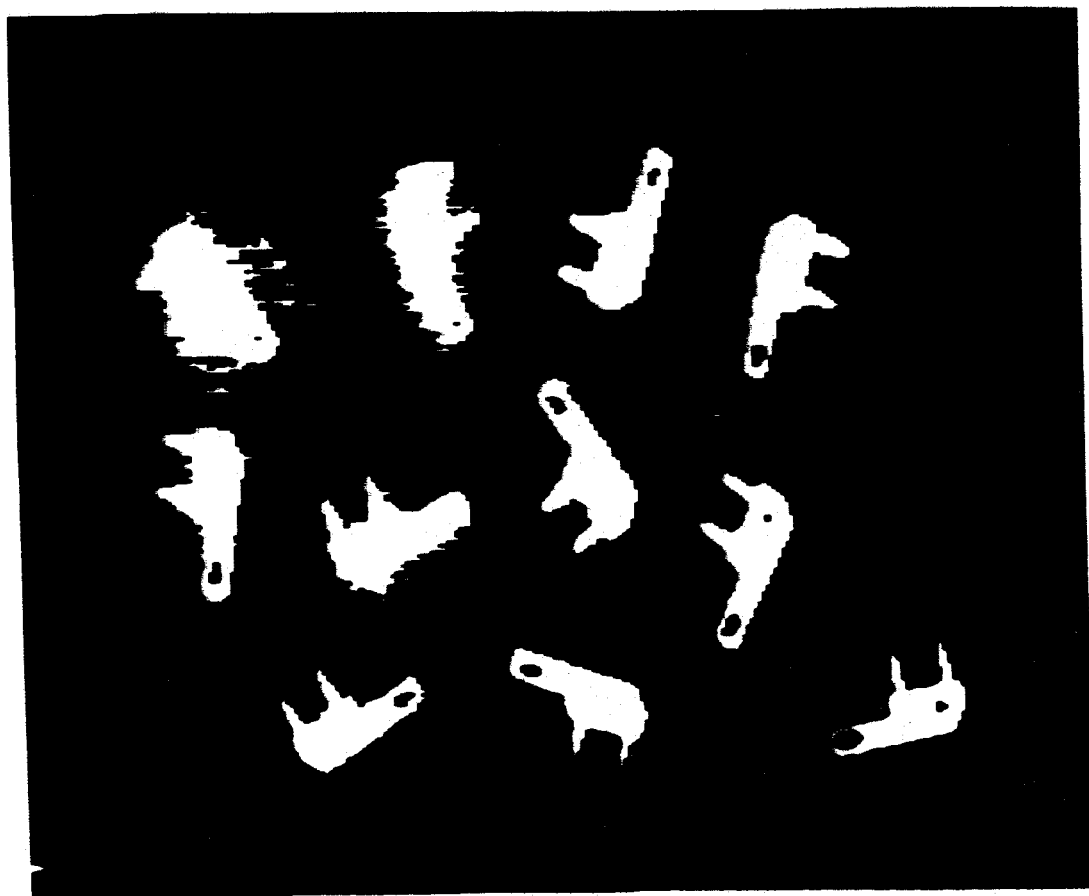


Figure |II-3-a| : Image seuillée Q_1

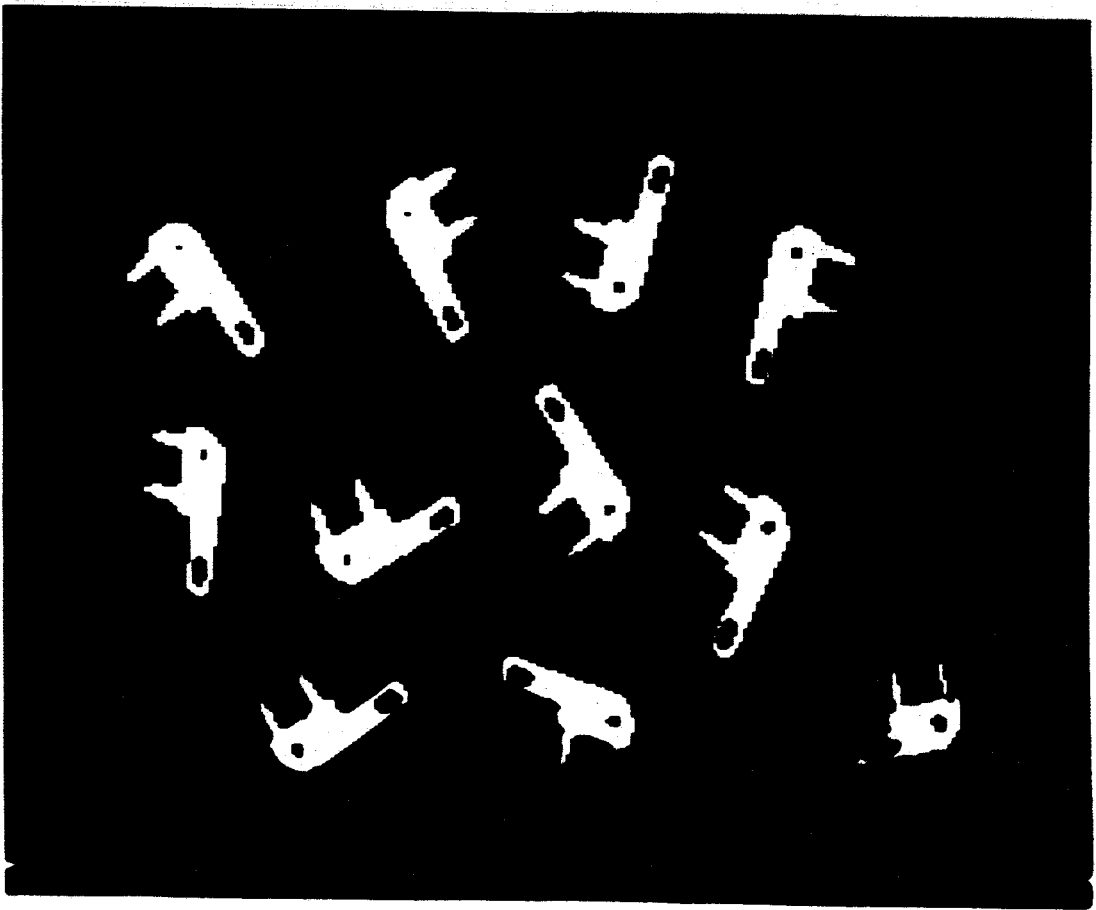


Figure II-3-b : Image seuillée Q_2

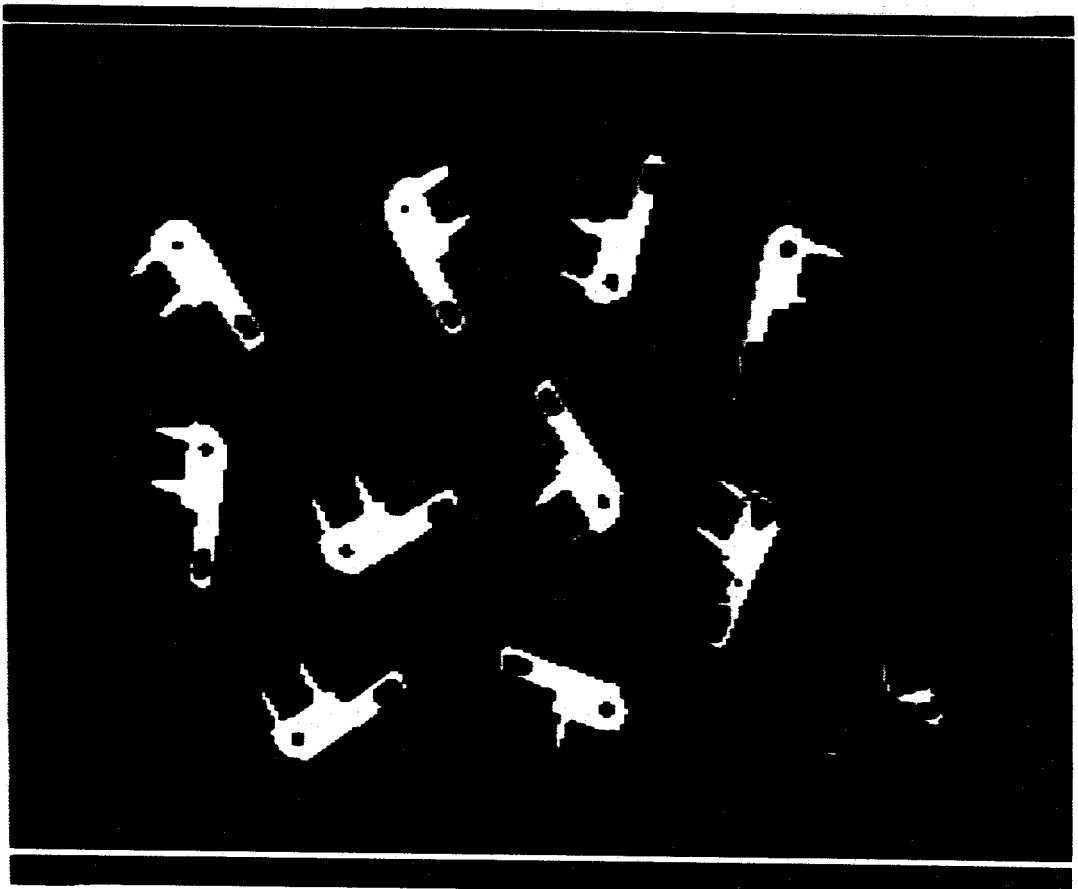


Figure II-3-c : Image seuillée Q_3



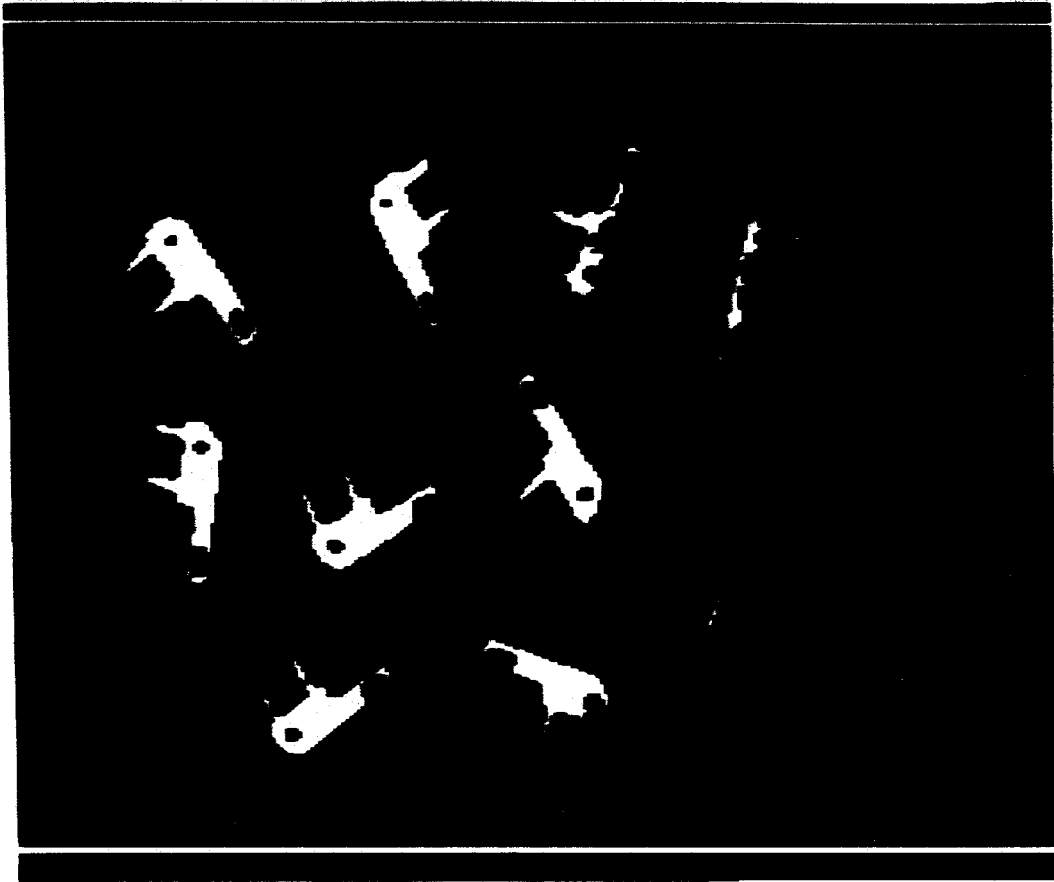


Figure II-3-d : Image seuillée Q_4

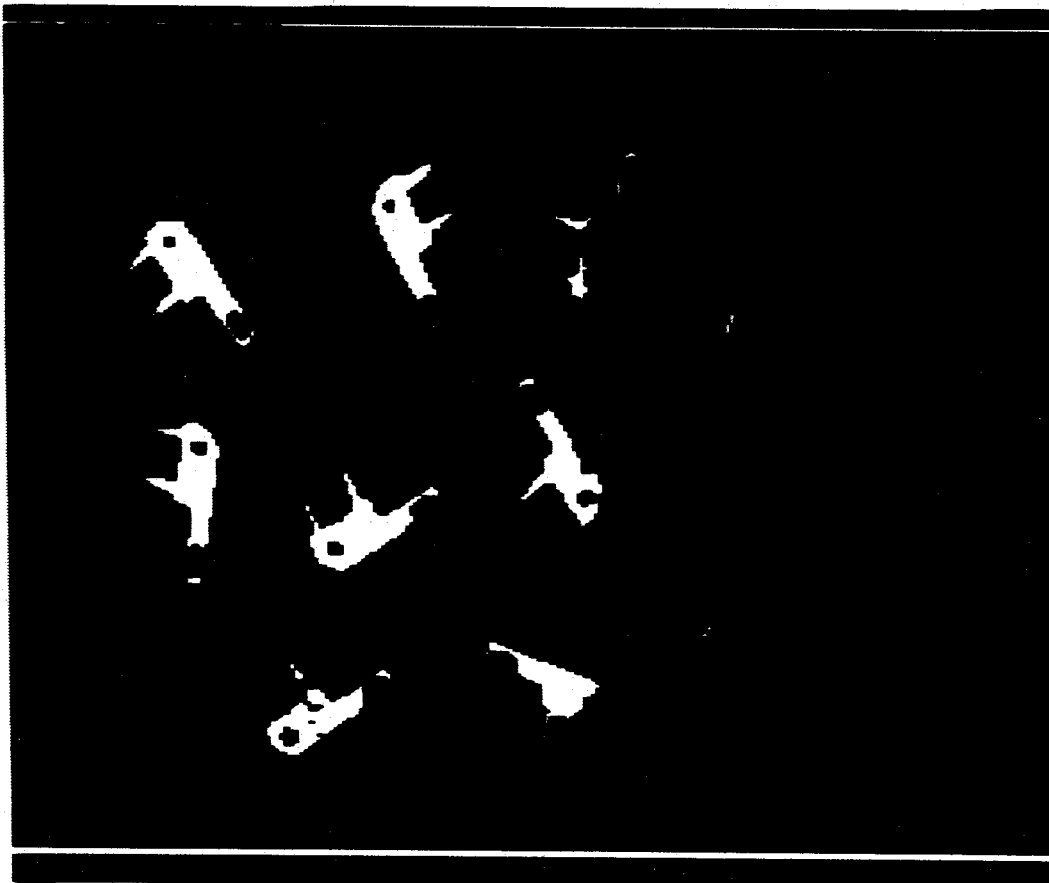


Figure II-3-e : Image seuillée Q_5

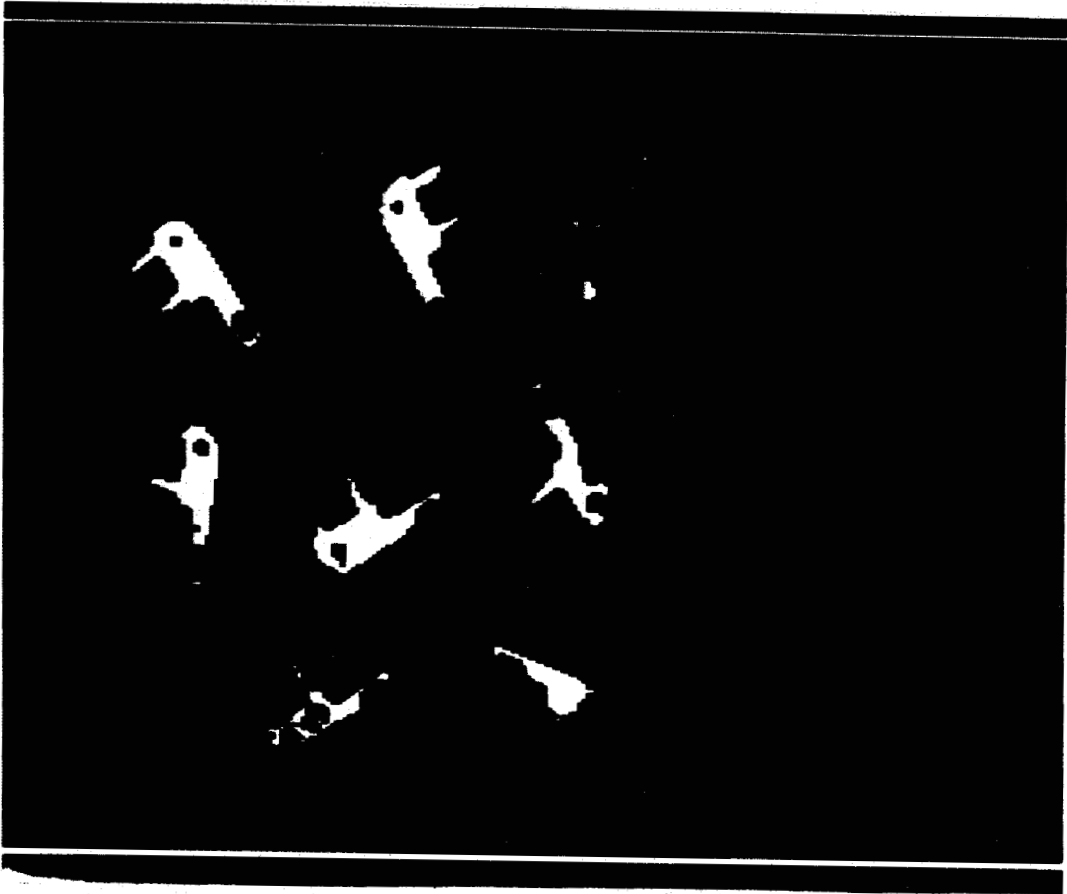


Figure |II-3-f| : Image seuillée Q_6

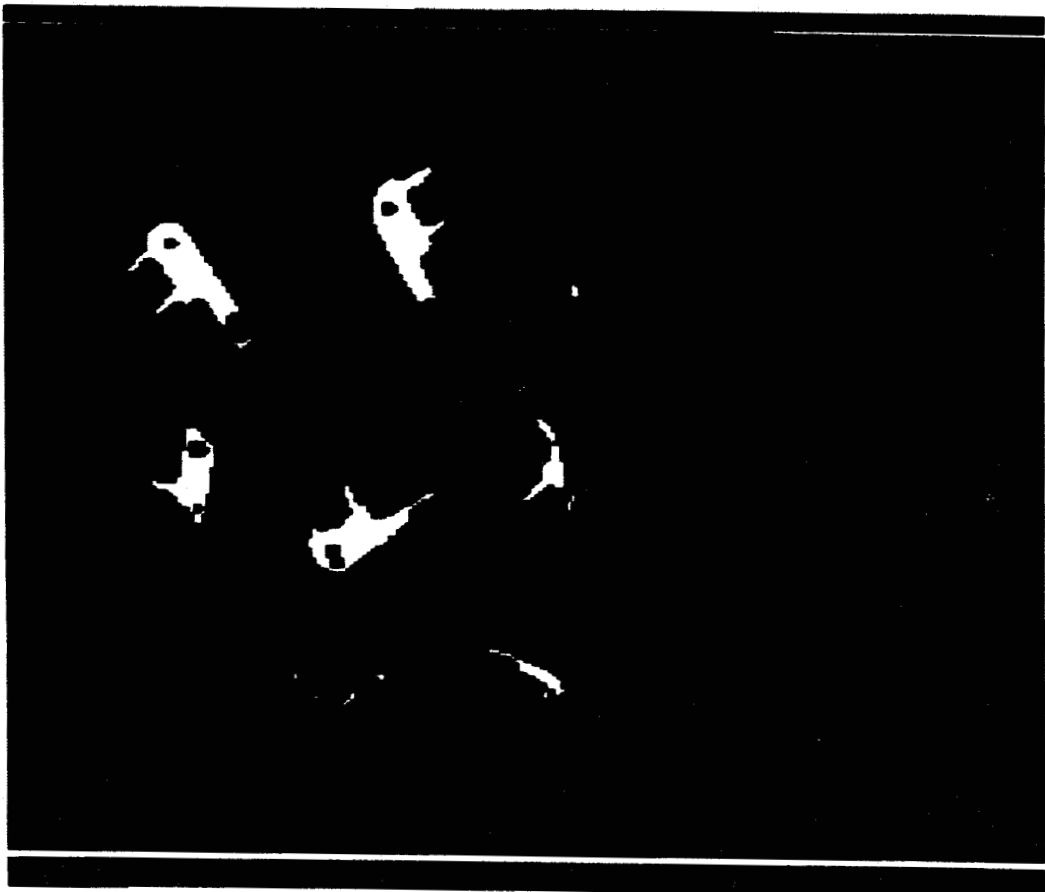


Figure |II-3-g| : Image seuillée Q_7

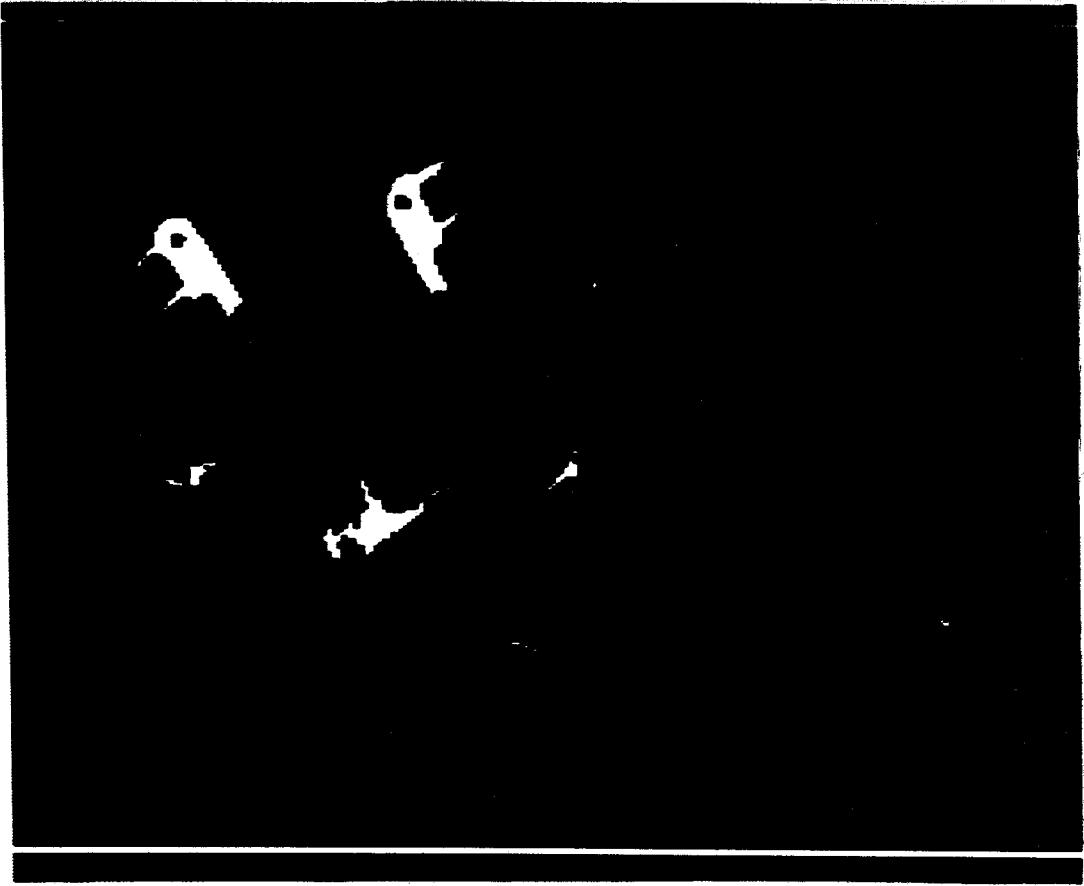


Figure II-3-h : Image seuillée Q_8

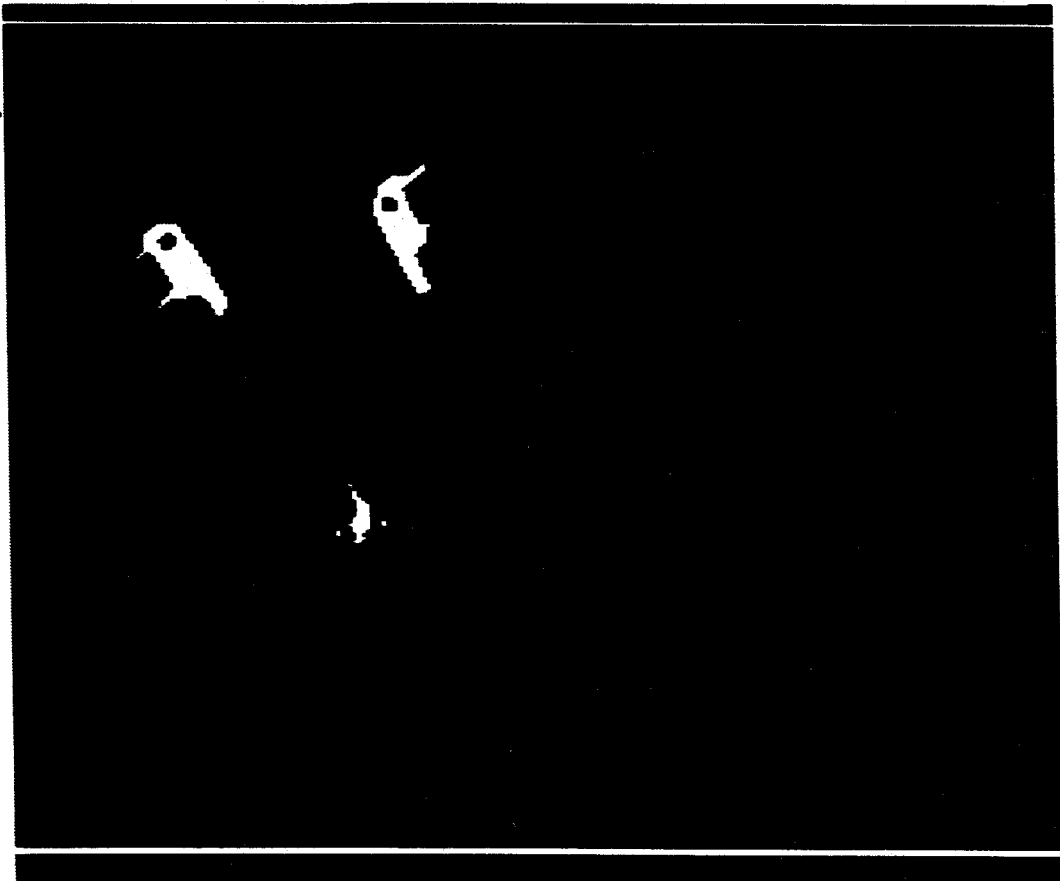
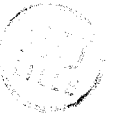


Figure II-3-i : Image seuillée Q_9



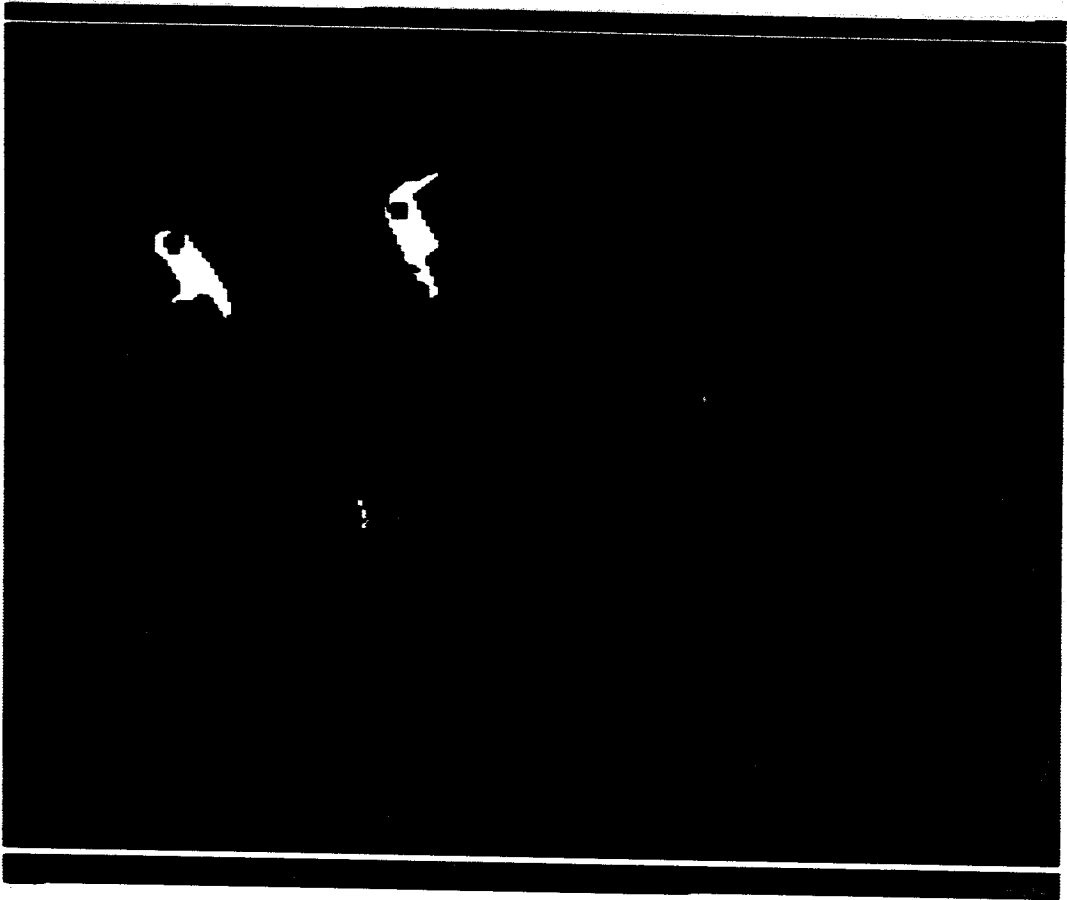


Figure |II-3-j| : Image seuillée Q_{10}

Pour les seuils s_t , $t > 10$, les images obtenues ne sont pas présentées, car peu différentes de celle-ci .

Pour caractériser les formes mises en évidence par les différents seuils, on définit un vecteur d'attributs morphométriques :

$$x \left[Q_t^e \right] = \left[x_1(Q_t^e), \dots, x_M(Q_t^e) \right]^T$$

où les éléments $x_i(Q_t^e)$, $i=1, \dots, M$ sont des attributs du type surface, périmètre, compacité, etc...

A l'évidence, si le "pas de seuillage" est suffisamment petit, il existe un ou plusieurs seuils de la série s_t , $t=1,2,\dots$ \dots,T , qui permettent d'extraire une forme représentative de chaque objet présent dans la scène, mais il importe de remarquer que ces seuils ne sont pas les mêmes pour chaque objet.

Si on considère l'ensemble des vecteurs $x \left[Q_t^e \right]$ pour toutes les formes extraites de toutes les T images binaires obtenues par le seuillage multiple, ceux-ci seront distribués autour d'un vecteur moyen \bar{X} représentatif de la forme des objets présents dans l'image, puisque ceux-ci sont de forme identique.

Ce vecteur attribut moyen \bar{X} permet de déterminer, sans aucune connaissance à priori sur le contenu de la scène, la forme des objets présents. Il s'agit alors de retrouver, dans chacune des images Q_t , les formes "significatives", c'est-à-dire, les formes qui représentent au mieux les objets présents. Il va de soi que la forme significative d'un objet ne sera pas forcément extraite de la même image binaire Q_t que celle de son voisin. En effet, le meilleur seuil pour un objet dépend des conditions d'éclairage locales qui varient d'un objet à l'autre.

Le premier problème rencontré sera donc celui de déterminer approximativement la position des objets présents dans la scène. Il s'agira ensuite de déterminer, pour chaque objet Q^e , $e=1,\dots,N$ ainsi mis en évidence, sa "meilleure" image binarisée à choisir parmi les T images binaires Q_t^e , $t=1,2,\dots,T$ disponibles.

On sait que pour des objets clairs sur fond sombre, les images binaires obtenues avec un seuil s_2 sont toutes incluses dans celles obtenues avec un seuil s_1 si $s_1 < s_2$. De manière analogue, si des objets foncés sont disposés sur un fond clair, ce sont les images binaires obtenues avec le seuil s_1 qui sont incluses dans celles obtenues avec le seuil s_2 [39].

Cette remarque nous permet d'orienter le choix du premier seuil à appliquer pour mettre en évidence la présence des pièces.

De manière schématique, on pourra prendre le seuil s_1 le plus bas de la série des seuils s_t , $t=1, \dots, T$, si le fond est sombre. Ce qui correspond à la Figure [II-4-a]. Si le fond est clair par rapport aux objets, on retiendra le seuil s_T le plus élevé de la série s_t , $t=1, \dots, T$.

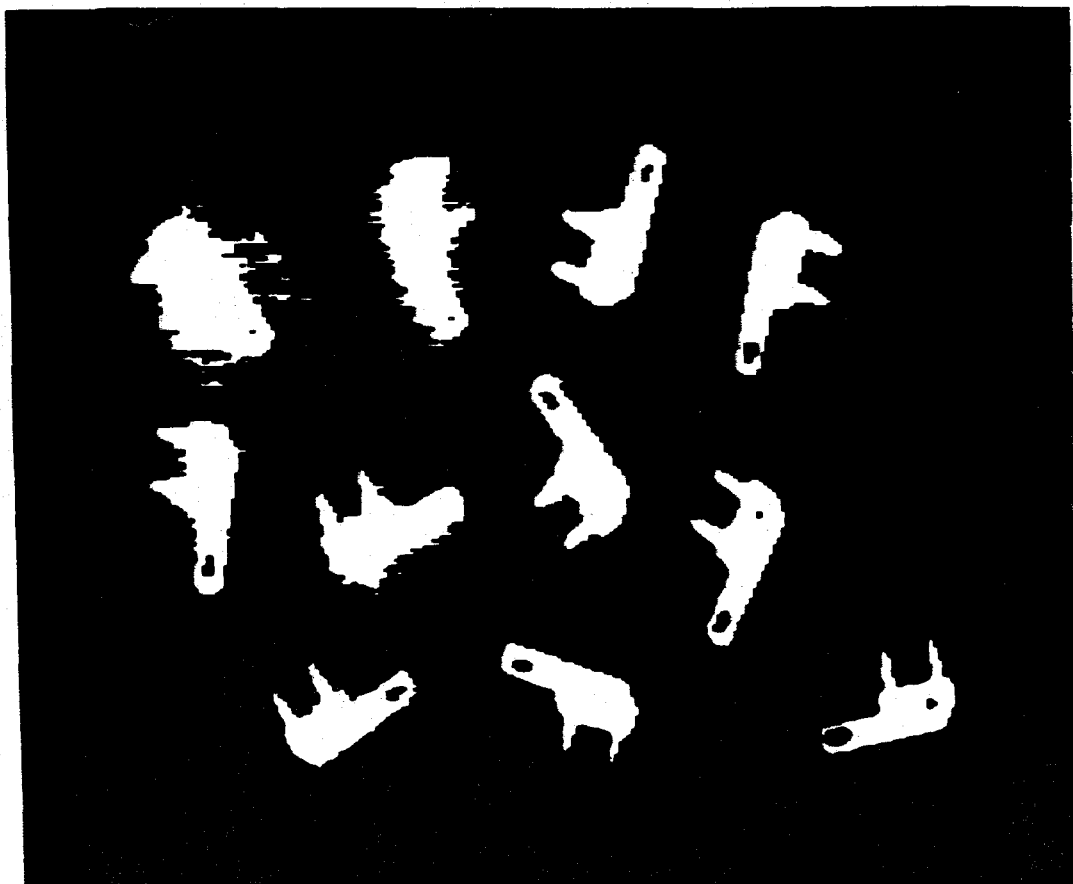


Figure |(II-4-a)|

Notons cependant que le choix de ce seuil extrême s_1 ou s_T mérite une attention toute particulière. La Figure [II-4-b] indique le résultat de cette première segmentation obtenue avec un seuil s_1 trop bas. Il devient alors impossible de déterminer le nombre de pièces en présence.

Nous reviendrons sur le choix de ce seuil extrême au paragraphe |II-5|.

Il s'agit maintenant de déterminer, pour chaque objet Q^e les attributs $x_i(Q_t^e)$, $i=1, \dots, M$, qui permettent de caractériser les formes Q_t^e , $t=1, \dots, T$ afin de les comparer en définissant une mesure de leur similitude.

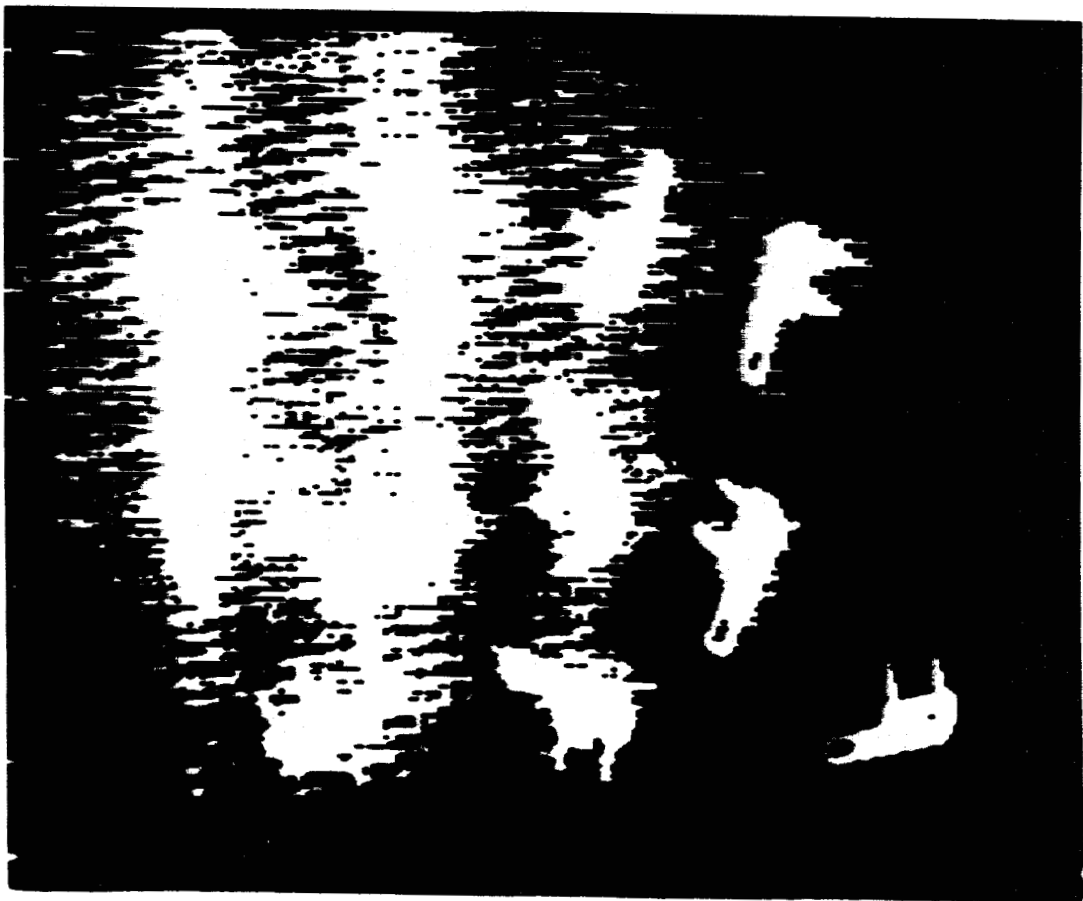


Figure |II-4-b|

A la suite de cette phase initiale, on dispose donc d'images binaires Q_0^e , $e=1, \dots, N$, représentant approximativement chaque objet et incluant toutes les autres images binaires de ces objets obtenues avec les autres seuils de la série s_t , $t=1, \dots, T$.

Pour chaque objet Q^e , on considère l'ensemble Q_t^e , $t=1, \dots, T$, des images incluses dans Q_0^e . On retient de l'ensemble Q_t^e , la forme la plus semblable au modèle \bar{X} qui constitue alors la forme caractéristique retenue pour représenter l'objet Q^e . La procédure est appliquée à tous les objets Q^e , $e=1, \dots, N$ ce qui permet de reconstituer l'image totale comme une juxtaposition des formes significatives associées à tous les objets détectés (Cf. Figure [II-5]).

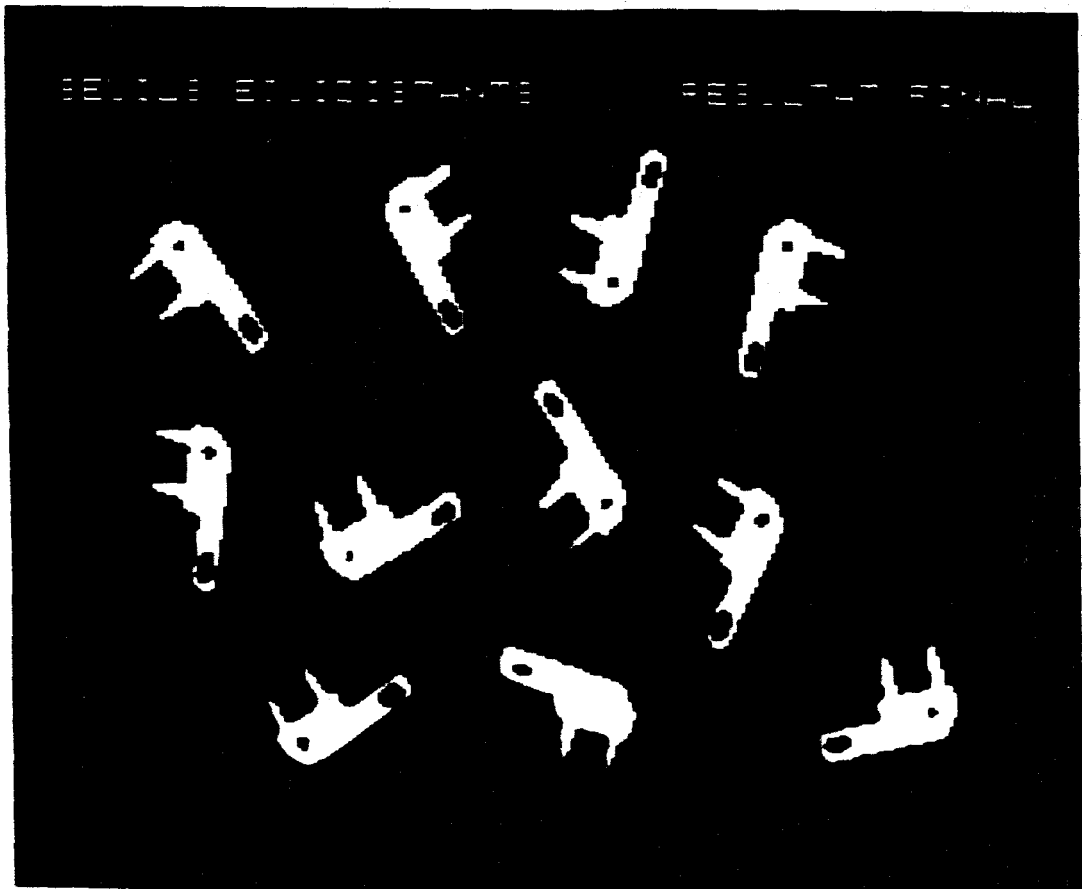


Figure |II-5| : Résultat final

II. 3 - SELECTION DES ATTRIBUTS

En reconnaissance des formes, on est souvent confronté au problème de sélection des attributs pertinents. On peut concevoir la sélection de caractéristiques comme une opération permettant le passage d'un espace de dimension D à un espace de dimension $d < D$.

Nous nous sommes intéressés dans la sélection de caractéristiques, à l'analyse de certains paramètres géométriques. Le codage de FREEMAN se prête à l'extraction de ces paramètres [40 et 41]. Il consiste à remplacer une courbe (suite de points dans le plan discret) par une suite de valeurs exprimant leurs positions relatives. Les directions des transitions entre deux éléments consécutifs de la courbe sont codées de la façon suivante :

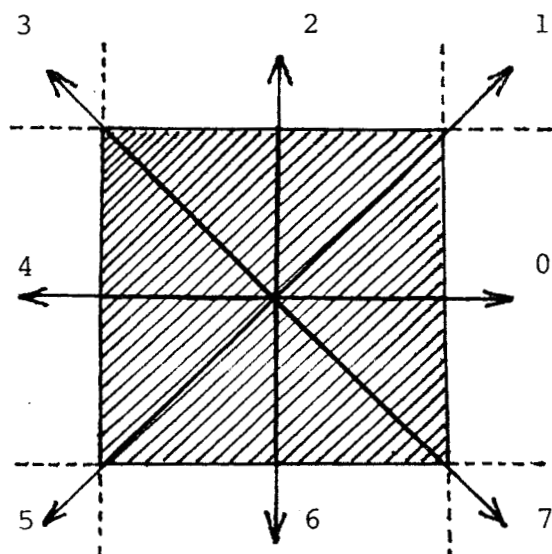


Figure | II-6 |

FREEMAN a remplacé l'ensemble des points de contour p_i par un ensemble $\{u_i, u_i \in [0, 7]\}$. L'élément u_i est proportionnel à l'angle formé entre un axe de l'image (axe des lignes) et la direction définie par p_{i-1}, p_i . La Figure [II-6] représente les huit valeurs possibles de u_i .

L'ensemble formé par ces éléments u_i est appelé chaîne de directions. Cette représentation permet donc une compression d'informations, car chaque couple de coordonnées définissant un point est remplacé par une valeur comprise entre 0 et 7, donc pouvant être codée sur 3 bits [42].

Pour chaque seuil global $s_t, t = 1, 2, \dots, T$, le contour de chacune des formes binarisées $Q_t^e, e = 1, 2, \dots, N$, est détecté. Le suivi de contour de ces différentes formes nous a permis de mesurer et de calculer trois paramètres :

- Le périmètre : $x_1 (Q_t^e)$
- la surface : $x_2 (Q_t^e)$
- la compacité : $x_3 (Q_t^e)$

II.3.1 - Mesure de périmètre

Un contour est constitué d'une chaîne fermée d'éléments verticaux, horizontaux et diagonaux. Or, chaque élément vertical ou horizontal apporte au périmètre une contribution égale au pas d'échantillonnage de l'image ; de plus, ces éléments sont

facilement repérables car leurs codes, au sens de Freeman, sont pairs. De même, tout élément diagonal, repéré par un code impair, contribue au périmètre par une valeur égale au produit du pas d'échantillonnage par $\sqrt{2}$.

II.3.2 - Mesure de la surface

La surface s'obtient par intégrations successives de parties de surfaces élémentaires S_i comprises entre le contour et un axe parallèle aux lignes de l'image choisi arbitrairement (Figure [II-7]). L'intégration s'effectue en parcourant tout le contour pour revenir au point de départ.

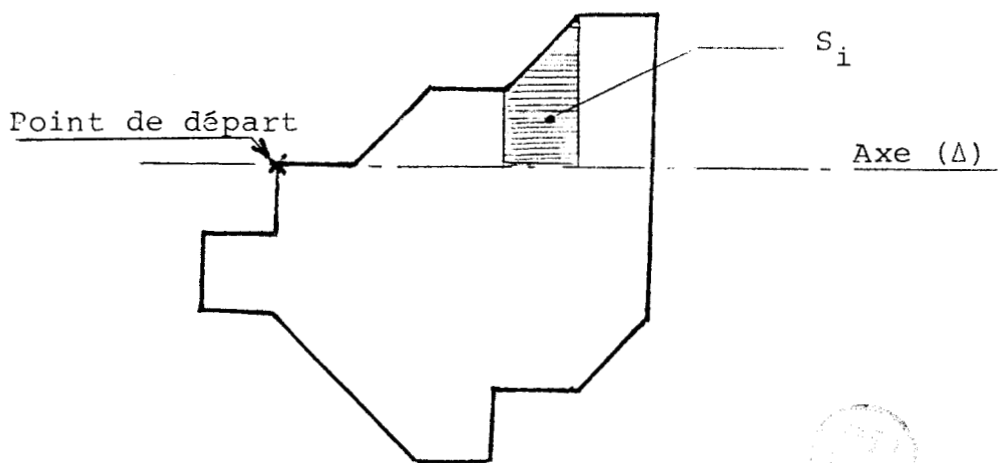


Figure [II-7]

La somme des surfaces élémentaires calculées va nous donner la surface totale de la forme.

Calcul des S_i :

Pour chaque élément de la chaîne, on calcule :

$$S_i = P_{ix} (Y_{i-1} + \frac{1}{2} P_{iy})$$

Le tableau de la Figure [II-8], donne les valeurs de P_{ix} et P_{iy} en fonction des huit directions de Freeman.

u_i	P_{ix}	P_{iy}	S_i
0	1	0	Y_{i-1}
1	1	1	$Y_{i-1} + \frac{1}{2}$
2	0	1	0
3	-1	1	$- Y_{i-1} - \frac{1}{2}$
4	-1	0	$- Y_{i-1}$
5	-1	-1	$- Y_{i-1} + \frac{1}{2}$
6	0	-1	0
7	1	-1	$Y_{i-1} - \frac{1}{2}$

Figure |II-8|

Y_{i-1} est l'ordonnée du point de départ de l'élément P_i par rapport à l'axe horizontal (Δ).

La Figure [II-9] donne un exemple de calcul de surface dont le résultat final est $s = 11$ éléments.

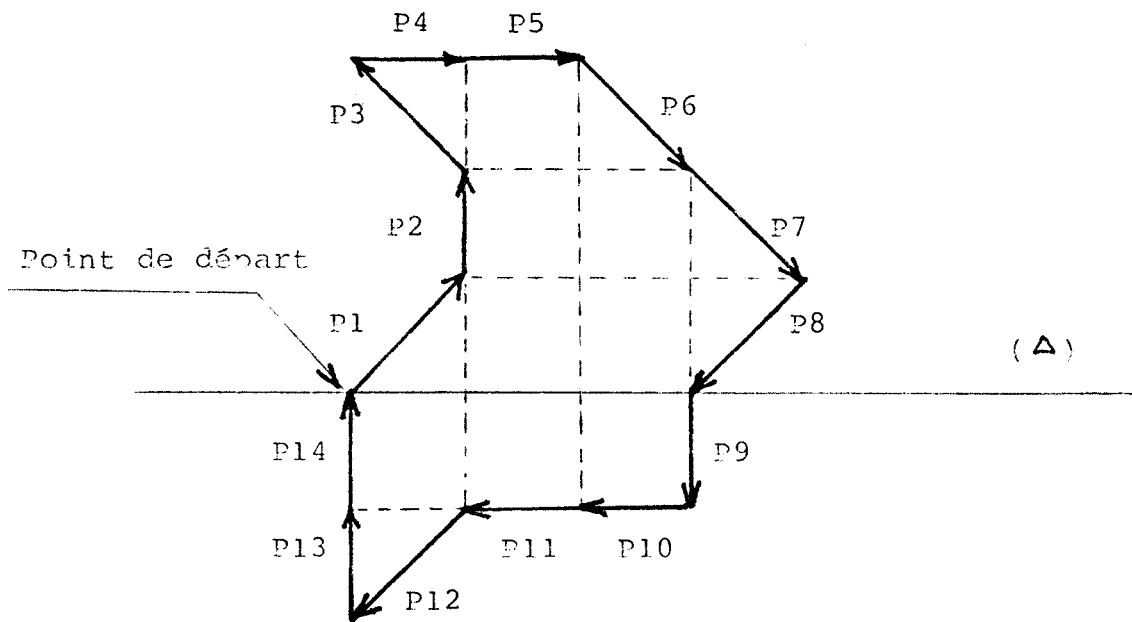


Figure |II-9|

P_i	Y_{i-1}	S_i
P_1	0	$1/2$
P_2	1	0
P_3	2	$-2 - 1/2$
P_4	3	3
P_5	3	3
P_6	3	$3 - 1/2$
P_7	2	$2 - 1/2$
P_8	1	$-1 + 1/2$
P_9	0	0
P_{10}	-1	1
P_{11}	-1	1
P_{12}	-1	$1 + 1/2$
P_{13}	-2	0
P_{14}	-1	0
<u>surface totale de</u> <u>la forme S =</u>		11

II.3.3 - Mesure de compacité

Le concept de compacité d'une forme est utilisé comme paramètre séparateur des formes allongées des formes ovoïdes. Une première formulation de la compacité peut être envisagée par le rapport entre les dimensions extrémales des formes. Toutefois, une telle définition de la compacité n'est pas aisément calculable [42].

La compacité est alors représentée par le biais d'un autre indice sans dimension plus facilement mesurable : le rapport $C = p^2/S$, p et S étant respectivement le périmètre et la surface de la forme.

Si l'on examine les propriétés d'un tel indice, on remarque qu'il est :

- Indépendant de la taille des formes examinées : deux formes homothétiques ont le même indice de compacité
- Séparateur au sens de la reconnaissance des formes : ainsi, le cercle est la figure la plus compacte avec $C = 4\pi$. Pour un rectangle, sa valeur dépend du rapport longueur sur largeur (L/l) comme le montre la Figure [II-10]. Le carré est le plus compact des quadrilatères avec $C = 16$.

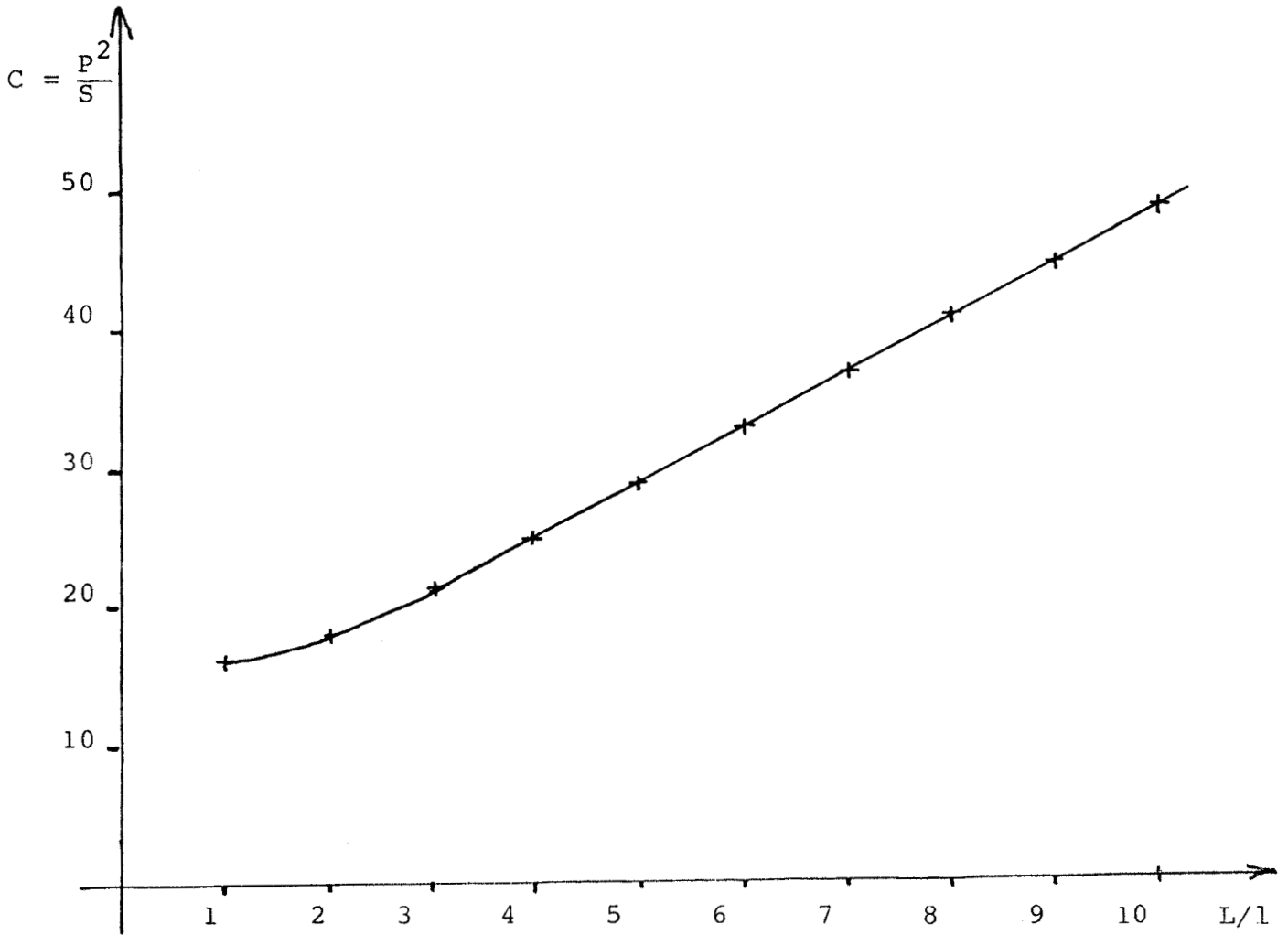


Figure |II-10| : Relation entre p^2/S et L/l pour un rectangle

II. 4 - ANALYSE DE L'ENSEMBLE DES FORMES



Nous avons appliqué à l'image brute T seuils équidistants et pour chaque seuil s_t , $t = 1, 2, \dots, T$, trois attributs morphométriques ont été extraits pour chacune des formes Q_t^e de l'image binaire Q_t , $t = 1, 2, \dots, T$.

A partir des attributs calculés sur l'ensemble de ces formes obtenues pour différentes valeurs du seuil s_t . $t = 1, 2, \dots, T$, on définit un modèle des formes présentes dans l'image, ayant comme caractéristiques, la moyenne des différents attributs extraits sur la totalité des formes analysées.

$$\bar{X} = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_M]^T$$

avec :

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N_T} \sum_{t=1}^T \sum_{e=1}^N x_i(Q_t^e)$$

où

$$N_T = \sum_{t=1}^T N_t$$

La dernière étape consiste à sélectionner parmi l'ensemble des formes binarisées Q_t^e , $t = 1, 2, \dots, T$, incluses dans l'image $Q_{(1)}^e$ de l'objet $Q^{(0)}$ qui correspond au seuil extrême, celle qui est la plus significative, c'est-à-dire la plus proche de \bar{X} .

L'objet $Q^{(0)}$ sera donc représenté par l'image binaire Q_t^e , telle que :

$$\|x[Q_{t'}^e] - \bar{X}\| < \|x[Q_t^e] - \bar{X}\|, \forall t' \neq t$$

avec : $t = 1, 2, \dots, T$

où $\|x\|$ représente une norme du vecteur x .

Les résultats présentés ont été obtenus en utilisant la norme euclidienne.

Chacune des N formes binarisées Q_t^e , $e = 1, \dots, N$ retenue est transférée sur un autre plan image. Pour le transfert d'une forme binarisée d'un plan image à un autre, on utilise un algorithme d'étiquetage dynamique pour l'extraction de régions par suivi de contour. On reviendra beaucoup plus en détail sur cet algorithme au chapitre suivant, qui permet de reconstituer l'image segmentée représentée à la Figure [II-5] où chaque objet est représenté par la forme significative associée.

II. 5 - CHOIX DES SEUILS MULTIPLES

Jusqu'à maintenant, on a utilisé une série de seuils équidistants s_t , $t = 1, 2, \dots, T$, pour segmenter l'image numérisée. Trois inconvénients majeurs résultent de cette méthode :

a) Les différents seuils appliqués à l'image ne sont pas liés à la présence des "vallées" de l'histogramme. Par conséquent, on perd à coup sûr certaines informations utiles, car on sait que les meilleurs seuils se situent toujours dans le creux des vallées de l'histogramme [15].

b) Le nombre de seuils T utilisé, est déterminé à priori, sans prendre en compte la structure de l'histogramme. Pour être certain d'aboutir à un résultat, on utilise un nombre T de seuils relativement élevé, ce qui augmente le temps de calcul.

c) Le choix du seuil extrême est très arbitraire et nous avons vu qu'il conditionnait grandement le succès de la méthode.

On propose donc une autre approche pour le choix des seuils globaux s_t , à appliquer à l'image .

La méthode consiste à lisser l'histogramme des niveaux de gris et à détecter automatiquement les "vallées" sur celui-ci. Les valeurs des niveaux de gris correspondantes à ces "vallées", constituent alors, les différents seuils s_t à appliquer à l'image.

II.5.1 - Lissage de l'histogramme

Pour réduire les effets de bruit, A. ROSENFELD et P. de la TORRE [17] lissent l'histogramme avant de construire

son enveloppe convexe dans le but d'éliminer des variations de concavité non significatives.

Pour chaque niveau de gris (i) de l'histogramme, les auteurs calculent, une nouvelle valeur :

$$E_i \equiv \left(\sum_{j=k}^{i-1} h(j) \right) \left(\sum_{j=i}^L h(j) \right) \quad (2-1)$$

Cette quantité est nulle quand $i=k$ ou $i=L$ représentant respectivement les niveaux de gris minimum et maximum de l'image et elle est maximum quand (i) est sur le milieu de l'histogramme. Elle mesure donc la disproportion entre les parties gauche et droite autour du point représentant le niveau de gris (i).

L'expérience montre que le résultat de ce lissage non-linéaire ne permet pas de conserver les variations significatives de l'histogramme car il privilégie la partie centrale au détriment des extrémités qui peuvent contenir des informations importantes.

Cependant, nous avons retenu le principe de filtrer l'histogramme en multipliant en chaque point une moyenne sur une fenêtre située à gauche de ce point par une moyenne sur une fenêtre située à droite.

Nous avons ainsi apporté une modification à l'algorithme de A. ROSENFELD en délimitant la largeur des fenêtres à gauche et à droite du point courant de niveau de gris i :

$$E_i \equiv \left(\frac{1}{C} \sum_{j=i-1-C}^{i-1} h(j) \right) \left(\frac{1}{C} \sum_{j=i+1}^{i+1+C} h(j) \right) \quad (2-2)$$

C est la largeur des deux fenêtres sur lesquelles sont calculées les moyennes de l'histogramme de part et d'autre du point de niveau de gris i Cf. Figure [II-11]. L'ajustement de ce paramètre, appelé facteur de correction, doit être conduit avec soin. En effet, un facteur trop grand risque de faire disparaître certaines vallées et certains modes significatifs, un facteur trop petit risque de laisser subsister des bruits non négligeables.

Afin d'être assuré de ne pas éliminer des vallées significatives de l'histogramme, on préfère prendre un facteur de correction légèrement trop faible pour obtenir un filtrage correct et faire suivre ce léger lissage d'un second traitement destiné à éliminer les quelques résidus de bruits restants.

Notons que si $i \in [K, K+C]$ ou $i \in [L-C, L]$, la formule (2-2) est modifiée afin de calculer les moyennes sur les fenêtres aux extrémités de l'histogramme, même lorsque celles-ci ont une largeur inférieure au facteur de correction C.

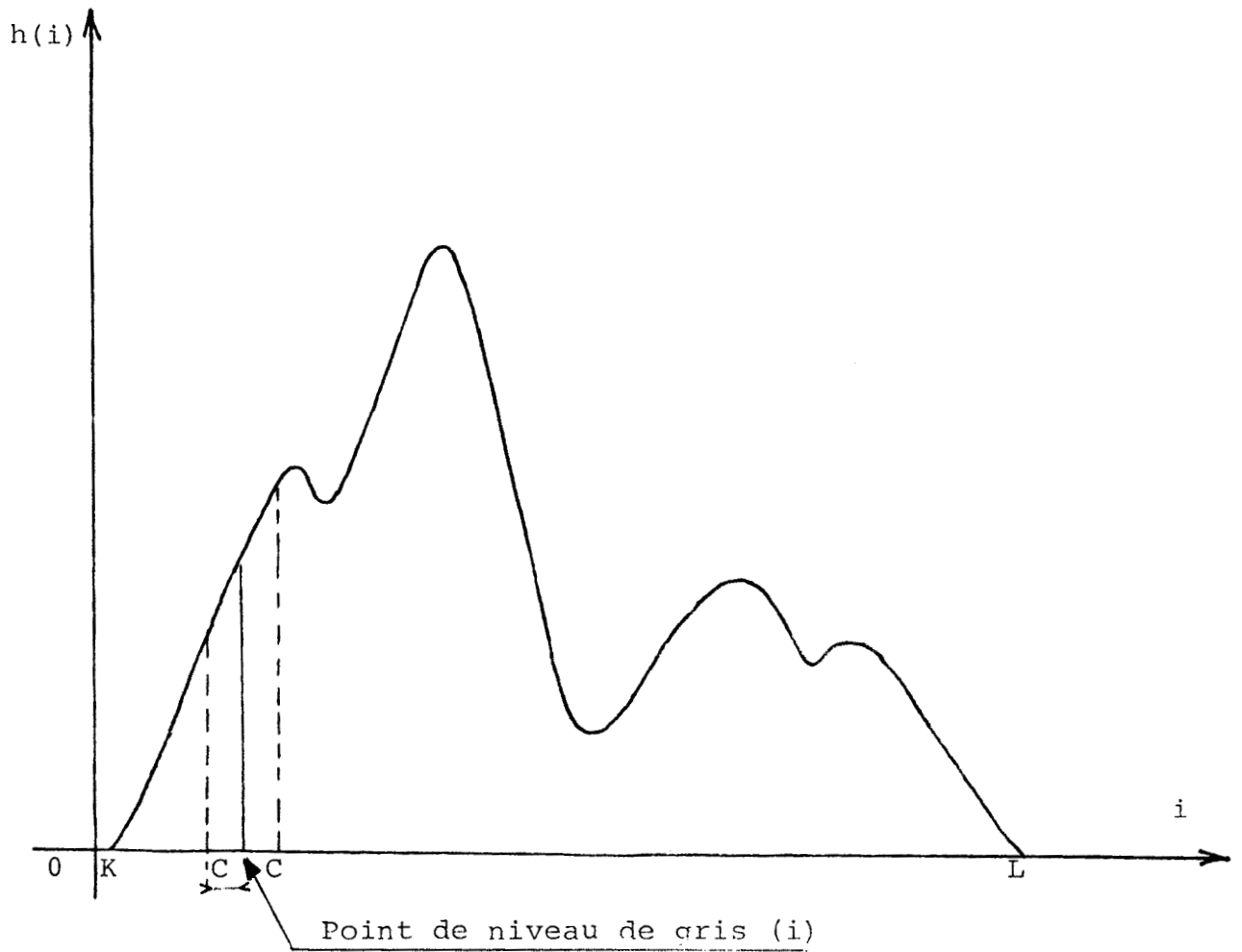


Figure |II-11|



Le filtrage non linéaire décrit précédemment est alors suivi d'un filtrage local basé sur l'analyse de la série des incréments de $h(i)$ en explorant l'histogramme du noir vers le blanc.

On explore l'histogramme en calculant pour chaque niveau de gris i la différence :

$$\Delta(i) = |h(i+1) - h(i)|$$

Tant que cette différence est supérieure à un certain seuil s , on ne modifie pas les valeurs des fréquences $h(i)$. Supposons que l'on atteigne ainsi le mode (A) de l'histogramme de la Figure [II-12]

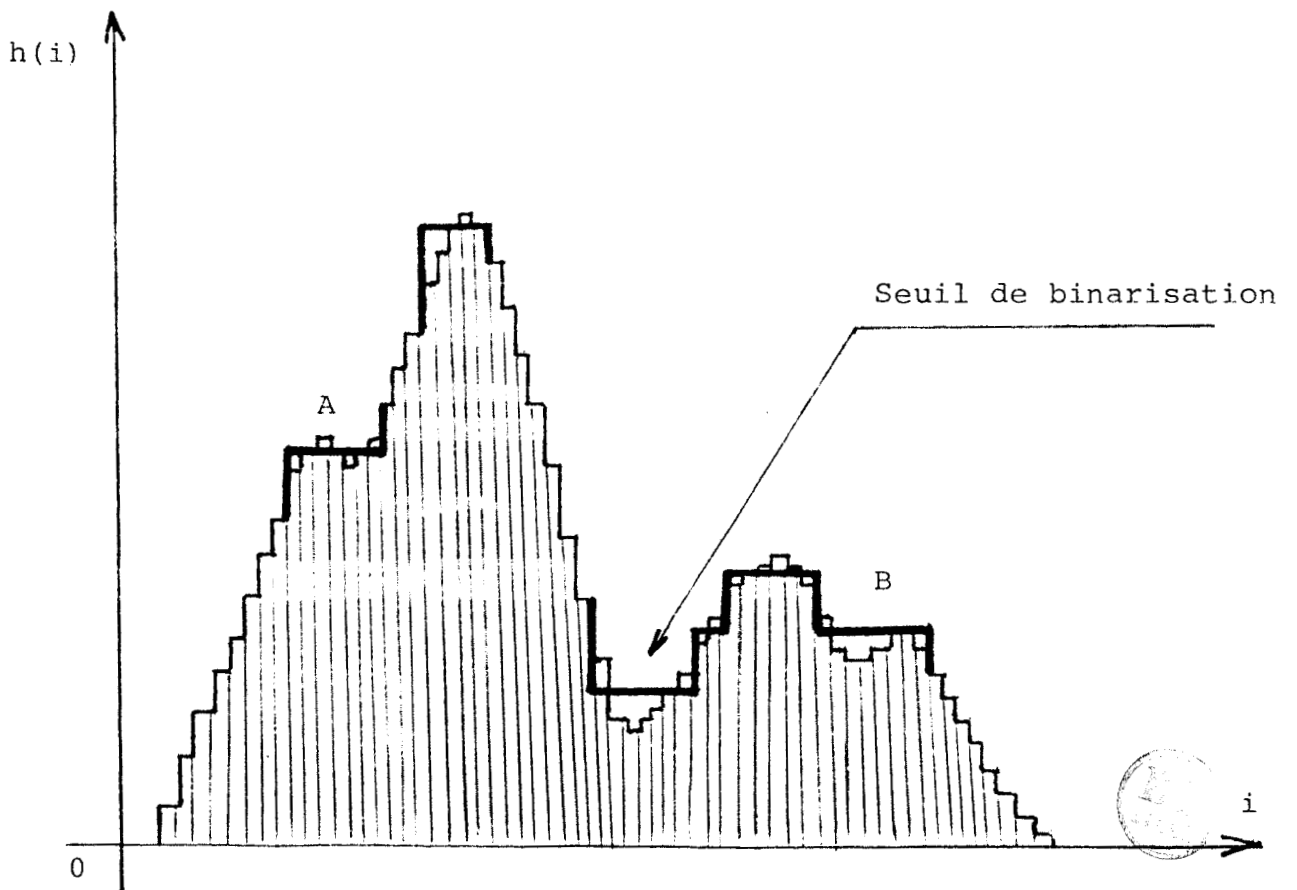


Figure | II-12 |

Soit $h(i)$ la valeur de la fréquence de niveau de gris (i) correspondant à ce maximum local. Si $\Delta(i) < S$, alors on remplace $h(i)$ et $h(i+1)$ par la moyenne de ces deux valeurs, soit :

$$h^{(1)}(i) = h^{(1)}(i+1) = \frac{h(i) + h(i+1)}{2}$$

On détermine alors :

$$\Delta(i+1) = |h(i+2) - h^{(1)}(i+1)|$$

Si $\Delta(i+1) > S$, on poursuit l'exploration de l'histogramme vers les i croissants.

Si $\Delta(i+1) < S$, ce sont les trois valeurs des fréquences correspondant aux niveaux de gris i , $i+1$ et $i+2$ qui sont modifiées : elles sont remplacées par les valeurs :

$$h^{(2)}(i) = h^{(2)}(i+1) = h^{(2)}(i+2) = \frac{h(i)+h(i+1)}{2} + \frac{h(i+2)}{2}$$

Le processus est itéré jusqu'à ce que :

$$\Delta(i+j) > S$$

On constate que tout mode non significatif situé entre les niveaux de gris (i) et le niveau de gris (j) est remplacé par un segment horizontal dont l'ordonnée des fréquences est de la forme :

$$h^{(j)}(i) = h^{(j)}(i+1) = h^{(j)}(i+2) = h^{(j)}(i+3) = \dots = h^{(j)}(i+j) =$$

$$= \left\{ \left[\left[\frac{h(i)+h(i+1)}{2^j} \right] + \frac{h(i+2)}{2^{j-1}} \right] + \dots + \frac{h(i+j)}{2} \right\}$$

Cette procédure permet également de supprimer des petits modes ou des petites vallées dans les parties décroissantes de l'histogramme (cf. mode B de la Figure [II-12]).

II.5.2 - Détection automatique des "vallées"

Les opérations de lissage non linéaire et de filtrage local de l'histogramme nous ont permis de nous débarrasser des "vallées" non significatives (cf. Figure [II-13]).

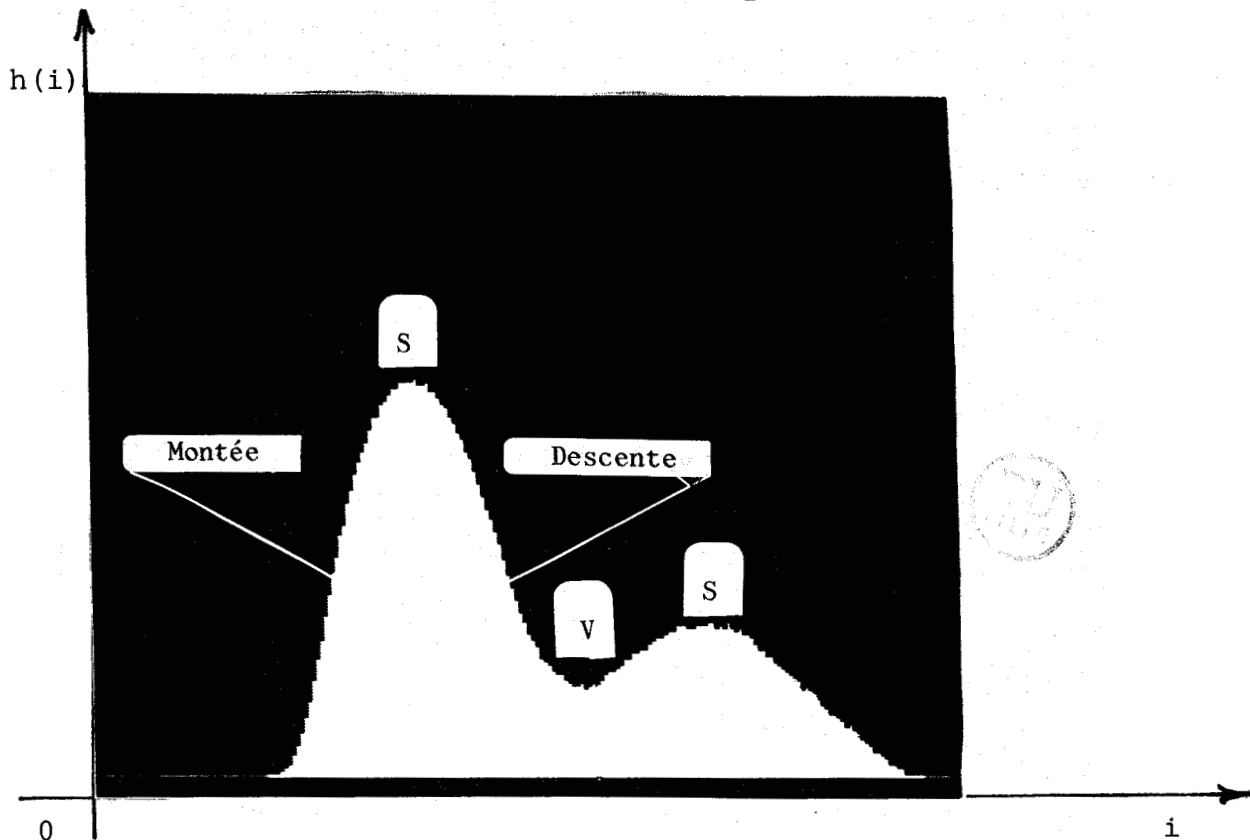


Figure [II-13]

De gauche vers la droite, c'est-à-dire de $i=K$ à $i=L$, on rencontre une série d'alternances de sommet-vallée-sommet-.....-sommet.

On commence par rechercher le premier sommet en passant en revue point par point, dans l'ordre croissant, les valeurs des fréquences $h(i)$ des niveaux de gris (i) .

Un niveau de gris est pris comme valeur d'un sommet. dès qu'on rencontre une descente, c'est-à-dire dès qu'on passe :

$$\text{de } h(i) \leq h(i+1) \quad \text{à} \quad h(i) > h(i+1)$$

La recherche est ensuite orientée vers la recherche d'une vallée qui est détectée dès qu'on rencontre une montée, c'est-à-dire dès qu'on passe :

$$\text{de } h(i) \geq h(i+1) \quad \text{à} \quad h(i) < h(i+1)$$

Le processus est réitéré jusqu'au niveau de gris $i = L$.

Les différentes valeurs des niveaux de gris correspondants aux sommets et aux vallées de l'histogramme ainsi que leurs amplitudes respectives sont alors mises en mémoire dans leur ordre d'apparition.

II.5.3 - Application à la segmentation à seuils multiples

La procédure de détection automatique des vallées d'un histogramme exposée ci-dessus est utilisée pour sélectionner les seuils multiples nécessaires à la binarisation des images.

Plutôt que de choisir arbitrairement un nombre donné de seuils équidistants s'échelonnant du noir au blanc, on utilise les niveaux de gris correspondants aux vallées de l'histogramme. On sait que ces vallées délimitent les plages des niveaux de gris significatives, étroitement liées au contenu de l'image [33].

Pour illustrer ces propriétés, on considère l'image des pièces métalliques présentée au paragraphe II-2 (cf. Figure [II-14-a]) dont l'histogramme des niveaux de gris apparaît sur la Figure [II-14-b]. L'histogramme lissé/filtré de la Figure [II-14-c] met en évidence trois vallées. Les niveaux de gris correspondants à ces vallées constituent les trois seuils utilisés pour obtenir les trois images binarisées des Figures [II-14-d, II-14-e et II-14-f].

La procédure d'analyse des formes binarisées contenues dans ces trois images est en tout point analogue à celle exposée au paragraphe II-4.

On constate que l'image reconstituée de la Figure [II-14-g] à partir de cet ensemble de formes binaires obtenue avec trois seuillages est de meilleure qualité que celle de la Figure [II-5] obtenue après douze seuillages à niveaux de gris équidistants.

On remarque en particulier que la première vallée, qui définit le seuil extrême, donne de bien meilleurs résultats pour détecter la présence des pièces dans la scène que le seuil extrême arbitrairement choisi pour l'image [II-3-a].

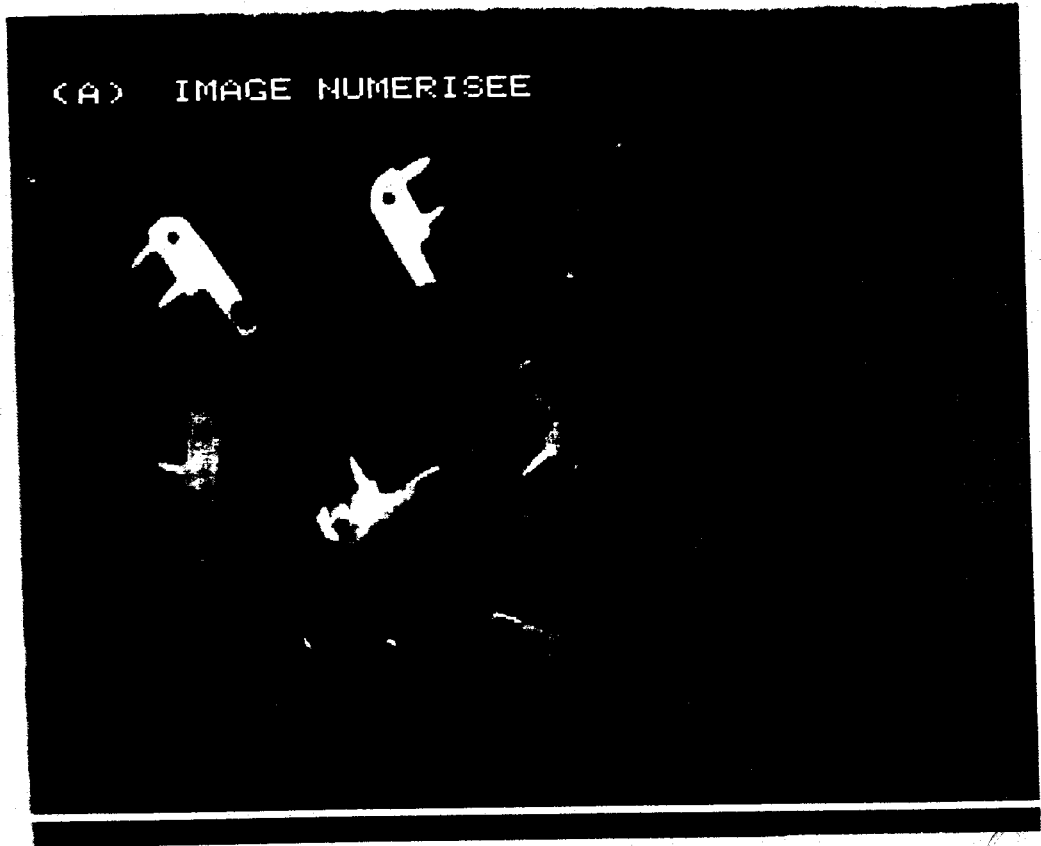


Figure |II-14-a| : Image numérisée

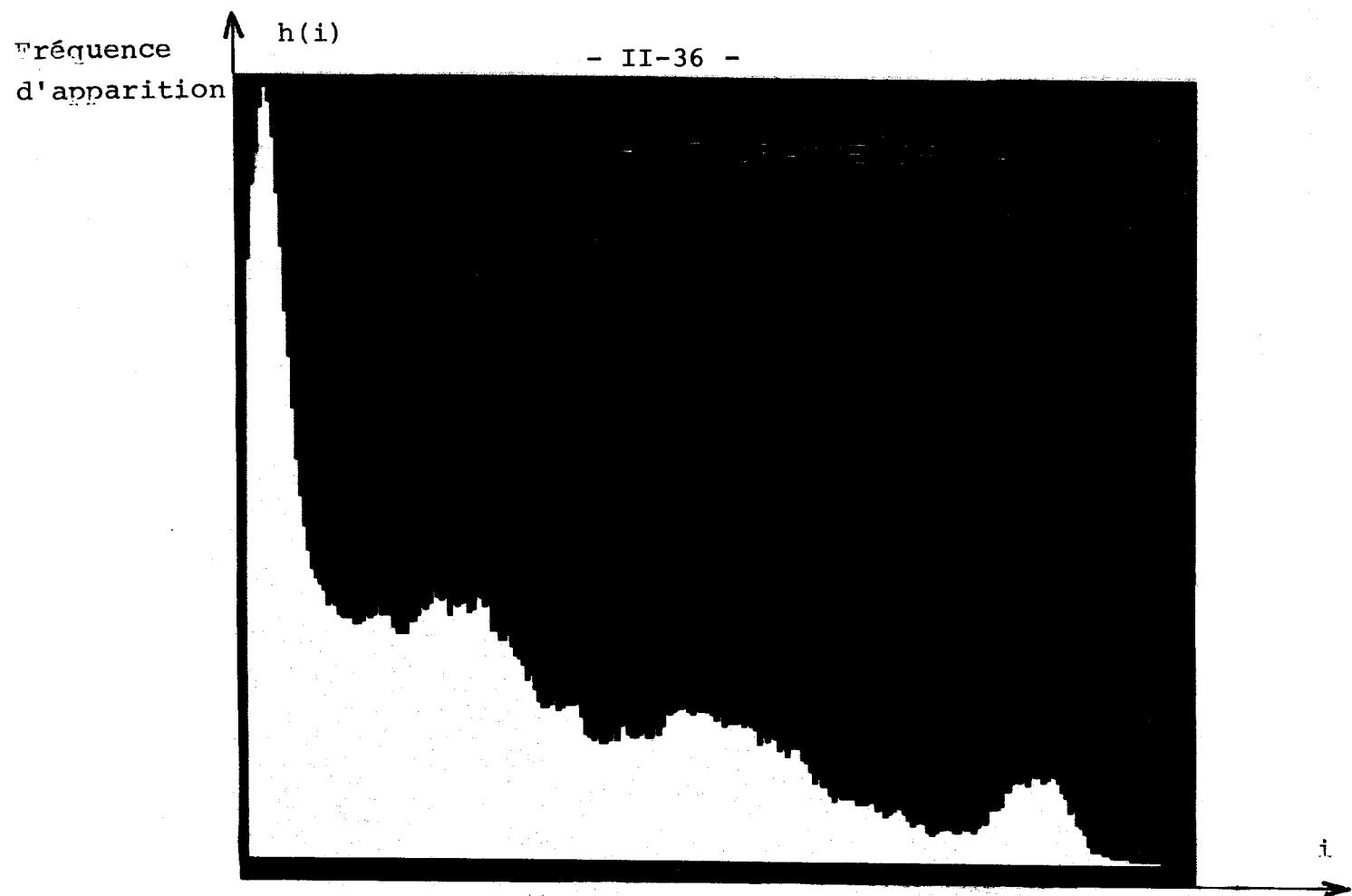


Figure |II-14-b| : Histogramme filtré globalement (Filtrage non linéaire)

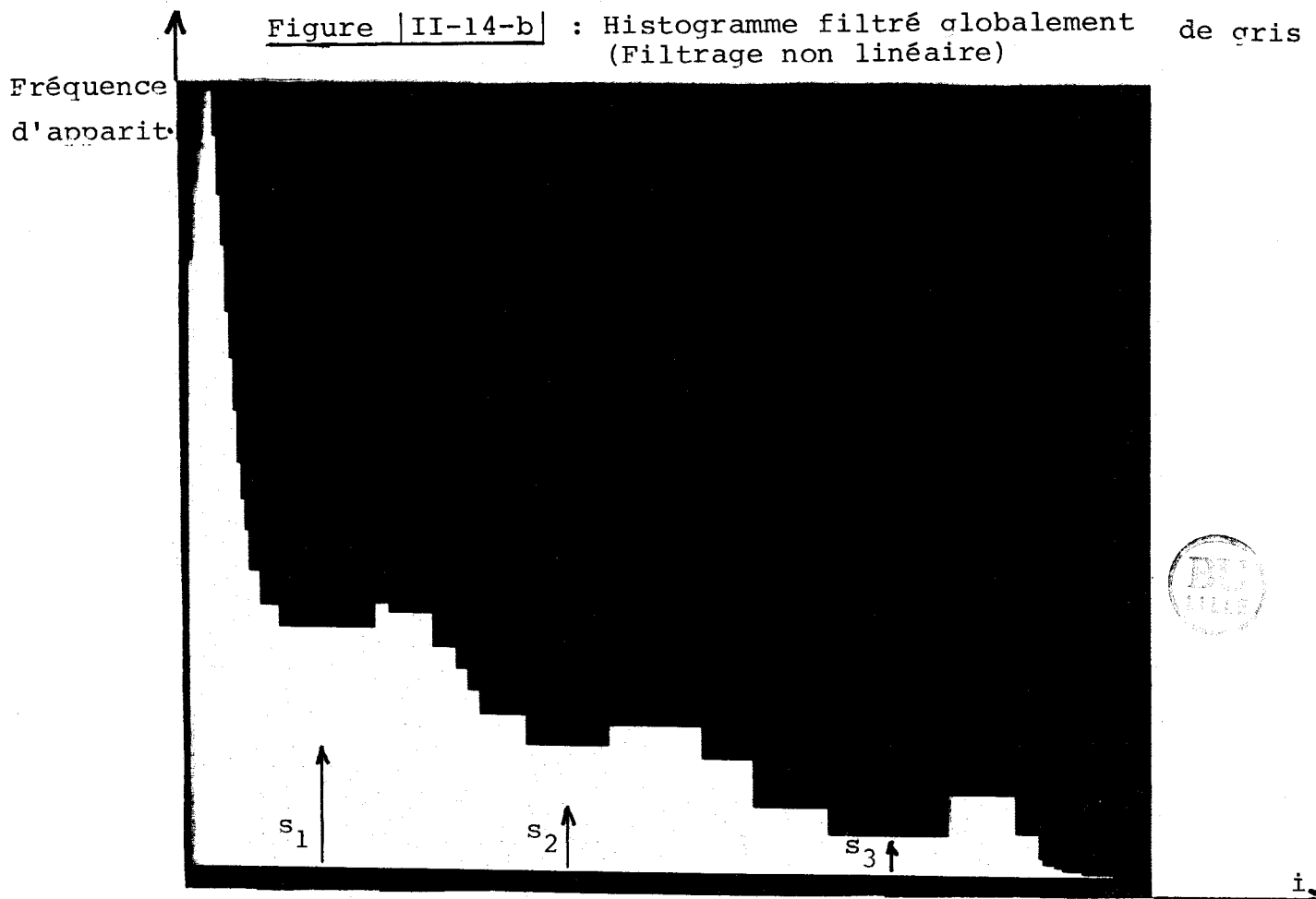


Figure |II-14-c| : Histogramme de la Figure |II-14-b| filtré localement

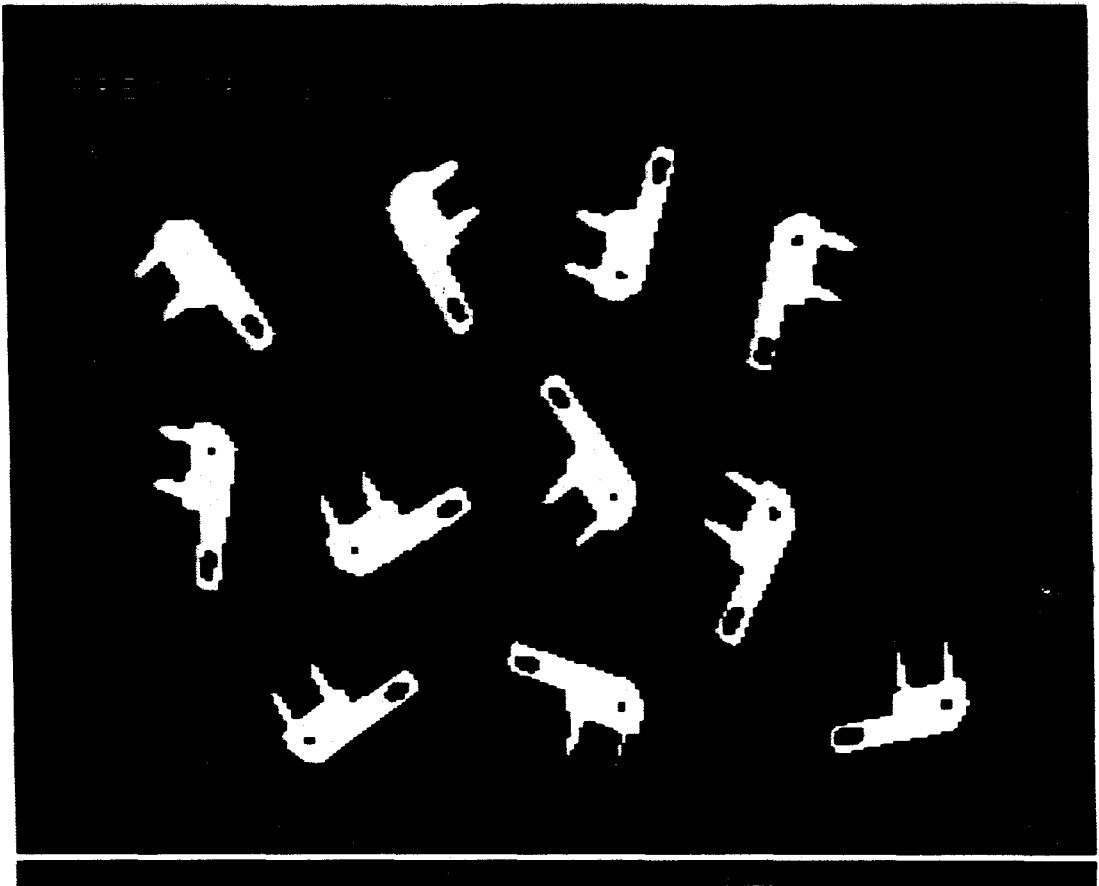


Figure |II-14-d| : premier seuil appliqué (s_1)

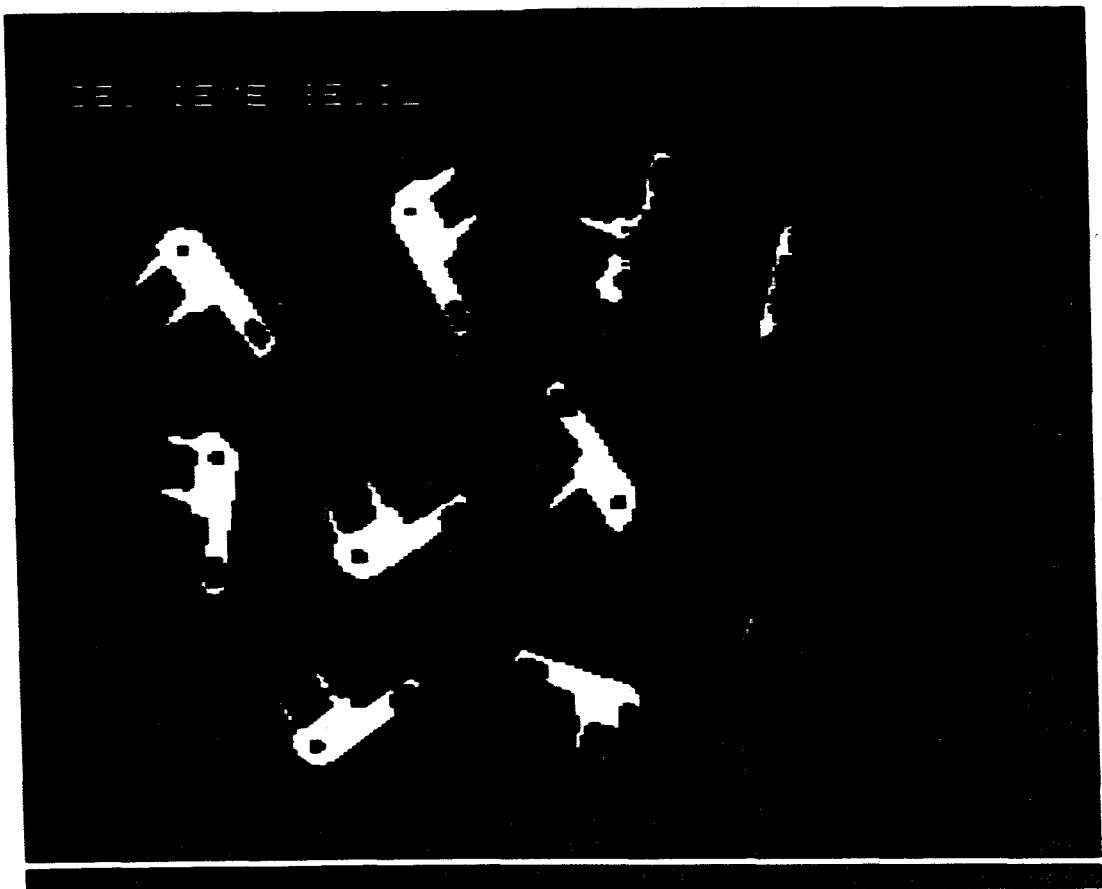


Figure |II-14-e| : Deuxième seuil appliqué (s_2)

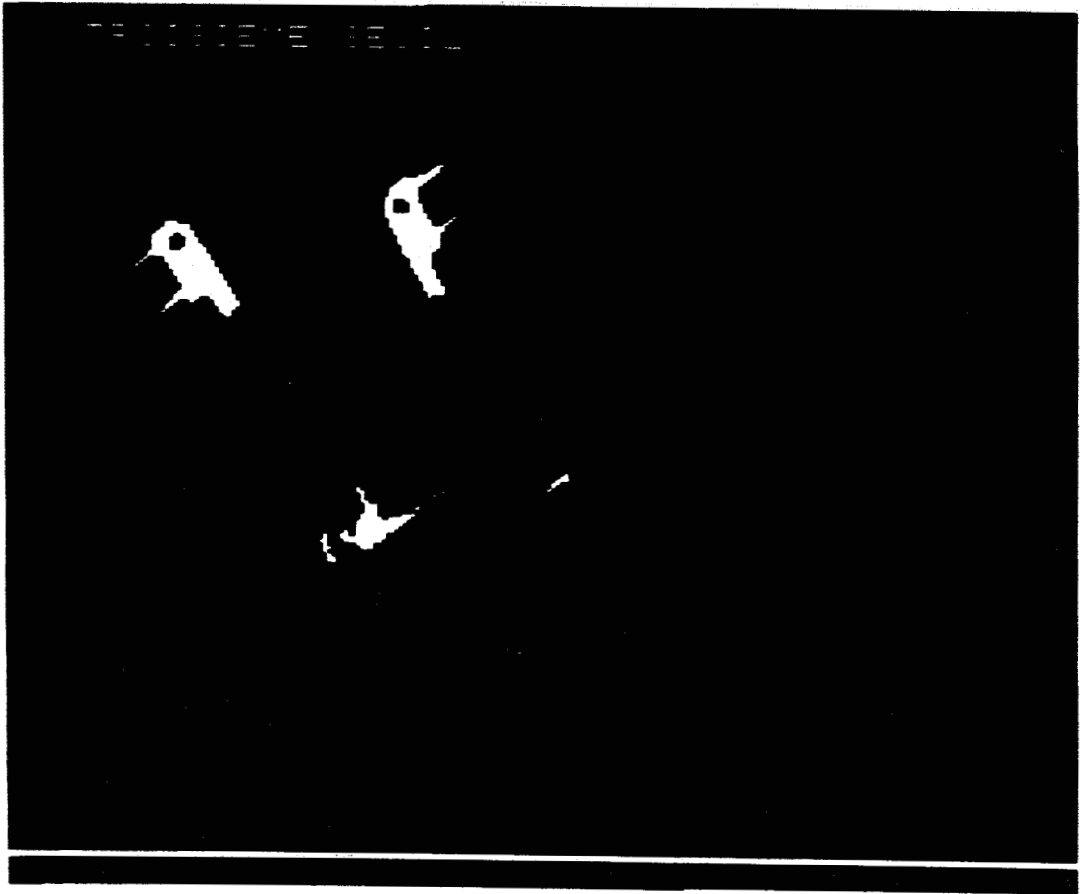


Figure |II-14-f| : Troisième seuil appliqué (s_3)

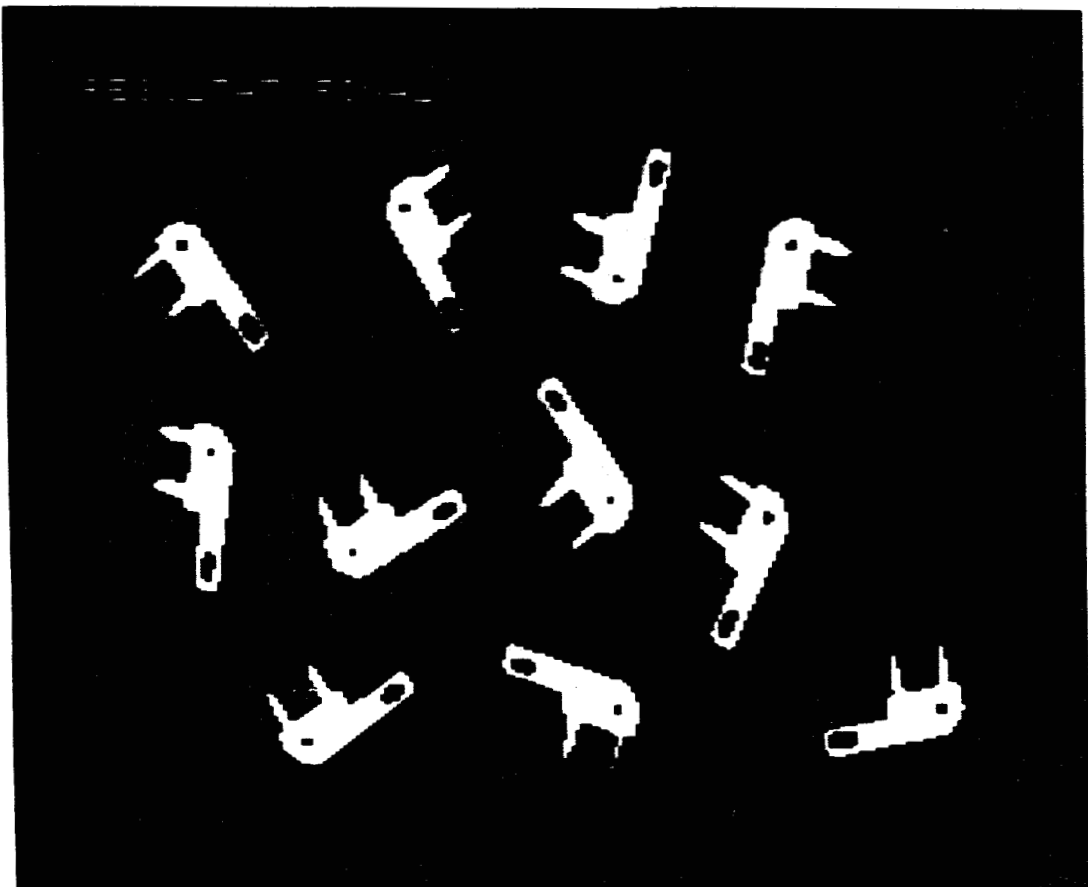


Figure |II-14-g| : Résultat final de la binarisation de la Figure |II-14-a|



En Annexe (1) sont présentés quelques exemples montrant la robustesse de la méthode de détection automatique du seuil à partir d'un histogramme en niveaux de gris.

II. 6 - CONCLUSION

La méthode de binarisation à seuils multiples permet donc de segmenter une image par simple binarisation, même lorsque l'éclairage de la scène analysée n'est pas uniforme et quand les objets à extraire, bien que de forme identique, présentent des luminances très différentes.

Le choix automatique des seuils au creux des vallées de l'histogramme permet d'envisager un traitement rapide et fiable avec un nombre très limité de binarisation.

Cette approche permet d'identifier des objets de forme tout à fait quelconques et nécessite donc, comme nous l'avons déjà mentionné au paragraphe II-4, un outil adapté pour extraire et transférer leurs images binaires vers des mémoires de travail.

C'est ce dernier aspect de la méthode que nous abordons dans le chapitre suivant.

CHAPITRE III

**ETIQUETAGE DYNAMIQUE POUR L'EXTRACTION
DE REGIONS PAR SUIVI DE CONTOUR.**

PLAN DU CHAPITRE III

III.1 - INTRODUCTION

III.2 - METHODES D'EXTRACTION DE REGIONS

III.2.1 - Méthodes par test de parité

III.2.2 - Méthodes par analyse de connexité

III.2.3 - Méthodes par tri des intersections avec le
contour

III.2.4 - Méthodes par inversion de l'image

III.3 - L'ETIQUETAGE DYNAMIQUE

III.4 - DETECTION ET SUIVI DE CONTOUR

III.5 - ANALYSE DES CONTOURS

III.6 - EXTRACTION DE REGIONS

III.7 - CONCLUSION

III.1 - INTRODUCTION

Dans le chapitre précédent, nous avons évoqué la nécessité de pouvoir extraire l'image binaire d'un objet obtenue par seuillage de l'image d'une scène relativement complexe. Ce processus d'extraction de régions n'est pas seulement limité à ce problème spécifique. En effet, dans le cadre des applications des techniques d'analyse des images numériques, il est souvent nécessaire d'extraire d'une image complète, des régions limitées par leurs contours. Ces régions qui représentent, par exemple, des défauts sur un matériau pour l'inspection automatique, des objets en cours de tri en contrôle de qualité ou des pièces à saisir en robotique, doivent ensuite être analysées, de manière analogue à celles extraites par seuillage multiple, afin de déterminer les attributs qui permettent de les reconnaître ou de les caractériser.

De plus, il apparaît parfois que la forme de ces régions n'est pas toujours suffisante pour les identifier. Il s'avère alors nécessaire d'analyser la fonction image à l'intérieur de leurs contours. En effet, la combinaison des informations de forme (silhouette) et des informations de luminance (niveau de gris) diminue souvent les risques d'erreur associés aux procédures de reconnaissance des formes.

De nombreuses méthodes d'extraction de régions ont été développées dans le cadre de la synthèse d'images. Le principe de ces méthodes consiste à réaliser un traitement sur une tache à partir de sa silhouette définie par son contour. Il s'agit, en général, d'effectuer soit un coloriage, soit un remplissage, soit un hachurage uniforme ou non en procédant par balayage horizontal de l'image [43 et 44].

III.2 - METHODES D'EXTRACTION DE REGIONS

On peut décomposer les méthodes de manipulation de régions en quatre catégories :

III.2.1 - Méthodes par test de parité

Dans les méthodes opérant par test de parité, un point image est assigné à l'intérieur d'une région, souvent supposée de forme polygonale, si une demi-droite horizontale passant par ce point coupe le contour un nombre pair de fois (Cf. Figure [III-1]).

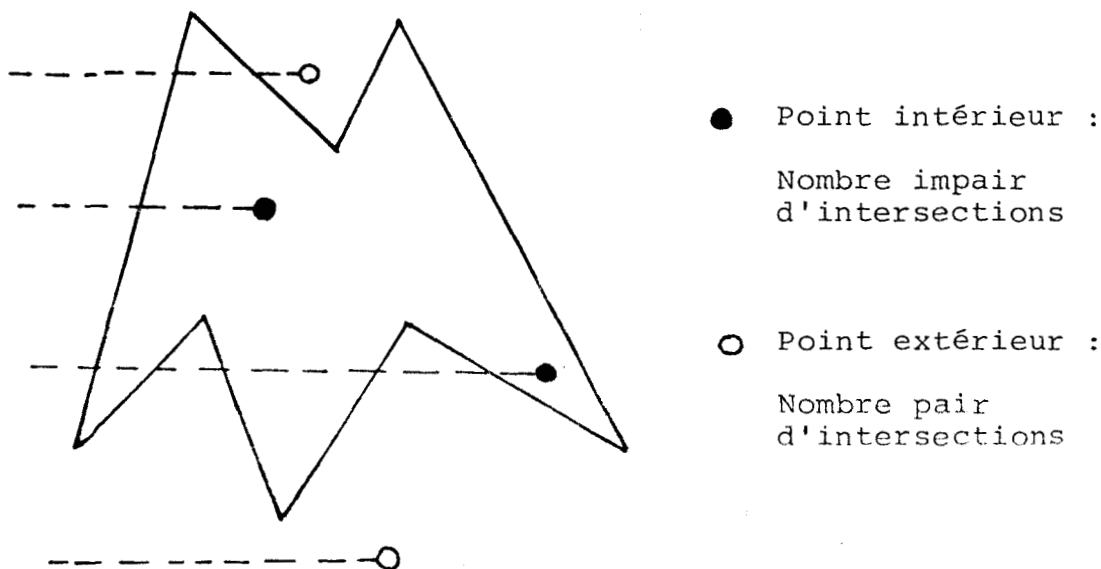


Figure [III-1] : Test de parité

Cependant, l'application de cet algorithme donne des résultats erronés dans la majorité des cas, car il ne tient pas compte des singularités (Cf. Figure [III-2]) :

- 1 - Arêtes horizontales ;
- 2 - Sommets ;
- 3 - Recouvrements d'arêtes ;
- 4 - Points doubles, etc...

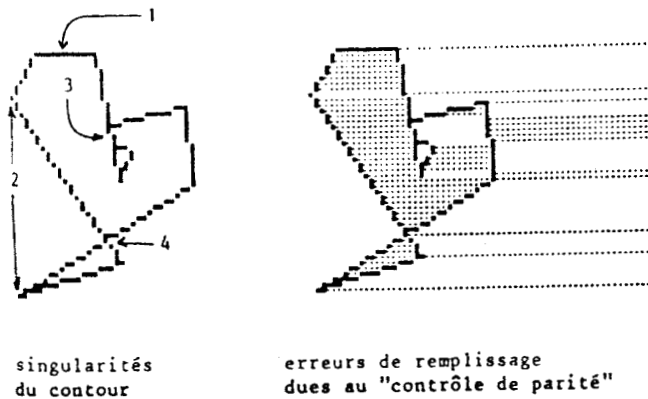


Figure III-2 (d'après [44])

Dans certains cas, il s'avère nécessaire de procéder à un étiquetage des points de contour en fonction des différentes configurations rencontrées pour lever certaines ambiguïtés [45]. De plus, la discrétisation spatiale de l'image numérique entraîne certaines difficultés qui peuvent être surmontées en utilisant une procédure d'interpolation [46].

L'expérience montre que de nombreuses procédures développées sur la base de tests de parité échouent dans certaines configurations des contours [47].

Seuls les algorithmes opérant en deux passes [48 et 49] semblent donner des résultats acceptables. Un premier balayage permet d'étiqueter les différentes configurations locales du contour afin de les traiter correctement au cours de la seconde passe.

Afin d'éliminer les cas de figures présentant des difficultés au niveau de l'identification des extrémités des segments intérieurs à une région, une alternative consiste à décomposer une forme polygonale en formes plus simples. La décomposition en triangles est la plus utilisée, mais elle conduit à des temps de calcul très longs [50 à 53].

III.2.2 - Méthodes par analyse de connexité

En partant d'un point arbitraire situé à l'intérieur d'un contour fermé, on peut, par une analyse de connexité au niveau des points-image, remplir complètement la forme délimitée par son contour en interdisant de le traverser [54 et 55]
Cf. Figure [III-3]

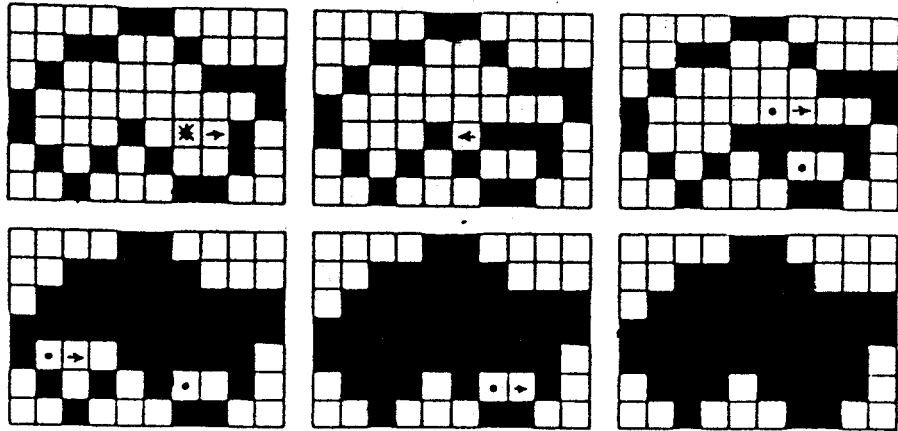


Figure III-3 : Analyse de connexité

Différentes étapes du remplissage : les carrés noirs représentent le contour, l'étoile le point intérieur de départ, les points noirs indiquent les germes qui sont empilés (d'après [44]).

On peut théoriquement utiliser n'importe quel type de cheminement à l'intérieur de la forme, mais en général, les algorithmes font appel à un balayage horizontal.

Quand la forme est remplie, elle peut être recopiée dans un plan mémoire de travail ou affichée sur écran.

L'avantage de ces méthodes est de permettre le remplissage de n'importe quel type de contour fermé. Mais on est amené à explorer plusieurs fois les mêmes points-image, ce qui pénalise l'utilisateur au niveau du temps de traitement.

Le problème le plus délicat consiste à trouver un point initial à l'intérieur de la forme. Sa détermination ne pose aucun problème dans un contexte de synthèse d'image interactif.

Dans le cadre de l'analyse des images numériques, ce point initial ne peut être déterminé qu'en faisant appel à une autre méthode de remplissage de contour.

III.2.3 - Méthodes par tri des intersections avec le contour

Une approche différente consiste à manipuler une région par balayage horizontal en ordonnant les points d'intersection du contour avec chaque ligne de balayage en fonction de leurs coordonnées afin de déterminer les segments intérieurs à la forme explorée [56] Cf. Figure [III-4]

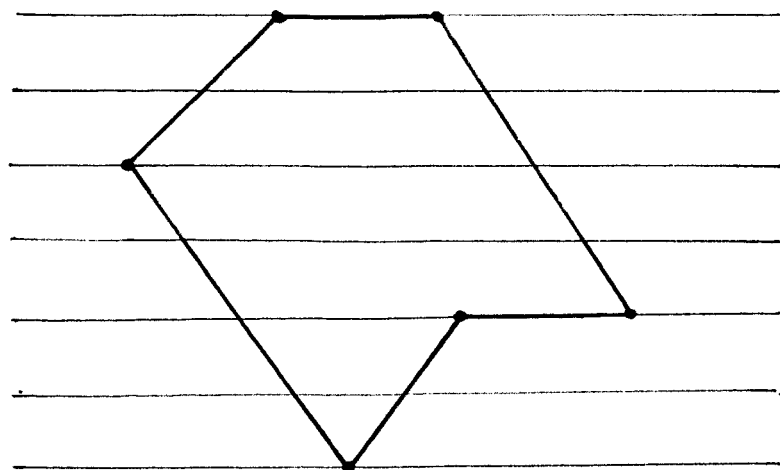


Figure | III-4 | : Tri des intersections

Cette technique a été développée pour des contours polygonaux, qui peuvent éventuellement être décomposés en trapèzes ou triangles convexes, ce qui facilite l'extraction des formes et supprime toute ambiguïté [57 et 58].

En déterminant directement à partir des contours les extrémités des segments constituant une région, cette technique se caractérise par des temps d'exécution rapides. Elle permet d'autre part le transfert en blocs des niveaux de gris de chaque segment constituant la forme à extraire.

Pratiquement, la méthode reste toutefois limitée d'une part à l'extraction des formes polygonales. D'autre part, elle nécessite pour certaines configurations une mémoire importante et un grand temps de calcul pour stocker la liste des intersections et le tri de cette liste.

Une bonne description du contour d'une image binaire, facilite amplement l'extraction des régions.

BAJON, CATTOEN et KIM [59] optimisent le codage des images binaires présenté dans [60 et 61] en utilisant notamment les relations entre segments situés sur deux lignes consécutifs.

Quatre configurations situées sur le contour d'un objet ont été dégagées :

Début : Apparition d'un nouveau segment qui n'a aucun segment voisin à la ligne précédente.

Fin : Disparition d'un segment qui n'a aucun segment voisin à la ligne suivante.

Séparation : Séparation d'un segment en deux parties à la ligne suivante.

Réunion : Unification de deux segments à la ligne suivante.

La figure [III.5] illustre ces quatre configurations.

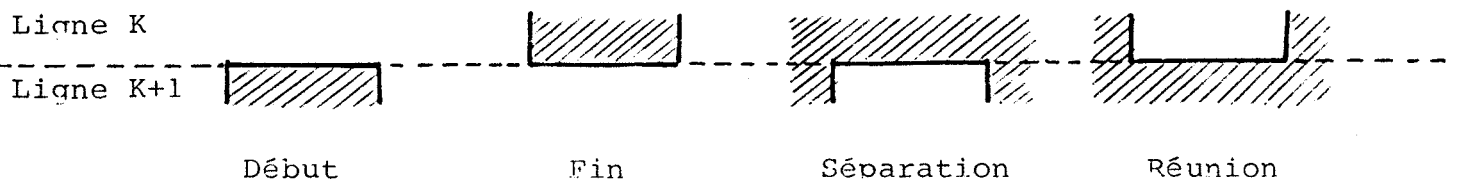


Figure III-5

Les codes de ces différentes configurations sont enregistrés suivant leur ordre d'apparition. Une utilisation judicieuse de ce codage permet d'extraire un objet d'une scène.

III.2.4 - Méthode par inversion de l'image

En explorant le contour dans l'ordre séquentiel des points-image qui le constituent et en inversant systématiquement tous les points situés à leurs droite, on peut remplir des taches polygonales simples [62 et 63] Cf. Figure [III-6].

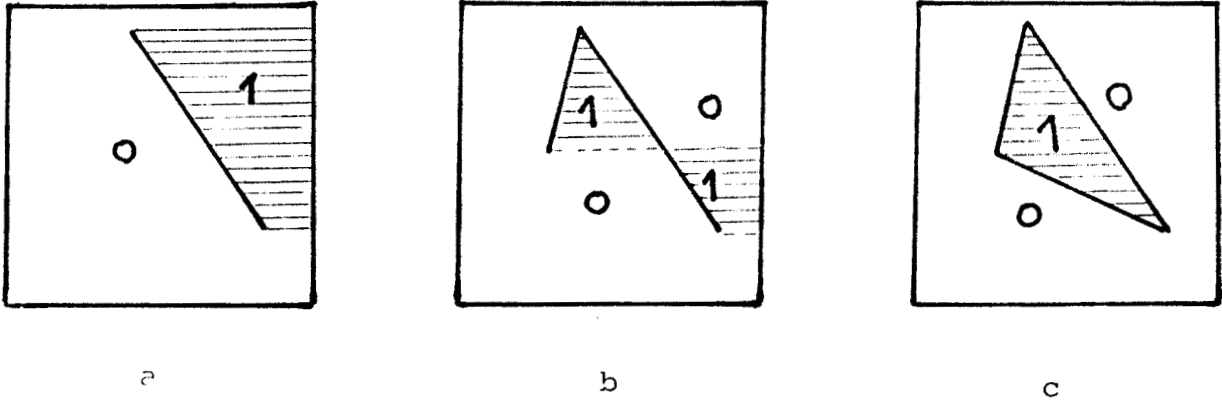


Figure |III-6| : Remplissage d'un triangle par inversions successives de la mémoire (d'après |44 |).

Cette procédure a été améliorée pour remplir des taches plus complexes grâce à un prétraitement du contour [47].

III.3 - L'ETIQUETAGE DYNAMIQUE

La majorité des méthodes d'extraction de régions exposées ci-dessus sont orientées vers la production d'images de synthèse. Elles ne s'adaptent pas toutes à l'analyse des images numériques. En effet, les techniques d'inversion ne permettent de manipuler que des taches binaires, c'est-à-dire noires sur fond blanc, ou inversement. Les méthodes basées sur l'analyse de la connexité des points image peuvent théoriquement être appliquées à des images numérisées sur plusieurs niveaux

de gris. En pratique, leur emploi reste limité à l'extraction de tâches binaires, ce qui facilite la détermination automatique d'un point intérieur initial. Les méthodes opérant par tri des intersections n'ont été appliquées que pour des contours polygonaux.

C'est donc vers les catégories des méthodes basées sur des tests de parité que l'analyste doit se diriger s'il désire transférer vers un plan mémoire l'image en niveaux de gris d'une région délimitée par son contour fermé. Parmi ces méthodes, seules celles opérant en deux passes, c'est-à-dire en deux balayages successifs, conduisent à des résultats plus ou moins satisfaisants. Mais ces algorithmes sont basés sur une exploration point à point de la région et le temps nécessaire à adresser le plan image limite la rapidité d'exécution.

Dans ce chapitre nous proposons une méthode d'extraction de région qui combine les avantages de l'approche par test de parité à deux passes et de l'approche par tri des intersections avec le contour [64].

Dans une première phase, un suivi de contour permet d'ordonner les points frontière de la région considérée et de repérer tous les points singuliers qui pourraient présenter des difficultés ou des ambiguïtés lors du transfert telles que : segments horizontaux, angles à arêtes verticales et diagonales, angles à arêtes horizontales, etc...

Les points du contour sont étiquetés avant d'entamer la procédure de transfert proprement dite. On distingue ainsi des points actifs et des points inactifs selon la configuration locale du contour.

Au cours de la deuxième phase de l'algorithme, le contour est à nouveau exploré point par point. Selon leur étiquetage qui évolue au cours de l'extraction, les points de contour déclenchent des procédures élémentaires de transfert de la forme ligne par ligne.

Cette procédure permet d'extraire séparément des régions imbriquées quelle que soit leurs formes. Elle peut également être utilisée pour l'extraction de régions en niveaux de gris. Enfin, elle peut être appliquée en synthèse d'image afin d'effectuer des hachurages ou des remplissages de taches (voir annexe -2-).

Nous présentons dans le paragraphe suivant, les différentes étapes à effectuer pour obtenir un contour fermé d'une région à extraire d'une image.

La première passe de l'algorithme, présentée au paragraphe III.5 de ce chapitre consiste à suivre le contour fermé d'une forme afin d'identifier toutes les configurations particulières qui le constituent.

Dans le seconde passe présentée au paragraphe III.6, des balayages horizontaux sont déclenchés en explorant à nouveau la liste des points de contour ordonnés afin de déterminer les segments intérieurs à la forme considérée.

Un étiquetage dynamique permet de tenir à jour la liste des points de contour restant à prendre en considération en fonction des configurations locales rencontrées.

III.4 - DETECTION ET SUIVI DE CONTOUR

D'une manière générale, on peut décomposer la détection de contour en deux étapes :

-a- D'un point de vue local, détecter les points de contour, c'est-à-dire des points isolés, ou des ensembles de points où le niveau de gris présente des variations spatiales importantes ;

-b- D'un point de vue plus global, relier entre eux ces points pour obtenir des contours ou des lignes connexes dans l'image (suivi de contour). [65 à 67]

Notre but n'est pas de présenter toutes les méthodes de détection de contour existantes, des livres entiers leur sont consacrés. [68 à 70]

Face à la diversité des approches, DAVIS [71] les classe schématiquement en deux catégories, parallèles et séquentielles. Dans le premier cas, il s'agit de décider, par exemple, si un ensemble de points fait partie d'un contour, en fonction de leurs niveaux de gris par rapport à ceux de leurs voisins. Cette décision est indépendante des autres ensembles de points. Aussi, cet opérateur peut être, en principe, appliqué simultanément partout sur l'image.

Par opposition aux détecteurs parallèles, quand on applique un opérateur séquentiel à une image, le résultat en un point est influencé par ceux obtenus sur les points précédents.

Quelle que soit l'approche utilisée, les méthodes de recherche des contours s'appuient sur l'utilisation d'opérateurs différentiels qui réagissent aux variations locales du niveau de gris de l'image.

-a- Opérateurs différentiels anisotropes :

Ces opérateurs différentiels utilisent des approximations avec :

- Deux masques en quadrature : opérateurs de ROBERTS, SOBEL et PREWITT [69 , 72 et 73]
- Quatre ou huit masques : Dans ces méthodes, les masques sont attachés à des orientations ou des formes de contours. On y trouve entre autres, les opérateurs du gradient boussole (PREWITT), de KIRSCH, et de FREI et CHEN [74 et 75].
A noter que ce dernier utilise neuf masques (quatre pour les contours, quatre pour les lignes et un masque de lissage).

-b- Opérateurs différentiels isotropes :

Une autre approche de détection locale de contour est l'utilisation du LAPLACIEN [76]. On utilise trois masques caractérisés par leur isotropie. La somme des termes de chaque fenêtre est nulle. Il en résulte une diminution de brillance dans l'image contour.

-c- Mise en oeuvre des opérateurs différentiels :

Les opérateurs différentiels utilisent des formules simples et les calculs sont rapides, dans le cas d'une fenêtre réduite. Un inconvénient évident est celui du compromis à trouver entre la taille suffisamment grande pour une sensibilité minimale au bruit et la rapidité des calculs. Un autre inconvénient résulte de la multiplication des points de contours voisins dans le cas de transitions dégradées (effets de bord).

L'exploitation de la réponse de ces opérateurs différentiels, peut être conduite de manière séquentielle ou parallèle.

1- Méthodes séquentielles :

Les travaux les plus importants utilisant la méthode séquentielle ont été réalisés par KELLY [77] qui propose une détection de contour guidée par un "plan de recherche" [78] ; MONTANARI [79] emploie la théorie des graphes et construit une fonction de coût qui permet de déterminer le chemin qui sera retenu comme contour. L'exemple le plus courant est l'algorithme de HUECKEL qui consiste à rechercher dans une fenêtre circulaire, le meilleur contour idéal. On déplace cette fenêtre jusqu'à ce que l'on détecte un contour, puis on le suit en déplaçant la fenêtre dans la direction indiquée par le contour [78 et 80].

2- Méthodes parallèles :

Le seuillage constitue certainement, la méthode parallèle la plus rapide pour obtenir les contours d'une image. Une fois

binarisée, celle-ci présente des régions blanches et noires qui correspondent respectivement aux objets et au fond de l'image (ou inversement).

Dans le cadre de la recherche des contours des formes binarisées obtenues par seuillage multiple, l'image est explorée de gauche à droite et de haut en bas. Si on rencontre un point appartenant à l'objet, on mémorise dans un pointeur les coordonnées spatiales de ce point (e). Cf. Figure [III-7-a]

Pour la recherche du point suivant du contour, on examine les huit voisins du point (e), en tournant dans le sens trigonométrique direct, en commençant par le voisin (g). Le premier rencontré des huit voisins appartenant à l'objet est le point suivant du contour. Le couple de ces points définit à chaque étape la direction du contour. Les points suivants du contour, sont extraits de la même manière, en examinant en premier lieu, le voisin dans la direction décalée de $+\frac{\pi}{2}$ par rapport à la direction courante du contour. Cf. Figure [III-7-b]

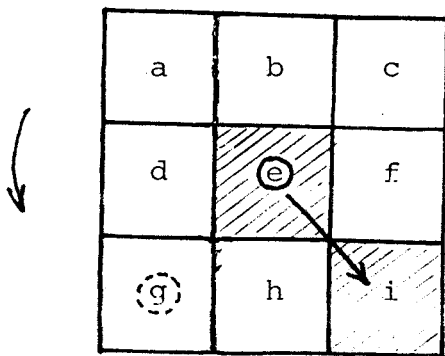


Figure:III-7-a:

- ⊙: Point de départ
- ⊙: 1^{er} point à examiner
- ⊙: 2^{er} point de contour trouvé

→ : Direction courante du contour

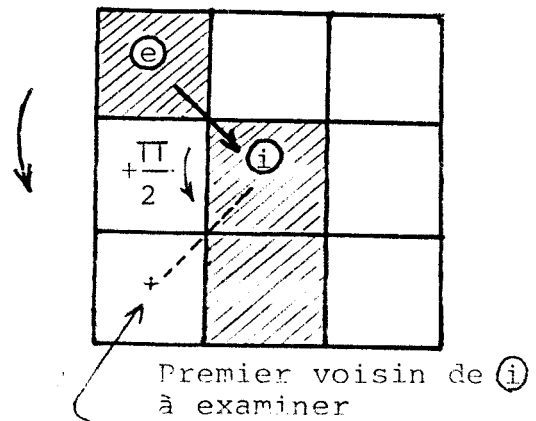


Figure : III-7-b

Une fois ces points déterminés, on peut représenter le contour obtenu, en utilisant le codage de Freeman qui a la propriété de simplifier la recherche des paramètres géométriques utiles à la reconnaissance des formes, tels que périmètre, surface, longueur, etc...

Un exemple de calcul de paramètres a été présenté au paragraphe II.3.1.

III.5 - ANALYSE DES CONTOURS

La liste des points du contour ordonnés en parcourant la frontière d'une région dans le sens trigonométrique direct, est scrutée à partir du premier point rencontré par balayage horizontal. A chaque point du contour, est associée une étiquette qui est initialisée à la valeur "1". Cette valeur indique que le point considéré est "actif". Cette scrutation séquentielle est destinée à identifier les configurations locales du contour dans le voisinage du chacun de ses points.

On considère le point courant P_i qui, dans la série ordonnée des points du contour est précédé du point P_{i-1} et suivi du point P_{i+1} . Le point P_i peut être le milieu d'un segment de droite ou le sommet d'un angle dont les côtés sont formés des deux segments $P_i P_{i-1}$ et $P_i P_{i+1}$. Le point P_i peut correspondre soit à une partie montante, soit à une partie

descendante, soit à une partie horizontale du contour parcouru dans le sens trigonométrique direct. Le point P_i peut également correspondre à un point de rebroussement séparant une partie montante d'une partie descendante ou réciproquement. Lorsque le point P_i est le sommet d'un angle, les trois points P_{i-1} , P_i et P_{i+1} définissent, compte-tenu du sens de parcours du contour, soit un tournant à droite, soit un tournant à gauche.

La figure [III-8] schématise les 56 configurations pouvant être rencontrées au niveau de chaque point de contour.

Elles sont regroupées en trois types, à savoir :

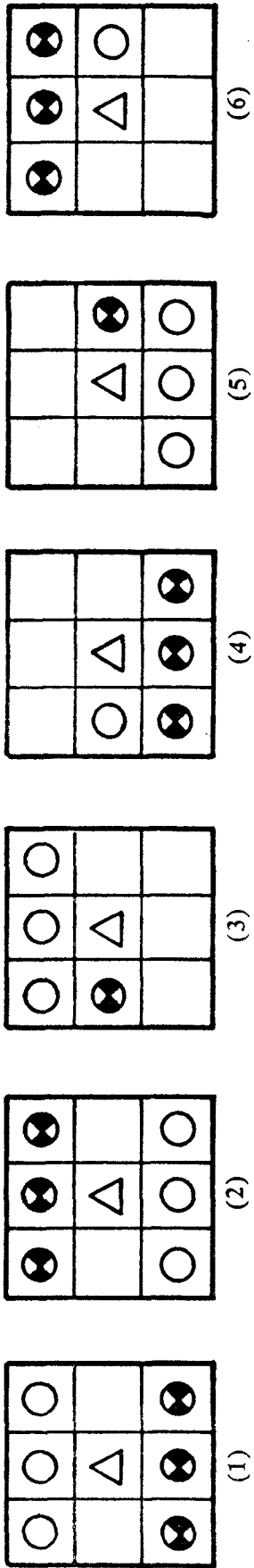
* Type I :

- Segment vertical ou diagonal : (1) et (2)
- Angle tournant à gauche ou à droite sans côté horizontal : (1) et (2)
- Angle tournant à gauche en montant avec un côté horizontal : (3) et (4)
- Angle tournant à gauche en descendant avec un côté horizontal : (5) et (6)

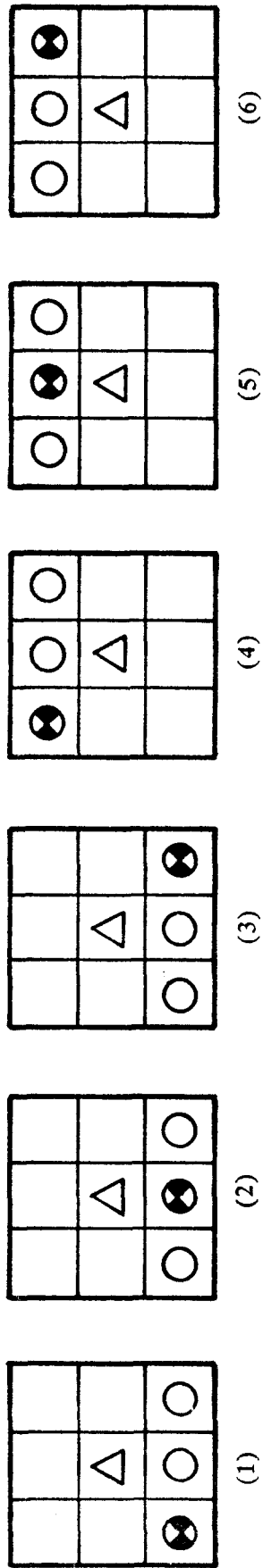
* Type II :

- Points de rebroussement montée/descente : (1), (2) et (3)
- Points de rebroussement descente/montée : (4), (5) et (6)

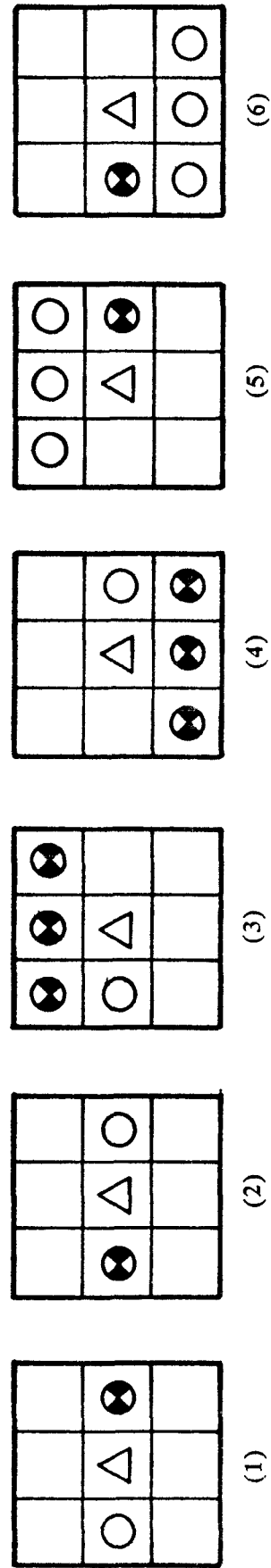
Type I



Type II



Type III



△ Point courant : P_i

⊗ Point précédent : P_{i-1}

○ Point suivant : P_{i+1}

Figure III-8] : Schématisation des 56 configurations pouvant être rencontrées au niveau de chaque point de contour.

* Type III :

- Segment horizontal : (1) et (2)
- Angle tournant à droite en montant
avec un côté horizontal : (4) et (5)
- Angle tournant à droite en descendant
avec un côté horizontal : (3) et (6)

La figure [III-9] représente un contour simple sur lequel on a mis en évidence les trois types de configurations définis précédemment.

Au cours de la phase d'analyse du contour, les étiquettes des points correspondant aux configurations de type III sont mises à la valeur "0". Ces points deviennent "inactifs".

Les points correspondant à la configuration de type II sont recopiés dans le plan-mémoire de travail, puis inactivés en mettant leur étiquette à "0".

Lorsque tout le contour a été exploré, seuls restent actifs les points correspondants aux configurations de type I et la seconde passe de l'algorithme est activée.

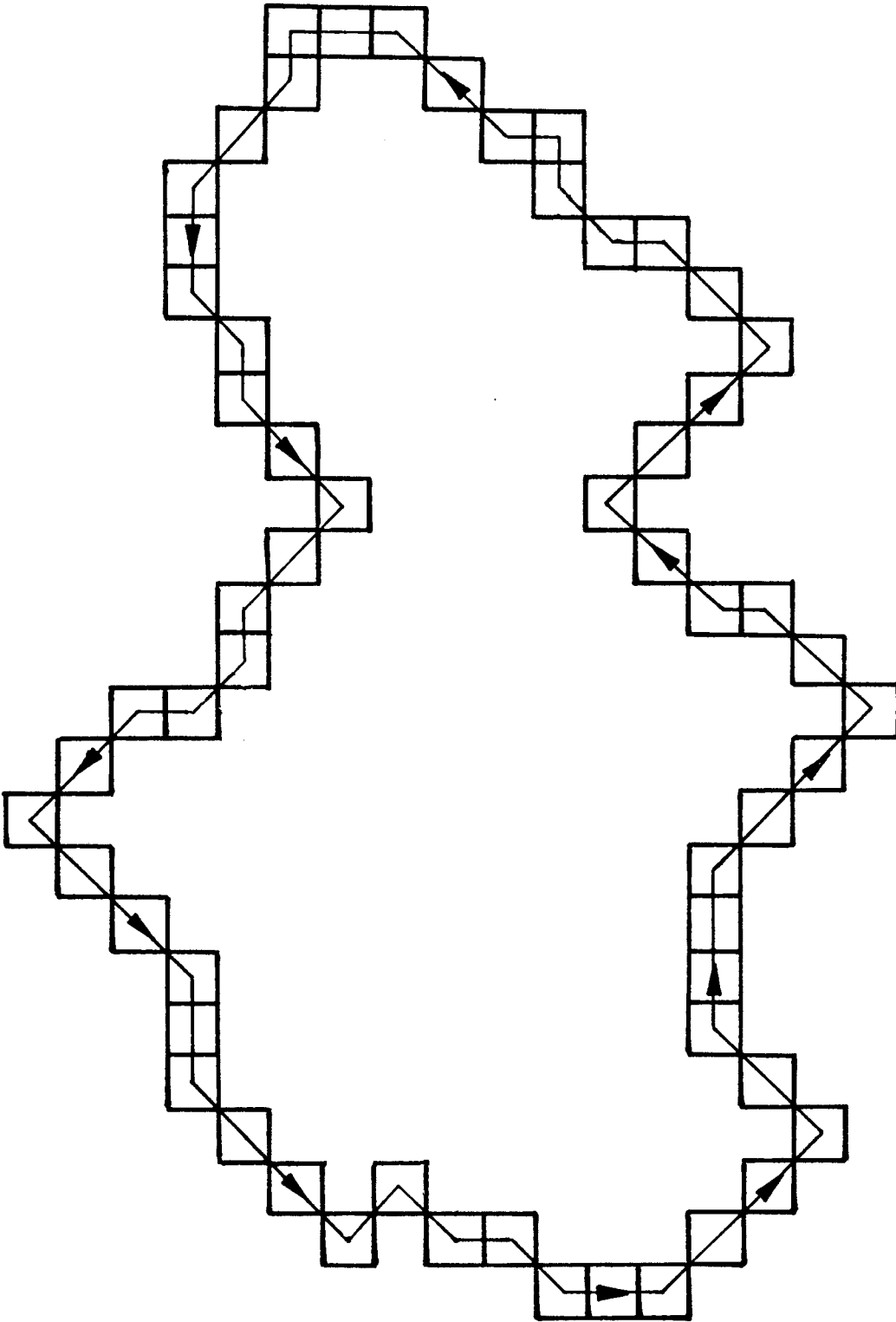


Figure III-9-a :

Contour simple avec le sens de parcours dans le sens trigonométrique direct.

(a)



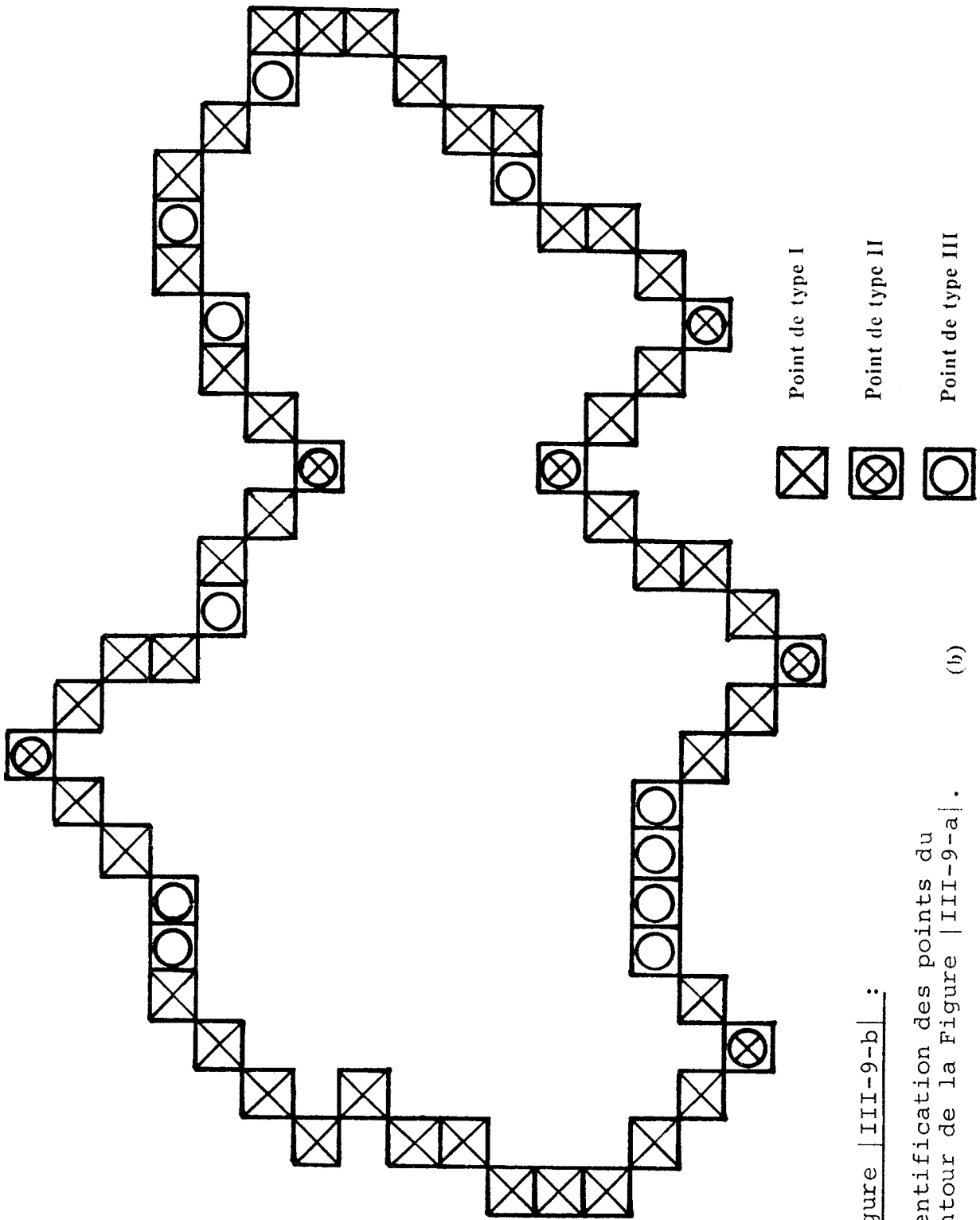


Figure | III-9-b | :

Identification des points du contour de la Figure | III-9-a |.

(b)



III.6 - EXTRACTION DE REGIONS

Pour extraire la région dont on a analysé le contour, on scrute la liste ordonnée des points de contour restés actifs dans le sens trigonométrique direct. On associe à chaque point actif ainsi rencontré, appelé "point courant", une ligne de balayage horizontal de même ordonnée y . Pour chaque ligne ainsi générée, on cherche les points de contour actifs de même ordonnée que le point courant.

Si on ne trouve que deux points actifs sur la ligne considérée, le point courant $P_1 (X_1, Y)$ et le point $P_2 (X_2, Y)$, on transfère vers le plan-mémoire de travail le segment $P_1 P_2$, en niveaux de gris ou non. On inactive ensuite les points P_1 et P_2 en mettant leurs étiquettes à zéro.

Si il existe plus de deux points d'ordonnée Y dans la liste des points de contour actifs, on teste si au niveau du point courant $P_1 (X_1, Y)$, on parcourt le contour en montant ou en descendant.

Dans le cas d'une descente, on cherche parmi les points actifs de la ligne, lequel est le plus près du point courant, à sa droite. Soit $P_2 (X_2, Y)$ ce point. On transfère vers le plan de travail le segment $P_1 P_2$ et on inactive les deux points. Dans le cas d'une montée, on recherche le point actif de la ligne le plus près du point courant, à sa gauche. On transfère alors le segment compris entre ce point et le point courant et on inactive ces deux points.

La procédure s'arrête d'elle-même quand on est revenu au point de départ sur le contour. En effet, à ce moment, tous les points sont inactifs.

La Figure [III-10] illustre le processus d'extraction de la région de la Figure [III-9], en faisant apparaître l'ordre chronologique dans lequel les lignes constituant la forme considérée sont extraites une à une.

La Figure [III-11] indique différentes étapes de l'extraction d'une région en niveaux de gris.

Enfin, la Figure [III-12] présente les différentes phases de l'extraction d'un motif correspondant au suivi du contour d'un papillon.

La forme extraite correspond rigoureusement à celle du papillon initial malgré le contour fort complexe de ce motif.

III.7 - CONCLUSION

L'algorithme d'extraction de région présenté dans ce chapitre permet de transférer vers un plan-mémoire de travail virtuellement n'importe quelle forme délimitée par son contour.

En offrant la possibilité de transférer les niveaux de gris, cette approche peut être à la base de nombreuses procédures de reconnaissance de formes.

Elle a été appliquée avec la procédure de binarisation à seuils multiples à un problème d'analyse d'image industriel présenté au chapitre suivant.

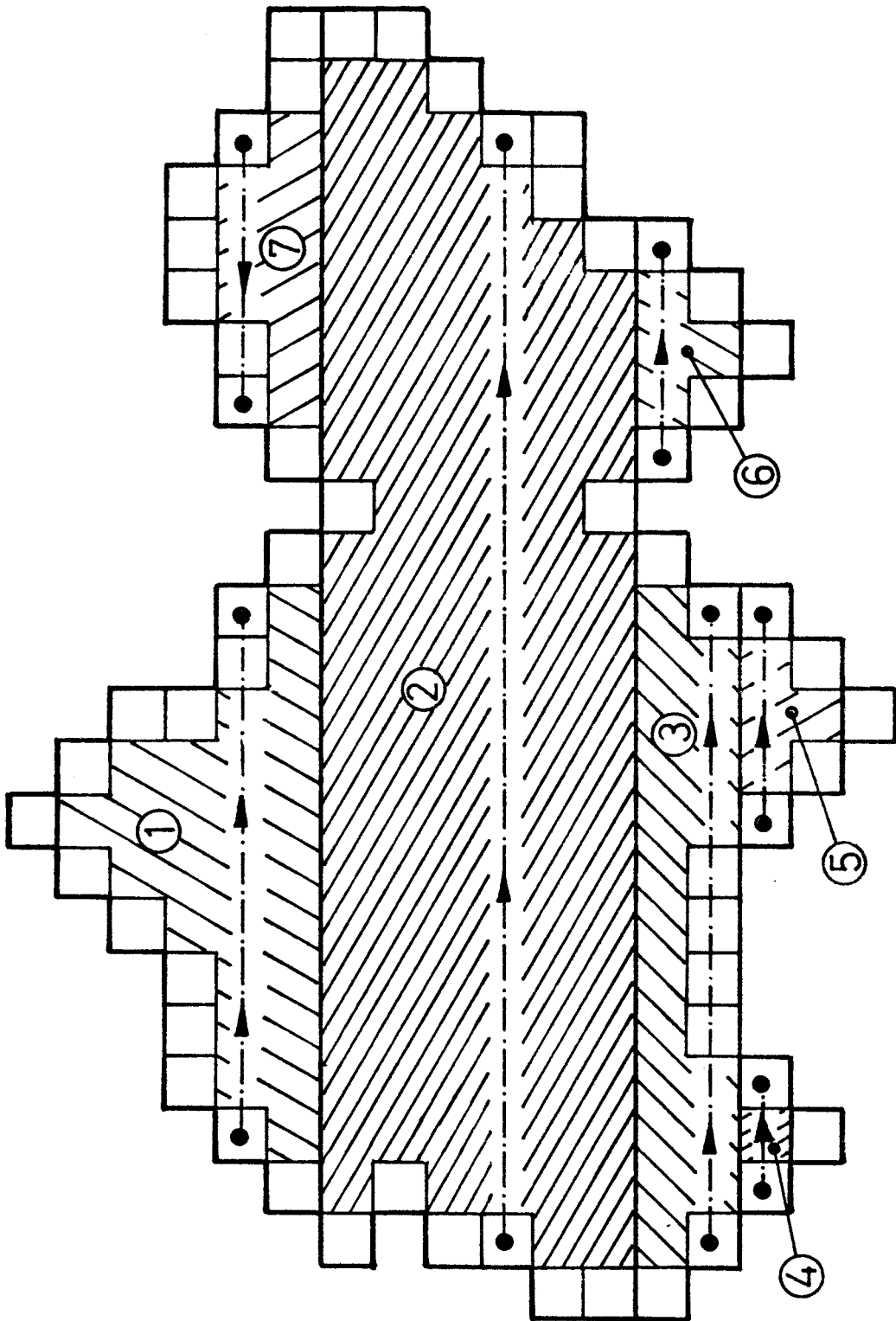


Figure | III-10 | : Chronologie de l'extraction de la région de la
Figure | III-9-a | en partant du point de contour
le plus haut.



Figure | III-11-a | : Image brute

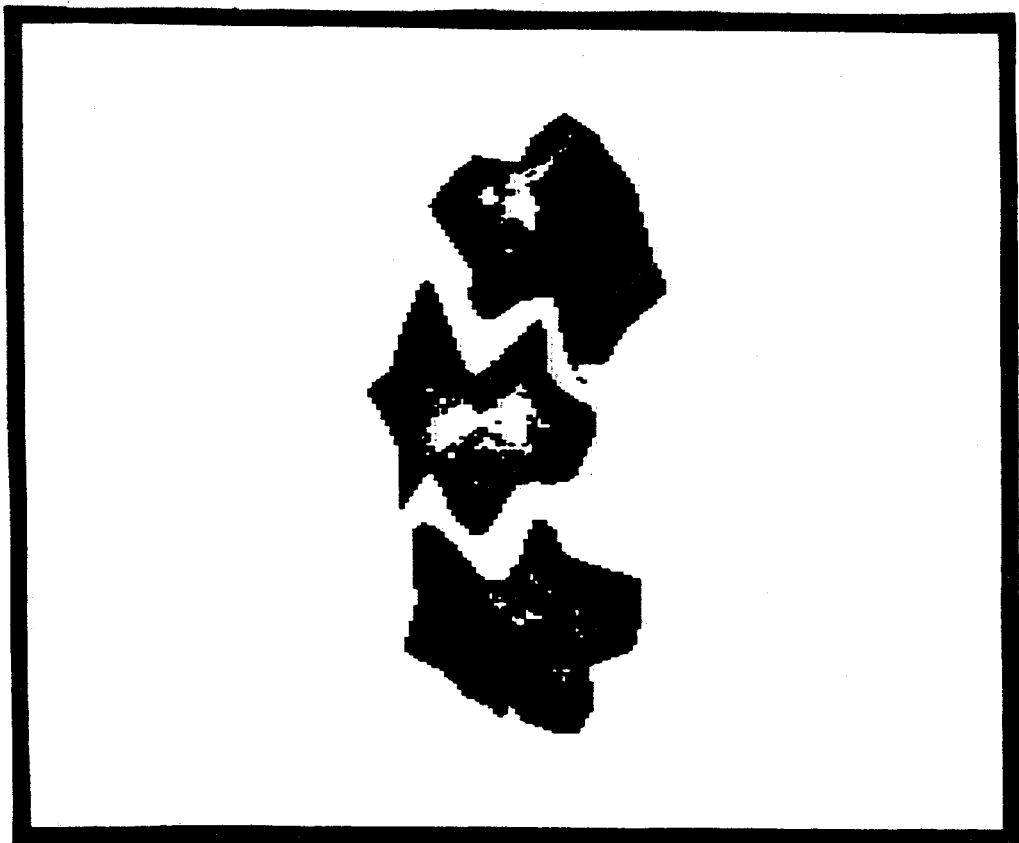


Figure | III-11-b | : Image binarisée

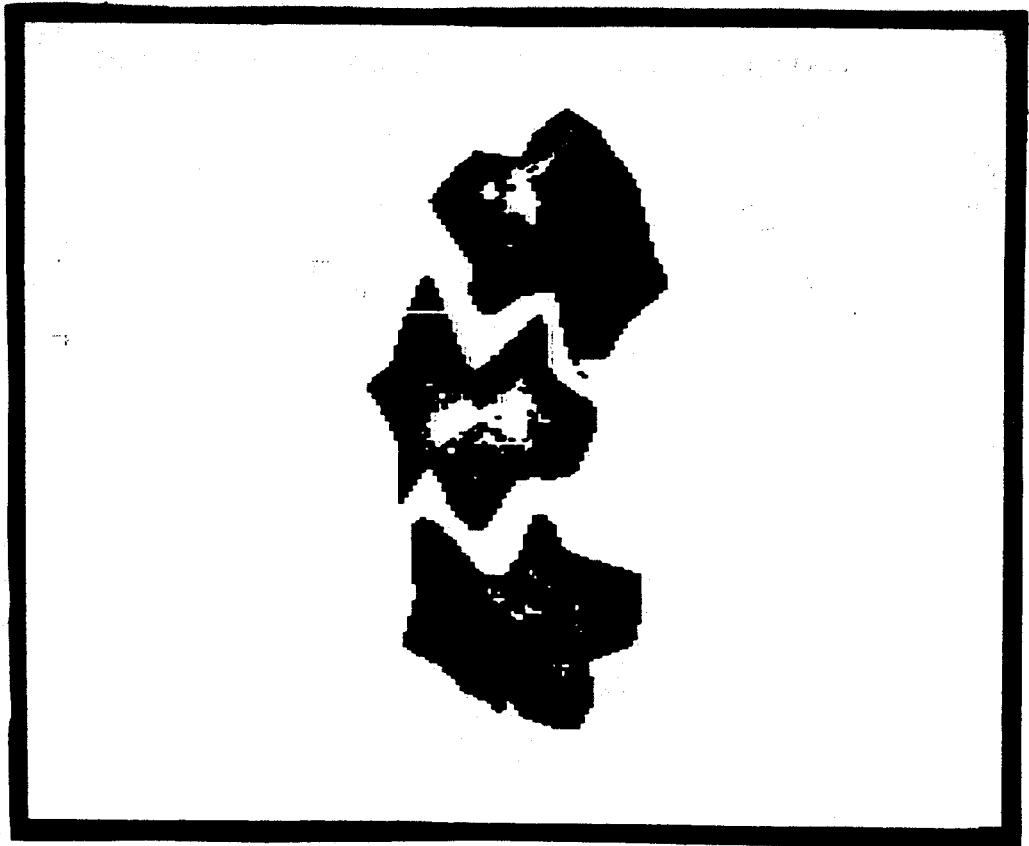


Figure III-11-c



Figure III-11-d



Figure | III-11-e |

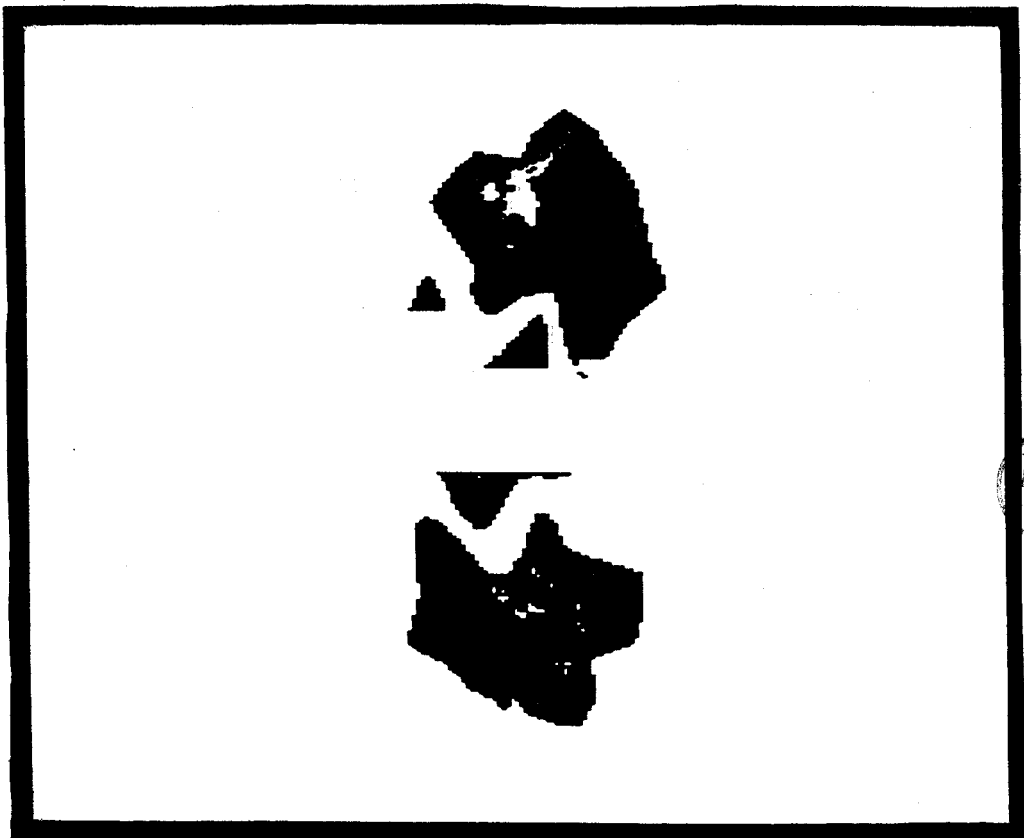


Figure | III-11-f |

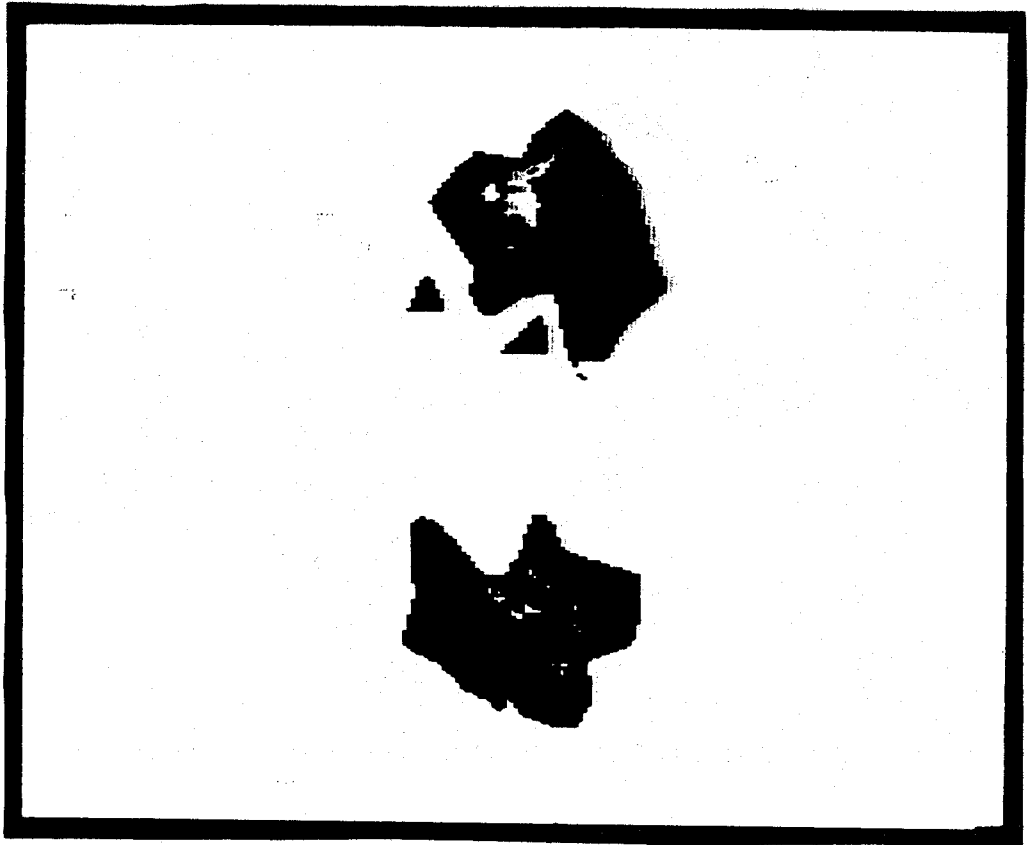


Figure | III-11-g |

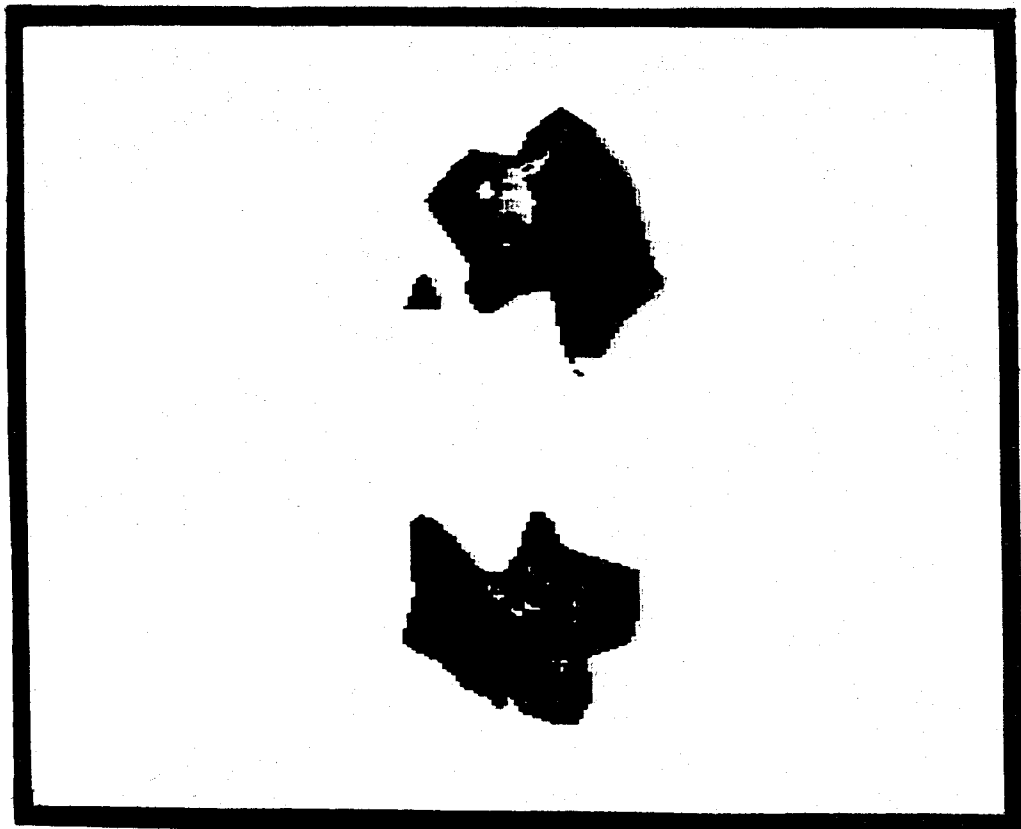


Figure | III-11-h |

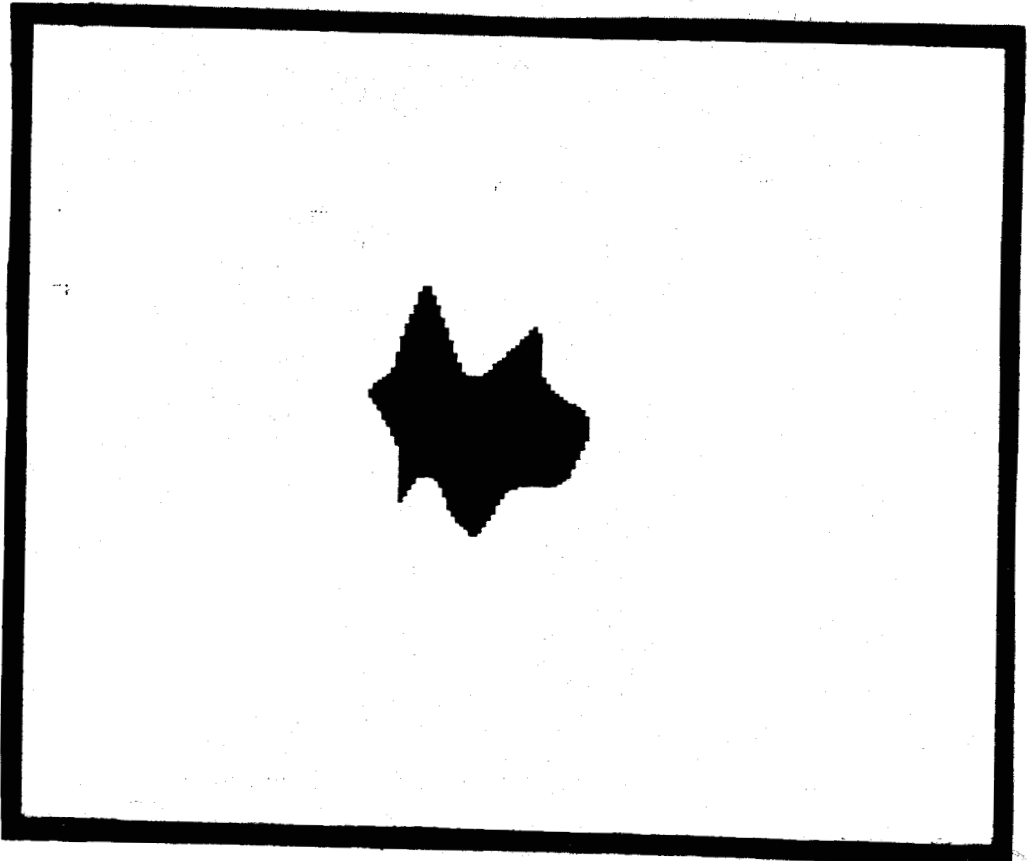


Figure | III-11-i |

Figure | III-11 | : Extraction d'une région en niveaux de gris

- (a) : Image brute
- (b) : Image binarisée
- (c) à (h) : Différentes phases de l'extraction
- (i) : Région transférée dans un plan de travail



Figure | III-12-a | : Image brute

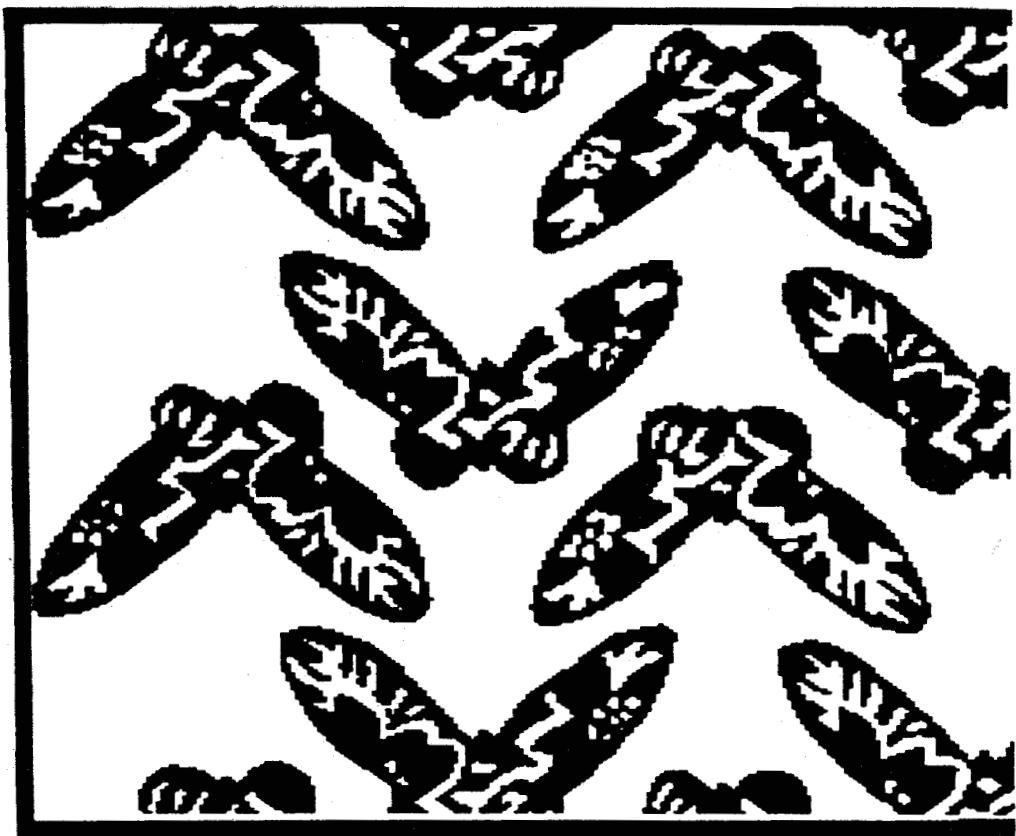


Figure | III-12-b | : Image binarisée

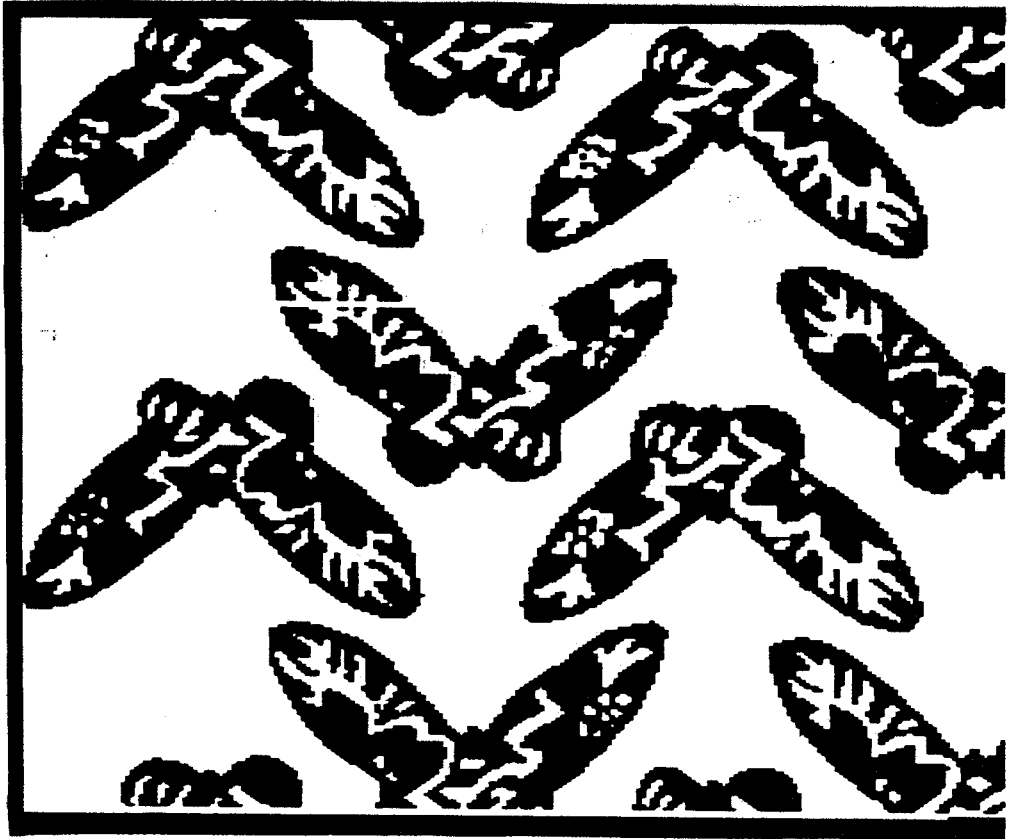


Figure | III-12-c |

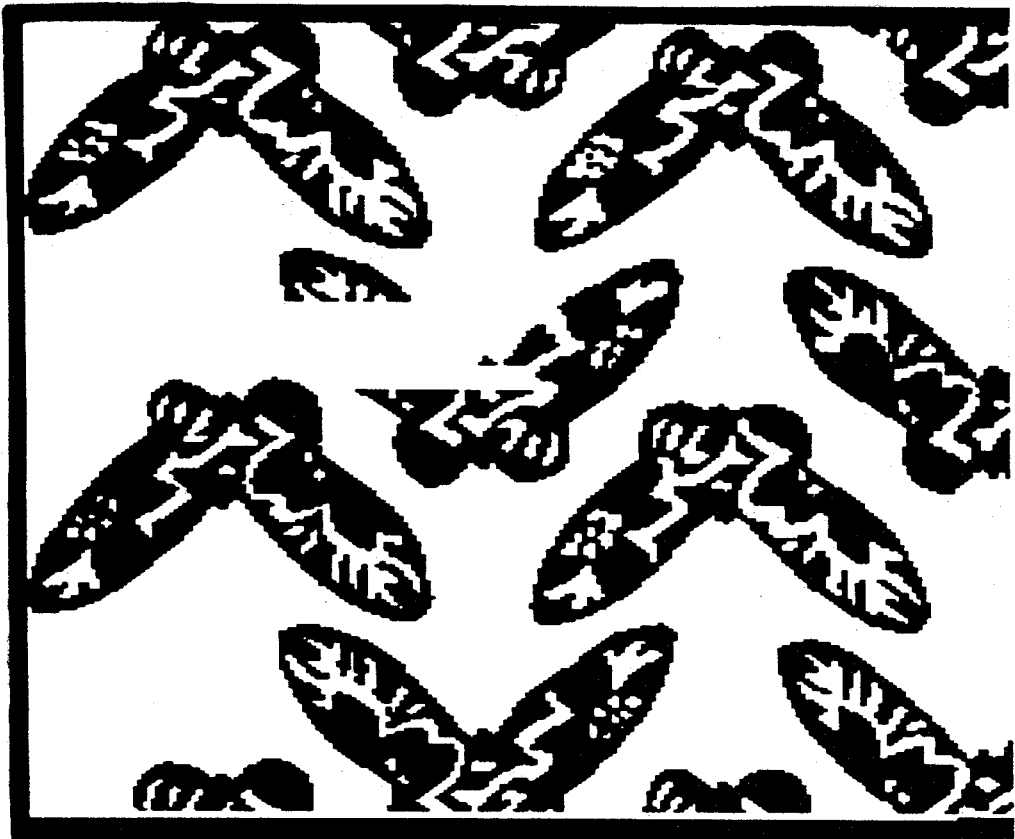


Figure | III-12-d |

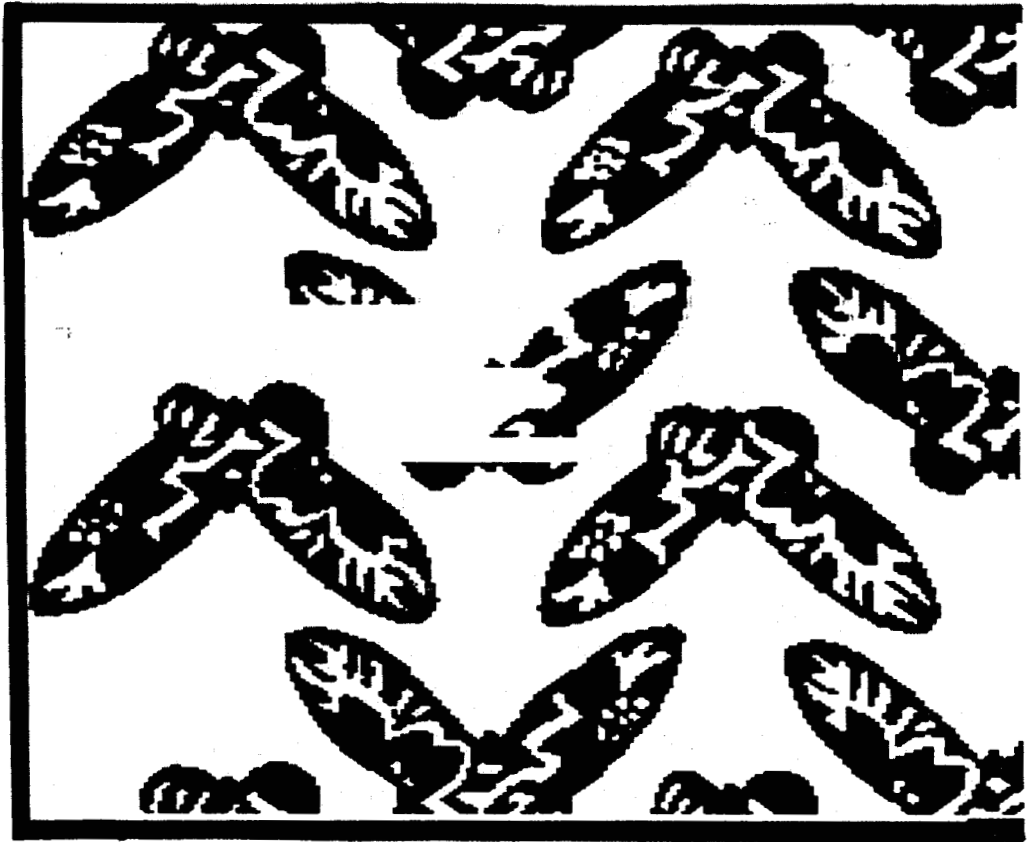


Figure | III-12-e |

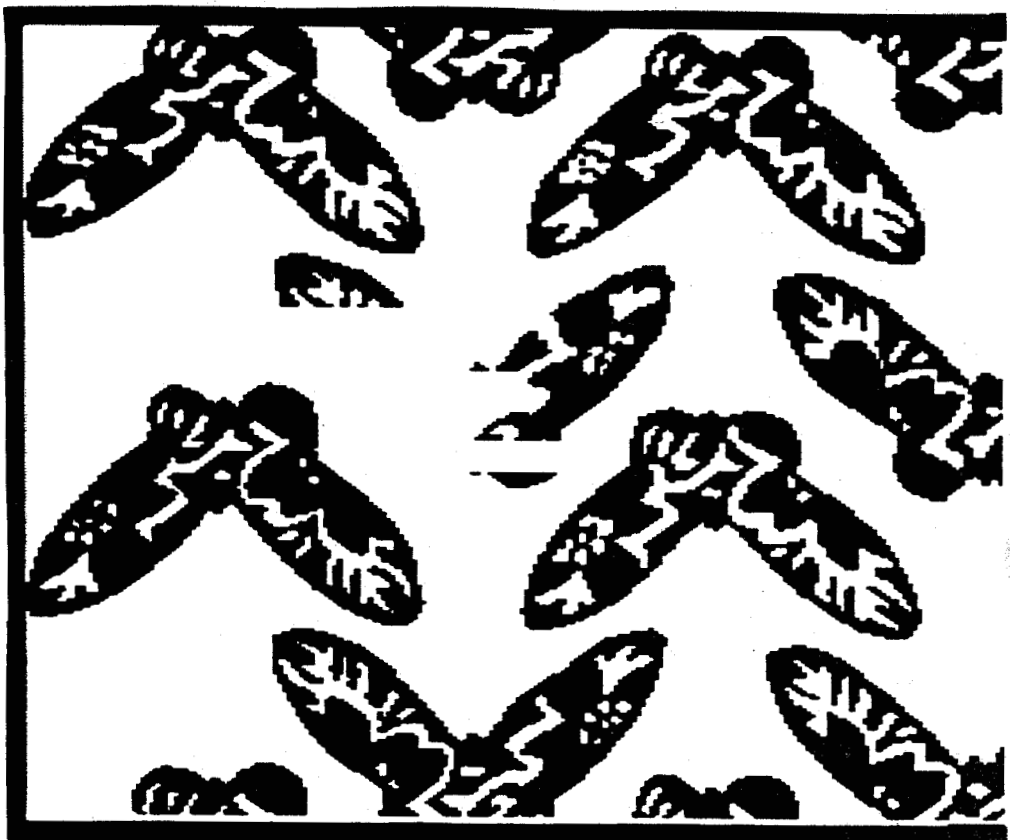


Figure | III-12-f |

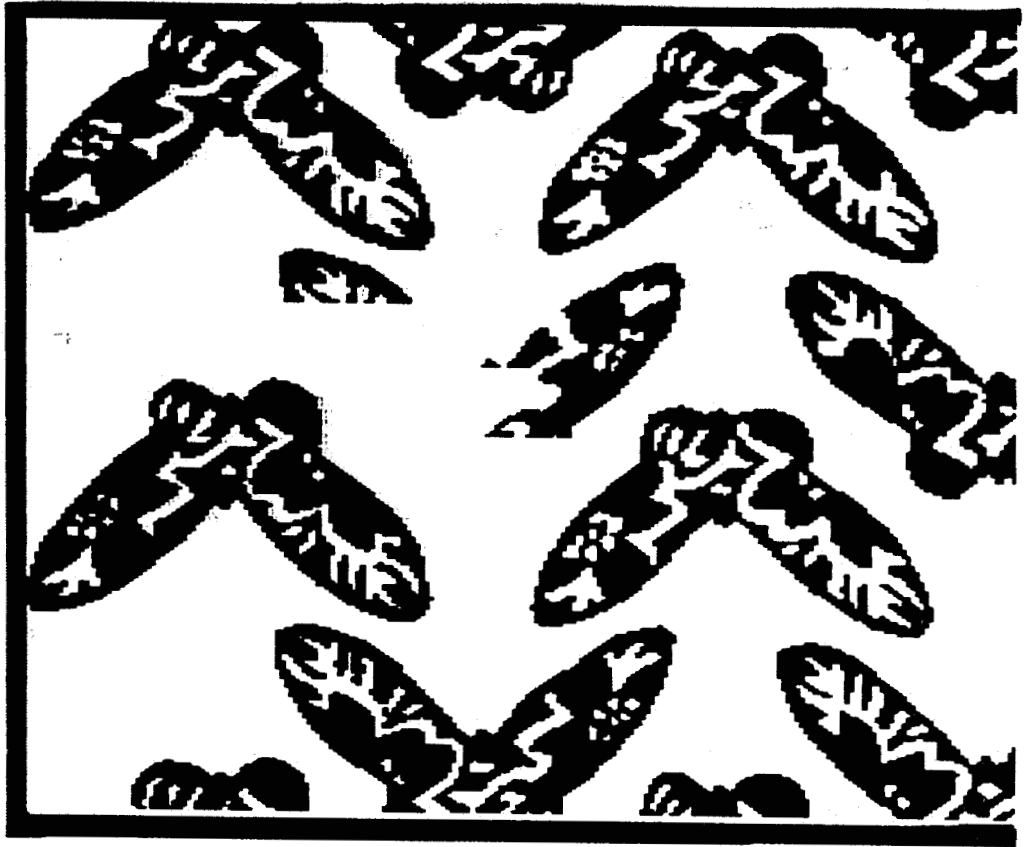


Figure | III-12-g |

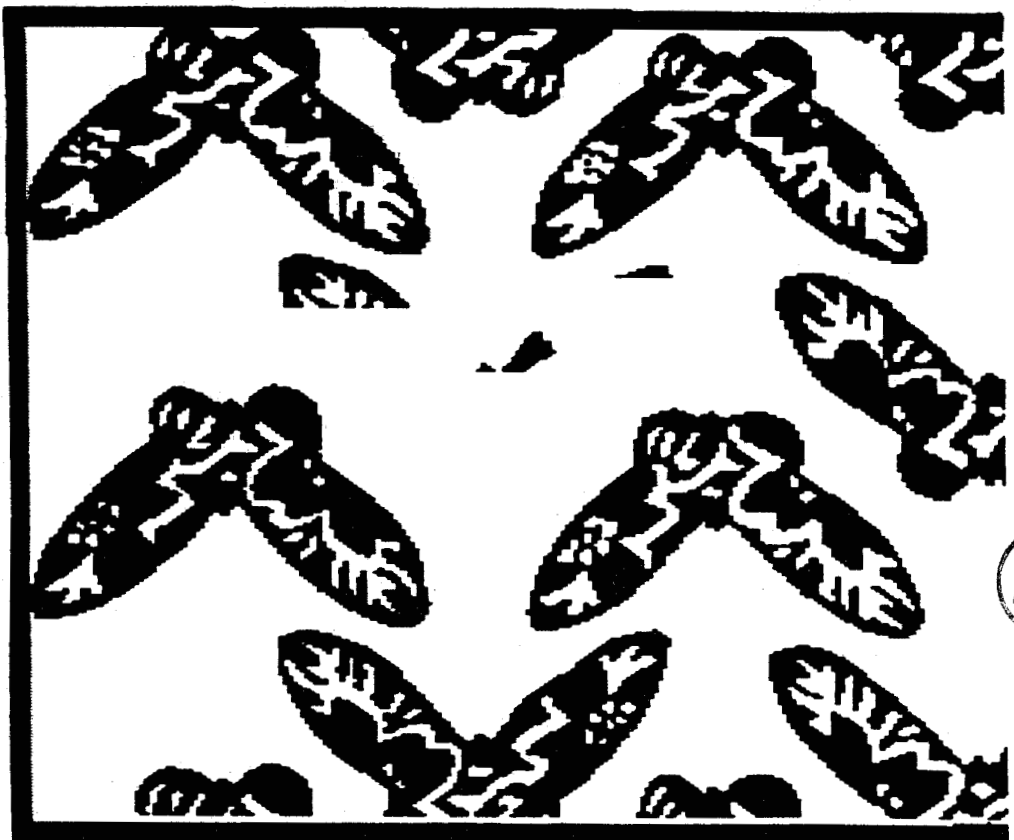


Figure | III-12-h |

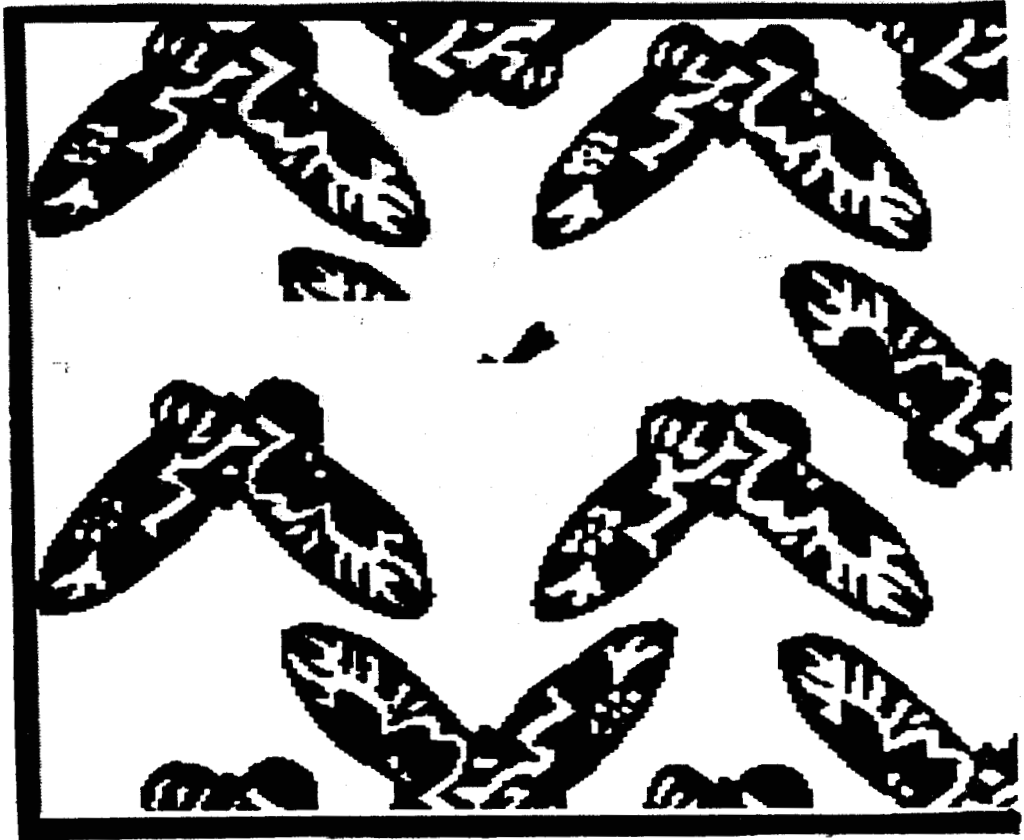


Figure | III-12-i |

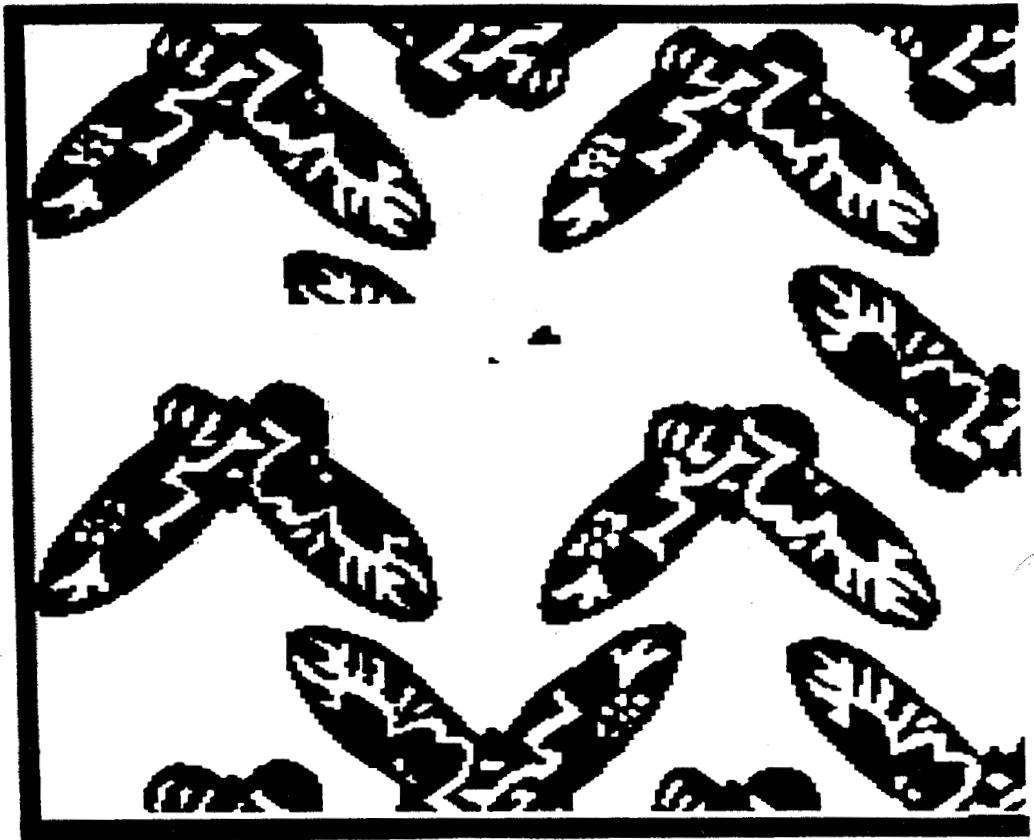


Figure | III-12-j |

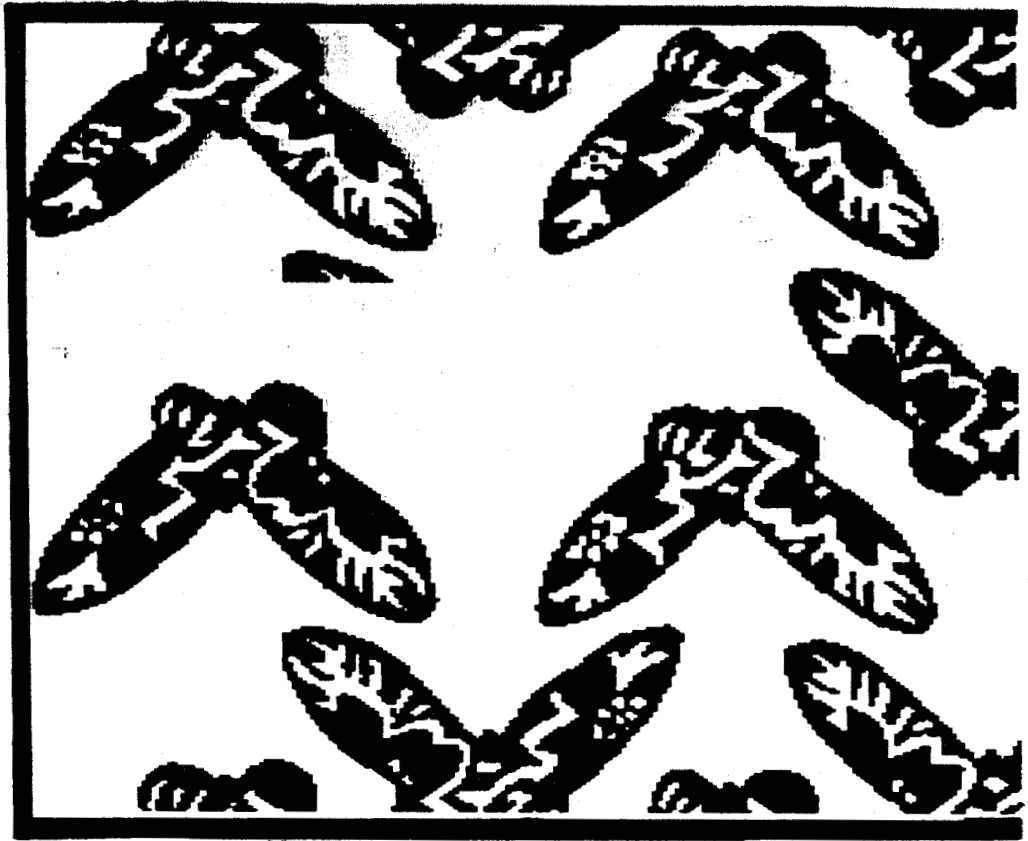


Figure | III-12-k |



Figure | III-12-l |

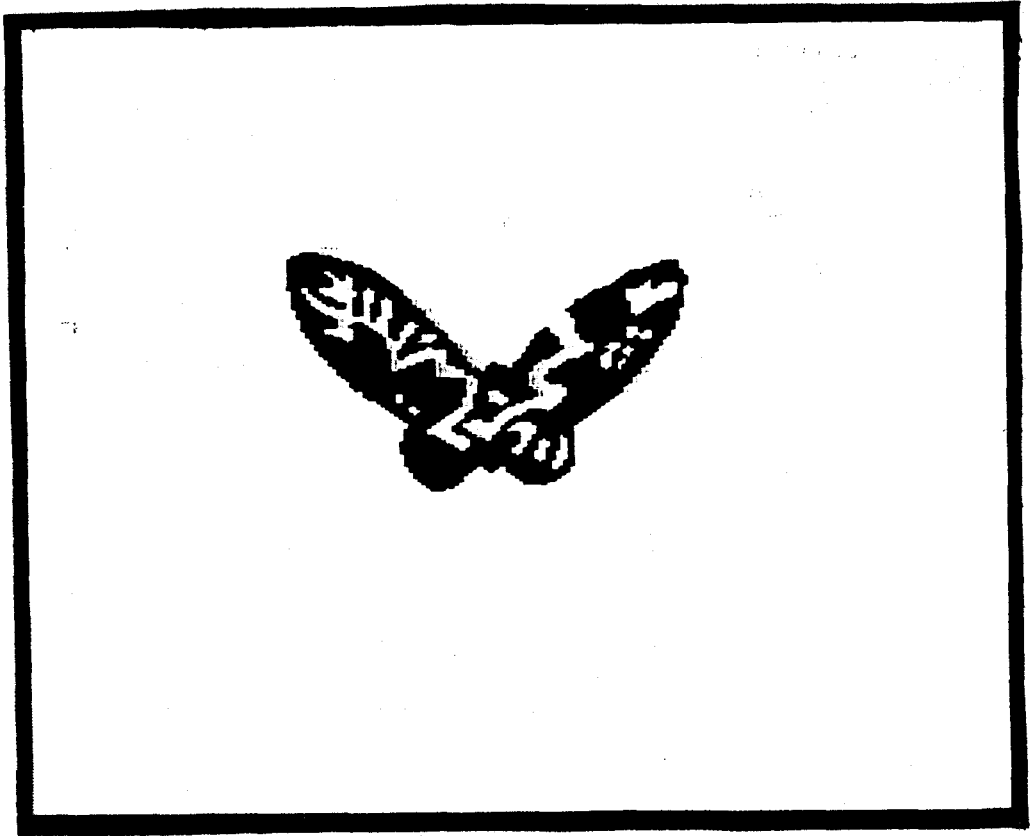


Figure | III-12-m |

Figure | III-12 | : Extraction d'un motif binarisé

- (a) : Image brute du motif
- (b) : Image binarisée
- (c) : Première ligne transférée
- (d) à (k) : Différentes phases de l'extraction
- (l) : Image binarisée avec extraction complète
- (m) : Motif transféré dans le plan de travail

CHAPITRE IV

**APPLICATION A LA DECOUPE AUTOMATIQUE
DANS LES ATELIERS FLEXIBLES**

PLAN DU CHAPITRE IV

IV. 1 - INTRODUCTION

IV. 2 - IDENTIFICATION ET LOCALISATION DES MOTIFS

IV. 3 - ANALYSE DE LA ZONE DE DECOUPE

IV. 4 - METHODES DE GENERATION DE TRAJECTOIRE

IV. 5 - APPLICATION

IV. 6 - CONCLUSION

IV.1 - INTRODUCTION

Dans la production des linges de maison, le procédé de découpe de tissus imprimés constitue un domaine d'application des nouvelles technologies particulièrement intéressant.

La production des linges de maison est généralement organisée en fabrications de petites et moyennes séries dans lesquelles les dimensions des articles et les motifs imprimés changent très souvent. Les dessins des tissus sont habituellement reproduits de manière répétée en fonction d'une règle de placement spécifique. Les motifs de tailles variées peuvent apparaître sous forme de rectangles, de cercles, d'ellipses de segments linéaires ou autres, juxtaposés ou entrecroisés et de différentes couleurs.

Mais les motifs peuvent également correspondre à des formes plus complexes, comme des fleurs, des panillons etc...

Au premier coup d'oeil, le regard embrasse un large champ visuel et est surtout sensible à la règle de placement des motifs. c'est-à-dire à leurs relations positionnelles.

En raison de leur anisotropie, les tissus se comportent de manière imprévisible au cours du processus d'impression et plus tard, sur la table de découpe. Dans ces conditions, la découpe transversale doit tenir compte des distortions géométriques, notamment pour la production de linge de grande qualité.

Nous présentons dans le paragraphe suivant, un algorithme simple et efficace pour l'identification et la localisation de motifs imprimés sans qu'il soit nécessaire de connaître à priori ni la forme ni la taille ni la règle de placement de ces motifs.

Dans le paragraphe IV.3, nous allons étudier la procédure de sélection du sous-ensemble de points qui servira à générer la trajectoire de l'instrument de coupe et nous terminerons ce chapitre par l'étude de la génération de cette trajectoire.

IV. 2 - IDENTIFICATION ET LOCALISATION DES MOTIFS

Dans le cas du linge de maison de basse qualité, le tissu est coupé par des moyens mécaniques, perpendiculairement à la direction d'alimentation de la machine de découpe.

Dans le cas de linge de maison de haute qualité, un opérateur coupe le tissu le long de trajectoires qui suivent la direction imposée par la règle de placement des motifs dans le sens de la largeur du tissu.

La Figure [IV-1] montre des exemples typiques de placement. L'intervention d'un opérateur est nécessaire en raison des distorsions géométriques du tissu. En effet, dans la pratique, les motifs ne sont pas placés précisément le long de lignes droites perpendiculaires à la direction de l'alimentation, et la tâche de l'opérateur est de suivre les légères distorsions du tissu.

L'automatisation de cette tâche au moyen d'un système d'analyse d'image repose sur les hypothèses suivantes :

- 1 - Toute la largeur du tissu est couverte par le champ de la caméra
- 2 - L'impression des tissus est constituée d'une répétition spatiale de motifs identiques imprimés sur un fond uniforme.

Pour extraire les différents motifs répétitifs du tissu, l'image est binarisée par la méthode de segmentation à seuils multiples, décrite dans les deux chapitres précédents.

Après le seuillage, les impuretés qui perturbent encore l'image sont enlevées par des opérations non linéaires d'érosion et de dilatation [81 à 83]. Les opérateurs d'érosion

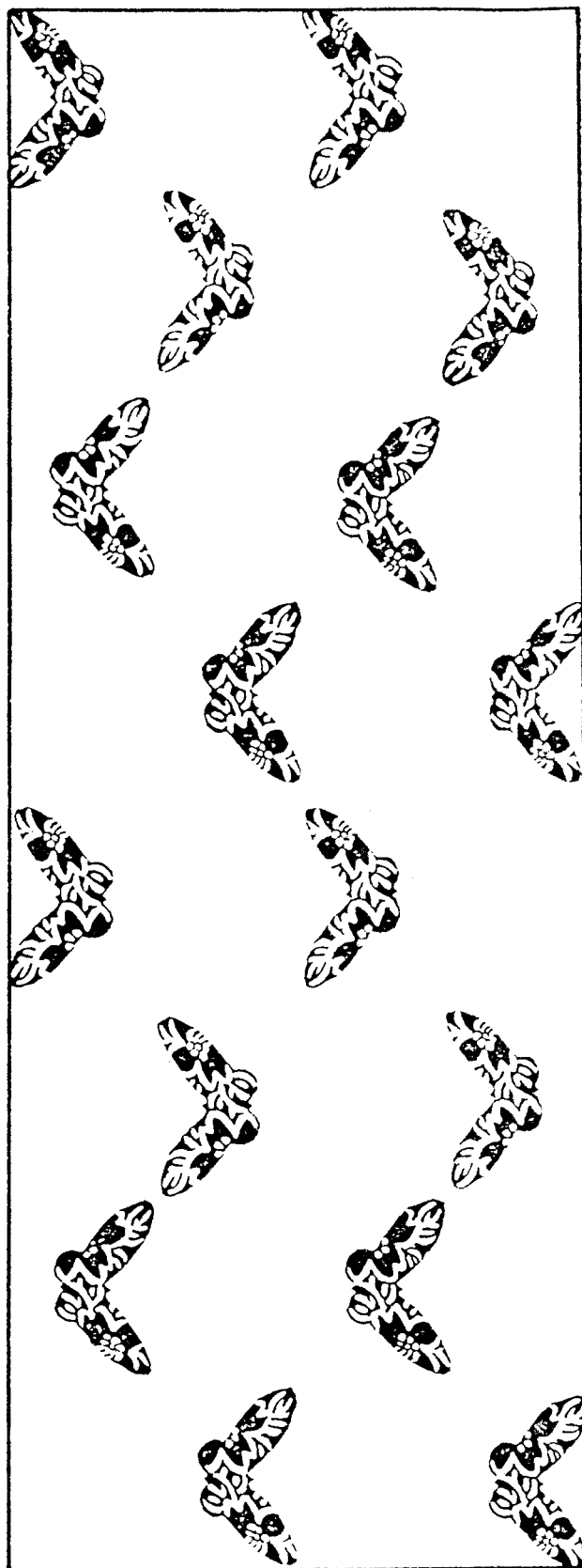
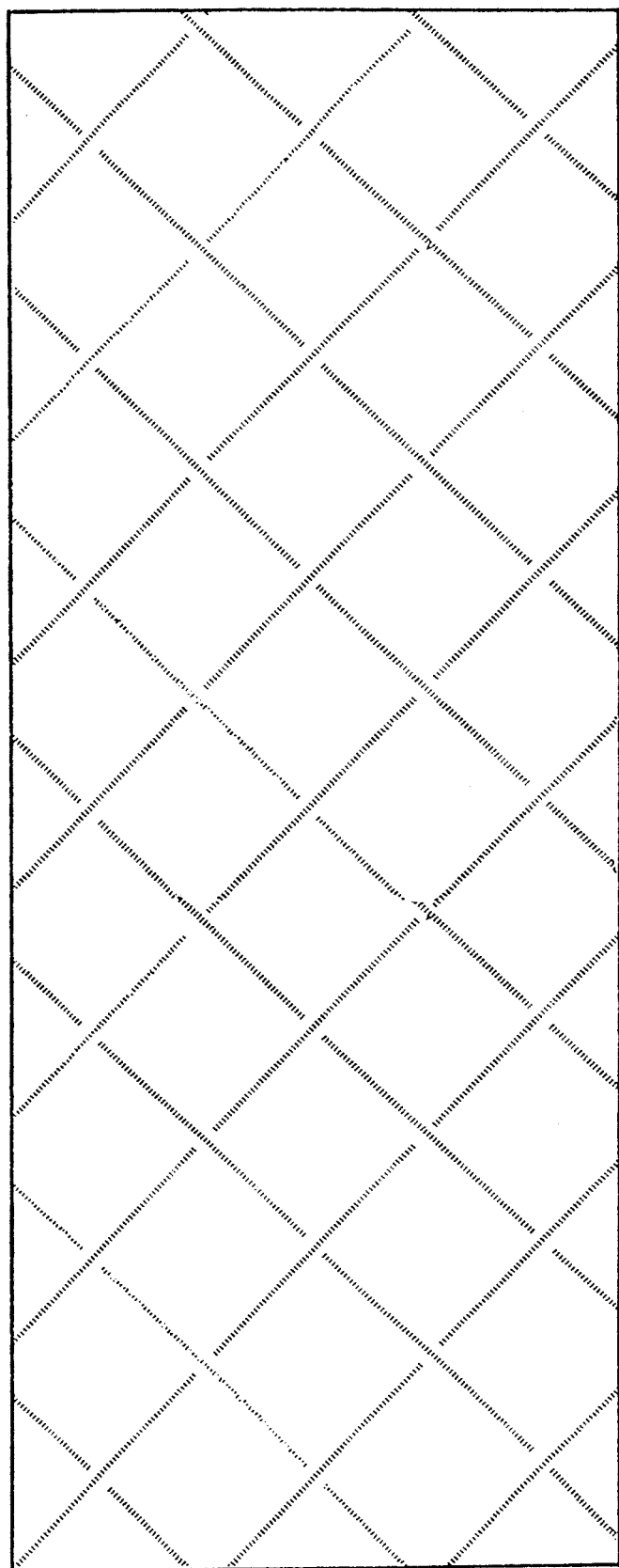


Figure IV-1 : Deux tissus imprimés à règles de placement typiques



permettent d'éliminer les points isolés dûs au bruit et, partiellement, de séparer des objets qui se touchent. L'opérateur de dilatation permet de recréer les liens de connexité qui auraient disparus à la suite du seuillage. Les formes sont finalement ramenées à leur taille originale par une dernière érosion. Figure [IV-2]

La sélection et le calcul des attributs des différentes formes de l'image, définis au deuxième chapitre, nous ont permis de réaliser la segmentation à seuils multiples. Les paramètres retenus vont également servir à calculer les différents barycentres des contours des formes binarisées sur lesquels s'appuieront les trajectoires de découpe.

Calcul des barycentres des contours

Soit y la direction dans le sens longitudinal du tissu, c'est-à-dire dans le sens d'alimentation de la machine, et soit X la direction perpendiculaire à la direction Y.

Les coordonnées du centre de gravité de chaque forme binaire Q^0 sont obtenues à partir des points de contour $\{(X_i, Y_i), i=1, 2, \dots, N\}$ par :

$$x_G^e = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N} \quad \text{et} \quad y_G^e = \frac{\sum_{i=1}^N Y_i}{N}$$

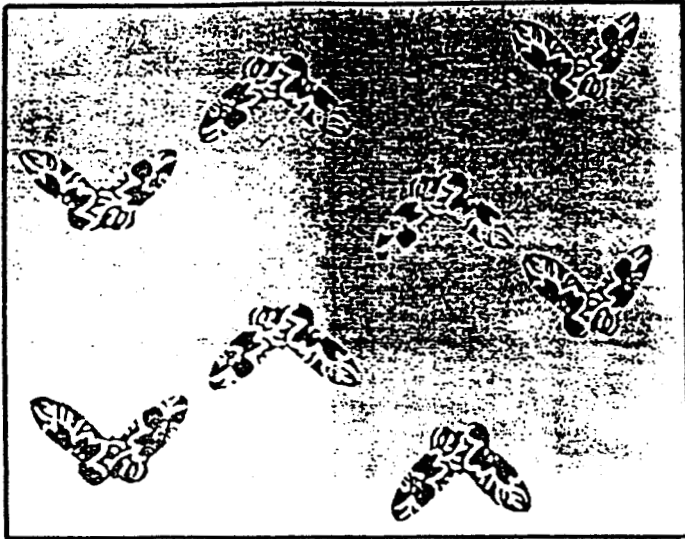


Figure |IV-2-a| : Image brute

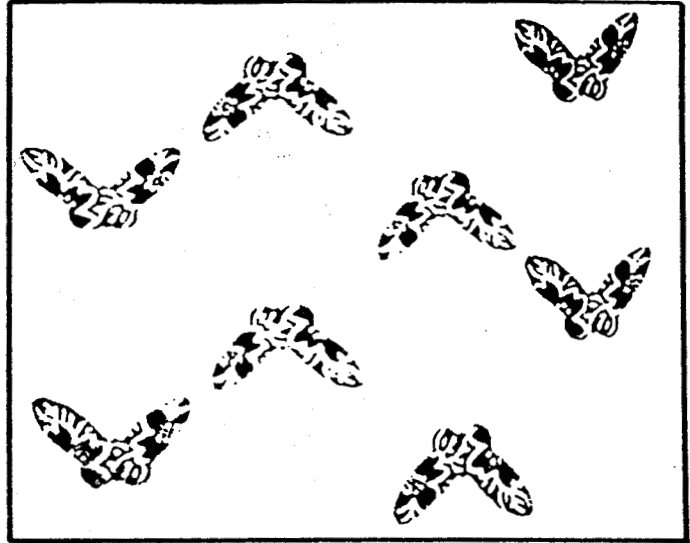


Figure |IV-2-b| : Image binarisée

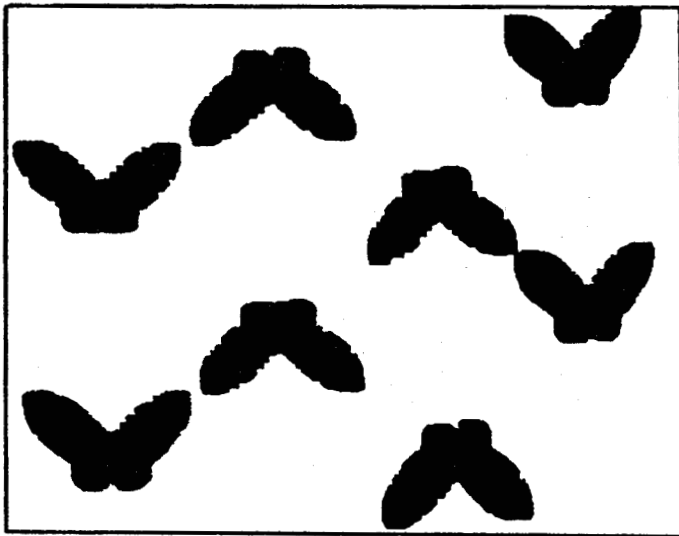


Figure |IV-2-c| : Dilatation

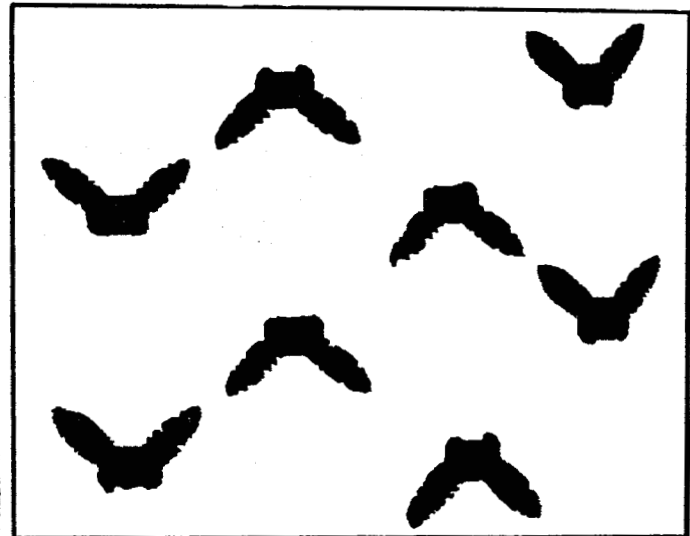


Figure |IV-2-d| : Erosion

Figure |IV-2| : Recréation des liens de connexité



IV. 3 - ANALYSE DE LA ZONE DE DECOUPE

Chaque centre de gravité indique la position d'un motif imprimé sur le tissu. L'image ainsi réduite à quelques points indique la règle générale de placement des motifs.

Le problème de sélection du sous-ensemble de points qui servira à générer la trajectoire de l'instrument de coupe a été résolu de la façon suivante :

En premier lieu, une trajectoire de découpe droite idéale, parallèle à la direction X est positionnée sur l'image réduite, en fonction de la longueur souhaitée de l'article à découper. Le centre de gravité $G_0 \{x_0, y_0\}$ le plus proche de l'intersection de cette ligne idéale avec le bord inférieur du tissu est ensuite sélectionné comme point initial pour définir la trajectoire de découpe. Puis ce point $G_{(0)}$ est pris comme sommet d'un angle (α) dont la bissectrice est parallèle à l'axe X.

Parmi les points compris dans cet angle, le point le plus proche du sommet $G_{(0)}$ est choisi comme second point G_1 pour définir la trajectoire. Ce second point est ensuite considéré comme le sommet d'un deuxième angle similaire au premier, et la procédure est itérée jusqu'à ce que le bord supérieur du tissu soit atteint. Figure [IV-3]

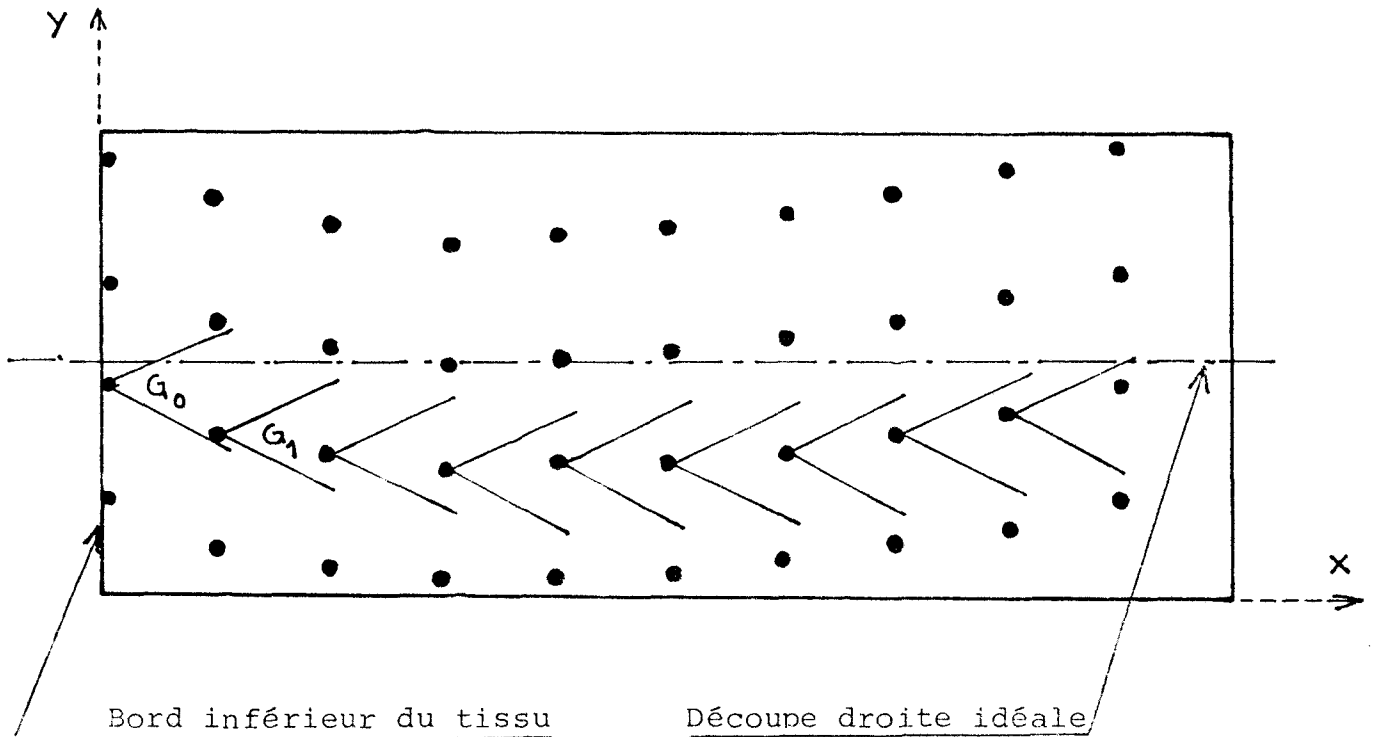


Figure | IV-3 |

La trajectoire est ainsi définie par le sous-ensemble de points sélectionnés au moyen de cette procédure de chaînage.

Afin d'utiliser un instrument de coupe piloté par ordinateur, il est nécessaire de disposer d'une description mathématique d'une ligne continue joignant tous ces points.



IV. 4 - METHODES DE GENERATION DE TRAJECTOIRE

Le problème de la génération de la trajectoire revient à trouver une fonction polynomiale $y = f(x)$ qui passe par l'ensemble des points $G_i, i=0,1,\dots,q$.

Selon le type de tissu, les points G_0, G_1, \dots, G_q peuvent être soit régulièrement espacés le long de l'axe x , soit irrégulièrement positionnés dans le sens transversal du tissu.

La fonction $y = f(x)$ doit avoir des dérivées d'ordre 1 et 2 continues et de plus, doit être aussi "douce" que possible en ce sens qu'elle minimise la quantité :

$$o = \int_{\substack{\text{bord inférieur} \\ \text{du tissu}}}^{\substack{\text{bord supérieur} \\ \text{du tissu}}} [f''(x)]^2 dx$$

Pour $q > 2$, il existe une solution unique à ce problème qui est une fonction définie sur chacun des intervalles $[x_i, x_{i+1}]$ par un polynôme du 3^e degré, ce polynôme étant différent d'un intervalle à l'autre. De plus, les arcs de fonction polynomiale qui constituent le graphe de $f(x)$ se succèdent de manière "douce" en ce sens que deux polynômes qui représentent $f(x)$ à gauche et à droite de chaque point (x_i, y_i) ont la même ordonnée et les mêmes valeurs des dérivées de premier ordre et de second ordre au point (x_i, y_i) .

Une telle fonction, définie par morceaux, s'appelle une fonction spline du 3^e degré. Ce type d'interpolation a été largement utilisé pour les qualités du lissage obtenu [84 à 90], qui sont bien supérieures à celles résultant de l'interpolation par un polynôme unique de degré q [91 à 93].

Soit $G_{(p)}$, le polynôme du troisième degré définissant la fonction spline sur l'intervalle $[x_{i-1}, x_i]$

$$G_{(p)} = \sum_{j=1}^4 A_j p^{j-1}$$

$G_{(p)}$ peut être considéré comme un point du plan défini par la fonction spline entre G_{i-1} et G_i

$$G_{(p)} = A_1 + A_2 p + A_3 p^2 + A_4 p^3 \quad (4-1)$$

Les coefficients A_j peuvent être définis en tenant compte des conditions aux points G_{i-1} et G_i de la fonction spline.

Soit G'_1 et G'_2 les vecteurs tangents à la courbe aux points G_1 et G_2 .

Les conditions aux points G_1 et G_2 d'après [84] sont données par :

$$G(P_0) = G_1 \quad (4-2)$$

$$G(P_2) = G_2$$

$$\left. \frac{dG}{dp} \right|_{p=0} = G'_1$$

$$\left. \frac{dG}{dp} \right|_{p=p_2} = G'_2$$

A partir des équations (4-1) et (4-2), les expressions des coefficients A_j sont les suivantes :

$$G(P_0) = A_1 = G_1$$

soit :
$$\boxed{A_1 = G_1} \quad (4-3)$$

$$\left. \frac{dG}{dp} \right|_{p=0} = \sum_{j=2}^4 (j-1) p^{j-2} A_j \Big|_{p=0} = A_2 = G'_1$$

soit :
$$\boxed{A_2 = G'_1} \quad (4-4)$$

$$G(P_2) = \sum_{j=1}^4 A_j p^{j-1} \Big|_{p=P_2} = A_1 + A_2 P_2 + A_3 P_2^2 + A_4 P_2^3 \quad (4-5)$$

$$\left. \frac{dG}{dp} \right|_{p=P_2} = \sum_{j=1}^4 (j-1) p^{j-2} A_j \Big|_{p=P_2} = A_2 + 2A_3 P_2 + 3A_4 P_2^2 \quad (4-6)$$

A_3 et A_4 sont déduits à partir des équations (4-5) et (4-6)

$$\boxed{A_3 = \frac{3(G_2 - G_1)}{P_2^2} - \frac{2G'_1}{P_2} - \frac{G'_2}{P_2}} \quad (4-7)$$

$$\boxed{A_4 = \frac{2(G_1 - G_2)}{P_2^3} + \frac{G'_1}{P_2^2} + \frac{G'_2}{P_2^2}} \quad (4-8)$$

En remplaçant A_1 , A_2 , A_3 et A_4 par leurs valeurs respectives calculées en (4-3), (4-4), (4-7) et (4-8), l'expression (4-1) devient :

$$G(P) = G_1 + G'_1 P + \left[\frac{3(G_2 - G_1)}{P_2^2} - \frac{2G'_1}{P_2} - \frac{G'_2}{P_2} \right] P^2 + \left[\frac{2(G_1 - G_2)}{P_2^3} + \frac{G'_1}{P_2^2} + \frac{G'_2}{P_2^2} \right] P^3 \quad (4-9)$$

L'expression (4-9) est ensuite généralisée à deux points $G_i(P)$ et $G_{i+1}(P)$ avec $1 \leq i \leq q-2$ (q étant le nombre de centres de gravité sélectionnés pour effectuer la découpe) :

$$G_i(P) = G_i + G'_i P + \left[\frac{3(G_{i+1} - G_i)}{P_2^2} - \frac{2G'_i}{P_2} - \frac{G'_{i+1}}{P_2} \right] P^2 + \left[\frac{2(G_i - G_{i+1})}{P_2^3} + \frac{G'_i}{P_2^2} + \frac{G'_{i+1}}{P_2^2} \right] P^3 \quad (4-10)$$

et

$$G_{i+1}(P) = G_{i+1} + G'_{i+1} P + \left[\frac{3(G_{i+2} - G_{i+1})}{P_3^2} - \frac{2G'_{i+1}}{P_3} - \frac{G'_{i+2}}{P_3} \right] P^2 + \left[\frac{2(G_{i+1} - G_{i+2})}{P_3^3} + \frac{G'_{i+1}}{P_3^2} + \frac{G'_{i+2}}{P_3^2} \right] P^3 \quad (4-11)$$

Soit G_1, G_2 et G_3 , trois centres de gravité dont on connaît les coordonnées, et G'_1, G'_3 les vecteurs tangents aux points G_1 et G_3 . Afin d'assurer la continuité du deuxième ordre de la fonction spline, on impose la condition que la courbe soit constante au point G_2 . Ce qui revient à dire que la dérivée seconde $G''(P)$ existe et est continue au point G_2 .

Soit :

$$G''(P) = \sum_{j=1}^4 (j-1)(j-2) A_j P^{j-3} \quad (4-12)$$

pour : $P = P_2$, on a :

$$G'' = 6A_4 P_2 + 2A_3$$

pour : $P = 0$

$$G'' = 2A_3$$

On égalise ces deux dernières expressions, en remplaçant les coefficients A_3 et A_4 par leurs expressions (Equations 4-7 et 4-8) :

$$\begin{aligned} & 6P_2 \left[\frac{2(G_1 - G_2)}{P_2^3} + \frac{G'_1}{P_2} + \frac{G'_2}{P_2^2} \right] + 2 \left[\frac{3(G_2 - G_1)}{P_2^2} - \frac{2G'_1}{P_2} - \frac{G'_2}{P_2} \right] = \\ & = 2 \left[\frac{3(G_3 - G_2)}{P_3^2} - \frac{2G'_2}{P_3} - \frac{G'_3}{P_3} \right] \end{aligned} \quad (4-13)$$

Le système d'équation (4-16) comporte q-2 équations à q inconnues. Connaissant les vecteurs tangents G'_1 et G'_q , on peut calculer aisément les autres vecteurs tangents G'_2 , G'_3, \dots, G'_{q-1} .

La détermination de ces vecteurs tangents nous permettra alors de calculer les coefficients A_j , dont les expressions vues en (4-3), (4-4), (4-7) et (4-8) sont généralisées comme suit :

$$A_1 = G_i \quad (4-17)$$

$$A_2 = G'_i \quad (4-18)$$

$$A_3 = \frac{3(G_{i+1} - G_i)}{P_{i+1}^2} - \frac{2G'_i}{P_{i+1}} - \frac{G'_{i+1}}{P_{i+1}} \quad (4-19)$$

$$A_4 = \frac{2(G_i - G_{i+1})}{P_{i+1}^3} + \frac{G'_i}{P_{i+1}^2} + \frac{G'_{i+1}}{P_{i+1}^2} \quad (4-20)$$

En Annexe 3, sont présentés, la normalisation des paramètres (cas où les cordes entre les points sont égales), l'inversion de matrice, les conditions aux extrémités : conditions finales clampées, relaxées, cycliques et anticycliques.

IV. 5 - APPLICATION

A partir d'une image binarisée, Figure [IV-4], on a sélectionné automatiquement les centres de gravité qui serviront à la génération de la trajectoire de l'instrument de coupe selon la méthode exposée au paragraphe IV.3. Ces centres de gravité sont les plus proches, situés à droite ou à gauche de la ligne de découpe idéale [94, 95].

Ils constituent les points de passage de la spline cubique qui est représentée sur la figure [IV-5]. Cette dernière peut alors être translatée vers la position de découpe initiale comme indiquée sur la Figure [IV-6].

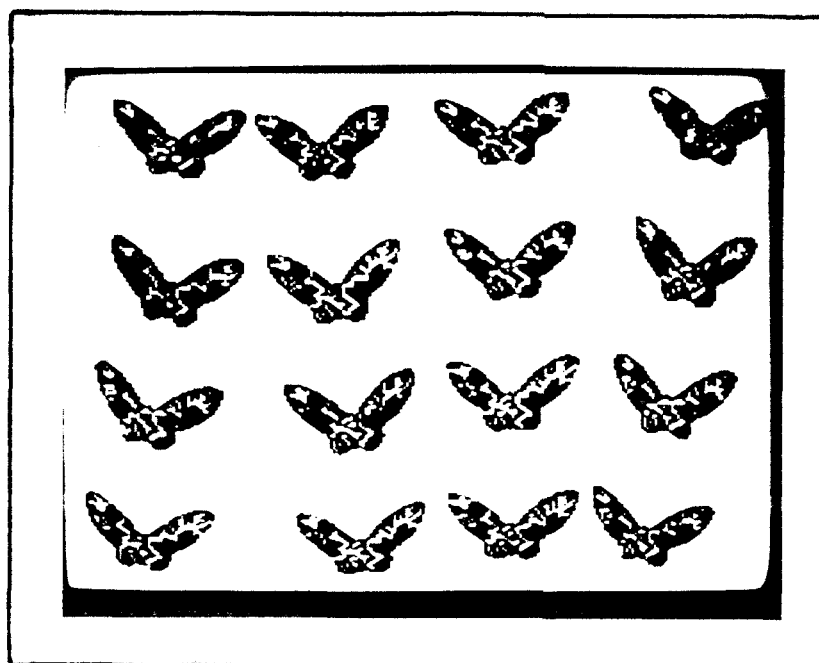


Figure [IV-4] : Image binarisée

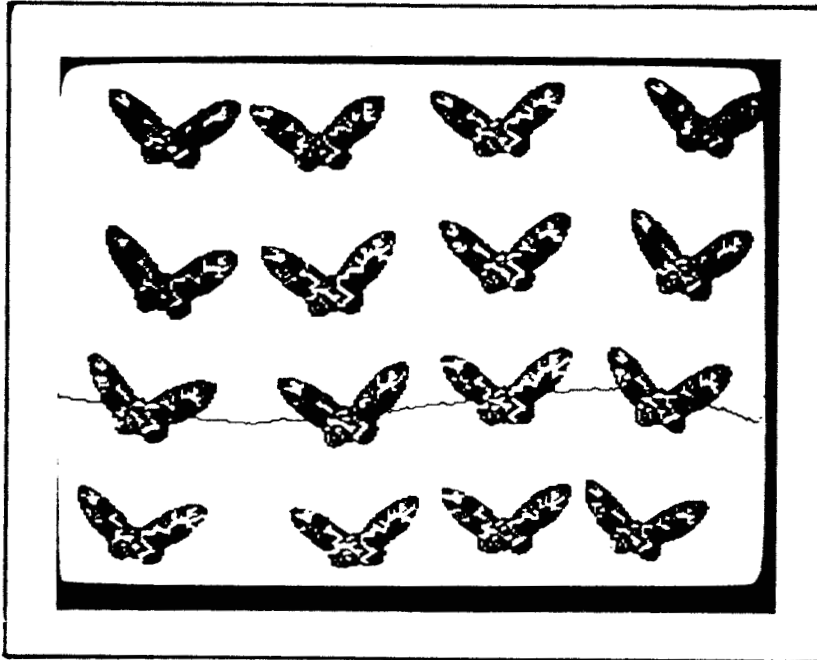


Figure |IV-5| : Trajectoire passant par les centres de gravité

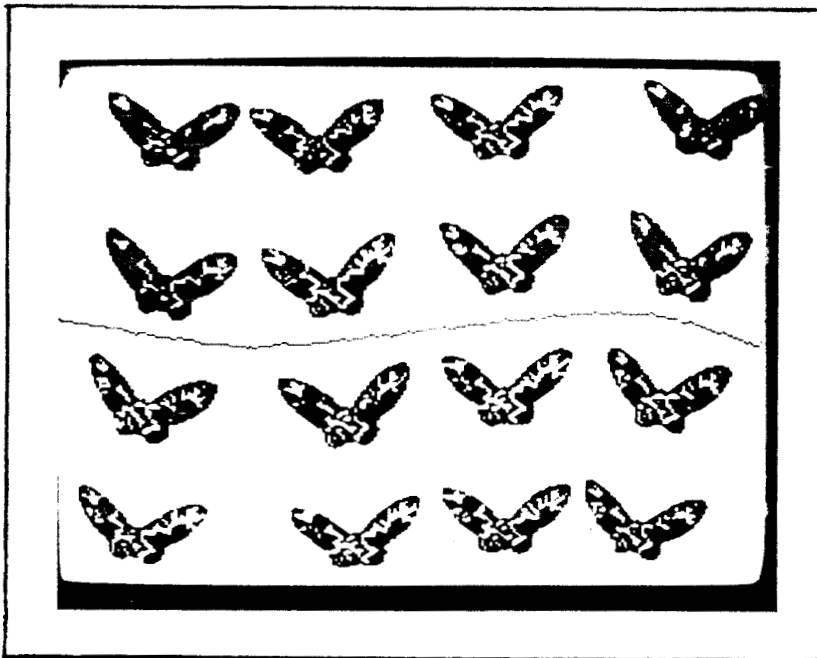


Figure |IV-6| : Trajectoire translatée par rapport aux centres de gravité



IV. 6 - CONCLUSION

L'approche proposée pour générer automatiquement la trajectoire de découpe de tissus imprimés a été testée sur toute une collection d'un confectionneur de linge de maison.

Pour 90 % des échantillons de cette collection, les trajectoires obtenues ont été satisfaisantes, comme le montrent différents résultats présentés des images (Cf. Figures [IV-4] à [IV-6]).

Ces trajectoires peuvent être décrites point par point avec un pas aussi fin que possible à partir de leur modèle analytique. Le transfert des coordonnées de ces séries de points vers le contrôleur d'une machine de découpe automatique par une liaison série, ne poserait aucune difficulté technique pour assurer l'intégration du système de vision dans un processus de découpe.

Il importe de noter que la procédure adoptée ne nécessite aucune connaissance à priori sur les motifs imprimés, ni sur leur aménagement spatial. Cette caractéristique de l'algorithme développé permet d'envisager une implantation en atelier sans nécessiter un encodage préalable de la machine de découpe en fonction du tissu traité. Une telle démarche serait source d'erreur et ne pourrait en aucun cas être acceptée.

Les procédures présentées ont été implantées sur un système de développement INTELLECT-100 couplé à un ordinateur MINC-11 (Annexe-4).

Dans une version industrielle, les algorithmes devraient être implantés sur des machines orientées temps réel. La génération de la trajectoire s'effectuant en temps masqué par rapport à la découpe. Les contraintes de vitesse d'exécution des algorithmes ne seraient pas difficiles à respecter.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail nous nous sommes attachés à rendre robustes par rapport aux conditions d'éclairage, les procédures de segmentation par simple seuillage.

L'utilisation de seuils multiples, choisis en fonction de la morphologie de l'histogramme des niveaux de gris permet d'obtenir différentes images binaires d'une scène dans lesquelles seuls quelques objets sont correctement binarisés.

L'utilisation de méthodes de reconnaissance de forme permet de reconstituer une image binarisée complète à partir de ces différents fragments.

Dans les applications présentées, seuls les caractères morphologiques sur les formes extraites ont été nécessaires pour implanter les procédures de reconnaissance de forme. Cependant, il pourrait arriver qu'une information sur le niveau de gris à l'intérieur du contour de chaque forme binaire soit nécessaire pour conduire cette analyse de formes.

La procédure d'extraction de région associée au seuillage multiple répond à cette exigence, en ce sens qu'elle permet de transférer le contenu des niveaux de gris d'une région délimitée par son contour vers un plan de travail.

Les résultats obtenus dans le cadre d'une application industrielle montrent l'intérêt de cette nouvelle approche qui permet de contourner toutes les difficultés liées à la réalisation de dispositifs d'éclairage performants en atelier.

De plus, il apparaît que la procédure permet de s'affranchir efficacement de toutes les aberrations résultants des variations de réflectance des objets présents dans une scène en fonction de leurs positions par rapport aux sources d'éclairage.

D'autres applications sont dès à présent envisageables dans le contexte d'application robotique, où il s'agit d'extraire des caractéristiques des différents objets qui doivent être manipulés par des équipements automatisés.

ANNEXES

ANNEXE 1

Détection automatique du seuil à partir de l'histogramme en niveaux de gris

L'histogramme en niveaux de gris d'une image peut présenter une "vallée" large et accidentée accompagnée parfois d'une disproportion entre les deux "pics" représentant les objets et leur arrière plan. L'histogramme peut présenter aussi un aspect unimodal.

Les Figures [A-1-1] et [A-2-1] représentent respectivement un texte écrit et un tissu contenant un pli et une tache. L'application de l'algorithme de détection automatique du seuil (Cf. Figures [A-1-2] et [A-2-2]) utilisant les histogrammes en niveaux de gris nous a permis d'extraire les objets de leur contexte (Cf. Figures [A-1-3] et [A-2-3]).

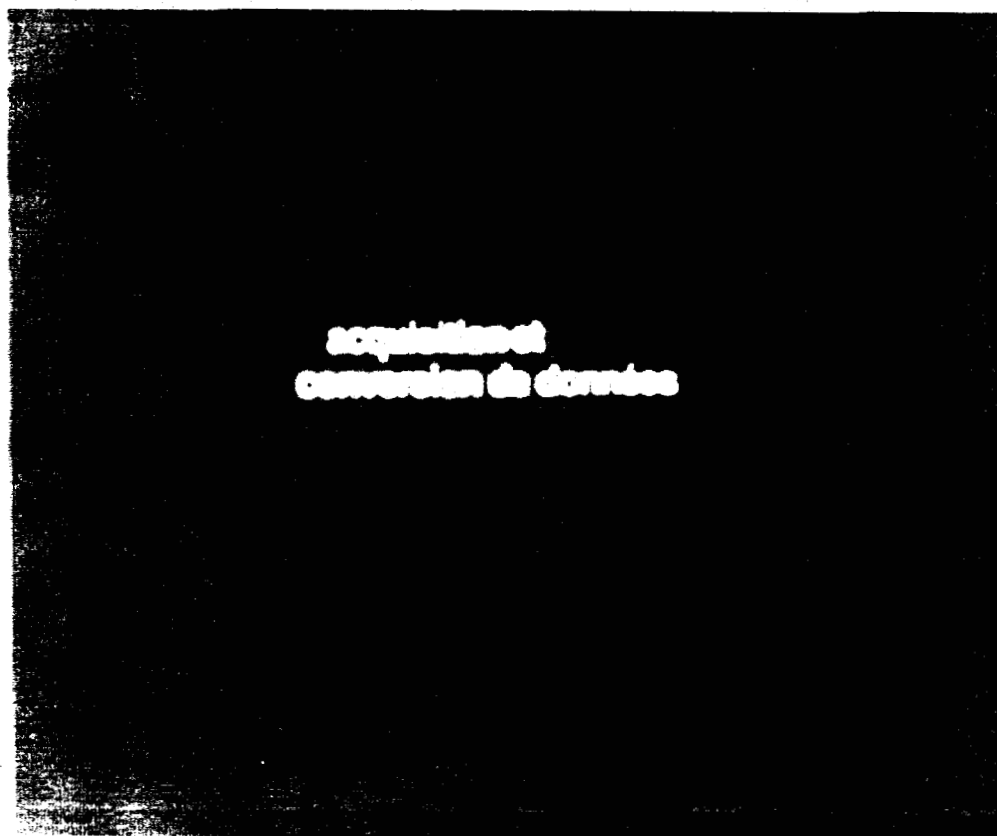


Figure [A-1-1] : Image brute



Figure |A-1-2| : Histogramme en niveaux de gris

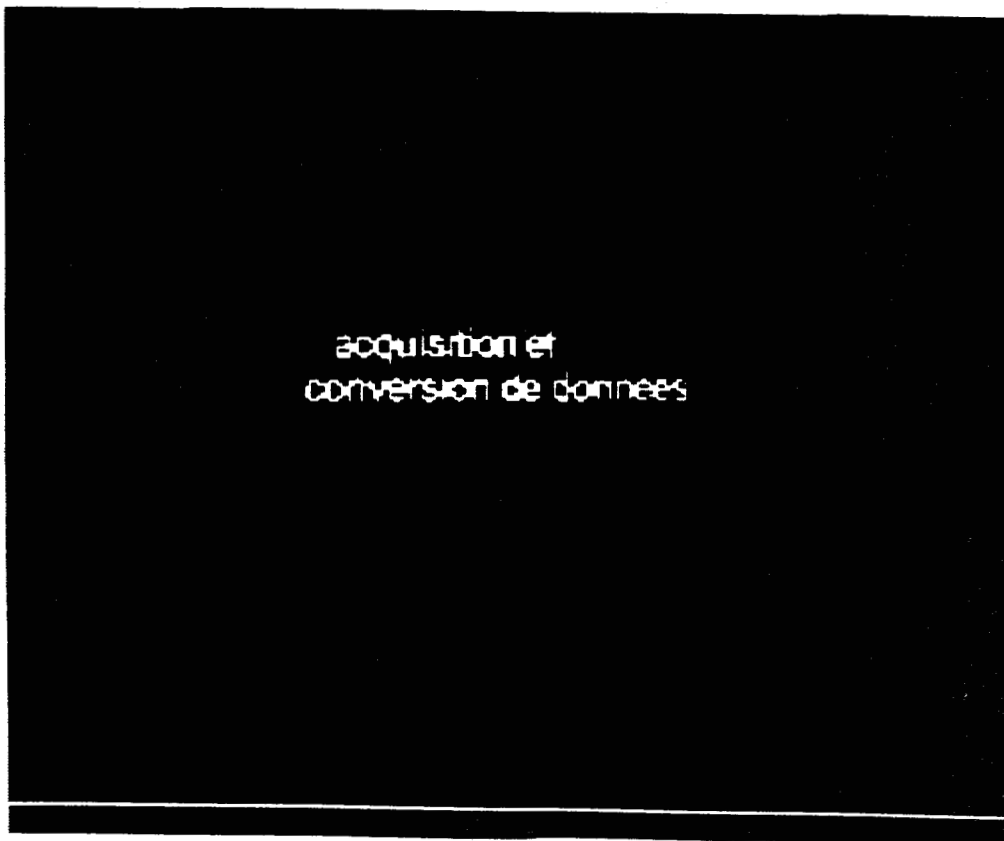


Figure |A-1-3| : Image binarisée

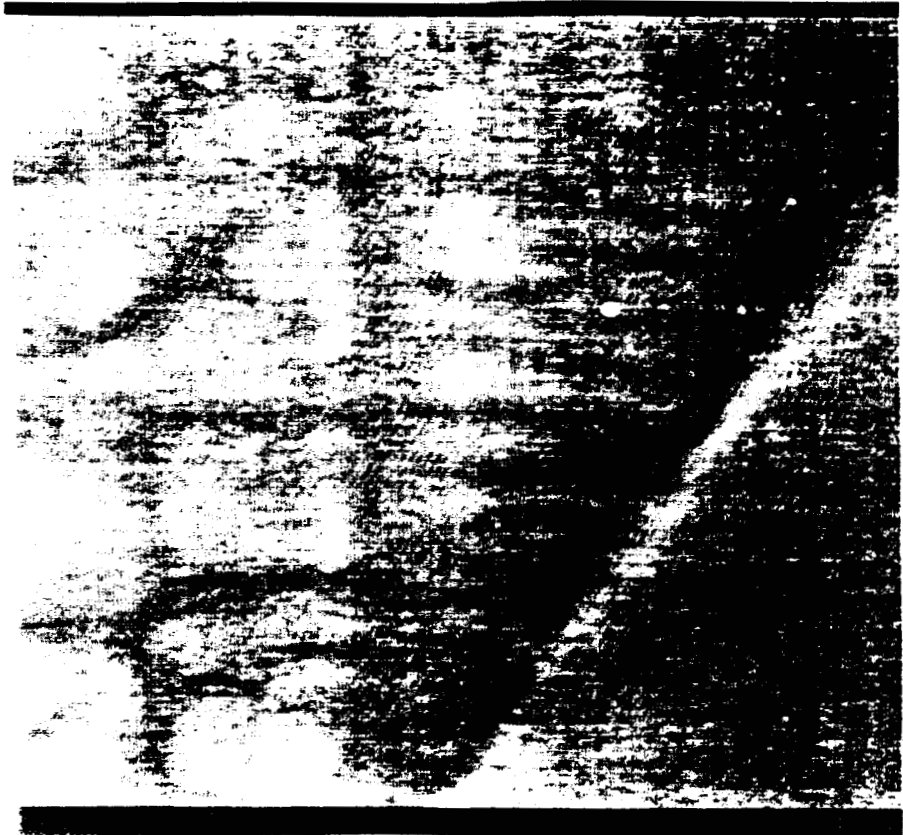


Figure |A-2-1| : Image brute

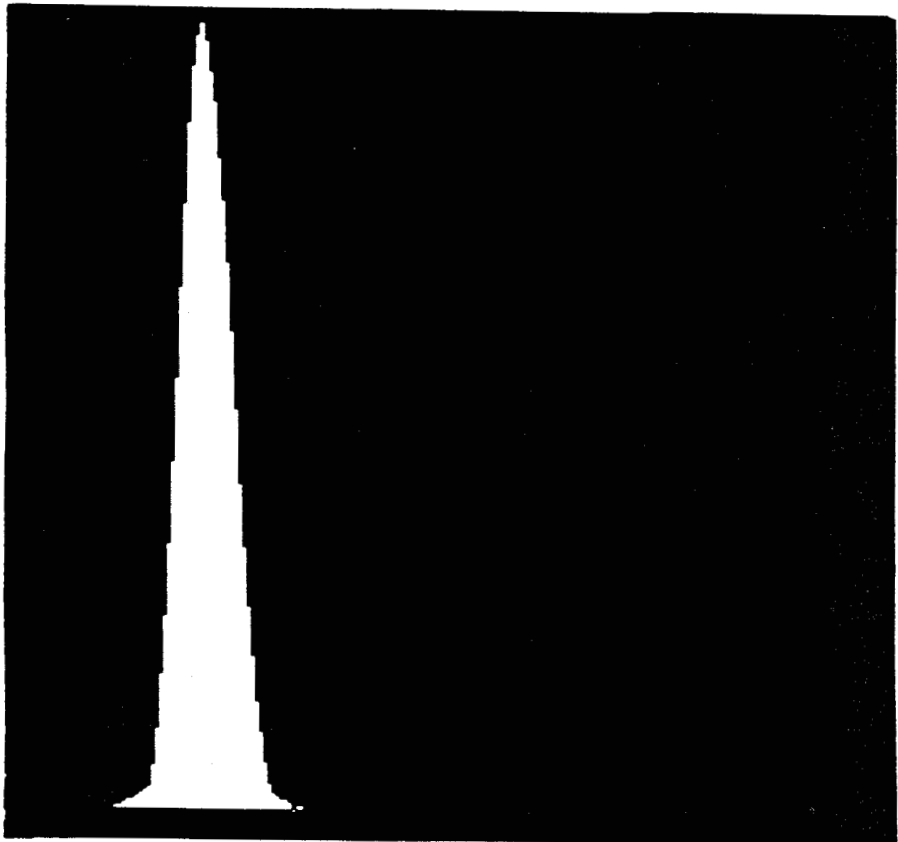


Figure |A-2-2| : Histogramme en niveaux de gris

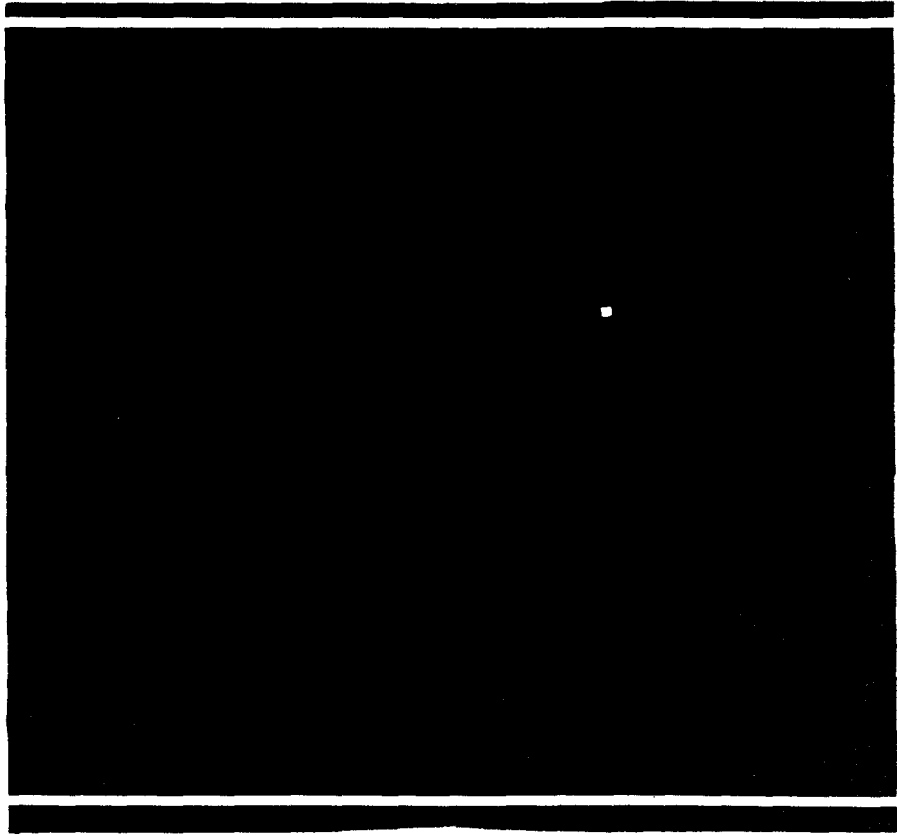


Figure A-2-3 : Image binarisée

Remplissage de taches :

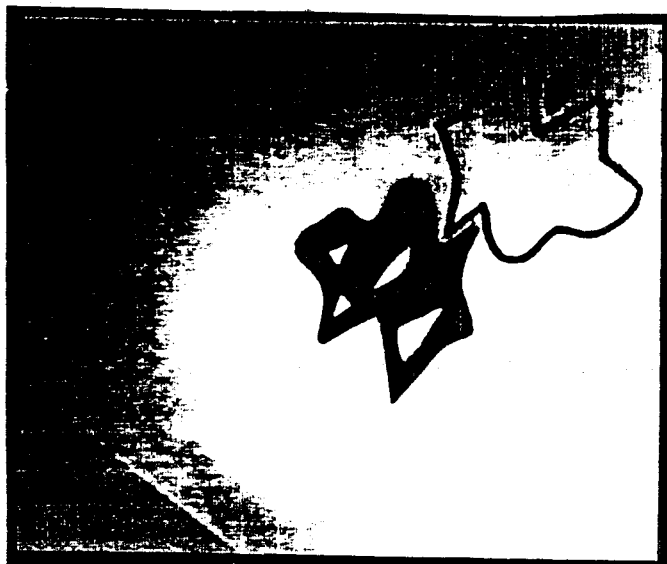


Figure |A-3-1| : Image brute

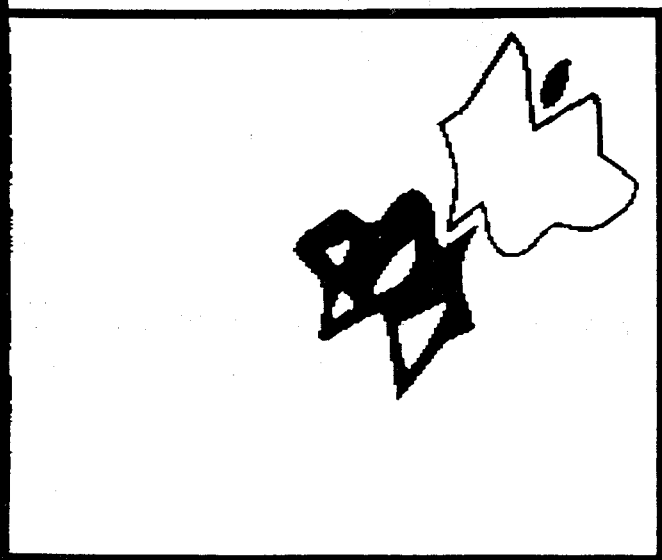


Figure |A-3-2| : Image binarisée

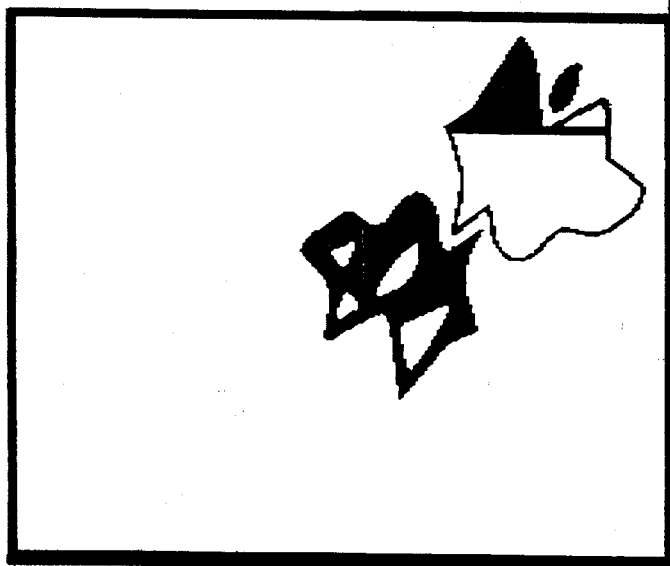


Figure |A-3-3|

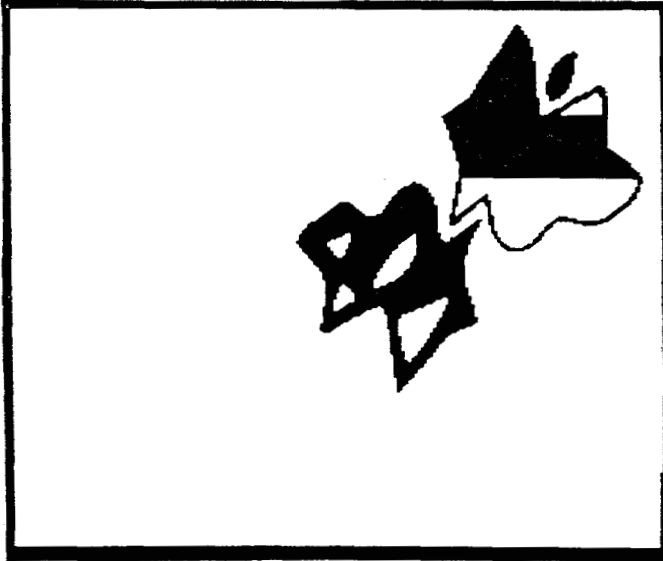


Figure |A-3-4|

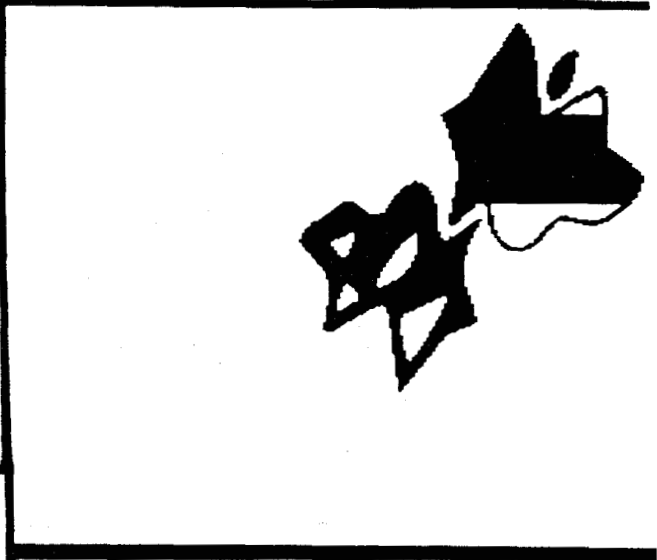


Figure |A-3-5|

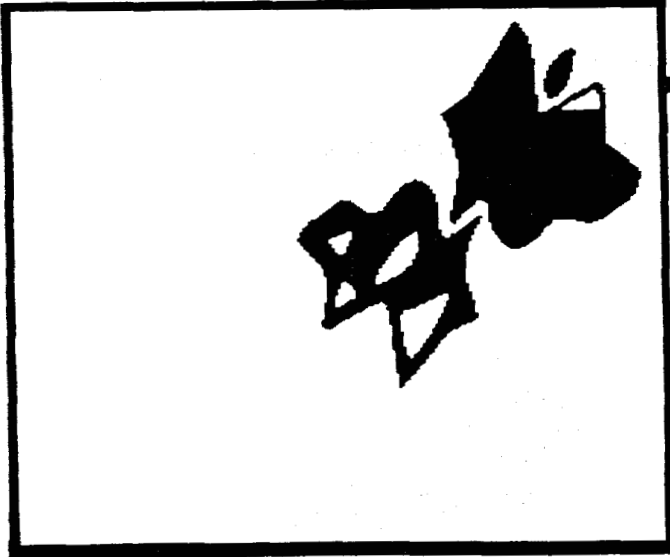


Figure |A-3-6|



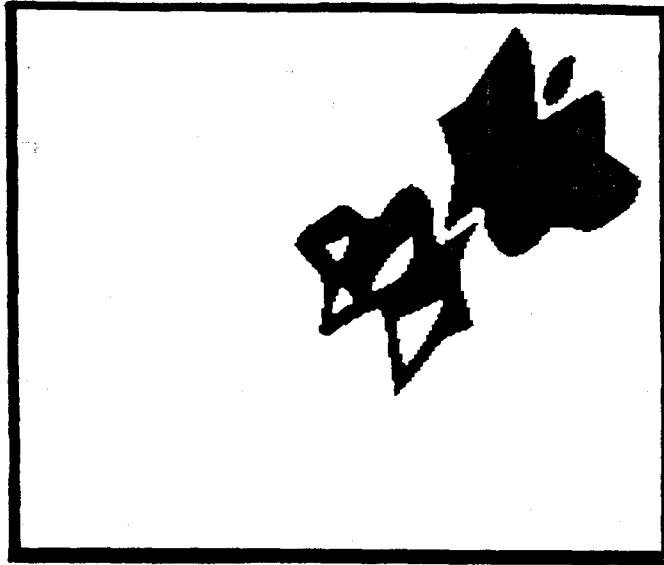


Figure A-3-7

Figure A-3 : Remplissage d'une tache

A-3-1 : Image brute

A-3-2 : Image binarisée

A-3-3 à A-3-6 : Différentes phases de remplissage

A-3-7 : Tache remplie.

ANNEXE -3-

1 - Normalisation des paramètres :

C'est le cas où les cordes P_i entre les différents points G_i sont égales entre elles et normalisées à l'unité.

En remplaçant dans l'équation (4-14), P_2 et P_3 par l'unité, on a :

$$G'_1 + 4G'_2 + G'_3 = 3 [(G_3 - G_2) + (G_2 - G_1)] = 3 (G_3 - G_1)$$

et connaissant G'_1 , on a :

$$4G'_2 + G'_3 = 3(G_3 - G_1) - G'_1$$

L'équation matricielle |4-16| devient alors :

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & 4 & 1 & 0 & 0 & \cdot & \cdot \\ 0 & 1 & 4 & 1 & 0 & \cdot & \cdot \\ \vdots & 0 & 1 & 4 & 1 & 0 & \cdot \\ & & & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ & & & & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 1 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G'_2 \\ G'_3 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ G'_{q-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3(G_3 - G_1) - G'_1 \\ 3(G_4 - G_2) \\ 3(G_5 - G_3) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 3(G_q - G_{q-2}) - G'_{q-2} \end{bmatrix} \quad (4-21)$$

L'inversion de cette matrice tridiagonale nous permet de déterminer les vecteurs tangents $G'_2, G'_3, \dots, G'_{q-1}$.

Il restera alors à calculer dans (4-17 à 4-20) les coefficients $A_j, j=1, \dots, 4$.

Ceux-ci peuvent être mis sous la forme :

$$\begin{bmatrix} A_4 \\ A_3 \\ A_2 \\ A_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & -2 & 1 & 1 \\ -3 & 3 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_i \\ G_{i+1} \\ G'_i \\ G'_{i+1} \end{bmatrix} \quad (4-22)$$

avec : $1 \leq i \leq q-1$

La normalisation des paramètres permet un gain considérable dans le temps de traitement.

2 - Conditions aux frontières :

L'équation matricielle (4-16) qui nous permet de déterminer les vecteurs tangents n'est pas carrée puisqu'elle est constituée de $q-2$ lignes et q colonnes.

Une fois déterminées les conditions aux points extrêmes, on obtient une matrice carrée. L'équation (4-16) peut être mise alors sous la forme :

$$[M] [G'] = [A] \quad (4-23)$$

[M] étant la matrice carrée. Les vecteurs tangents qui restent à calculer sont obtenus après inversion de la matrice M, soit :

$$[G'] = [M]^{-1} [A] \quad (4-24)$$

Les vecteurs tangents étant connus, on peut calculer maintenant les coefficients A_j dans (4-17 à 4-20).

Conditions aux bornes de chaque morceau de la courbe :

a) Condition "clampée" : c'est le cas où les valeurs des vecteurs tangents G'_1 et G'_n sont connues. (Cf. Figure [A-4-1]).

b) Condition relaxée : on pose $\frac{d^2G}{dp^2} = 0$

L'équation (4-12) pour $p=0$ nous donne :

$$G'' = 2 A_3 = 0$$

en remplaçant A_3 par sa valeur (4-7), on a la condition suivante :

$$\boxed{G'_1 + \frac{1}{2} G'_2 = \frac{3}{2} \frac{(G_2 - G_1)}{P_2}} \quad (4-25)$$

La même condition utilisée pour le dernier point ($i=q-1$) avec $P = P_q$, nous donne en utilisant les équations (4-19) et (4-20) :

$$\boxed{2G'_{q-1} + 4G'_q = \frac{6}{P_q} (G_q - G_{q-1})} \quad (4-26)$$

c) Condition cyclique : on l'utilise pour des courbes fermées ou pour une portion de courbe répétitive par intervalles.

Les conditions aux extrémités sont :

$$G'_1(0) = G'_q(P_q) \quad (4-27)$$

et

$$G''_1(0) = G''_q(P_q) \quad (4-28)$$

Les deux extrémités de la courbe ont la même pente et la même courbure. Cf. Figure [A-4-2].

d) Condition anticyclique : elle est pratiquement similaire à la condition cyclique à l'exception de :

$$G'_1(0) = - G'_q(P_q) \quad (4-29)$$

$$G''_1(0) = - G''_q(P_q) \quad (4-30)$$

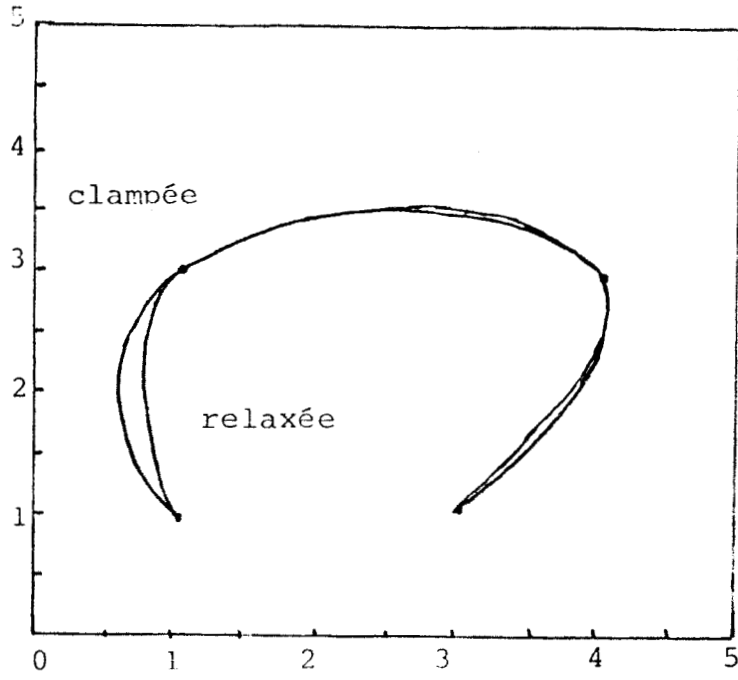


Figure [A-4-1] : Conditions clampée et relaxée

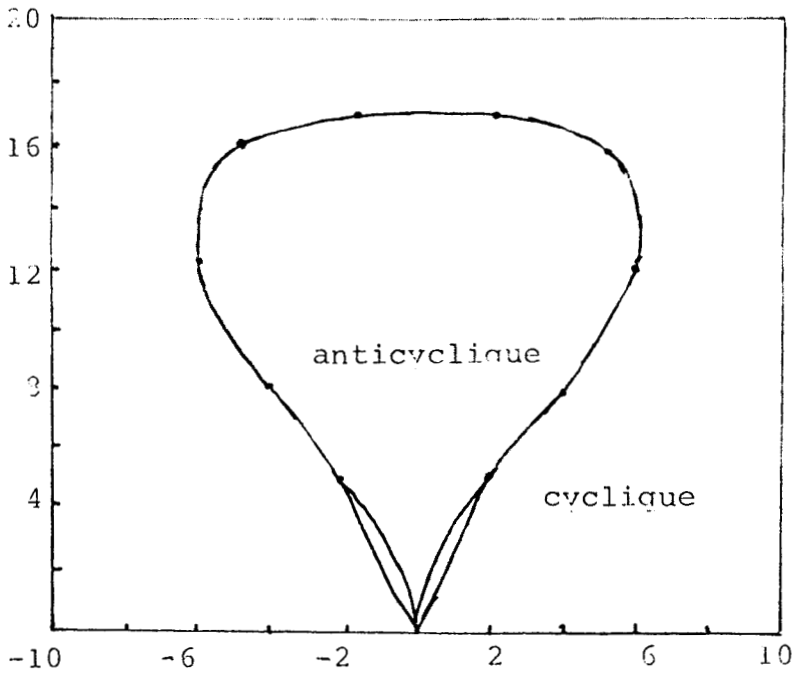


Figure [A-4-2] : Conditions cyclique et anticyclique



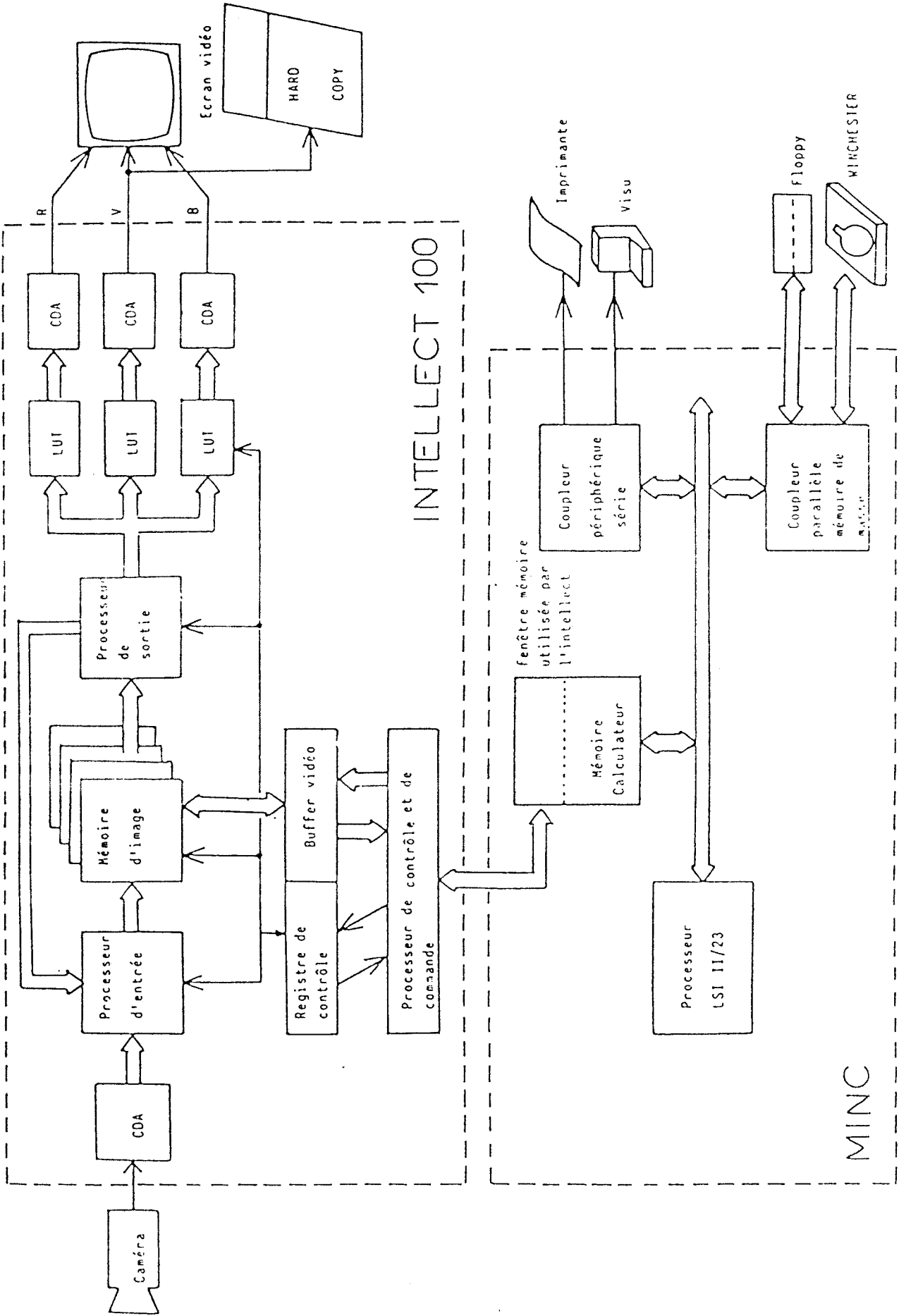
- ANNEXE 4 -

Les algorithmes présentés dans ce mémoire ont été implantés sur le système de traitement d'image INTELLECT-100 couplé à un ordinateur MINC-11 utilisant le langage FORTRAN (Cf. Figure A-5).

L'INTELLECT-100 est globalement composé :

- D'un processeur d'entrée permettant la numérisation du signal vidéo avec une résolution jusqu'à 512 x 512 points élémentaires en 256 niveaux de gris.
- D'une mémoire d'image capable de stocker une, deux, ou quatre images numériques en fonction de la résolution désirée.
- D'un interface ordinateur, permettant la lecture et l'écriture des données par le système de base MINC-11.
- D'un processeur de sortie, permettant la visualisation des images stockées en mémoire (1, 2, ou 4 images).

La résolution utilisée dans nos algorithmes est de :
256 x 256 points élémentaires (utilisation de 4 plans image).



MINC

Specification :

VIDEC INPUTS

Type:	Positive Composite Video
Amplitude:	1V peak to peak 700mV video, 300mV sync
Input Impedance:	75 Ω
Signal to Noise Ratio:	>40dB
Frequency Response:	\pm 5dB, 16kHz to 4.5MHz
Input Filter:	7th order elliptic function low pass filter. Fc = 4.5MHz

SYNCHRONISING SIGNALS

Input:	Composite Video 1V peak to peak
Output:	Composite Video 2V peak to peak or Composite Sync 300mV

VIDEO OUTPUTS

- a) Weighted monochrome to Terminal only
- b) R G B (BNC)

Type:	Positive Composite Video
Amplitude:	1V peak to peak 700mV video 300mV sync
Output Impedance:	75 Ω
Signal to Noise Ratio:	>40dB
Frequency Response:	\pm 1dB d.c. to 4MHz

FRAMESTORE

Number:	1
Capacity:	2.1M bits
Organisation:	512 pixels x 512 lines x 8 bits
Sampling Frequency:	10MHz
Operation:	Synchronous

LOOK-UP TABLES

Number:	3
Organisation:	256 x 8 bits

VIDEO INPUT PROCESSOR

Recursive: 8 or 16 bit operation

COMPUTER PORT

Processor: DEC LSI-11/2 16-bit microcomputer with 64k
byte memory or,
DEC LSI-11/23 (Optional)

Hardware Provisions: Multiply
Divide
Real Time Clock
Power Rail Restart
Floating Point Arithmetic (Optional)
Memory Management (Optional)

Access: Memory Mapped 2k byte window

Data Transfer Rate (Max): 120k bytes per second (60Hz)
200 bytes per second (50Hz)

Typical time to transfer a
single frame from frame-
store to hard disk: 2.5 seconds

DISPLAY

Built in 12" dual purpose monochrome monitor displaying either text
or picture. Additional monochrome or R G B monitors can be provided
as options.

KEYBOARD

Detachable QWERTY plus special function keys.

PROGRAM LOADING

TU58 supplied as standard

SOFTWARE

Standard Package: Image processing package written in FORTRAN
IV, supplied on TU58 loaded using RT11
operating system. RT2 Run-Time only licence.

Extended Function (Optional)
Package: Image Processing package (standard) with extra
picture library facilities for user with storage
facilities other than TU58.

Program Development (Optional)
System: Full complement of Intellect 100 FORTRAN
callable driver functions. Full RT11 operating
system licence as standard.

BIBLIOGRAPHIE

- (1) A. ROSENFELD et A.C.K. :
"Digital picture processing",
Academic Press, New York (1976)
- (2) A. ROSENFELD :
"Picture processing by computer",
Computing surveys, 1, 1969, pp. 147-176
- (3) A. ROSENFELD :
"Progress in picture processing",
Computing surveys, 5, 1973, pp. 81-108
- (4) A. ROSENFELD :
"Picture processing",
Computer graphics and image processing, 1, 1972, pp. 394-416
- (5) A. ROSENFELD :
"Picture processing",
Computer graphics and image processing, 3, 1974, pp. 178-194
- (6) A. ROSENFELD :
"Picture processing",
Computer graphics and image processing, 4, 1975, pp. 133-155
- (7) A. ROSENFELD :
"Picture processing",
Computer graphics and image processing, 5, 1976, pp. 215-237
- (8) A. ROSENFELD :
"Picture processing",
Computer graphics and image processing, 6, 1977, pp. 157-183
- (9) A. ROSENFELD :
"Picture processing",
Computer graphics and image processing, 7, 1978, pp. 211-242

- (10) R.M. HARALIEK et L.G. SHAPIRO :
"Image Segmentation techniques",
Computer vision, graphics, and image processing,
29, 1985, pp. 100-132
- (11) K.S. FU et J.K. MUI :
"A survey on image segmentation",
Pattern recognition, V 13. 1981, pp. 3-16
- (12) S.W. ZUCKER :
"Region growing : childhood and adolescence",
Computer graphics and image processing, 5, 1976, pp. 382-399
- (13) S.L. HOROWITZ et T. PAVLIDIS :
"Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure",
Pattern recognition, 1974, pp. 424-433
- (14) T. PAVLIDIS :
"Structural pattern recognition",
Springer, New York (1977)
- (15) J.M.S. PREWITT et M.L. MENDELSON :
"The analysis of cell images",
Trans. N.Y. Acad. Science, 128, 1966, pp. 1035-1053
- (16) J.S. WESZKA :
"A survey of threshold selection techniques"
Computer graphics and image processing, 7, 1978, pp. 259-265
- (17) A. ROSENFELD et P. DE. LA.TORRE :
"Histogramm concavity analysis as an aid in threshold selection",
IEEE-Trans. on systems, man, and cybernetics, V 13, N° 3, 1983,
pp. 231-235
- (18) C.K. CHOW et T. KANEKO :
"Automatic boundary detection of the left ventricle from
cineangiograms",
Comput. Biomed. Res. 5, 1972, pp. 388-410

- (19) T. Riddler et S. CALVARD :
"Picture thresholding using an iterative selection method",
IEEE Trans. on systems, man, and cybernetics, V 8, N° 8,
1978, pp. 630-632
- (20) H.J. TRUSSEL :
Comments on "Picture thresholding using an iterative
selection method",
IEEE Trans. on systems, man, and cybernetics, V 9, 1979, pp. 311
- (21) S. WATANABE et the Cybest group :
"An automated apparatus for cancer prescreening",
Cybest, Computer graphics and image processing. 3, 1974,
pp. 350-358
- (22) R. KOHLER :
"A segmentation system based on thresholding"
Computer graphics and image processing, 15. 1981, pp. 319-338
- (23) J. KITTLER, J. ILLINGWORTH et J. FÖGLEIN .
"Threshold selection based on a simple image statistic",
Computer graphics and image processing, 30 1985 pp. 125-147
- (24) D.P. PANDA et A. ROSENFELD :
"Image segmentation by pixel classification in (gray level,
edge value) space",
IEEE Trans. computer, 27, 1978, pp. 875-879
- (25) J.S. WESZKA, R.N. NAGEL et A. ROSENFELD :
"A threshold selection technique".
IEEE Trans. computer, 23, 1974, pp. 1322-1326
- (26) J.S. WESZKA et A. ROSENFELD :
"Threshold selection technique",
5, University of Maryland-computer Science Center
TR-349, 1975

- (27) T. PUN :
"A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram",
Signal processing, 2, 1980, pp. 223-237
- (28) T. PUN :
"Entropic thresholding, a new approach",
Computer graphics and image processing, 16, 1981, pp. 210-239
- (29) J.N. KAPUR, P.K. SAHOO et A.K.C. WONG :
"A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram",
Computer vision, graphic, and image processing, 29. 1985,
pp. 273-285
- (30) W. DOYLE :
"Operations useful for similarity-invariant"
Pattern recognition, J. Ass. Comput. 9, 1962, pp. 259-267
- (31) F. DERAVID et S.K. PAL :
"Grey level thresholding using second order statistics",
Pattern recognition Lett. 1, N° 5 et 6, 1983, pp. 417-422
- (32) Y. NAKAGAWA et A. ROSENFELD :
"Some experiments on variable thresholding",
Pattern recognition, V 11, 1979, pp. 191-204
- (33) J.G. POSTAIRE :
"De l'image à la décision",
A paraitre chez DUNOD (1987)
- (34) A. ROSENFELD et R.C. SMITH :
"Thresholding using relaxation",
IEEE Trans. on patt. analys. and mach. Intel, 3, 5, 1981,
pp. 598-606
- (35) A. ROSENFELD, R.A. HUMMEL et S.W. ZUCKER :
"Scene labelling by relaxation operations",
IEEE Trans. Syst., man, Cybernetics. 6. 1976, pp. 420-433

- (36) A. ROSENFELD et A.C. KAK :
"Digital picture processing",
New York : Academic press, Vol 2, 1982
- (37) S. PELEG et A. ROSENFELD :
"Determining compatibility coefficients for curve
enhancement relaxation processes",
IEEE Trans. Syst., Man, Cybernetics, 8. 1978, pp. 548-555
- (38) S. PELEG :
"A new probabilistic relaxation scheme"
IEEE Trans. Pattern anal. Mach. Intell. 2, 1980, pp. 362-369
- (39) J. SERRA :
"Image analysis and mathematical morphology",
Academic Press - 1982
- (40) MICLET, GRENIER et KALISZEWSKI :
"Reconnaissance des formes",
Cours E.N.S.T. (1978)
- (41) FREEMAN :
"Computer processing of line drawing Images",
Comp. Survey, vol 6, N° 1 (1974)
- (42) J.L. LELIEVRE :
"Processus d'acquisition et de traitement d'images en
temps réel",
Thèse Docteur Ingénieur - USTL Lille - 1979
- (43) G. HEGRON :
"La Technique du suivi de contour en synthèse d'image",
Techniques et Sciences Informatiques, Vol 4, N° 4, 1985,
pp. 351-358
- (44) G. HEGRON :
"Synthèse d'image : algorithmes élémentaires",
Ed. DUNOD 1985

- (45) S.A. DUDANI :
"Region extraction using boundary following",
in C.H. Chen, Ed. Pattern Recognition and artificial
Intelligence, Academic Press, New York, 1976, pp. 216-232
- (46) R.D. MERILL :
"Representation of contours and regions for efficient
computer search",
C.A.C. M., vol 16, N° 2, 1973, pp. 69-82
- (47) B.D. ACKLAND et N.H. WESTE :
"The edge flag algorithm - A Fill method for Raster
Scan Displays",
I.E.E.E. Trans. Comput. vol C-30, Jan.1981, pp. 41-48
- (48) T. PAVLIDIS :
"Filling algorithms for raster graphics",
Dep. Elec. Eng. and Comput. Sci., Princeton Univ. Princeton.
NJ, Rep. 238, Jan. 1978
- (49) A. DISTANTE et N. VENEZIANI :
"A two-pass Filling algorithm for raster graphics"
C.G.I.P. 20, 1982, pp. 288-295
- (50) D.L. FULTON :
"A plasma-panel Interactive Graphic System".
Proceedings of the SID, 15-2, Second Quarter 1974, pp. 74-80
- (51) G.W. ROMNEY, G.S. WATKINS, et D.C. EVANS :
"Real-time Display of Computer Generated Half-tone
Perspective Pictures",
Proceedings IFIP 1968, North-Holland Amsterdam, 1969,
pp. 973-978
- (52) C. WYLIE, G. ROMNEY, D. EVANS, et A. ERDAHL :
"Half-Tone Perspective Drawings by Computer",
Proceedings Fall Joint Computer Conference. Thompson Books,
Anaheim, Calif. 1967

- (53) F.C. CROW :
"Shadow Algorithms for Computer Graphics",
ACM SIGGRAPH Computer Graphics, vol II, N° 2, Summer 1977,
Proceedings of SIGGRAPH'77, San Jose, pp. 242-248
- (54) A.R. SMITH :
"Tint Fill",
Proc. SIGGRAPH-ACM, Aug. 1979, pp. 276-283
- (55) H. LIEBERMAN :
"How to Color in a Coloring Book",
Comp. Graphics, vol 12, Aug. 1978
- (56) W. NEWMAN and R. SPROULL :
"Principles of interactive Computer Graphics",
New-York : Mc Graw-Hill, 1973
- (57) C.W. REYNOLDS :
"A multiprocessor approach to computer animation",
Undergrad Thesis, Dep. Elec. Eng. and Comput. Sci.,
Mass. Inst. Technol., Cambridge, Aug., 1975
- (58) W.D.D. LITTLE et R. HEUFT :
"An area shading graphics display system",
IEEE Trans. Comput. vol C-28, July 1979 pp. 528-531
- (59) J. BAJON, M. CATTOEN, S.D. KIM :
"Système et méthode d'extraction de caractéristiques
d'images binaires pour des applications en robotique",
4ème congrès AFCET/INRIA -- Reconnaissance des formes
et intelligence artificielle, T.1., Paris, Janvier 1984,
pp. 367-382
- (60) J. BAJON, M. CATTOEN, I. RAKHODAI :
"Extracteur rapide de caractéristiques d'image vidéo
destiné à la robotique",
2ème congrès AFCET/INRIA, Toulouse, 1979
- (61) I. RAKHODAI :
"Etude et réalisation d'un extracteur rapide de
caractéristiques d'image vidéo",
Thèse Docteur-Ingénieur, J.N.P. Toulouse, 1979

- (62) J. RAAMOT :
"Microprocesseur applications of integer arithmetic",
Proc IEEE, vol 66, Feb. 1978, pp. 238-244
- (63) F. MARTINEZ :
"Vers une approche systématique de la synthèse d'images.
Aspect logiciel et matériel",
Thèse d'état, I.N.P. Grenoble, Nov. 1982
- (64) M. AMEZIANE et J.G. POSTAIRE :
"Etiquetage dynamique pour l'extraction de régions par
suivi de contour",
Congrès AFCET/IASTED, "identification et reconnaissance
des formes" - T.2. Toulouse, Juin 1986, pp. 801-818
- (65) M. BASSEVILLE :
"Détection de contours : méthodes et études comparatives",
Annales des télécommunications, 34, N° 11-12, (1979),
pp. 559-579
- (66) A. MARTELLI :
"Edge detection using heuristic search methods",
Computer Graphics and Image Processing, 1, (1972), pp. 169-182
- (67) G.P. ASHKAR et J.W. MODESTINO :
"The contour extraction problem with biomedical applications",
Computer Graphics and Image Processing, 7, N° 3, (1978),
pp. 331-355
- (68) A. ROSENFELD and A.C. KAK :
"Digital Picture Processing",
Academic Press - V.1., (1982), pp. 238-250
- (69) I.E. ABDOU :
"Quantitative methods of edge detection",
USCIPI - Report 830, University of Southern California,
Los Angeles (1978)

- (70) W. PRATT :
"Digital Image Processing",
Wiley - Intersciences, New York, 1978
- (71) L.S. DAVIS :
"A survey of edge detection techniques",
Computer Graphics and Image Processing, 4, (1975), pp. 248-270
- (72) J.M.S. PREWITT :
"Objects enhancement and extraction picture processing
and psychopictories",
Academic Press - New York - 1970
- (73) L.G. ROBERTS : "Machine perception of 3-dimensional
solids. In optical electro-optical information processing",
M.I.T. Press - Cambridge - 1965
- (74) R. KIRSCH :
"Computer determination of the constituent structure of
biological images",
Computer & biomedical research, 4, N° 3, (1971), pp. 315-328
- (75) W. FREI et C.C. CHEN :
"Fast boundary detection : a generalization and a new
algorithm",
IEEE Trans. C, 26, N° 10, (1977), pp. 988-998
- (76) G.S. ROBINSON :
"Edge detection by compass gradient masks",
Computer graphics and image processing, 6, (1977), pp. 492-501
- (77) M. KELLY :
"Edge detection by computer using planning",
Machine Intelligence - Edinburgh Univ. Press, 6, (1971),
pp. 397-409
- (78) S. LATROUS :
"Reconnaissance des formes et classification automatique
du zooplancton par analyse d'images",
Thèse Docteur-Ingénieur - Rennes I - 1984

- (79) U. MONTANARI :
"On the optimal detection of curves in noisy pictures",
Com. of the Assoc. for Comput. Mach., 14, N° 5. (1971),
pp. 335-345
- (80) H. MAITRE :
"Segmentation d'images",
E.N.S.T. Rapport D. 79019 - Octobre 1979
- (81) H. BLUM :
"A transformation for extracting new descriptions of shape",
Models for the perception of speech and visual form.
W. Wathen - Dunn. Ed., MIT Press, 1967 pp. 362-380
- (82) C. ARCELLI, L. CORDELLI et S. LEVIALDI :
"Parallel thinning of binary pictures",
Electron. Lett. 11,7, 1975, pp. 148-149
- (83) H. ENOMOTO, N. YONEZAKI et K. NITTA :
"Schematic representation and perception of curved surface
and picture",
Dept. of Comp. Science, Tokyo, Inst. of Tech., 2-11-1, p. 31
- (84) D.F. ROGERS et J.A. ADAMS :
"Mathematical elements for computer graphics",
Ed. Mc Graw-Hill - 1976
- (85) A. RALSTON et S. HERBERT :
"Mathematical methods for digital computers",
Volume 2 - John Wiley & Sons, INC - 1967
- (86) A.W. NUTBOURNE :
"A cubic spline package Part-2-the mathematics",
Comput. Aided Des., vol 5, N° 1, January 1973
- (87) ADAMS, J. ALAN :
"A comparison of methods for cubic spline curve fitting",
Comput. Aided Des., vol 6, 1974, pp. 1-9

- (88) H.H. DENMAN :
"Smooth cubic spline interpolation fonctions",
Industrial mathematics, J. Ind. Math. Soc ., vol 21,
Part 2, 1971, pp. 55-75
- (89) J.H. AHLBERG, E.N. NILSON, J.L. WALSH :
"The theory of spline and their applications",
Mathematics in science and engineering, V. 38,
Academic Press, 1967
- (90) C. DE BOOR :
"A pratical guide to splines",
Applied mathematical sciences, V. 27, Springer Verlag, 1978
- (91) T. LIEGE :
"Prédétermination de la tâche en robotique par programmation
semi-automatique, représentation et analyse temporelle de
la trajectoire",
Thèse Docteur-Ingénieur U.S.T. Languedoc - 1980
- (92) R.W. HORNBECK :
"Numerical methods",
Edit. Quantum Publishers, INC. 1975
- (93) T. BENNANI :
"Générateur numérique de trajectoires par interpolation
polynomiale",
Thèse 3ème cycle, Orsay, 1975
- (94) M. AMEZIANE, J.G. POSTAIRE et P. BONNET :
"Vision applied to a cutting process in the textile industry",
7th International Conference on Automated Inspection and
Product Control - 25-29 Mars 1985 - Brimingham - Angleterre
- (95) M. AMEZIANE, J.G. POSTAIRE et P. BONNET :
"La vision artificielle appliquée au contrôle de la qualité
et à l'automatisation de la découpe dans l'industrie textile",
Confection 2000, Mai 1985, pp. 108-113.