

50376
1991
164

260475

50376
1991
164

THESE

N° d'ordre 789

présentée à

L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE LILLE

pour obtenir le titre de

DOCTEUR

Spécialité : Automatique

par

Christian ROBE



**SEGMENTATION D'IMAGES PAR
ANALYSE DE CONNEXITE**

**APPLICATION AU CONTROLE QUALITE EN
PRODUCTION HORTICOLE**

Soutenue publiquement le 7 octobre 1991 devant la commission d'examen :

Messieurs

P. VIDAL
P. BAYLOU
M. STAROSWIECKI
J. LUCAS
J.G. POSTAIRE
C. LAURGEAU
C. SION
A.L. NOORDERMEER
Y. LE ROY

Président
Rapporteur
Rapporteur
Rapporteur
Directeur de Recherche
Examineur
Examineur
Examineur
Examineur

REMERCIEMENTS

J'exprime en premier lieu toute ma gratitude à Monsieur P.Vidal, Directeur du Centre d'Automatique de l'Université des Sciences et Technologies de Lille, pour avoir accepté de présider le jury de cette thèse.

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance à Messieurs :

- Staroswiecki, professeur à l'Université de Lille I et directeur de l'AREMI.
 - Baylou, Maître de conférence à l'ENSERB de Bordeaux.
 - Lucas, professeur à l'Institut National Agronomique de Paris.
- pour m'avoir fait l'honneur de juger la qualité de mon travail.

J'ai été très sensible à l'honneur que m'a fait Monsieur Lurgeau, Professeur à l'Ecole des Mines de Paris, en souhaitant participer à ce jury.

Je voudrais adresser un grand merci à Monsieur J. G. Postaire, Professeur à l'Université de Lille, qui est un directeur de recherche avisé, disponible et chaleureux et qui a veillé au bon déroulement de cette étude.

Je remercie chaleureusement Monsieur A.L. Noordermeer, responsable de production dans la société Zaadunie pour avoir accepté de participer à ce jury afin d'y apporter son témoignage.

Je tiens également à exprimer mes plus vifs remerciements à Monsieur C. SION, Maître de Conférence à l'Université de Lille ainsi qu'à Monsieur Y. Le Roy, Professeur agrégé à l'I.U.T de génie mécanique de Villeneuve d'Ascq pour avoir accepté de prendre en charge, dans le cadre de l'AREMI, la réalisation mécanique de la machine.

Je remercie en fin chaleureusement l'ensemble des enseignants ainsi que les étudiants du laboratoire de traitement d'images pour l'ambiance agréable qui y règne et pour le soutien amical qu'ils m'ont témoigné.

TABLE DES MATIERES.

I) DE LA SEGMENTATION DES IMAGES AU CONTROLE QUALITE EN LIGNES DES PRODUITS VEGETAUX.

- 1) INTRODUCTION.
- 2) PRESENTATION GENERALE DU RAPPORT DE THESE.

II) LA SEGMENTATION DES IMAGES PAR SEUILLAGE DES NIVEAUX DE GRIS.

- 1) INTRODUCTION.
- 2) LES TECHNIQUES DE SEUILLAGE GLOBAL.
 - 2-1) Modélisation de l'histogramme des niveaux de gris par des composantes gaussiennes.
 - 2-2) Analyse de l'enveloppe de la fonction de densité.
 - 2-2-1) Analyse de la concavité.
 - 2-2-2) Analyse de courbure.
 - 2-3) Analyse de l'entropie associée à la fonction de densité.
 - 2-4) Analyse des moments associés à la fonction de densité.
 - 2-4-1) méthode de TSAI.
 - 2-4-2) méthode de OSTU.
 - 2-5) Analyse des éléments de la table des occurrences.
 - 2-5-1) Table des occurrences.
 - 2-5-2) Analyse de la table des occurrences.

2-6) Seuillage de l'image par intégrations successives.

2-7) Seuillage de l'image par calculs des moyennes de niveaux de gris par classe.

3) LES TECHNIQUES DE SEUILLAGE LOCAL.

3-1) Application du seuillage local en radiographie.

3-2) Application du seuillage local pour l'analyse d'angiogrammes.

3-3) Application du seuillage local pour l'analyse d'images d'objets identiques.

4) TECHNIQUES DE TRANSFORMATION DES HISTOGRAMMES EN NIVEAUX DE GRIS.

4-1) Histogramme des points de la Q-image.

4-2) Histogramme des points à fort laplacien.

4-3) Histogramme des points à faibles gradients.

4-4) Histogramme des points à fort gradient.

5) TRANSFORMATION NON LINEAIRE DE L'HISTOGRAMME PAR ANALYSE DU MODULE DU GRADIENT.

5-1) Présentation de la méthode.

5-2) Seuil de discrimination entre les points à fort gradient et les points à faible gradient.

5-3) Etude des propriétés de l'histogramme $h_{\text{quotient}}(g_i)$.

5-4) Résultats expérimentaux.

6) CONCLUSION

III) LA SEGMENTATION DES IMAGES PAR EXTRACTION DE REGIONS HOMOGENES.

1) INTRODUCTION.

2) SEGMENTATION DE L'IMAGE PAR FUSIONS SUCCESSIVES DE REGIONS.

2-1) Recherche des régions initiales dans l'image.

2-1-1) recherche des régions initiales par fractionnement de l'image.

2-1-2) recherche des régions initiales par une approximation polynomiale.

2-1-3) recherche des régions initiales par analyse du gradient local.

2-1-4) recherche des régions initiales par une analyse de probabilité.

2-2) Critères de fusion des régions.

2-2-1) fusion par approximation polynomiale.

2-2-2) fusion par analyse du contour des régions.

2-2-3) fusion par analyse du contenu des régions.

3) SEGMENTATION PAR DIVISIONS SUCCESSIVES DE REGIONS.

3-1) Critères de division des régions.

4) CONCLUSION.

IV) LA SEGMENTATION DES IMAGES PAR ANALYSE DE CONNEXITE.

1) INTRODUCTION.

2) DEFINITION DE LA CONNEXITE D'UN ENSEMBLE DE POINTS.

3) DEFINITION DU DEGRE DE CONNEXITE D'UN ENSEMBLE DE POINTS.

4) DEFINITION DE L'HOMOGENEITE DES NIVEAUX DE GRIS.

5) PRESENTATION DE LA METHODE DE SEGMENTATION PAR ANALYSE DE CONNEXITE.

5-1) Décomposition de l'image en ensembles de points de niveaux de gris homogènes.

5-2) Construction de la table des occurrences.

5-3) Construction de la pyramide des degrés de connexité.

5-4) Analyse arborescente de la pyramide des degrés de connexité.

5-5) Segmentation de l'image.

6) ANALYSE DES PERFORMANCES DE LA METHODE.

7) CONCLUSION.

V) LE CONTROLE QUALITE EN PRODUCTION HORTICOLE.

1) PRESENTATION GENERALE.

2) LA CHAINE DE PRODUCTION HORTICOLE.

3) CAHIER DES CHARGES.

3-1) Contrôle qualité des plants.

3-2) L'éjection des plants.

4) DESCRIPTION MECANIQUE DE LA MACHINE DE TRI.

4-1) Zone de réception.

4-2) Zone d'inspection.

4-3) Zone d'éjection.

4-3-1) L'éjection.

4-3-2) La récupération.

5) DESCRIPTION MATERIELLE DE LA MACHINE DE TRI.

5-1) Le système de vision par ordinateur.

5-1-1) La carte ADI (Analog / Digital /Input)

5-1-2) La carte FB (Frame Buffer)

5-1-3) La carte ALU (Arithmetic / Logic / Unit)

5-2) La carte U.C (Unité Centrale).

5-3) La caméra

5-4) L'éclairage.

5-5) L'automate.

6) ANALYSE DU PLATEAU.

6-1) Le mode d'apprentissage.

6-1-1) Décomposition de l'image du plateau en sous-images.

6-1-2) La construction d'un masque binaire.

6-1-3) Ajustement du seuil de rejet.

6-2) Le mode de fonctionnement automatique.

6-2-1) Acquisition de l'image.

6-2-2) Le masque.

6-2-3) Analyse des sous-images.

6-2-4) L'éjection des mottes.

6-3) Le mode de fonctionnement manuel.

6-3-1) L'exécution pas à pas.

6-3-2) L'exécution cycle à cycle.

7) CONCLUSION.

VI) CONCLUSION GENERALE.

BIBLIOGRAPHIE.

*

CHAPITRE I

*

DE LA SEGMENTATION DES IMAGES
AU CONTROLE QUALITE EN LIGNES
DES PRODUITS VEGETAUX

1) INTRODUCTION.

Le travail présenté dans cette thèse a été motivé par un problème de contrôle qualité dans l'agriculture. Si la technique de la vision artificielle commence à être relativement bien maîtrisée pour le contrôle d'aspect en production industrielle, on peut remarquer que peu de réalisations sont actuellement opérationnelles en production agricole. Ce retard est sans doute dû autant à des raisons techniques qu'à des raisons économiques et d'évolution des mentalités.

Sur le plan technique, la grande variabilité des produits végétaux entre espèces et variétés mais également au sein d'une même catégorie constituent un facteur peu favorable à l'automatisation des tâches d'inspection. De plus, la faible valeur des produits agricoles ne justifie que rarement la mise en oeuvre d'installation coûteuse pour en contrôler la qualité. Cependant, dans le secteur de l'horticulture, l'extrême rationalisation du processus de productions des plants a permis de proposer une approche nouvelle en contrôle de la qualité, par intégration d'un système de vision artificielle pour l'examen du degré de croissance et de la conformité des produits avant leur expédition chez les clients.

C'est dans le cadre de cette automatisation que se situent les travaux présentés dans ce mémoire. Les principales difficultés pour extraire des images l'information utile ont été rencontrées au niveau de la segmentation des images, ce qui explique que les principaux apports méthodologiques de ce travail se situent au niveau des premiers traitements subis par l'image.

2) PRESENTATION GENERALE DU RAPPORT DE THESE.

La segmentation est une des phases les plus difficiles des procédures courantes de traitement de l'image. En regroupant en régions les points de l'image qui présentent des propriétés communes, elle engendre une réduction sensible du nombre d'informations à traiter. Mais il faut garder suffisamment d'informations pertinentes pour que l'interprétation sémantique des images reste néanmoins cohérente. La segmentation consiste donc à trouver le juste compromis entre la nécessité de garder les informations indispensables à l'analyse de l'image et le désir de supprimer les informations redondantes ou sans intérêts.

D'une manière générale, la segmentation d'une image I en régions $R_1, R_2, \dots, R_N$ peut se formuler sous la forme des quatres conditions suivantes :

- 1) $\bigcup_{i=1}^N R_i = I$
- 2) $R_i \quad i=1,2,\dots,N$ est connexe.
- 3) $P(R_i) = \text{VRAI}$ pour $i=1,2,\dots,N$
- 4) $P(R_i \cup R_j) = \text{FAUX}$ pour $i \neq j$ et R_i et R_j adjacents.

où P est un prédicat qui est une variable logique indiquant la réalisation d'un ensemble de propriétés.

Les régions $R_1, R_2, \dots, R_N$ définissent une partition de I car chaque point de l'image appartient à une région R_i et la réunion de toutes les régions disjointes R_i redonne l'image. La deuxième condition est relative à la structure des régions. Une région doit être composée de points connexes. Au cours de ce travail, nous serons amené à plusieurs reprises à préciser la notion de connexité d'un ensemble de points.

Les deux dernières conditions expriment la réalisation du prédicat P pour une région R_i de l'image et la non réalisation de ce même prédicat pour la réunion de deux régions R_i et R_j disjointes. Les propriétés qui composent le prédicat P sont diverses, qu'elles procèdent d'une analyse des niveaux de gris, de la couleur, de la texture ou encore d'une interprétation sémantique des scènes.

Nous allons aborder dans ce rapport de thèse trois classes importantes d'algorithmes de segmentation de l'image.

Le second chapitre est consacré à une étude bibliographique des méthodes de **segmentation par seuillage des niveaux de gris**. Les régions sont alors constituées par des points de l'image dont les niveaux de gris se situent entre deux niveaux de gris distincts, appelés seuils. La binarisation est une forme simple de seuillage où le nombre de seuils est égal à un. L'ensemble des points de niveaux de gris inférieurs à ce seuil est alors considéré comme la classe des points du fond et l'ensemble des points de niveaux de gris supérieurs à ce seuil comme la classe des points de la forme. L'analyse des méthodes existantes nous conduit à proposer une nouvelle technique de segmentation basée sur l'analyse de la distribution des niveaux de gris en fonction du

gradient dans l'image. Le calcul des seuils de binarisation est souvent basé sur une analyse de la fonction de densité des niveaux de gris de l'image de sorte qu'il n'est tenu aucun compte de la position des points dans l'image. Cette remarque nous amène à considérer une deuxième classe importante d'algorithmes de segmentation que nous présentons au troisième chapitre.

Au troisième chapitre, nous nous attachons à présenter des méthodes plus particulières de **segmentation par extraction de régions homogènes**. En recherchant dans l'image des régions suffisamment petites pour qu'elles vérifient certaines conditions d'homogénéité, il est possible de construire des régions beaucoup plus grandes en fusionnant celles qui présentent des caractéristiques semblables. A l'inverse, en considérant l'image toute entière comme une grande région non homogène, il est possible en la subdivisant en régions de plus en plus petites de trouver les régions homogènes recherchées. La bibliographie, qui fait l'objet de ce chapitre consacré à la décomposition de l'image en régions homogènes, est présentée en deux volets suivant qu'il s'agit de décomposition par divisions successives ou de décomposition par fusions successives des régions.

Ces méthodes de segmentation prennent en compte la position des points pour extraire de l'image les régions homogènes de sorte qu'on ne peut pas rencontrer de régions constituées de points dispersés dans toute l'image comme cela est possible avec une méthode de segmentation par simple seuillage des niveaux de gris. Entre ces deux classes de méthodes qui privilégient l'une, l'homogénéité des niveaux de gris et l'autre, la répartition des points, nous introduisons dans cette thèse, une troisième classe de méthodes de segmentation de l'image que nous présentons au quatrième chapitre.

Le quatrième chapitre est entièrement consacré à la présentation d'une nouvelle méthode de **segmentation par analyse de connexité**. En prenant en compte conjointement le niveau de gris et la position relative des points, il est possible de définir des procédures de segmentation plus robustes que celles basées uniquement sur l'analyse des niveaux de gris ou sur l'analyse de la position relative des points dans l'image. Les régions constituées par cette nouvelle méthode sont alors composées d'un ensemble de points de niveaux de gris homogènes et présentant de fortes propriétés de connexité.

Finally, in the fifth chapter, we present **the application of image segmentation techniques** which is the main object of this memoir in the field of horticultural production. As we have already indicated, it is in fact the realization of an automatic machine for the control in line of horticultural plants that motivated this study. The segmentation of images of young seedlings observed by a vision system has posed delicate problems of segmentation taking into account the diversity of plant species. The mechanical realization had to take into account the difficulties linked with the manipulation of plant products and their substrate. Finally, the total automation of the control and sorting function of plants has required the integration of the vision system into this new chain of treatment of plant products.

*

CHAPITRE II

*

LA SEGMENTATION DES IMAGES
PAR SEUILLAGE DES NIVEAUX
DE GRIS

1) INTRODUCTION.

Mathématiquement, une image est définie comme une fonction de deux variables x et y [1]. Cette fonction $f(x,y)$ représente le niveau de gris de l'image au point de coordonnées x et y . Une image numérique peut alors être définie sur un réseau de points échantillonnés dont les coordonnées appartiennent à l'ensemble $\mathbb{N}$ des entiers naturels. Les niveaux de gris $f(x,y)$ associés à ces points sont quantifiés sur N valeurs régulièrement espacées appartenant à l'ensemble $G=\{g_1, g_2, \dots, g_N\}$.

$$\begin{array}{rcl} f & : & \mathbb{N} \times \mathbb{N} \longrightarrow G \\ & & (x,y) \longmapsto g_i \end{array}$$

Le seuillage global de l'image consiste alors à déterminer un seuil $T^* \in G$ qui, parmi tous les seuils T possibles, assure la meilleure séparation entre les objets et le fond de l'image. Mais il n'est pas toujours possible de trouver ce seuil particulier qui permet de séparer de manière homogène les objets du reste de l'image. Lorsqu'une image n'est pas éclairée de manière uniforme, quelque soit le seuil T choisi, certains objets apparaissent nettement alors que d'autres sont noyés dans le fond de l'image. Il faut alors définir un ensemble de seuils adaptés à chaque portion d'image considérée. Cette distinction nous amène à considérer deux classes importantes d'algorithmes de seuillage de l'image :

La première classe regroupe l'ensemble des techniques de **seuillage global** de l'image. Lorsqu'il est possible de séparer correctement, à l'aide d'un seuil unique T , les objets du reste de l'image, le seuillage est qualifié de global. Soit $B=\{b_0, b_1\}$, un couple de niveaux de gris associé à cette valeur T du seuil, le seuillage global transforme alors l'image en niveaux de gris I en une image binaire I_B de la manière suivante :

$$I_B(x,y) = \begin{cases} b_0 & \text{si } f(x,y) < T \\ b_1 & \text{si } f(x,y) \geq T \end{cases}$$

La seconde classe regroupe l'ensemble des techniques de **seuillage local** de l'image. Lorsqu'il n'est plus possible de séparer correctement les objets du reste de l'image à l'aide d'un seuil unique T , le seuillage est qualifié de local. Un seuil est alors défini en chaque point (x,y) de l'image en fonction des

caractéristiques locales des points voisins. Une image binaire I_B est alors obtenue par application de la règle suivante:

$$I_B(x,y) = \begin{cases} b_0 & \text{si } f(x,y) < t(x,y). \\ b_1 & \text{si } f(x,y) \geq t(x,y). \end{cases}$$

Soit n_i , le nombre de points qui possèdent le niveau de gris g_i dans l'image. Le nombre total de points de l'image est alors donné par:

$$Q = \sum_{i=1}^N n_i$$

La probabilité d'occurrence (ou d'apparition) des points de niveau de gris g_i dans l'image est alors donnée par:

$$p_i = \frac{n_i}{Q}$$

On sera amené, au cours de ce chapitre, à considérer le niveau de gris g_s associé à la valeur du seuil T de telle sorte que:

$$g_s = T$$

2) LES TECHNIQUES DE SEUILLAGE GLOBAL.

Les techniques de seuillage global permettent de définir un seuil acceptable pour l'ensemble de l'image. Cette valeur particulière de seuil doit permettre d'isoler les objets du reste de l'image. L'approche la plus directe pour déterminer ce seuil consiste à analyser l'ensemble des niveaux de gris. On est alors amené à considérer l'histogramme des niveaux de gris dans l'image.

2-1) Modélisation de l'histogramme des niveaux de gris par des composantes gaussiennes.

L'histogramme des niveaux de gris donne la fréquence d'apparition $h(g_i)$ de chaque niveau de gris g_i dans l'image. Il peut être considéré comme une fonction de densité de probabilité de la population mixte des points constituant les objets et le fond de l'image. Chacune des deux composantes $h(g_i / k)$ $k=1,2$ de la fonction de densité $h(g_i)$ peut être approchée par une distribution normale de valeur moyenne μ_k , d'écart type σ_k et une probabilité a priori H_k (cf la figure II-1).

$$h(g_i) = \sum_{k=1}^2 H_k * h(g_i / k)$$

où
$$h(g_i / k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_k} \exp \left(- \frac{(g_i - \mu_k)^2}{2 \sigma_k^2} \right)$$

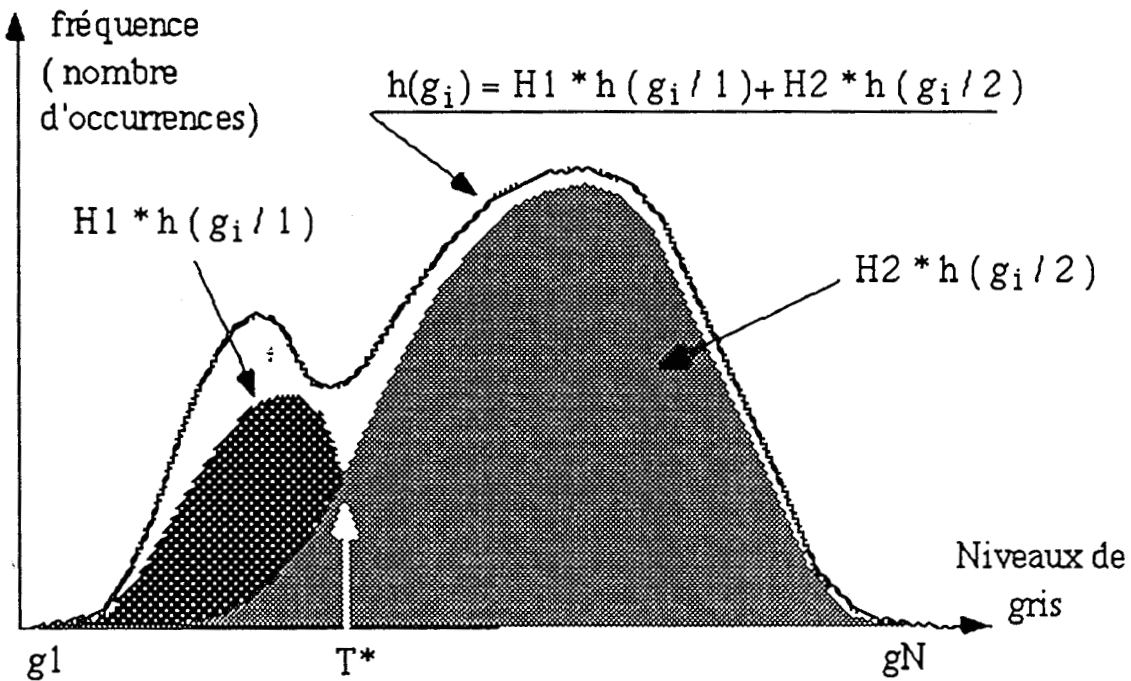


FIGURE N° II-1

La fonction de densité de probabilité $h(g_i)$ de la figure n° II-1 montre que l'image est constituée de deux populations de points qui donnent naissance à deux modes significatifs. Le premier mode significatif correspond à la composante $h(g_i/1)$ de la fonction de densité $h(g_i)$ et le second mode significatif, à la composante $h(g_i/2)$. La théorie de la décision indique que le seuil optimal, c'est à dire celui qui permet de minimiser les erreurs de classification entre les éléments de la classe "plus sombre" des éléments de la classe "plus claire", se situe au niveau du chevauchement entre les deux composantes gaussiennes $h(g_i/1)$ et $h(g_i/2)$. Cette valeur optimale du seuil T^* satisfait l'équation suivante:

$$H_1 * h(g_i/1) = H_2 * h(g_i/2)$$

La résolution de cette équation conduit à une expression développée de la forme:

$$\frac{(g_i - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} + \log_e(\sigma_1^2) - 2 * \log_e(H_1) = \frac{(g_i - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2} + \log_e(\sigma_2^2) - 2 * \log_e(H_2)$$

Cette méthode, qui consiste à placer le seuil au point d'intersection des composantes gaussiennes de la fonction de distribution, est appelée communément "**la méthode des modes**" /2/. Cette méthode est simple mais elle ne donne pas toujours les résultats attendus. En effet, certaines images ont un histogramme des niveaux de gris qui présente des pics inégaux et des vallées larges et peu profondes. Les composantes gaussiennes de la fonction de densité $h(g_i)$ se chevauchent et les paramètres μ_k , σ_k et H_k des distributions normales $h(g_i/k)_{k=1,2}$ sont alors difficilement calculables. Cette méthode, basée sur la recherche de la bimodalité dans l'histogramme, a été appliquée par NAKAGAWA et ROSENFELD /3/ à des portions étroites de l'image afin de limiter la probabilité d'apparition de modes multiples et peu significatifs de la fonction de densité.

KITTLER et ILLINGWORTH /4/ proposent une méthode plus robuste afin de trouver la valeur du seuil T^* qui sépare les modes significatifs de l'histogramme. Cette méthode consiste à considérer chaque niveau de gris de l'ensemble G comme un seuil potentiel. Si l'on considère le niveau de gris g_s associé au seuil global T , on peut approcher chacune des deux populations résultantes dans l'histogramme $h(g_i)$ par des distributions normales $h(g_i/k,T)$ de valeurs moyennes $\mu_k(T)$, d'écart types $\sigma_k(T)$ et de probabilités a priori $H_k(T)$. Les distributions normales $h(g_i/k,T)$ sont alors définies par:

$$h(g_i/k, T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_k(T)} \exp \left(- \frac{(g_i - \mu_k(T))^2}{2 \sigma_k^2(T)} \right) \quad k = 1, 2$$

$$H_1(T) = \sum_{i=1}^S h(g_i)$$

$$H_2(T) = \sum_{i=S+1}^N h(g_i)$$

$$\mu_1(T) = \frac{\sum_{i=1}^S g_i \cdot h(g_i)}{H_1(T)}$$

$$\mu_2(T) = \frac{\sum_{i=S+1}^N g_i \cdot h(g_i)}{H_2(T)}$$

Les modèles paramétriques des deux distributions normales $h(g_i/k, T)$ pour $k=1,2$ peuvent alors être comparés aux estimations non paramétriques des fonctions de densités de probabilité $[h(g_i) / H_k(T)]_{k=1,2}$ associées aux points de l'image appartenant aux classes des objets et du fond. Les modèles estimés paramétriques et non paramétriques permettent de définir, pour l'ensemble des niveaux de gris g_i , une nouvelle probabilité $e(g_i, T)$ que le niveau de gris g_i de l'image en niveau de gris soit remplacé par une valeur binaire correcte dans l'image segmentée. La probabilité $e(g_i, T)$ est définie de la manière suivante:

$$e(g_i, T) = \frac{h(g_i/k, T) \cdot H_k(T)}{h(g_i)} \quad k = \begin{cases} 1 & g_i \leq T \\ 2 & g_i > T \end{cases}$$

Pour chaque seuil T considéré, $e(g_i, T)$ représente le rapport entre la densité estimée par le modèle paramétrique et la densité estimée par le modèle non paramétrique au niveau de gris g_i . Puisque le terme $h(g_i)$ ne dépend ni du seuil T considéré ni de l'indice k de classe, il peut être ignoré pour le calcul de $e(g_i, T)$. La somme des produits de $e(g_i, T)$ par $h(g_i)$, pour l'ensemble des niveaux de gris de G , constitue alors un critère de décision $J(T)$ qui va permettre de mesurer l'écart qui existe entre les deux modèles gaussiens des populations des points de l'objet et du fond de l'image au niveau de seuil T considéré.

$$J(T) = \sum_{i=1}^N h(g_i) \cdot e(g_i, T)$$

Cette expression peut encore se formuler plus simplement de la manière suivante:

$$J(T) = 1 + 2 \left\{ H_1(T) \log_e \sigma_1(T) + H_2(T) \log_e \sigma_2(T) \right\} \\ - 2 \left\{ H_1(T) \log_e H_1(T) + H_2(T) \log_e H_2(T) \right\}$$

Le seuil recherché T^* , qui sépare les modes significatifs de l'histogramme des niveaux de gris, est le seuil qui donne la valeur minimale du critère $J(T)$.

M.C DOUCHEZ et J.-G.POSTAIRE /5/ ont défini la probabilité conditionnelle $e(g_i, T)$ comme la différence, au sens des moindres carrés, entre les densités estimées par les modèles paramétriques et non paramétriques des distributions des niveaux de gris associés à chacune des classes des objets et du fond de l'image.

$$e(g_i, T) = \left\{ h(g_i/k, T) - \frac{h(g_i)}{H_k(T)} \right\}^2 \quad k = \begin{cases} 1 & g_i \leq T \\ 2 & g_i > T \end{cases}$$

2-2) Analyse de l'enveloppe de la fonction de densité.

L'enveloppe de la fonction de densité peut être considérée comme une fonction analytique de la variable g_i des niveaux de gris. Cette considération étant faite, on peut alors être amené à étudier certaines caractéristiques de la fonction, telles la courbure ou la concavité.

2-2-1) Analyse de la concavité.

Il n'est pas facile de trouver la vallée de l'histogramme lorsque les distributions des niveaux de gris des points images du fond et des objets présentent un fort degré de chevauchement. Il est cependant possible de définir une bonne valeur de seuil au niveau de l'épaule qui apparaît parfois sur le plus grand des modes.

L'enveloppe convexe de l'histogramme $h(g_i)$ est défini comme le plus petit polygone convexe $h_c(g_i)$ qui contient $h(g_i)$. Les propriétés de concavité de $h(g_i)$ peuvent alors être analysées en considérant la différence $[h_c(g_i) - h(g_i)]$ pour l'ensemble des niveaux de gris. Les seuils possibles sont les niveaux de gris g_i pour lesquels la courbe de concavité $[h_c(g_i) - h(g_i)]$ présente un maximum local. Cependant, les maximums locaux ne sont pas tous des seuils potentiels car certains d'entre eux résultent de la présence de bruit dans l'image. Un lissage de l'histogramme des niveaux de gris avant le calcul de l'enveloppe convexe $h_c(g_i)$ peut être une solution partielle au problème.

ROSENFELD et DE LA TORRE /6/ proposent, afin d'éliminer les maximums locaux non significatifs dans la courbe de concavité, de calculer un facteur d'équilibre $E(T)$ défini de la manière suivante:

$$E(T) = \sum_{i=1}^S h(g_i) * \sum_{i=S+1}^N h(g_i)$$

$E(T)$ est minimum lorsque $S=1$ ou $S=N$ et atteint un maximum lorsque le seuil se situe au centre d'inertie de l'histogramme, c'est à dire quand les aires à droite et à gauche de g_i sont égales. Les maximums locaux non significatifs se situent généralement sur les flancs des modes significatifs dans l'histogramme de sorte que le facteur d'équilibre $E(T)$ calculé en ces maximums est faible. Le maximum local significatif présente en général le facteur d'équilibre le plus important, ce qui permet de le sélectionner sans ambiguïté.

2-2-2) Analyse de courbure.

La modélisation de l'histogramme des niveaux de gris par deux ou plusieurs distributions normales n'est pas toujours simple à réaliser. L'histogramme ne présente parfois aucune structure modale. BOUKHAROUBA et al. /7/ suggèrent d'étudier la courbure de l'histogramme cumulé $F(T)$ défini de la manière suivante:

$$F(T) = \sum_{i=1}^S h(g_i)$$

La fonction $F(T)$ est peu bruitée car elle résulte de l'addition des densités de probabilité $h(g_i)$ de l'histogramme, densités obtenues par cumuls des points

d'un même niveau de gris. $F(T)$ peut donc être approchée par une fonction polynomiale simple en utilisant la technique des moindres carrés, ce qui facilite l'étude des ses variations. BOUKHAROUBA et al. ont montré que les zéros de la dérivée de la fonction de distribution $F(T)$ correspondent aux seuils recherchés dans l'histogramme $h(g_i)$ des niveaux de gris.

2-3) Analyse de l'entropie associée à la fonction de densité.

L'entropie est une mesure de la dispersion ou du désordre associé à un ensemble fini de données probabilistes. L'entropie est maximale pour un ensemble de L probabilités p_i équiprobables de valeur $p_i=1/L$. L'entropie est minimale pour une probabilité certaine de valeur maximale $p=1$. PUN /8/ propose d'utiliser une mesure de l'entropie pour définir un seuil T dans l'histogramme des niveaux de gris. Pour ce faire, il introduit les deux fonctions d'entropies $E'_N(T)$ et $E'_B(T)$ suivantes :

$$E'_N(T) = - \sum_{i=1}^S p_i \log_e p_i$$

$$E'_B(T) = - \sum_{i=S+1}^N p_i \log_e p_i$$

où $E'_N(T)$ et $E'_B(T)$ peuvent être considérées comme des mesures a posteriori de l'information associée à chacune des régions "claire" et "sombre" de l'image. La valeur de seuil recherchée est obtenue lorsque le maximum de la fonction $E'(T) = E'_N(T) + E'_B(T)$ est atteint. PUN /8-9/ a montré que trouver le maximum de la fonction $E'(T)$ est équivalent à rechercher le maximum de la fonction d'évaluation $E(T)$ définie par :

$$E(T) = \frac{E'_N(T)}{E'(T)} * \frac{\log_e P_T}{\log_e \max [P_1, \dots, P_T]} + \left[1 - \frac{E'_N(T)}{E'(T)} \right] * \frac{\log_e (1 - P_T)}{\log_e \max [P_{T+1}, \dots, P_N]}$$

avec: $P_T = - \sum_{i=1}^S p_i$

Cette approche a été mise en oeuvre et expérimentée par J.N KAPUR et al. /10/ qui proposent une méthode de seuillage de l'image basée également sur le calcul des entropies, mais où les probabilités initiales p_i sont différentes. Elles sont données par:

$$\frac{p_1}{p_T}, \frac{p_2}{p_T}, \dots, \frac{p_T}{p_T}$$

pour les T premières probabilités initiales considérées et par:

$$\frac{p_{T+1}}{1 - p_T}, \frac{p_{T+2}}{1 - p_T}, \dots, \frac{p_N}{1 - p_T}$$

pour les N-T dernières probabilités initiales considérées.

2-4) Analyse des moments associés à la fonction de densité.

Les moments constituent un ensemble de caractéristiques intéressantes à mesurer sur une image en niveaux de gris, mesures qui peuvent conduire à des techniques de seuillage comme celles proposées par Tsai et Otsu.

2-4-1) méthode de TSAI.

TSAI /11/ propose de définir la ou les valeurs de seuils de manière à préserver, après seuillage, les moments d'ordre 1, 2 et 3 calculés pour l'image d'origine. Le moment d'ordre i de la fonction image $f(x,y)$, noté m_i , est défini de la manière suivante:

$$m_i = \left(\frac{1}{Q} \right) \sum_x \sum_y f^i(x, y)$$

Les moments peuvent également être calculés à partir des densités $h(g_j)$ de l'histogramme de l'image de la manière suivante:

$$m_i = \left(\frac{1}{Q} \right) \sum_j h(g_j) (g_j)^i = \sum_j p_j (g_j)^i$$

On se propose de découper l'histogramme des niveaux de gris $h(g)$ en deux classes C_0 et C_1 , de part et d'autre d'une valeur de seuil T . On associe alors à l'ensemble des points de la classe C_0 , le niveau de gris g_0 et à l'ensemble des points de la classe C_1 , le niveau de gris g_1 . Ce partage de l'histogramme génère une image binaire I_B constituée, à gauche de T , de la fraction p_0 des points de niveaux de gris g_0 et à droite de T , de la fraction p_1 des points de niveaux de gris g_1 . Les moments d'ordre 1, 2 et 3 de l'image binaire I_B sont alors donnés par :

$$m_i = \sum_{j=0}^1 p_j (g_j)^i \quad i=1,2,3.$$

On souhaite que les trois premiers moments m'_1, m'_2 et m'_3 calculés pour l'image binaire I_B restent identiques aux trois premiers moments calculés pour l'image en niveau de gris I à savoir : $m'_i = m_i$ pour $i=1,2,3$.

Les trois équations précédentes associées à l'équation $p_0 + p_1 = 1$ nous conduisent au système d'équations suivant:

$$\begin{aligned} p_0 g_0^0 + p_1 g_1^0 &= m_0 \\ p_0 g_0^1 + p_1 g_1^1 &= m_1 \\ p_0 g_0^2 + p_1 g_1^2 &= m_2 \\ p_0 g_0^3 + p_1 g_1^3 &= m_3 \end{aligned}$$

La résolution de ce système d'équations donne la valeur du seuil recherché. Il est à noter que la théorie qui vient d'être exposée peut facilement être étendue au seuillage multimodal.

2-4-2) méthode de OSTU.

Une seconde approche au problème du seuillage de l'image par analyse des moments de l'histogramme a été formulée par OSTU [12]. Les seuils qui assurent la séparation des classes dans l'histogramme doivent être placés de manière à minimiser la dispersion des niveaux de gris des points associés à chacune des classes. La dispersion des niveaux de gris des points à l'intérieur d'une classe peut se mesurer à l'aide du moment centré d'ordre deux, appelé

variance intra-classe. Le moment centré d'ordre deux associé aux niveaux de gris des points appartenant à deux classes différentes est appelé **variance inter-classe**.

OSTU a formulé le problème du seuillage des images en termes de variances. Le seuil qui sépare la classe des points du fond de la classe des points de l'objet doit être placé de manière à minimiser la variance intra-classe. La variance associée à l'ensemble des niveaux de gris des points de l'image est constante et est égale à la somme de la variance intra-classe et de la variance inter-classe. Par conséquent, minimiser la variance intra-classe revient aussi à trouver le maximum de la variance inter-classe. La variance inter-classe associée à deux classes de niveaux de gris différents dans l'histogramme $h(g_i)$, la classe des points foncés et la classe des points clairs, est définie de la façon suivante:

$$\sigma^2(T) = H_N (m_N - m_0)^2 + H_B (m_B - m_0)^2$$

$$\text{où} \quad H_N = \sum_{i=1}^S h(g_i) \quad H_B = \sum_{i=S+1}^N h(g_i)$$

$$H_N m_N = \sum_{i=1}^S i \cdot h(g_i) \quad H_B m_B = \sum_{i=S+1}^N i \cdot h(g_i)$$

$$m_0 = H_N m_N + H_B m_B$$

H_N : probabilité a priori qu'un point de l'image appartienne à la classe des points foncés.

H_B : probabilité a priori qu'un point de l'image appartienne à la classe des points clairs.

m_N : valeur moyenne des niveaux de gris des points de la classe foncée.

m_B : valeur moyenne des niveaux de gris des points de la classe claire.

m_0 : valeur moyenne des niveaux de gris de tous les points de l'image.

$\sigma^2(T)$: La variance inter-classe calculée pour une valeur de seuil T donnée.

L'équation qui donne la variance inter-classe $\sigma^2(T)$ associée aux classes des points foncés et des points clairs dans l'image peut se mettre sous la forme réduite suivante :

$$\sigma^2(T) = H_N m_N^2 + H_B m_B^2 - m_0^2$$

La recherche du seuil optimum T^* qui réalise le maximum du critère de variance $\sigma^2(T)$ se fait de manière exhaustive en évaluant, pour chaque seuil T considéré, les moments d'ordre 1 et d'ordre 2 associés aux classes des points foncés et des points clairs.

REDDI et al. /13/ ont proposé une méthode qui accélère la recherche du seuil qui donne le maximum du critère de variance inter-classe. Le maximum de $\sigma^2(T)$ est donné par le zéro de la dérivée de la fonction $\sigma^2(T)$. Pour réaliser la dérivation du terme $\sigma^2(T)$, il est préférable de considérer la fonction de densité de probabilité continue $h(x)$ représentant la distribution des niveaux de gris plutôt que l'histogramme $h(g_i)$ des valeurs discrètes des niveaux de gris g_i . On peut alors écrire:

$$\sigma^2(T) = \frac{\left[\int_1^T x.h(x).dx \right]^2}{\int_1^T h(x).dx} + \frac{\left[\int_T^\infty x.h(x).dx \right]^2}{\int_T^\infty h(x).dx} - m_0^2$$

$$\frac{\partial \sigma^2(T)}{\partial T} = \frac{\left[\int_1^T x.h(x).dx \right] \left[2T.h(T). \int_1^T h(x).dx \right] - h(T) \left[\int_1^T x.h(x).dx \right]^2}{\left[\int_1^T h(x).dx \right]^2} + \frac{\left[\int_T^\infty x.h(x).dx \right] \left[-2T.h(T). \int_T^\infty h(x).dx \right] + h(T) \left[\int_T^\infty x.h(x).dx \right]^2}{\left[\int_T^\infty h(x).dx \right]^2}$$

Soit en posant :

$$m(T_i, T_j) = \frac{\int_{T_i}^{T_j} x.h(x).dx}{\int_{T_i}^{T_j} h(x).dx}$$

$$\frac{\partial \sigma^2(T)}{\partial T} = h(T) [m(T, \infty) - m(1, T)] * [m(1, T) - m(T, \infty) - 2T]$$

Le terme $[m(T, \infty) - m(1, T)]$ est toujours positif et ne peut jamais s'annuler. Par conséquent, la résolution de l'équation $\partial \sigma^2(T) / \partial T = 0$ nous conduit à la solution suivante :

$$m(1, T) + m(T, \infty) = 2T$$

Des développements analogues conduisent, dans le cas d'une seuillage en trois classes, aux expressions suivantes:

$$\begin{aligned} m(1, T_1) + m(T_1, T_2) &= 2T_1 \\ m(T_1, T_2) + m(T_2, \infty) &= 2T_2 \end{aligned}$$

Cette méthode donne généralement de bons résultats. Néanmoins, dans le cas d'un histogramme unimodal, il a été montré que le seuil optimal trouvé par la méthode se situe au centre du mode, coupant arbitrairement une classe de points de niveaux de gris homogènes en deux parties. KITLER et ILLINGWORTH /14/ ont essayé d'apporter des solutions à ce problème.

2-5) Analyse des éléments de la table des occurrences.

N. AHUJA et al. /15/ proposent une méthode de seuillage global basée sur l'analyse des éléments de la table des occurrences des niveaux de gris des points de l'image.

2-5-1) Table des occurrences.

La table des occurrences T_o à été introduite par R M. HARALICK /16/. C'est un tableau de dimensions $N \times N$, pour une image codée sur N niveaux de gris, où l'élément $T_o(m,n)$ représente le nombre de fois qu'un point de niveau de gris g_m se trouve dans un voisinage défini avec précision d'un point de niveau de gris g_n dans l'image. Cette table (cf la figure n° II-2) est symétrique car la somme des occurrences $T_o(m,n)$ des points de niveaux de gris g_m et g_n est égal à la somme des occurrences $T_o(n,m)$ des points de niveaux de gris g_n et g_m .

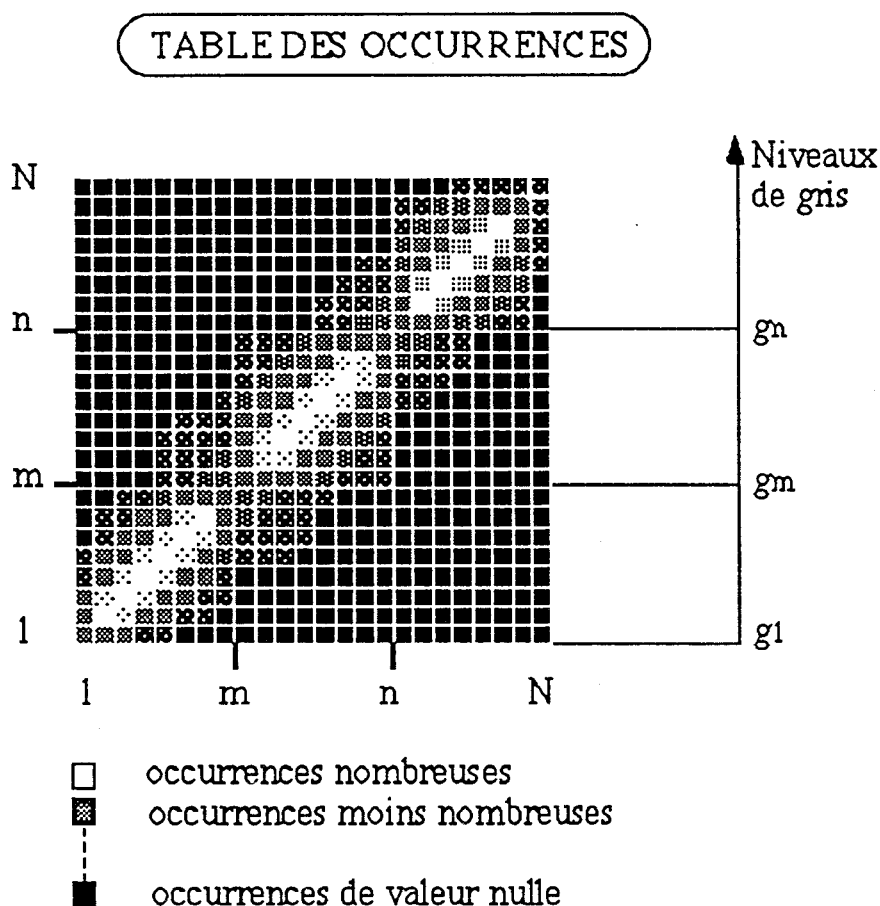


FIGURE N° II-2

Les éléments de la diagonale sont des occurrences de niveaux de gris identiques. La distance d'un élément de coordonnées (m,n) de la table des occurrences T_o à la diagonale principale représente l'écart en niveau de gris entre les points de niveaux de gris g_m et les points de niveaux de gris g_n considérés.

2-5-2) Analyse de la table des occurrences.

Les éléments de la table proche de la diagonale sont des occurrences de points de niveaux de gris proches. Ces points ont, par conséquent, une forte probabilité d'appartenir à des régions homogènes de l'image. A l'inverse, les éléments de la table éloignés de la diagonale sont des occurrences de points de niveaux de gris éloignés. Ces points ont eux une forte probabilité d'appartenir à des régions non homogènes telles les contours des objets dans l'image.

WESZKA et ROSENFELD /17/ proposent, à partir de la table des occurrences, de tracer les variations d'une fonction de coût $C(T)$, fonction de la valeur du seuil T considérée pour segmenter l'image. Supposons qu'un seuil T regroupe l'ensemble des points de niveaux de gris supérieurs à T dans la classe "objet" et l'ensemble des points de niveaux de gris inférieurs à T dans la classe "fond" de l'image. Ce classement partitionne la table des occurrences en quatre quadrants distincts (confère figure II-3):

- Le quadrant -a- formé d'occurrences de points appartenants à l'objet dans l'image. Ces éléments $T_o(i,j)$ de la table sont tels que $g_i > T$ et $g_j > T$.
- Le quadrant -b- formé d'occurrences de points appartenants au fond de l'image. Ces éléments $T_o(i,j)$ de la table sont tels que $g_i \leq T$ et $g_j \leq T$.
- Les quadrants -c- et -c'-, identiques puisque la table est symétrie par rapport à la diagonale, composés d'occurrences de points non caractéristiques, c'est à dire n'appartenants ni à l'objet ni au fond de l'image. Ces éléments correspondent globalement aux points situés aux niveaux des contours entre l'objet et le fond dans l'image. Ces éléments sont tels que $g_i \leq T$ et $g_j > T$ ou $g_i > T$ et $g_j \leq T$.

Découpe de la table des occurrences
en quatre cadrans a, b, c et c'.

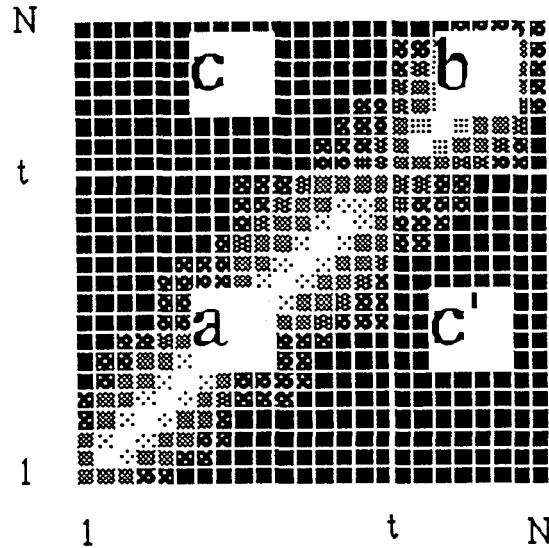


FIGURE N° II-3

La fonction coût $C(T)$ est calculée, pour une valeur de seuil T considérée, en sommant l'ensemble des occurrences situées à l'intérieur du quadrant -c- (ou -c'-). WESZKA et ROSENFELD proposent d'étudier les variations de la fonction de coût $C(T)$ pour l'ensemble des valeurs de seuils T comprises entre g_1 et g_N . Afin de limiter les calculs, ils ont introduit une formule récurrente qui permet de calculer la valeur de $C(T)$ connaissant la valeur de $C(T-1)$.

$$C(T) = C(T-1) - \sum_{i=1}^{T-1} T_o(i, T) + \sum_{j=T+1}^N T_o(T, j)$$

Le seuil recherché est la valeur particulière T^* qui donne le minimum de la fonction de coût $C(T)$. Cette méthode donne de bons résultats pour des images bimodales mais elle ne peut malheureusement pas être étendue, sous cette forme, au seuillage multimodal.

2-6) Seuillage de l'image par intégrations successives.

RIDLER et CALVARD /18/ proposent une méthode itérative de seuillage globale de l'image. Si l'on suppose a priori que l'objet se situe au centre de l'image, les quatres coins sont alors représentatifs du fond de l'image et non de l'objet. Cet a priori peut paraître assez restrictif mais ce cas de figure est souvent vérifié. Un masque binaire construit à partir du modèle constitué des quatres coins en noir et du reste de l'image en blanc va avoir pour rôle d'orienter les points de l'image vers deux intégrateurs:

- Le premier intégrateur accumule les niveaux de gris des points supposés appartenir à l'objet.
- Le second intégrateur accumule les niveaux de gris des points supposés appartenir au fond de l'image.

A l'issue de la première itération, les niveaux de gris accumulés dans chacun des deux intégrateurs sont moyennés et comparés afin de trouver une première valeur de seuil T_0 . Cette valeur permet de définir un nouveau masque binaire qui va de nouveau orienter les points de l'image d'origine vers l'un ou l'autre des deux intégrateurs. Ce processus est itéré jusqu'à ce que les valeurs de seuils successives $T_i, T_{i+1}, T_{i+2}, \dots$ convergent vers une valeur optimale T^* .

La procédure itérative d'intégration des niveaux de gris des points de l'image vers l'un ou l'autre des deux intégrateurs peut paraître longue. En réalité, il s'agit d'un montage matériel qui repose sur les performances actuelles des cartes de traitement d'image. Les intégrateurs, ainsi que le masque, sont des plans mémoires du système reliés par un bus vidéo spécialisé. Chaque itération de la procédure d'intégration dure le temps du transfert d'un plan mémoire sur lui même, à savoir 1/25^{ème} de seconde pour le matériel européen.

2-7) Seuillage de l'image par calculs des moyennes de niveaux de gris par classe.

F.R.DIAS VELASCO /19/ propose une extension de la méthode précédente au seuillage multi-niveaux. Cette méthode comporte quatre étapes successives qui sont les suivantes:

1ère étape : On fait un choix arbitraire de plusieurs valeurs moyennes de niveaux de gris $m_1, m_2, \dots, m_p$ qui vérifient les conditions suivantes : $m_{\min} < m_1 < m_2 < m_3 < \dots < m_p < m_{\max}$, où $[m_{\min}, m_{\max}]$ est le plus petit intervalle ne contenant que des valeurs non nulles de l'histogramme.

2ème étape : On calcule un ensemble de $(p-1)$ seuils $T_1, T_2, T_3, \dots, T_{p-1}$ de la manière suivante :

$$T_i = \text{partie entière} \left[(m_i + m_{i+1}) / 2 \right] \text{ pour } 1 \leq i < p$$

On affecte chaque point de niveau de gris compris dans l'intervalle $[T_{i-1} + 1, T_i]$ à la classe i .

3ème étape : On recalcule les valeurs moyennes $m_1, m_2, \dots, m_p$ à l'intérieur des p classes définies.

4ème étape : Si au moins une des valeurs moyennes a évolué, on retourne à l'étape 2. Dans le cas contraire, le processus est terminé et les valeurs T_i des seuils ainsi définies partitionnent l'histogramme des niveaux de gris en classes de niveaux de gris correspondant à différents types de régions dans l'image.

Cette méthode est simple et séduisante mais le nombre de classes obtenu à la fin de la procédure est généralement fonction du nombre de valeurs moyennes choisies au départ pour partitionner l'histogramme.

La méthode de seuillage proposée par F.R VELASCO ainsi que celles présentées au cours de ce paragraphe consacré aux méthodes de seuillage global de l'image sont généralement rapides, mais il n'est pas toujours possible de trouver un seuil unique pour toute l'image, surtout lorsqu'elle est mal éclairée. On a alors généralement recours à des méthodes de seuillage plus sophistiquées, plus lentes mais aussi plus performantes.

3) LES TECHNIQUES DE SEUILLAGE LOCAL.

Le seuillage local n'est pas une technique à opposer aux techniques de seuillage global de l'image. C'est une approche différente au même problème du seuillage en analyse d'images. Le seuillage global permet de séparer correctement les objets du fond de l'image lorsque ces derniers occupent une plage de niveaux de gris différente de la plage des niveaux de gris des points du fond de l'image. Cette situation favorable ne se présente que très rarement pour les applications industrielles, car le niveau de gris g_i au point de coordonnées (x,y) est fonction de la réflectance et de l'éclairement de l'objet dans l'image.

La réflectance au point (x,y) dépend de la nature de l'objet (métal, matière plastic, etc...) d'une part, et de l'orientation de la surface de l'objet vis à vis du dispositif d'éclairage, d'autre part.

L'éclairement au point (x,y) est liée à la disposition des sources lumineuses. Un éclairage homogène et uniforme d'une scène est très difficile à réaliser. L'intensité lumineuse rayonnée diminue lorsque l'on s'éloigne de l'axe médian d'une lampe. Avec une table d'éclairage, on crée artificiellement des ombres lorsque des rayons lumineux en provenance de différentes sources d'éclairage se chevauchent. Des réflecteurs peuvent être disposés autour des sources lumineuses pour filtrer et adoucir les rayons incidents mais leur positionnement sont sources de problèmes.

En milieu industriel, la scène observée se compose souvent d'objets identiques disposés sur un fond non homogène. Un exemple type est le contrôle qualité de pièces métalliques (clefs, engrenages, roulements,...) défilant sur un tapis roulant. Pour des objets identiques, le niveaux de gris moyen peut varier sensiblement selon leur orientation par rapport à la source d'éclairage. De plus, l'éclairage de la scène ne peut généralement pas être contrôlé comme il peut l'être dans un laboratoire d'université. Dans ces conditions, la fonction de distribution des niveaux de gris de l'image ne peut être bimodale, rendant les techniques de seuillage global de l'image inappropriées. Il faut alors faire appel aux techniques de seuillage local afin de retrouver les objets dans l'image. L'idée commune à ces techniques est de diviser l'image globale en sous-images et d'utiliser des techniques classiques de seuillage global au niveau de chacune des sous-images.

3-1) Application du seuillage local en radiographie.

CHOW et KANEKO /20/ suggèrent d'utiliser des fenêtres de 7 pixels sur 7 pixels pour une application du seuillage local d'images en radiographie médicale. Un seuil est ajusté pour chaque fenêtre de l'image qui présente un histogramme bimodal selon la méthode des modes /2/. Pour les fenêtres qui présentent un histogramme non bimodal (unimodal ou multi-modal), le seuil est calculé par interpolation bilinéaire avec les seuils définis dans les fenêtres adjacentes.

Cette technique est très sensible à l'ajustement de la taille des fenêtres. Si celles-ci sont trop petites par rapport aux objets de l'image, de nombreuses fenêtres seront totalement centrées sur des zones homogènes de l'image et on ne dispose que de peu de seuils pour effectuer l'interpolation. A l'inverse, si les fenêtres sont trop grandes par rapport aux objets, les variations de seuils obtenues par interpolation bilinéaire seront trop lisses pour refléter fidèlement les variations de l'éclairement. NAKAGAWA et ROSENFELD /3/ ont amélioré la méthode en considérant des techniques de seuillage bimodales et trimodales sur les fenêtres de l'image.

3-2) Application du seuillage local pour l'analyse d'angiogrammes.

FERNANDO et MONRO /21/ proposent une technique de seuillage local différente appliquée à l'analyse d'angiogrammes. Les angiogrammes sont une photographie aux rayons X de vaisseaux sanguins après injection de substances opaques dans les veines. Les techniques classiques de seuillage global se sont révélées inefficaces pour ce type de problèmes. Les histogrammes d'images d'angiogrammes sont complexes, les modes nombreux et irréguliers. FERNANDO et MONRO ont réalisé un partitionnement de l'image d'origine en 16 sous-images distinctes. L'application de l'algorithme de PUN /8-9/, basé sur le calcul de l'entropie de l'histogramme, a permis de définir un seuil pour chacune des sous-images. L'image finale (composée des 16 sous-images segmentées) est alors convoluée, de manière très classique, par un filtre passe-bas afin d'éliminer les discontinuités aux frontières de chaque sous-image. Ici encore, la taille des fenêtres est fonction de la nature de l'image à seuiller.

3-3) Application du seuillage local pour l'analyse d'images d'objets identiques.

AMEZIANE et POSTAIRE /22-23/ proposent une technique de seuillage locale de l'image basée sur la partitionnement de l'histogramme des niveaux de gris en intervalles de mêmes largeurs. Cette technique a été expérimentée sur des images composées de plusieurs objets identiques disposés aléatoirement sur un fond uniforme sans chevauchement.

La première étape de la méthode consiste à partitionner l'histogramme des niveaux de gris $h(g_i)$ en k intervalles identiques de largeurs $[N/k]$. Les extrémités de ces intervalles définissent des seuils situés aux positions respectives $\{ p \cdot (N / k) \}$ avec $p = 1, 2, \dots, k$. Pour plus de simplicité, on note le seuil située à l'extrémité du $p^{\text{ième}}$ intervalle T_p .

L'image est alors seuillée aux k niveaux de gris correspondants aux k seuils précédemment définis. La première image binaire permet d'isoler les points de niveaux de gris compris entre T_0 et T_1 . La $p^{\text{ième}}$ image binaire permet d'isoler les points de niveaux de gris compris entre T_p et T_{p+1} . Puisque le nombre d'intervalles ainsi que leur largeur sont définis de manière empirique par l'opérateur, les images binaires issues du partitionnement de l'histogramme ne permettent pas systématiquement d'extraire les objets que l'on cherche à isoler. Certaines images binaires ne contiennent qu'une fraction de certains objets alors que d'autres contiennent des régions qui englobent des objets et une partie du fond. Néanmoins, il apparaît qu'un nombre raisonnable d'objets sont isolés de manière correcte.

La seconde étape de la procédure consiste à relever, pour chacune des régions présentes dans les images binaires, des paramètres qui vont permettre de les identifier. Ces paramètres sont le périmètre et la surface et vont constituer les deux composantes d'un vecteur caractéristique des régions mises en évidence. La fonction de densité de probabilité associée à la distribution de ces vecteurs caractéristiques fait apparaître deux modes significatifs:

- Le premier mode est situé au voisinage de l'origine et correspond à un ensemble de très petites régions, isolées, réparties sur toute l'image et assimilées à du bruit.

- Le second mode correspond à l'ensemble des autres régions extraites de l'image. Ces régions ont une forme assez proche de la forme des objets que l'on cherche à isoler.

Le centre d'inertie du second mode de la fonction de densité constitue alors une bonne approximation des caractéristiques moyennes "périmètre et surface" des objets à identifier dans l'image. Cette modélisation non supervisée de la forme des objets à identifier permet de ne conserver, dans chacune des images binaires, que les régions les plus semblables à ce modèle défini par le périmètre et la surface. Une image synthétique binaire, regroupant les silhouettes de chacun des objets associées à leur meilleur seuillage est alors formée en fin de procédure. Cette méthode, qui a donné de bons résultats dans le cadre d'une automatisation dans l'industrie textile /23/, est malheureusement limitée à la binarisation d'images d'objets rigoureusement identiques.

4) TECHNIQUES DE TRANSFORMATION DES HISTOGRAMMES EN NIVEAUX DE GRIS.

Nous avons vu que l'analyse de l'histogramme des niveaux de gris ne permet pas toujours de séparer les objets du fond de l'image. Que la méthode utilisée soit locale ou globale, elle repose souvent sur l'hypothèse que les histogrammes analysés présentent une structure bimodale. On se propose de montrer, au travers de quelques exemples, qu'il est possible, par la prise en compte d'informations supplémentaires, d'améliorer les performances des procédures de seuillage par modification de l'histogramme des niveaux de gris. L'idée générale des techniques de transformation d'histogramme est de pondérer la contribution de chaque point de l'image par une fonction des caractéristiques observées dans le proche voisinage de ce point. Le gradient local, calculé en chaque point, peut être une caractéristique intéressante à exploiter.

4-1) Histogramme des points de la Q-image.

A. Y. WU et al. /24/ proposent de modifier l'histogramme des niveaux de gris sur la base d'une analyse des "Quadrees" dans l'image. La méthode des Quadrees est une technique de subdivision de l'image en quadrants suivant un critère de dispersion des niveaux de gris à l'intérieur de chacun des quadrants. A l'étape initiale, l'image est divisée de façon arbitraire en quadrants de tailles identiques. Puis, de manière itérative, chaque quadrant pour lequel l'écart type en niveau de gris est important est redivisé en quatre, jusqu'à atteindre une valeur de l'écart type acceptable.

Lorsque le processus de division est terminé, les points à l'intérieur d'un même quadrant se voient attribuer le niveau de gris moyen des points qui appartiennent à ce quadrant. L'image résultante est appelée une "Q-image". L'histogramme d'une Q-image possède alors des modes plus accentués car l'affectation d'un niveau de gris moyen par quadrant a pour effet de réduire la dispersion en niveau de gris à l'intérieur des régions homogènes.

Une seconde possibilité d'améliorer les propriétés de l'histogramme est basée sur le fait que pour les zones de contours dans l'image, les quadrants sont de plus petites tailles. L'histogramme des points de quadrants de grandes et moyennes tailles sera caractérisé par un creusement de la vallée séparant les objets du fond, ce qui facilite la recherche du seuil. A l'opposé, l'histogramme des points des quadrants de petites tailles présentera un mode unique, composé des points de contours dont les niveaux de gris se situent entre le niveau de gris moyen des points du fond et le niveau de gris moyen des points de l'objet dans l'image. Placer le seuil au niveau de gris correspondant au sommet du mode semble être un critère de choix raisonnable.

4-2) Histogramme des points à fort laplacien.

WESZKA et al. /25/ proposent une solution qui est basée sur l'application d'un opérateur du second ordre, le laplacien. L'opérateur laplacien appliqué au signal de la figure n° II-4 donne des valeurs nulles le long de la rampe et des valeurs élevées au pied et au sommet de celle-ci.

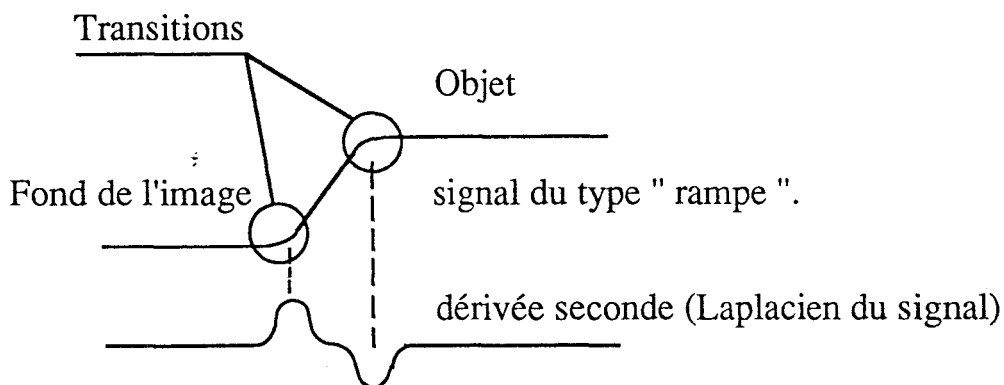


FIGURE N° II-4

Si les transitions entre le fond de l'image et les objets sont de ce type, les points situés au niveau des transitions du signal (comme indiquées sur la figure

ci-dessus) auront des valeurs de Laplacien élevées. L'histogramme des points à fortes valeurs du laplacien présentera par conséquent deux pics prononcés correspondant aux niveaux de gris moyens du fond et de l'objet. La vallée sera relativement profonde car les points situés au niveau des contours ont généralement des valeurs du laplacien très faibles, voir nulles. Les modes de l'histogramme auront, de plus, des aires relativement proches même si l'objet et le fond occupent des superficies très inégales dans l'image. En effet, les zones frontières qui séparent le fond de l'objet et qui ont des valeurs du laplacien élevées sont communes, par définition de la frontière, au fond et à l'objet.

4-3) Histogramme des points à faibles gradients.

Le seuil est placé, lorsque cela est possible, au creux de la vallée dans l'histogramme des niveaux de gris. Mais il est fréquent que la vallée soit masquée par des occurrences des points dont les niveaux de gris se situent entre le niveau de gris moyen des objets et le niveau de gris moyen du fond. Afin de creuser la vallée, MASON et al. /26/ proposent de pondérer le niveau de gris de chaque point par une fonction de la valeur du gradient calculé dans le voisinage immédiat de celui-ci. Les points qui composent l'objet et le fond de l'image ont généralement des valeurs de gradient faibles et se verront attribuer une pondération proche de l'unité. Les points situés sur les contours ont des valeurs de gradient élevées et se verront attribuer une pondération voisine de zéro. Le poids affecté à chaque point de l'image est calculé de la manière suivante:

$$p_{xy} = \frac{1}{1 + \Delta_{xy}}$$

où Δ_{xy} est une mesure du gradient au point de coordonnées (x,y) dans l'image.

A l'issue de cette transformation, les vallées de l'histogramme sont en générale plus profondes et les modes sont plus prononcés, ce qui rend le placement des seuils plus simple.

4-4) Histogramme des points à fort gradient.

KATZ /27/ propose une solution qui est duale de la précédente. KATZ suggère de calculer l'histogramme des points ayant une valeur de gradient élevée. L'histogramme des points à forts gradients sera alors constitué d'un pic unique situé à un niveau de gris intermédiaire entre le niveau de gris moyen du fond et le niveau de gris moyen de l'objet dans l'image. Placer le seuil au niveau du sommet du pic permet en général de séparer de manière assez satisfaisante les objets du fond de l'image.

5) TRANSFORMATION NON LINEAIRE DE L'HISTOGRAMME PAR L'ANALYSE DU MODULE DU GRADIENT.

Les points qui appartiennent à un même objet présentent, en générale, des variations de niveaux de gris assez faibles. Par conséquent, si un point d'un objet de l'image présente un niveau de gris g_i , il y a une forte probabilité pour que ses voisins immédiats présentent également le niveau de gris g_i ou un niveau de gris très proche de g_i . Cette probabilité a tendance à décroître en fonction de l'éloignement de ces voisins. A l'opposé, les points de contours associés aux différents objets de l'image présentent des variations de niveaux de gris plus importantes. Si un point de contour présente un niveau de gris g_i , il y a une faible probabilité pour que certains de ses voisins immédiats présentent également le niveau de gris g_i ou un niveau de gris proche de g_i . Cette propriété permet donc de différencier les points situés à l'intérieur des objets des points situés au niveau des contours de ces mêmes objets. Dans ce sens, nous proposons une autre méthode de transformation de l'histogramme qui va permettre d'accentuer de manière significative, la séparation des modes.

5-1) Présentation de la méthode.

L'histogramme des niveaux de gris peut être décomposé en la somme de l'histogramme des niveaux de gris des points à faible gradient /26/ et de l'histogramme des niveaux de gris des points à fort gradient /27/. Ainsi, pour chaque niveau de gris g_i , la probabilité d'apparition $h(g_i)$ de points de niveau de gris g_i dans l'image peut se mettre sous la forme suivante:

$$h(g_i) = h_{\text{fort}}(g_i) + h_{\text{faible}}(g_i)$$

où $h_{\text{fort}}(g_i)$ représente la probabilité d'apparition de points à fort gradient et $h_{\text{faible}}(g_i)$, la probabilité d'apparition de points à faible gradient.

Les points de niveau de gris g_i qui appartiennent à l'intérieur des objets sont caractérisés généralement par un terme $h_{\text{faible}}(g_i)$ plus élevé et par un terme $h_{\text{fort}}(g_i)$ plus faible. A l'inverse, les points de niveau de gris g_i qui appartiennent aux contours de ces mêmes objets sont caractérisés par un terme $h_{\text{faible}}(g_i)$ plus faible et par un terme $h_{\text{fort}}(g_i)$ plus élevé. Les caractéristiques de chacun de ces deux histogrammes ont déjà été étudiées séparément par MASON /26/ et par KATZ /27/. Mais il peut être intéressant, afin de mettre en évidence les propriétés photométriques de l'image, de considérer conjointement l'un et l'autre de ces deux histogrammes.

Nous proposons donc une nouvelle approche dans laquelle nous calculons, pour chaque niveau de gris g_i , le quotient de l'histogramme des points à faible gradient par l'histogramme des points à fort gradient. L'analyse détaillée des propriétés de ce nouvel histogramme (paragraphe 5-3) montre qu'il possède des modes plus prononcés que les modes de l'histogramme des niveaux de gris classique. Ce nouvel histogramme, que nous baptiserons *histogramme quotient* $h_{\text{quotient}}(g_i)$, est alors défini pour chaque niveau de gris g_i par:

$$h_{\text{quotient}}(g_i) = \frac{h_{\text{faible}}(g_i)}{h_{\text{fort}}(g_i)} \quad \text{pour } i = 1, N$$

5-2) Seuil de discrimination entre les points à fort gradient et les points à faible gradient.

Afin de différencier les points à faible gradient qui constituent l'histogramme $h_{\text{faible}}(g_i)$ des points à fort gradient qui constituent l'histogramme $h_{\text{fort}}(g_i)$, un seuil est nécessaire. Ce seuil doit être placé de manière à ce que les termes $h_{\text{quotient}}(g_i)$ aient un sens, c'est à dire de manière à ce que la somme des occurrences des points de niveaux de gris g_i à faible gradient soit comparable à la somme des occurrences des points de niveaux de gris g_i à fort gradient. L'expérience montre que dans une image, les occurrences de points qui possèdent des niveaux de gris g_i et g_j très différents (forts gradients) sont peu nombreuses comparées aux occurrences de points qui

possèdent des niveaux de gris g_i et g_j proches (faibles gradients). Par conséquent, nous suggérons de donner au seuil du gradient la valeur 0, c'est à dire de diviser l'histogramme des points à gradient nul par l'histogramme des points à gradient non nul. Néanmoins, des résultats similaires peuvent être obtenus en donnant la valeur 1 au seuil du gradient.

Ce nouvel histogramme quotient possède alors des propriétés intéressantes qui vont permettre d'améliorer la segmentation des images par seuillage des niveaux de gris. Nous proposons, afin de mettre en évidence certaines de ces propriétés, l'étude qui suit.

5-3) Etude des propriétés de l'histogramme $h_{\text{quotient}}(g_i)$.

La somme des occurrences des points de niveau de gris g_i à forts gradients et des occurrences des points de niveau de gris g_i à faibles gradients est égale à la somme totale $h(g_i)$ des occurrences de points de niveau de gris g_i dans l'image. Par conséquent, le terme général $h_{\text{quotient}}(g_i)$ du nouvel histogramme peut se mettre sous la forme suivante:

$$h_{\text{quotient}}(g_i) = \frac{h_{\text{faible}}(g_i)}{h(g_i) - h_{\text{faible}}(g_i)}$$

$$\text{avec } h(g_i) = h_{\text{faible}}(g_i) + h_{\text{fort}}(g_i)$$

En posant, afin d'alléger l'écriture, $h_q(g_i) = h_{\text{quotient}}(g_i)$ et $h_f(g_i) = h_{\text{faible}}(g_i)$, les termes $h_{\text{quotient}}(g_i)$ se mettent sous la forme générale:

$$h_q(g_i) = \frac{h_f(g_i)}{h(g_i) - h_f(g_i)}$$

Lorsque $h_f(g_i)$ se rapproche de zéro, c'est à dire lorsque les points de niveau de gris g_i ont, en majorité un gradient élevé, le terme générale $h_q(g_i)$ tend vers zéro. A l'inverse, lorsque $h_f(g_i)$ se rapproche de $h(g_i)$, c'est à dire lorsque les points de niveau de gris g_i ont, en majorité un gradient très faible, le terme $h_q(g_i)$ tend vers l'infini. La figure n° II-5 donne l'allure générale des variations de $h_q(g_i)$ pour g_i fixé, et pour $h_f(g_i)$ variant de 0 (aucun point de

niveau de gris à gradient faible) à $h(g_i)$ (tous les points de l'image de niveau de gris g_i à gradients faibles).

Analyse du terme général
de l'histogramme $h_q(g_i)$.

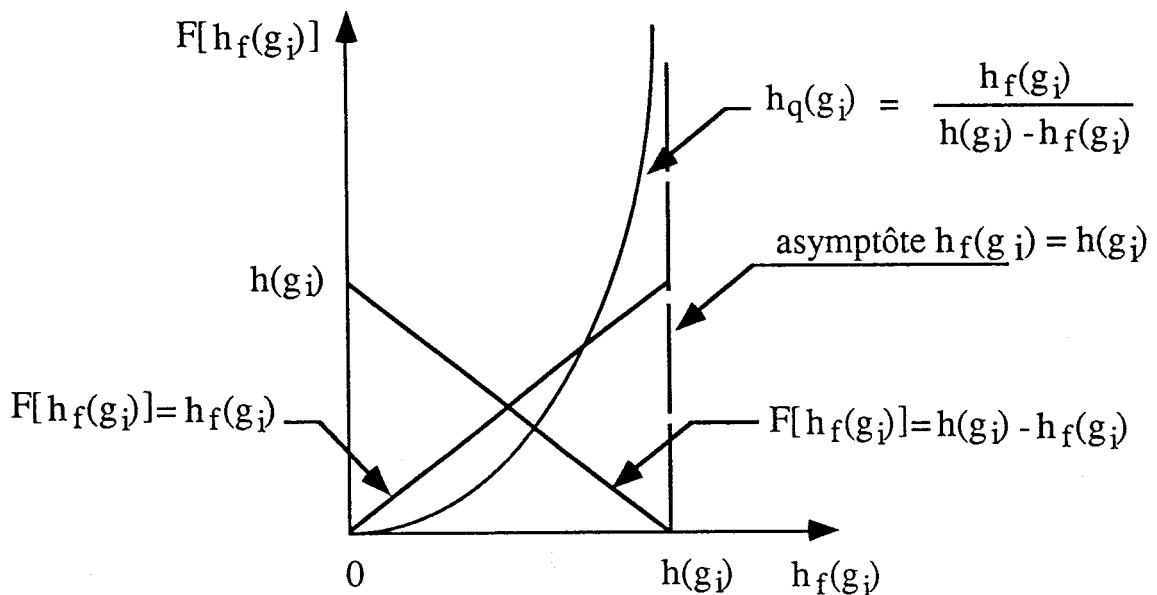


FIGURE N° II-5

Le comportement asymptotique du terme $h_q(g_i)$ est à comparer aux comportements linéaires du numérateur $h_f(g_i)$ et du dénominateur $[h(g_i) - h_f(g_i)]$, qui sont respectivement le terme général de l'histogramme transformé par la technique de MASON /26/ et le terme général de l'histogramme transformé par la technique de KATZ /27/. Cette non linéarité est la caractéristique essentielle de cette nouvelle méthode de transformation de l'histogramme. Elle accentue le contraste entre les points qui appartiennent aux objets et pour lesquels le terme $h_f(g_i)$ est grand ($h_f(g_i)$ est proche de $h(g_i)$) et les points qui appartiennent aux contours de ces mêmes objets et pour lesquels le terme $h_f(g_i)$ est plus petit ($h_f(g_i)$ est proche de zéro). Les modes de ce nouvel histogramme sont ainsi mieux séparés, les vallées plus profondes, ce qui permet de fiabiliser les techniques de seuillage des images par analyse de l'histogramme de leurs niveaux de gris.

5-4) Résultats expérimentaux.

Afin d'illustrer la méthode, nous avons choisi une image de végétaux (figure n° II-7) car les plantes sont le support du travail que nous présentons au cinquième chapitre de ce rapport de thèse. Ce végétal est une branche de pin que nous avons volontairement posée sur un fond de niveaux de gris proches de celui du végétal afin d'obtenir un histogramme unimodal. En effet, montrer les résultats de la transformation non linéaire sur un histogramme bimodal ne présentait pas d'intérêt puisque le seuillage par des techniques que nous avons rappelées dans ce chapitre ne pose généralement pas de problème. La figure n° II-8 présente donc l'histogramme des niveaux de gris associé à cette image avec en surimpression, l'histogramme des points à faible gradient.

La figure suivante présente séparément l'histogramme des niveaux de gris $h(g_i)$ (figure n° II-9-a), et l'histogramme quotient $h_q(g_i)$ (figure n° II-9-b). On voit apparaître sur ce dernier plusieurs modes significatifs qui permettent de placer des seuils aux creux de chacune des vallées.

$S1=35$ (sur l'échelle des niveaux de gris)

$S2=50$ (sur l'échelle des niveaux de gris)

$S3=75$ (sur l'échelle des niveaux de gris)

Les images des figures II-10-a, II-10-b, II-10-c et II-10-d représentent les points de l'image originale II-7 dont les niveaux de gris sont respectivement inférieurs à $S1$, compris entre $S1$ et $S2$, compris entre $S2$ et $S3$ et compris entre $S3$ et le niveaux de gris maximum 255 de l'image d'origine. On constate que sur chacune de ces quatre images, on retrouve des composantes connexes représentatives des éléments de l'image originale tels que les aiguilles, les branches, le fond, les ombres, etc...

La figure n° II-11 présente finalement l'image complète seuillée aux niveaux de gris respectifs 35, 50 et 75. Le résultat est d'autant plus intéressant que l'essentiel des niveaux de gris des points de l'image étaient contenus dans une plage de niveaux de gris restreinte, qui va du niveau 30 au niveau 70, l'histogramme des niveaux de gris de la figure n°II-9-a le montre.

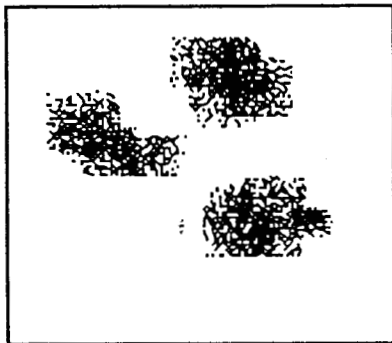
On peut également remarquer que l'histogramme quotient présente un aspect discontinu et très irrégulier. Les brusques variations d'intensité entre deux niveaux de gris proches ou consécutifs expriment en fait, une grande sensibilité aux variations de niveaux de gris des points dans l'image liée à la non linéarité et au comportement asymptotique des termes $h_{\text{quotient}}(g_i)$. Plus

riche et plus complet que l'histogramme des niveaux de gris, l'histogramme quotient va, par conséquent, permettre de fiabiliser les procédures classiques de segmentation par seuillage des niveaux de gris.

6) CONCLUSION

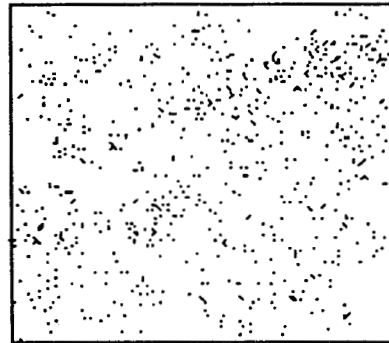
Les techniques de segmentation que nous venons de présenter sont basées essentiellement sur l'analyse de la fonction de distribution des niveaux de gris des points de l'image. Mais la répartition des points dans l'image ainsi que leur position relative les uns par rapport aux autres sont d'autres caractéristiques intéressantes pour l'analyse de l'image. En effet, la définition classique d'une région comme un ensemble de points de l'image qui présentent le même niveau de gris ou appartiennent à une plage restreinte de niveau de gris, ne contient pas la notion fondamentale de connexité. On peut très bien envisager des points de niveaux de gris semblables, isolés et dispersés sur toute l'image et qui ne forment pas une région connexe. La figure n°II-6 montre comment des points de niveaux de gris voisins peuvent être disposés les uns à côté des autres pour former plusieurs régions connexes (figure n°II-6-a) ou, à l'opposé, peuvent être dispersés et isolés sans aucune structure ni cohésion apparente (figure n°II-6-b).

Figure II-6-a



Points regroupés en trois régions distinctes.

Figure II-6-b



Points dispersés dans toute la portion d'image.

FIGURE N° II-6

Les méthodes de classifications appliquées à la segmentation par analyse de la distribution des niveaux de gris seraient mises en défaut dans de telles

situations /1, 2/. Nous allons donc présenter au chapitre III, des techniques de segmentation de l'image qui privilégient les propriétés de connexité des points à l'intérieur d'une même région.



FIGURE n° II-7 (image d'une branche de pin en 256 niveaux de gris)



FIGURE n° II-8

- Histogramme des points à faible gradient (en grisé)
- Histogramme des niveaux de gris de l'image (en noir)

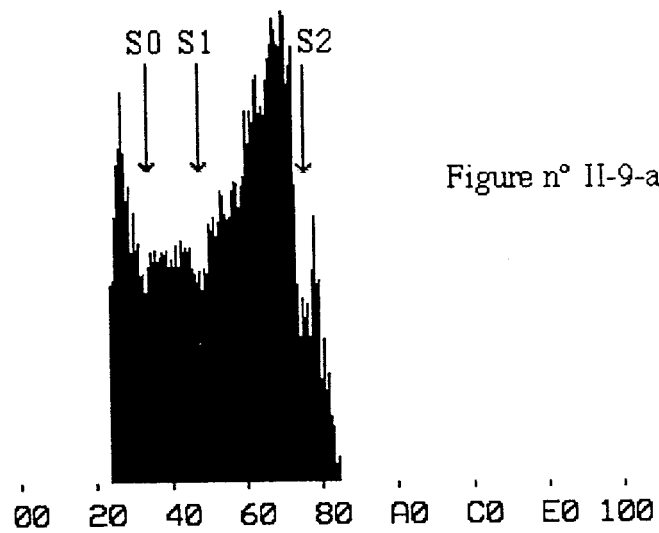


Figure n° II-9-a

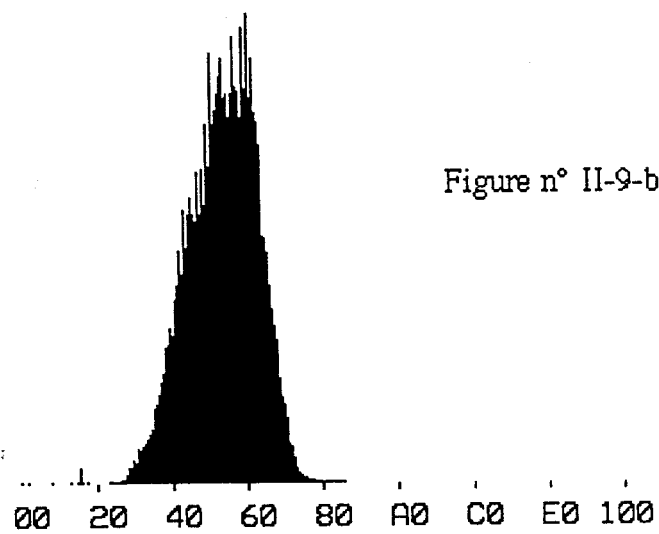


Figure n° II-9-b

FIGURE n° II-9

- (a) Histogramme quotient $h_{\text{quotient}}(g_i)$
- (b) Histogramme des niveaux de gris $h(g_i)$

Seuil S1	:	35
Seuil S2	:	50
Seuil S3	:	75



FIGURE n° II-10-a (ensemble des points de niveaux de gris compris entre le niveau minimum 0 et S1)



FIGURE n° II-10-b (ensemble des points de niveaux de gris compris entre S1 et S2)



FIGURE n° II-10-c (ensemble des points de niveaux de gris compris entre S2 et S3)



FIGURE n° II-10-d (ensemble des points de niveaux de gris compris entre S3 et le niveau maximum 255)



FIGURE n° II-11 (segmentation globale de l'image d'origine aux seuils respectifs S1,S2 et S3)

*

CHAPITRE III

*

LA SEGMENTATION DES IMAGES PAR
EXTRACTION DE REGIONS
HOMOGENES

1) INTRODUCTION.

Les techniques de segmentation qui viennent d'être présentées au chapitre précédent reposent essentiellement sur une analyse plus ou moins sophistiquée de la distribution des niveaux de gris des points de l'image au détriment des propriétés de connexité qui n'interviennent en général qu'en second lieu afin de s'assurer que les régions définies par des plages de niveaux de gris ne sont pas trop éclatées ou dispersées. Nous allons aborder dans ce chapitre des techniques de segmentation qui, à l'inverse, privilégient le concept de connexité entre les points de chaque région au détriment des propriétés photométriques qui pourront intervenir en second lieu afin d'assurer aux régions une certaine homogénéité de leurs niveaux de gris. Ces méthodes de segmentation peuvent être regroupées en deux catégories distinctes:

- Segmentation par fusions successives de régions.
- Segmentation par divisions successives de régions.

Nous allons aborder successivement l'une et l'autre de ces deux catégories de méthodes de segmentation des images.

2) SEGMENTATION DE L'IMAGE PAR FUSIONS SUCCESSIVES DE REGIONS.

Une idée commune aux méthodes de segmentation par fusions successives est de construire les régions par la réunion de zones homogènes de l'image. Une zone homogène est constituée d'un ensemble de points connexes qui présentent des caractéristiques très semblables. Les caractéristiques relevées peuvent être le niveau de gris, la texture, la couleur ou tout autre paramètre discriminant sur l'image.

La figure n°III-1 schématise la procédure courante de segmentation par fusions et va permettre d'introduire les concepts de **régions initiales**, de **régions intermédiaires** et de **régions finales** dans l'image. Afin d'alléger

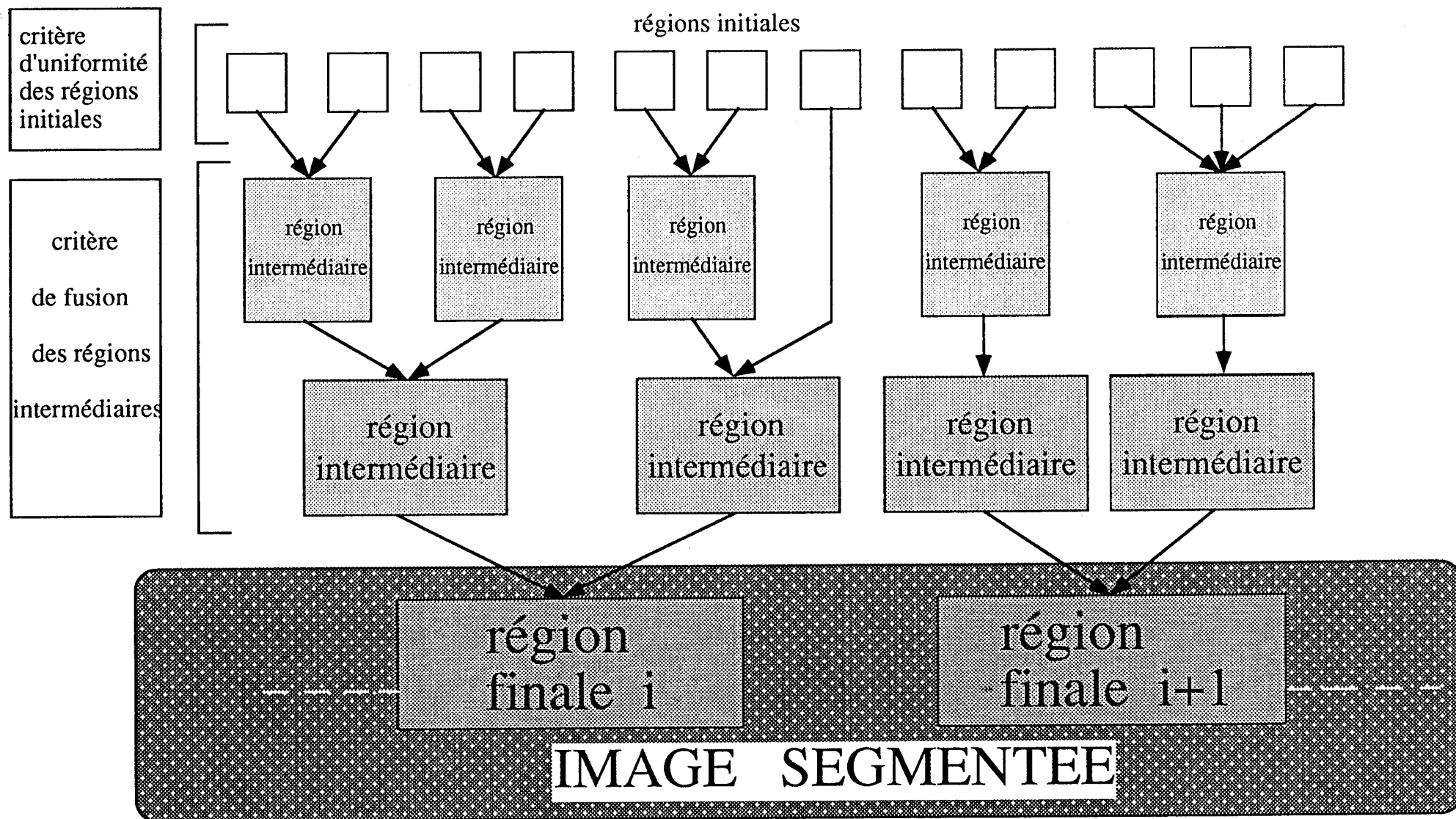


FIGURE N° III-1

l'écriture, il nous arrivera de parler de régions sans aucun qualificatif lorsqu'il s'agira des régions finales définissant le résultat de la segmentation de l'image. Comme on peut le constater sur la figure n° III-1, deux aspects importants de la procédure doivent être précisés, à savoir:

- La définition des régions initiales de l'image.
- La définition d'un critère de fusion des régions initiales et intermédiaires en régions finales.

2-1) Recherche des régions initiales dans l'image.

Il est toujours possible de trouver dans une image, aussi complexe soit-elle, des régions initiales constituées de points qui ont des niveaux de gris très voisins. Le point lui-même constitue la région de taille minimale qui vérifie ce critère d'homogénéité des niveaux de gris. Par fusion de régions initiales adjacentes aux propriétés voisines, il est possible de reconstituer des régions plus ou moins homogènes dans l'image.

2-1-1) recherche des régions initiales par fractionnement de l'image.

Une méthode proposée par MUERLE et ALLEN /28/ consiste à partitionner l'image en petites cellules identiques et adjacentes (cellules carrées 5x5 , 7x7 , 10x10 , ...). Des paramètres statistiques sont ensuite relevés pour chaque cellule élémentaire par analyse de la fonction de distribution des niveaux de gris des points la constituant. En comparant les paramètres statistiques de chaque cellule à ceux des cellules voisines, il est alors possible de fusionner les cellules semblables.

Cette décomposition initiale de l'image en petites cellules est basée sur l'idée générale qu'à l'intérieur de chacune d'entre-elles, la fonction de distribution des niveaux de gris est relativement uniforme. Cette proposition est vraie dans la mesure où les dimensions des régions initiales (5x5, 7x7, 10x10, ...) restent inférieures aux dimensions du plus petit détail présent dans l'image. Mais elle peut être mise en défaut comme le montre l'exemple de la figure n° III-2 où la cellule 5x5 en haut à gauche et la cellule 5x5 en bas à droite du graphique contiennent des éléments de natures différentes. La fonction de distribution des niveaux de gris à l'intérieur de ces cellules n'est donc pas uniforme, ce qui risque de perturber la procédure d'analyse des cellules et peut conduire à regrouper des cellules de natures différentes.

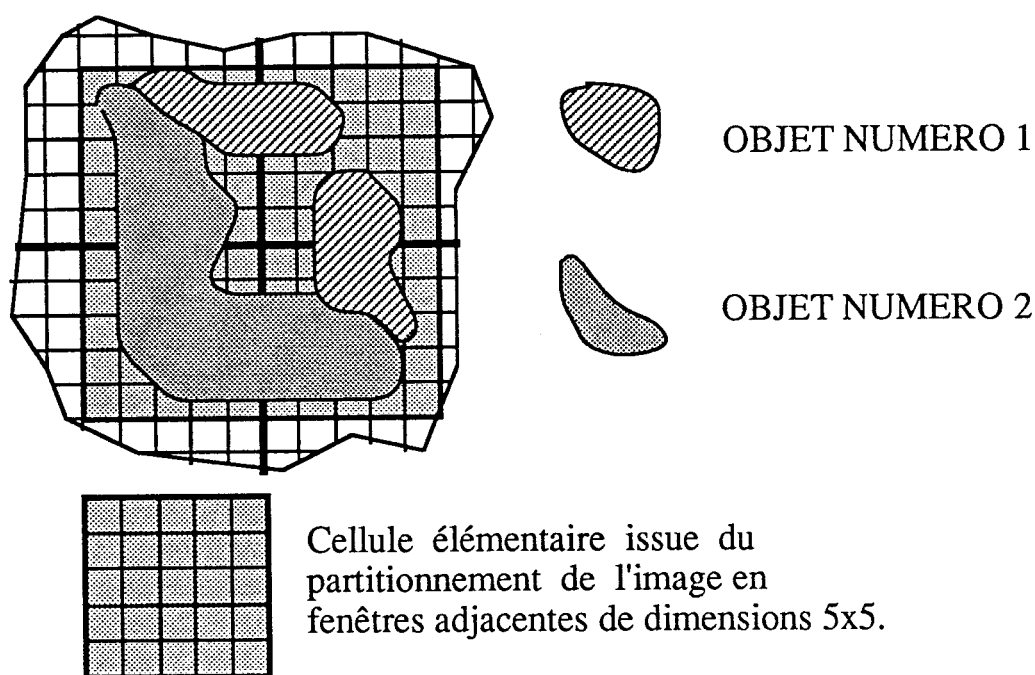


FIGURE N° III-2

On ne dispose, en général, d'aucune connaissance a priori sur le contenu de l'image. Si l'on souhaite ne pas trouver plusieurs parties d'objets différents dans une même cellule, il faut découper l'image en très petites cellules. Mais, les régions finales étant constituées de la réunion d'un certain nombre de ces

cellules, plus elles sont petites et plus la construction des régions devient difficile.

Les limites de la méthode de MUERLE et al. montrent qu'il ne faut pas systématiquement découper l'image en petites cellules toutes de tailles identiques. Une zone de forme quelconque dans l'image, constituée de points homogènes en niveaux de gris, peut en effet constituer une région initiale de plus grande dimension.

2-1-2) recherche des régions initiales par une approximation polynomiale.

La fonction représentant le niveau de gris à l'intérieur d'une cellule élémentaire peut être approchée par une fonction polynomiale au sens des moindres carrés. La recherche des régions initiales par approximation polynomiale consiste à rechercher dans l'image des zones de tailles maximales pouvant être approchées globalement par un même modèle polynomial du type $z = f(x,y)$.

PAVLIDIS et al. /29/ découpent l'image initiale en fines bandelettes horizontales (ou verticales), de manière à ce que chacune d'entre-elles puisse être considérée comme une fonction d'une seule variable $f(x,y_0)$ ou $f(x_0,y)$. La fonction de distribution des niveaux de gris des points constituant chaque bandelette est ensuite approchée par un modèle polynomial. Les modèles polynomiaux employés sont très simples, il s'agit soit d'une valeur constante qui correspond alors à la moyenne des niveaux de gris des points de la région initiale, soit d'un plan. La modélisation par le modèle polynomial choisi permet de découper chaque bandelette en tronçons pour lesquels l'erreur d'approximation entre le modèle polynomial et la fonction intensité réelle est inférieure à un seuil T , défini par l'opérateur. Les tronçons constituent alors les régions initiales recherchées à partir desquelles des régions intermédiaires puis des régions finales vont être construites. La figure n° III-3 illustre cette procédure de décomposition de l'image en régions initiales.

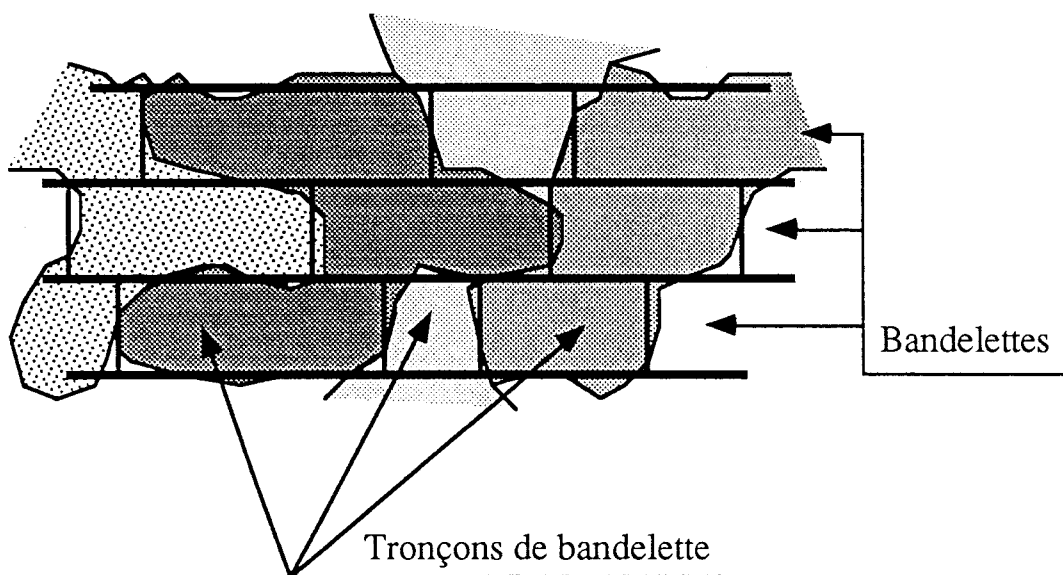
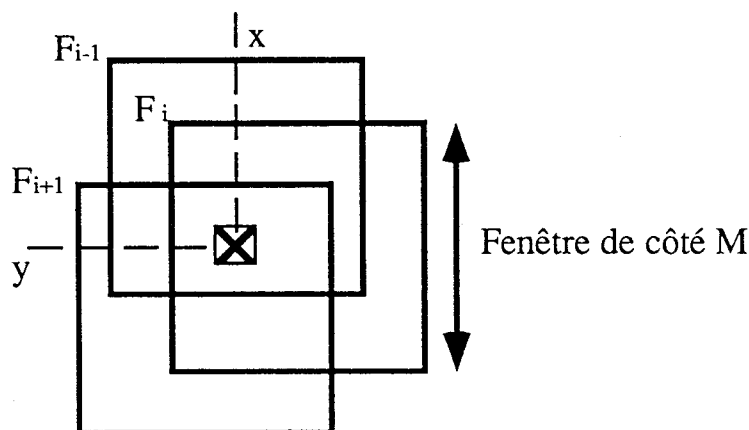


FIGURE N° III-3

Les régions intermédiaires puis les régions finales sont alors constituées par groupement de tronçons aux propriétés voisines dans l'image. Les tronçons étant de formes rectangulaires, les régions construites par cette méthode ont un aspect globalement rectangulaire. Cet aspect discontinu est en contradiction avec la nature continue et régulière des régions des images réelles.

PONG et al. /30/ proposent une technique différente pour la recherche des régions initiales dans l'image par approximation polynomiale. Dans leur approche, les régions initiales sont appelées facettes. Si l'on définit sur l'image une petite fenêtre carrée de côté M (avec M très inférieur aux dimensions de l'image), chaque point de l'image peut être situé dans au plus M^2 fenêtres. La figure n° III-4 indique 3 fenêtres carrées de côté M qui contiennent le point de coordonnées (x,y) .



⊗ Point de coordonnées (x,y) dans l'image.

FIGURE N° III-4

Pour chaque point de l'image, on peut trouver la fenêtre F_i pour laquelle la différence entre le niveau de gris réel du point et le niveau de gris estimé en ce point par le modèle polynomial évalué sur la fenêtre F_i est minimale. La fenêtre F_i trouvée, on remplace alors le niveau de gris réel du point par la valeur estimée fournie par le modèle polynomial en ce point. Cette procédure peut être itérée en prenant successivement pour niveaux de gris initiaux de l'image, les niveaux de gris calculés à l'itération précédente. La convergence du processus a été établie. A l'issue de la procédure, les facettes constituées des sous ensembles de points connexes qui appartiennent à un même modèle polynomial sont utilisées comme régions initiales.

Les facettes obtenues par cette technique sont de formes quelconques, contrairement aux régions initiales obtenues par la méthode de PAVLIDIS et al. /29/ qui ne présentaient que des formes rectangulaires. La méthode des facettes semble par conséquent constituer une réponse mieux adaptée au problème de la décomposition de l'image en régions initiales. Cependant, les dimensions $M \times M$ des fenêtres carrées doivent être définies avant l'application de la méthode. Malheureusement, aucune valeur générale ne peut être donnée a priori car ces dimensions sont à définir en fonction de la structure particulière de chaque image.

En effet, si les dimensions de la fenêtre sont trop petites, en un point de coordonnées (x,y), l'écart entre les niveaux de gris estimés par le modèle entre deux itérations successives du processus sera faible. La convergence de la procédure sera par conséquent très lente. A l'inverse, si les dimensions de la fenêtre sont trop grandes, les écarts successifs entre les niveaux de gris estimés seront importants et un régime d'oscillations risque de s'instaurer au fil des itérations.

2-1-3) recherche des régions initiales par analyse du gradient local.

Le calcul du gradient en chaque point de l'image permet d'évaluer les variations locales du niveau de gris en utilisant des opérateurs classiques comme ceux de ROBERTS, PREWITT, SOBEL, etc ... Un simple seuillage du module du gradient permet donc de différencier la classe des points caractérisés par de faibles variations locales du niveau de gris de la classe des points caractérisés par de fortes variations.

HARALICK et DINSTEIN /31/ proposent une méthode de segmentation basée sur l'analyse du module du gradient local. La décomposition de l'image en régions initiales de points connexes consiste donc à rechercher dans l'image des zones connexes à faible valeur du gradient.

La technique de seuillage du gradient proposée par Haralick et Dinstein est originale. Si GI désigne la fonction intensité de l'image gradient, l'image binaire I_B obtenue par seuillage de GI est définie par :

$$I_B(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } GI(x,y) \leq \theta(x,y) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

où $\theta(x,y)$ est un paramètre dynamique de seuillage tel que:

$$\theta(x,y) = \frac{1}{\text{card } S(x,y)} \sum_{(k,l) \in S(x,y)} GI(k,l)$$

$$\text{et } S(x,y) = \{ (k,l) \in R \times C / x-L \leq k \leq x+L, l = y \}$$

avec L , un entier prédéfini.

Le seuillage doit être suivi par un filtrage de l'image binaire afin de retrouver les régions initiales désirées et éliminer les points isolés non significatifs. L'opérateur local de filtrage $CL(x,y)$ est défini de la manière suivante:

$$CL(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } \text{card}\{ (k,l) \in VI(x,y) / B(k,l) = 1 \} \geq \lambda \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

où λ est un paramètre dont la valeur est fixée par l'opérateur et où $VI(x,y)$ est généralement le 8 voisinage immédiat du point de coordonnées (x,y) dans l'image.

Les opérateurs locaux de filtrage et de seuillage nécessitent l'introduction de deux paramètres différents, L et λ . Comme pour les méthodes exposées précédemment, le résultat de la segmentation est fortement dépendant de ces deux paramètres qui semblent délicats à ajuster sans connaissance a priori sur le contenu de l'image. De plus, le voisinage du point de coordonnées (x,y) défini par le sous ensemble $S(x,y)$ privilégie une direction, la direction horizontale ou verticale selon le choix qui a été fait. Ce choix ne correspond généralement pas à la nature isotrope de la forme des régions dans les images réelles.

2-1-4) recherche des régions initiales par une analyse de probabilité.

HARALICK et KELLY /32/ proposent une méthode de détermination des régions initiales basée sur l'analyse des probabilités maximales d'apparition des niveaux de gris à l'intérieur de petites fenêtres. Pour ce faire, l'image est initialement découpée en Q fenêtres identiques et adjacentes $F_q, q = 1, 2, \dots, Q$. Dans chaque fenêtre F_q , on calcule les probabilités d'apparition $PF_q(g_i)$ de chacun des niveaux de gris g_i de l'ensemble G . On peut alors constituer

l'ensemble ordonné G' des niveaux de gris qui auront donné une probabilité maximale sur l'une des Q fenêtres adjacentes qui partitionnent l'image.

$$G' = \{g_i, g_i \in G\}$$

L'ensemble G' est ordonné de la manière suivante:

- Soit F_m la fenêtre pour laquelle on a observé le nombre maximal d'occurrences pour un niveau de gris g_m . Soit $PF_m(g_m)$ la probabilité d'apparition de ce niveau de gris, estimée à partir du nombre d'occurrences.

- Soit F_n la fenêtre pour laquelle on a observé le nombre maximal d'occurrences pour un niveau de gris g_n . Soit $PF_n(g_n)$ la probabilité d'apparition de ce niveau de gris, estimée à partir du nombre d'occurrences.

Si $PF_m(g_m) > PF_n(g_n)$, le niveau de gris g_m précède le niveau de gris g_n dans l'ensemble ordonné G' . L'ensemble G' est ainsi totalement ordonné en partant du niveau de gris majoritaire g_1 .

Les régions initiales sont déterminées en exploitant l'ensemble ordonné G' . La première région initiale est constituée de l'ensemble des points de niveaux de gris g_1 . A l'itération q du processus, avec $q > 1$, la $q^{\text{ième}}$ région initiale est constituée de l'ensemble des points de niveau de gris g_a de G' avec $a \geq q$, le niveau de gris g_a étant le premier élément de l'ensemble G' non encore rencontré parmi les $(q-1)$ régions construites aux itérations précédentes de l'algorithme autour de $(q-1)$ éléments de G' .

Puisque les régions initiales sont constituées d'ensembles de points de même niveau de gris, aucune valeur de seuil garantissant l'homogénéité n'est requise. Cette propriété est intéressante car nous savons qu'il est difficile d'ajuster des paramètres de seuillage sans connaissance à priori sur le contenu de l'image. Cette méthode statistique de définition des régions initiales semble donc, de ce point de vue, être plus intéressante que les précédentes.

2-2) Critères de fusion des régions.

Quelque soit la méthode utilisée pour la déterminer, une région initiale est constituée d'un ensemble de points de niveaux de gris homogènes. Il est fréquent que la fonction de distribution des niveaux de gris de ces points puisse être correctement approchée par la valeur moyenne des niveaux de gris sur la région initiale. Lorsque l'on fusionne plusieurs régions initiales pour constituer ce que nous appelons une région intermédiaire, l'erreur faite par cette modélisation augmente. Lorsque l'on fusionne plusieurs régions intermédiaires pour construire une région finale, l'erreur de modélisation augmente encore. Il est donc impératif de se fixer un seuil indiquant l'erreur maximale à ne pas dépasser, seuil au delà duquel l'homogénéité et la cohésion de la région constituée après fusion n'est plus assurée.

2-2-1) fusion par approximation polynomiale.

La fusion par approximation polynomiale consiste à regrouper les régions initiales de l'image qui peuvent être globalement approchées par un même polynôme.

Supposons que les régions initiales $R_1, R_2, \dots, R_M$ aient été obtenues en recherchant sur un domaine R de l'image, des régions pour lesquelles l'écart maximum entre la fonction intensité $f(x,y)$ et un polynôme constitué d'une combinaison de q fonctions élémentaires simples $U_1(x,y), U_2(x,y), \dots, U_q(x,y)$ reste inférieur à un seuil δ fixé par l'opérateur. Les fonctions élémentaires $U_i(x,y)$ peuvent être des constantes ou des fonctions linéaires simples. Les régions initiales vérifient alors l'inéquation suivante:

$$\text{MAX}_{(x,y) \in R_m} \left| f(x,y) - \sum_{i=1}^q a_i^m U_i(x,y) \right| < \delta$$

pour $m = 1, 2, \dots, M$

où les a_i^m sont les coefficients du polynôme qui approche la fonction intensité $f(x,y)$ pour la région R_r .

PAVLIDIS et al. /29/ ont montré qu'il est alors possible de trouver en partant de cette décomposition en régions initiales, un second ensemble de coefficients $a_1, a_2, \dots, a_q$ qui permet d'écrire la nouvelle inéquation:

$$\text{MAX}_{(x,y) \in R} \left| f(x,y) - \sum_{i=1}^q a_i U_i(x,y) \right| < \delta + \mu$$

avec $R = \bigcup_{i=1}^M R_i$

où les a_i sont les coefficients du polynôme qui approche la fonction intensité $f(x,y)$ sur le domaine R de l'image.

Cette seconde inéquation constitue un formalisme qui correspond à la fusion de régions initiales en régions intermédiaires et en régions finales dans l'image. Elle montre que si M régions $R_1, R_2, \dots, R_M$ peuvent être individuellement approchées par un polynôme simple, il est possible de les fusionner pour ne plus former qu'une grande région, le domaine R , dans la mesure où l'accroissement de l'erreur de modélisation est borné par la quantité μ . Si l'on tolère un accroissement de l'erreur important, les régions finales seront constituées du regroupement d'un nombre important de régions initiales. A l'inverse, si l'on tolère un accroissement de l'erreur faible, les régions finales seront constituées du regroupement d'un petit nombre des régions initiales. La taille des régions et par conséquent le résultat de la segmentation sont ainsi fonction de l'erreur de modélisation que l'on tolère par l'intermédiaire du paramètre μ .

2-2-2) fusion par analyse du contour des régions.

La décomposition initiale de l'image en régions initiales est généralement trop sévère pour constituer une segmentation exploitable. En effet, les objets ainsi que le fond de l'image sont très souvent découpés en très petites régions à cause de faibles variations locales du niveau de gris. Néanmoins, les contours qui séparent les régions initiales à l'intérieur d'un même objet ou à l'intérieur

du fond ont des caractéristiques différentes des contours qui séparent les objets eux-mêmes du fond de l'image. En fait, l'intensité du gradient des points de contour des régions à l'intérieur des objets et du fond est plus faible que l'intensité du gradient des points de contour qui séparent les objets du fond. BRICE et al. /33/ exploitent cette caractéristique afin de définir un critère de fusion des régions initiales.

- Soient W_i et W_j les nombres de points de contours des régions initiales R_i et R_j où le module du gradient est inférieur à un certain seuil T_1 défini par l'opérateur. W_i et W_j représentent par conséquent les portions des contours des régions initiales R_i et R_j à faible valeur de gradient.

- Soit W_{ij} le nombre de points communs aux contours des régions initiales R_i et R_j et qui ont une valeur de gradient inférieure au seuil T_1 .

- Soient P_i et P_j les nombres de points de contours des régions initiales R_i et R_j .

Les régions initiales R_i et R_j peuvent alors être fusionnées si elles vérifient les deux règles suivantes:

$[W_{ij} / \min (P_i , P_j)] > \theta$, où θ est un seuil défini par l'opérateur.

$[W_{ij} / V_{ij}] > \sigma$, où σ est un seuil prédéfini et où V_{ij} correspond à la longueur de la portion totale de contour commune aux deux régions initiales R_i et R_j .

La première règle indique que deux régions adjacentes R_i et R_j peuvent être fusionnées si la portion commune de contour à faible valeur de gradient W_{ij} est importante vis à vis du plus petit des périmètres P_i et P_j des deux régions initiales.

La seconde règle indique que deux cellules adjacentes peuvent être fusionnées si la portion commune de contour à faible valeur de gradient W_{ij} qui sépare les régions initiales R_i et R_j représente un pourcentage suffisant de la portion totale V_{ij} de contour séparant les deux régions.

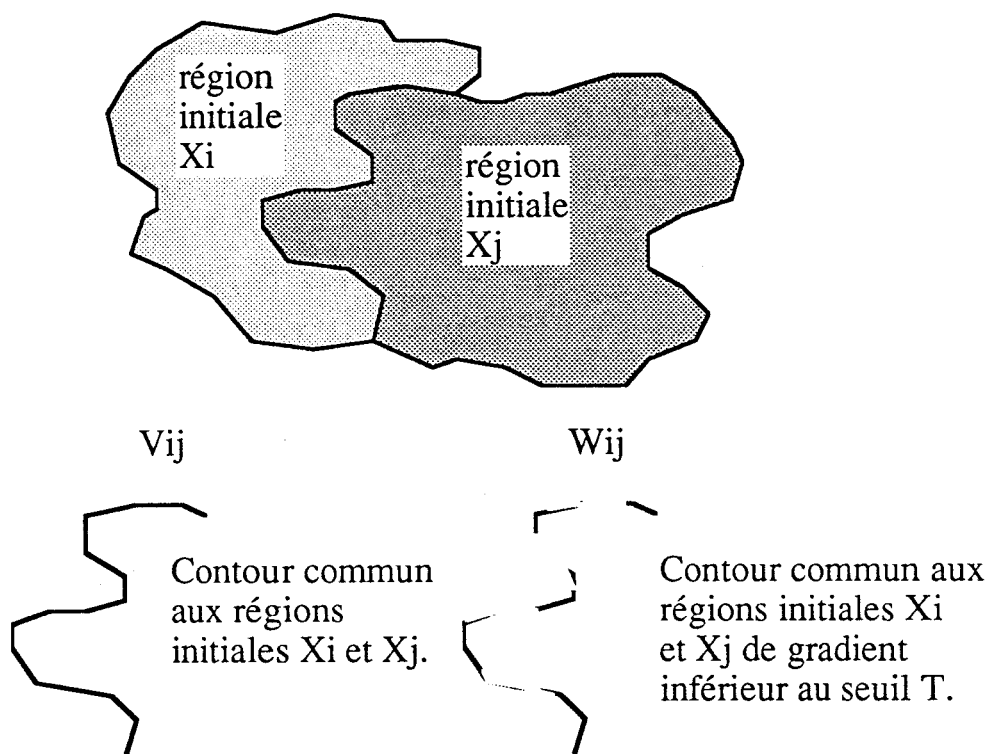


FIGURE N° III-5

Lorsque les deux règles de fusion sont respectées, les régions initiales R_i et R_j considérées peuvent alors être regroupées en une seule. On notera que pour représenter les quantités W_i , W_j , W_{ij} , P_i , P_j et V_{ij} , on peut être amené à tenir compte, dans une configuration non hexagonale des points image, du facteur d'anisotropie qui existe entre la distance de deux points adjacents situés sur un axe horizontal ou vertical et la distance de deux points adjacents situés sur une diagonale.

L'intérêt de cette méthode est, comme pour la plupart des méthodes exposées précédemment, sensiblement atténué par la nécessité de définir un seuil T qui doit être ajusté en fonction du contraste de l'image. En effet, pour une valeur de seuil T donnée, si le contraste entre les régions est faible, les portions de contours à faibles gradients sont très importantes. A l'inverse, si le contraste est élevé, les portions de contours à faibles gradients sont très petites et peu significatives vis à vis des deux règles de fusion énoncées.

2-2-3) fusion par analyse du contenu des régions.

Une troisième approche au problème de la fusion des régions initiales dans l'image consiste à relever des caractéristiques propres à chaque région et à les comparer. Les régions initiales comme les régions intermédiaires sont constituées de points qui possèdent en commun des caractéristiques particulières. L'idée de la méthode est de fusionner ces régions lorsqu'elles présentent des caractéristiques intrinsèques semblables. Les paramètres caractéristiques relevés sur ces régions sont par exemple:

- La taille de la région (Exprimée en nombre de points).
- Le niveau de gris moyen de la région .
- L'écart type des niveaux de gris des points situés à l'intérieur de la région.
- Une mesure de la texture de la région.
- Une mesure de la forme de la région tel que la compacité, l'élongation, les moments d'inerties, etc.....

La méthode classique de fusionnement des régions intermédiaires est présentée de manière originale par PONG et al. /30/. Supposons l'image découpée en N régions adjacentes $R_1, R_2, \dots, R_N$ pour lesquelles certains des paramètres caractéristiques ont été relevés. Pour chaque région considérée R_k , il existe un ensemble de régions $\{R'_1, R'_2, \dots, R'_m\}$ qui lui sont adjacentes.

Le principe de fusion consiste alors à chercher parmi les m régions voisines $R'_1, R'_2, \dots, R'_m$ celles qui possèdent les caractéristiques les plus proches de celles de la région R_k considérée. Soit R'_1 cette région, les paramètres caractéristiques de la région R_k sont alors corrigés par une certaine fonction des paramètres caractéristiques de la région R'_1 dans le but d'uniformiser petit à petit, au fil des itérations, les paramètres caractéristiques des régions voisines. Le processus est itéré pour chacune des régions dans l'image jusqu'à ce que les paramètres caractéristiques de chaque région demeurent inchangés. Les régions finales sont alors constituées des régions intermédiaires adjacentes aux paramètres caractéristiques proches ou égaux.

3) SEGMENTATION PAR DIVISIONS SUCCESSIVES DE REGIONS.

Le concept de segmentation de l'image par divisions successives est dual du concept de segmentation de l'image par fusions successives présenté au paragraphe précédent.

Partant de l'image complète comme région initiale, l'idée consiste à découper l'image en régions intermédiaires de plus en plus petites jusqu'à ce qu'un critère d'homogénéité soit satisfait à l'intérieur de chacune d'entre-elles. Lorsque le contenu d'une région vérifie le critère d'homogénéité, elle constitue une région finale de l'image. La figure n° III-9 schématise le déroulement du processus de segmentation par divisions successives.

Les critères d'homogénéité des régions associés aux méthodes de segmentation par divisions successives sont tout à fait comparables aux critères d'homogénéité des régions associés aux méthodes de segmentation par fusions successives (niveau de gris, variance, texture, couleur, etc ...).

Les méthodes de segmentation d'images par divisions successives sont peu nombreuses. Une des raisons est que le coût en calcul de ces méthodes est nettement supérieur au coût requis pour segmenter une même image par fusions successives. En effet, supposons que l'on souhaite décomposer une région R en l régions $R_1, R_2, \dots, R_l$.

- Le nombre d'opérations qui doivent être réalisées pour décomposer une région R en l régions $\{R_1, R_2, \dots, R_l\}$ est:

$$C_{div} = 2 \cdot |R| \cdot \delta$$

où $|R|$ est le nombre de points de la région R et δ le coût d'une comparaison élémentaire entre deux sous-régions obtenues par division de R .

- Le nombre d'opérations qui doivent être réalisées pour recomposer la même région R éclatée en l régions $\{R_1, R_2, \dots, R_l\}$ vaut:

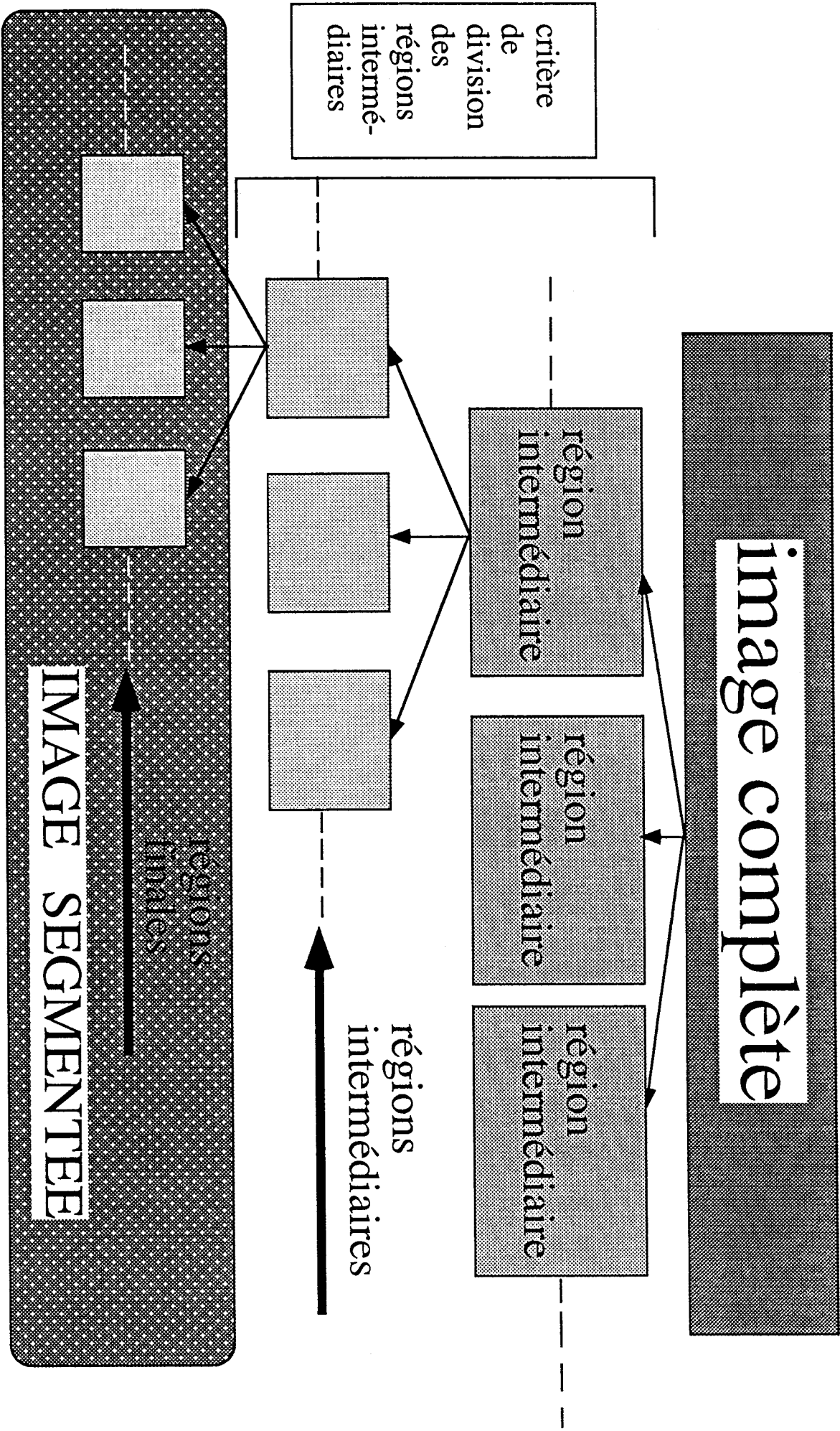


FIGURE N°III-9

$$\text{Crecomp} = 2 \cdot 1 \cdot \delta$$

Cette différence explique en partie le succès des méthodes de segmentation basées sur le principe de fusions successives au détriment de celles basées sur le principe de divisions successives des régions.

3-1) Critères de division des régions.

La division d'une région cesse dès qu'un critère d'homogénéité est vérifié sur l'ensemble de la région. Il faut par conséquent définir un critère d'arrêt de la subdivision sur la région.

ROBERTSON et al. /34/ ont défini ce critère d'arrêt de la manière suivante: une région est considérée comme uniforme si le niveau de gris moyen calculé sur une quelconque partie de la région est égal au niveau de gris moyen calculé sur l'ensemble de la région. Aussi longtemps qu'il est possible de trouver au sein d'une région une sous-région pour laquelle le niveau de gris moyen diffère du niveau de gris moyen sur la région, le processus de division se poursuit en imposant une partition horizontale ou verticale de la région concernée.

Le calcul du critère est alors reconduit pour chacune des régions ainsi formées. Lorsque le critère d'homogénéité est vérifié pour chacune de celles-ci, la décomposition réalisée définit une partition de l'image en régions homogènes.

A ce stade, on peut aussi définir une mesure de la qualité du partitionnement de l'image. Soit P un partitionnement de l'image R en N régions $R_1, R_2, R_3, \dots, R_N$. Une mesure de la qualité du partitionnement est donnée par :

$$MQ(P) = \sum_{i=1}^N \frac{|R_i|}{|R|} \text{var}(R_i) \quad \text{où} \quad R = \bigcup_{i=1}^N R_i$$

$|R_i|$ représente le nombre de points de la région R_i et $VAR(R_i)$ est la variance des niveaux de gris des points de cette région.

Le partitionnement de l'image en petites régions présente certains avantages. En particulier, il permet d'isoler les détails de l'image. Prenons pour exemple les images bio-médicales de chromosomes dans lesquelles les cellules sont réparties de manière très éparses.

Les divisions successives d'une image chromosomique vont faire apparaître deux types de régions: les régions contenant un chromosome et celles ne contenant que le fond de l'image.

L'analyse de l'image, par ce biais, peut être réduite aux seules régions situées dans le voisinage d'un chromosome et, par là même, apporter un gain de temps de calcul appréciable.

Une approche particulière au problème de la segmentation des images est basée sur l'utilisation simultanée des procédures duales de division et de fusion des régions. HOROWITZ et al. /35/ proposent une méthode de segmentation dérivée de ce principe. Ils alternent les procédures de division et de fusion des régions de la manière suivante:

---- division :

Toute région dans l'image ne pouvant être approchée globalement par une fonction analytique simple est divisée en quatre sous-régions identiques.

---- fusion :

Tout ensemble constitué de quatre régions adjacentes pouvant être approchés globalement par une même fonction de modélisation constitue une nouvelle région dans l'image.

Cette procédure de division-fusion se poursuit jusqu'à ce que la stabilité soit atteinte. Les régions ne peuvent alors plus être combinées ni divisées, elles forment ainsi l'ensemble de régions finales homogènes permettant de segmenter l'image. Les régions ont, à l'issue de ce traitement, des contours en lignes brisées, conséquence logique de la procédure de division et de fusion de régions de formes rectangulaires. Le partitionnement global de l'image offre

ainsi un aspect très irrégulier qui constitue la limite principale de cette méthode.

4) CONCLUSION.

Les techniques de segmentation par extraction de régions, que ce soit par fusion ou divisions successives, prennent en compte le concept de connexité auquel on adjoint une notion d'homogénéité des niveaux de gris.

Dans les méthodes d'analyse de la distribution des niveaux de gris présentées au chapitre précédent, la notion de connexité n'intervenait qu'en second lieu, pour reconstituer en régions les points assignés a priori à une même classe. Ici, c'est l'analyse des niveaux de gris qui intervient en second lieu, pour vérifier que les régions connexes obtenues sont bien homogènes en niveau de gris. Entre ces deux attitudes extrêmes, qui présentent chacune des avantages et des inconvénients déterminants, nous nous sommes proposés d'adopter une attitude intermédiaire, dans laquelle les propriétés photométriques associées à l'analyse des niveaux de gris sont prises en compte **en même temps** que les propriétés de connexité afin de segmenter les images. C'est cette troisième façon d'aborder le problème de la segmentation que nous allons présenter au chapitre IV de ce rapport de thèse.

*

CHAPITRE IV

*

LA SEGMENTATION DES IMAGES
PAR ANALYSE DE CONNEXITE

1) INTRODUCTION.

Le niveau de gris des points est une information très importante sur le contenu d'une image qui peut conduire à des techniques de segmentation comme celles présentées au chapitre II de ce mémoire. La connexité des régions est une seconde information très importante sur le contenu d'une image qui peut conduire, elle aussi, à des techniques de segmentation comme celles présentées au chapitre III. En prenant en compte ces deux informations, il est possible de définir des procédures de segmentation plus performantes que celles qui donnent la priorité à l'analyse des niveaux de gris ou à la connexité des régions. Nous proposons donc une nouvelle méthode de segmentation pour laquelle la configuration locale des points sera prise en compte au même titre que le niveau de gris.

2) DEFINITION DE LA CONNEXITE D'UN ENSEMBLE DE POINTS.

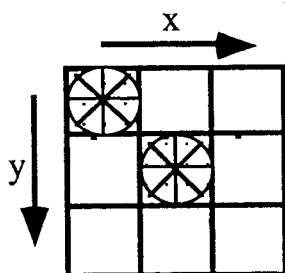
La connexité est une quantification du nombre de liaisons qui existe entre les points d'une image. Ces liaisons connexes peuvent être observées localement sur un domaine centré sur chaque point. Généralement, on considère les huit voisins immédiats du point de coordonnées (x,y) , ce qui définit le huit voisinage $V(x,y)$ de la manière suivante:

$$V(x,y) = \{ (x-1,y-1) ; (x-1,y) ; (x-1, y+1) ; (x,y-1) ; (x,y+1) ; \\ (x+1,y-1) ; (x+1,y) ; (x+1,y+1) \}$$

Le voisinage $V(x,y)$ étant défini, la connexité $C(x,y)$ d'un point de coordonnées (x,y) dans un ensemble E est définie comme étant égale au nombre de points de E qui se situent dans le voisinage $V(x,y)$ de ce point, à savoir:

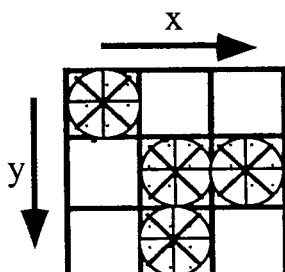
$$C(x,y) = \text{Card} \{ p(i,j) \in V(x,y) \mid p(i,j) \in E \}$$

La figure n°IV-1 indique le nombre $C(x,y)$ de voisins du point $p(x,y)$ pour quelques configurations particulières des points de l'ensemble E .



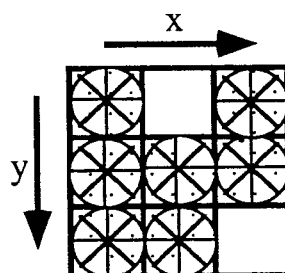
Le point $p(x,y)$ est connexe à un seul point de l'ensemble E.

$$C(x,y) = 1$$



Le point $p(x,y)$ est connexe à trois points de l'ensemble E.

$$C(x,y) = 3$$



Le point $p(x,y)$ est connexe à six points de l'ensemble E.

$$C(x,y) = 6$$



Point de l'ensemble E.

FIGURE N° IV-1

Partant de la définition de la connexité d'un point de l'ensemble E, la connexité de l'ensemble E est alors égale à la somme des connexité de tous les points de E, soit:

$$C(E) = \sum_{(x,y) \in E} C(x,y)$$

Nous allons définir une région comme un ensemble de points de niveaux de gris homogènes et regroupés les uns à côté des autres, c'est à dire présentant de fortes propriétés de connexité. Mais la connexité d'un ensemble E, dont une définition vient d'être donnée est fonction à la fois de la disposition des points de E mais aussi du nombre total de ses points. En effet, plus l'ensemble E est grand et plus la connexité telle que nous l'avons définie est

importante. Afin de rendre le concept de connexité d'un ensemble indépendant du nombre de ses points, on est amené à introduire la notion de **degré de connexité**.

3) DEFINITION DU DEGRE DE CONNEXITE D'UN ENSEMBLE DE POINTS.

A partir de la quantification du nombre de liaisons connexes qui existent entre le point $p(k,l)$ et ses voisins dans $V(k,l)$, on définit le degré de connexité $DC(E)$ de l'ensemble E de la manière suivante :

$$DC [E] = \frac{1}{\text{card } E} \sum_E C(k,l)$$

Le degré de connexité de l'ensemble E est égal à la somme des liaisons connexes associées à chacun des points de E , divisée par le cardinal de l'ensemble. Cette quantité représente par conséquent "*le nombre moyen de voisins*" des points de l'ensemble E . Si les points de E forment une seule région connexe, le degré de connexité sera proche de huit car à l'exception des points de contours, tous les points auront huit voisins dans l'ensemble E . A l'opposé, si les points de E sont isolés et dispersés, le degré de connexité sera proche de zéro. Pour les cas intermédiaires où l'ensemble E est composé de plusieurs régions connexes, il y aura d'autant plus de points de contours qu'il y aura de régions connexes dans E . Ainsi, un degré de connexité proche de huit indiquera la présence de quelques régions importantes alors qu'un degré de connexité plus faible indiquera l'éclatement de la région en un nombre important de plus petites régions.

4) DEFINITION DE L'HOMOGENEITE DES NIVEAUX DE GRIS.

L'ensemble E sur lequel nous avons défini les liaisons connexes, puis le degré de connexité peut être défini comme un ensemble de points ayant une certaine homogénéité de niveaux de gris qui peut être mesurée par des techniques statistiques en estimant, par exemple, leur variance.

Nous préférons à ces techniques une notion plus simple qui consiste à définir l'ensemble E comme l'ensemble des points de l'image dont le niveau de gris appartient à un intervalle continu de niveaux de gris $[\theta_1, \theta_2]$. Nous verrons ultérieurement que ces bornes indiqueront les seuils utilisés pour segmenter l'image.

Dans ces conditions, le degré de connexité d'un ensemble $E(\theta_1, \theta_2)$ de points $p(k,l)$ ayant des niveaux de gris tels que $f(k,l) \in [\theta_1, \theta_2]$ est défini comme:

$$DC[E(\theta_1, \theta_2)] = \frac{1}{\text{card } E(\theta_1, \theta_2)} \sum_{E(\theta_1, \theta_2)} C(k,l)$$

Nous allons montrer comment exploiter cette notion de degré de connexité pour segmenter une image en recherchant les régions homogènes en niveaux de gris qui présentent des degrés de connexité élevés.

5) PRESENTATION DE LA METHODE DE SEGMENTATION PAR ANALYSE DE CONNEXITE.

La nouvelle méthode de segmentation de l'image par analyse de connexité que nous présentons dans ce chapitre comporte quatre étapes essentielles qui sont les suivantes :

- Construction de la table des occurrences
- Construction de la pyramide des degrés de connexité
- Analyse arborescente de la pyramide des degrés de connexité
- Choix des seuils

Chacune de ces phases est illustrée par un graphique qui aidera le lecteur à suivre les différentes phases de la procédure et à interpréter les résultats présentés.

5-1) Décomposition de l'image en ensembles de points de niveaux de gris homogènes.

L'étape initiale de l'algorithme de segmentation par analyse de connexité consiste à décomposer l'image en ensembles élémentaires de points $E(g_i)$ de niveau de gris g_i dans l'image. Le critère d'homogénéité des points constituant les ensembles élémentaires $E(g_i)$ $1 \leq i \leq N$ est maximum puisque les ensembles $E(g_i)$ sont formés *de points de même niveau de gris* g_i . Pour une image I composée de points de niveau de gris g_i appartenant à l'ensemble $G = \{g_1, g_2, \dots, g_N\}$ des N niveaux de gris, la décomposition donnera N ensembles élémentaires $E(g_1), E(g_2), \dots, E(g_N)$.

Les points de chacun des ensembles $E(g_i)$ sont repartis dans l'image selon une disposition qui peut être quantifiée par leur degré de connexité $DC [E(g_i)]$ $1 \leq i \leq N$. A titre d'exemple, les images IV-3-a, IV-3-b, IV-3-c, IV-3-d et IV-3-e représentent la décomposition des cadrans a, b, c, d et e de l'image IV-2 en ensembles élémentaires $E(g_i)$. L'image IV-2 est une image de plante disposée sur un substrat composé de terre et de brindilles séchées. Cette image, au format de 512 points sur 512 points, est numérisée sur 64 niveaux de gris.

Nous avons choisi de présenter les résultats de la méthode sur des portions de l'image, les cadrans a, b, c, d et e visibles sur l'image n° IV-2 afin d'apprécier, au terme de la méthode, la qualité de la segmentation en montrant la continuité des régions au niveau des séparations entre l'image en niveaux de gris et les cinq cadrans segmentés. Mais attention, cette présentation des résultats pourrait laisser penser que la segmentation par analyse de connexité est une méthode de segmentation locale, ce qui n'est absolument pas le cas ici.

Afin de segmenter l'image en régions significatives, il convient de définir des plages de niveaux de gris $[\theta_i, \theta_j]$ qui définissent des ensembles de points $E(\theta_i, \theta_j)$ qui présentent des degrés de connexité élevés. Les ensembles $E(\theta_i, \theta_j)$ ainsi obtenus sont en fait l'union d'ensembles élémentaires $E(g_n)$.

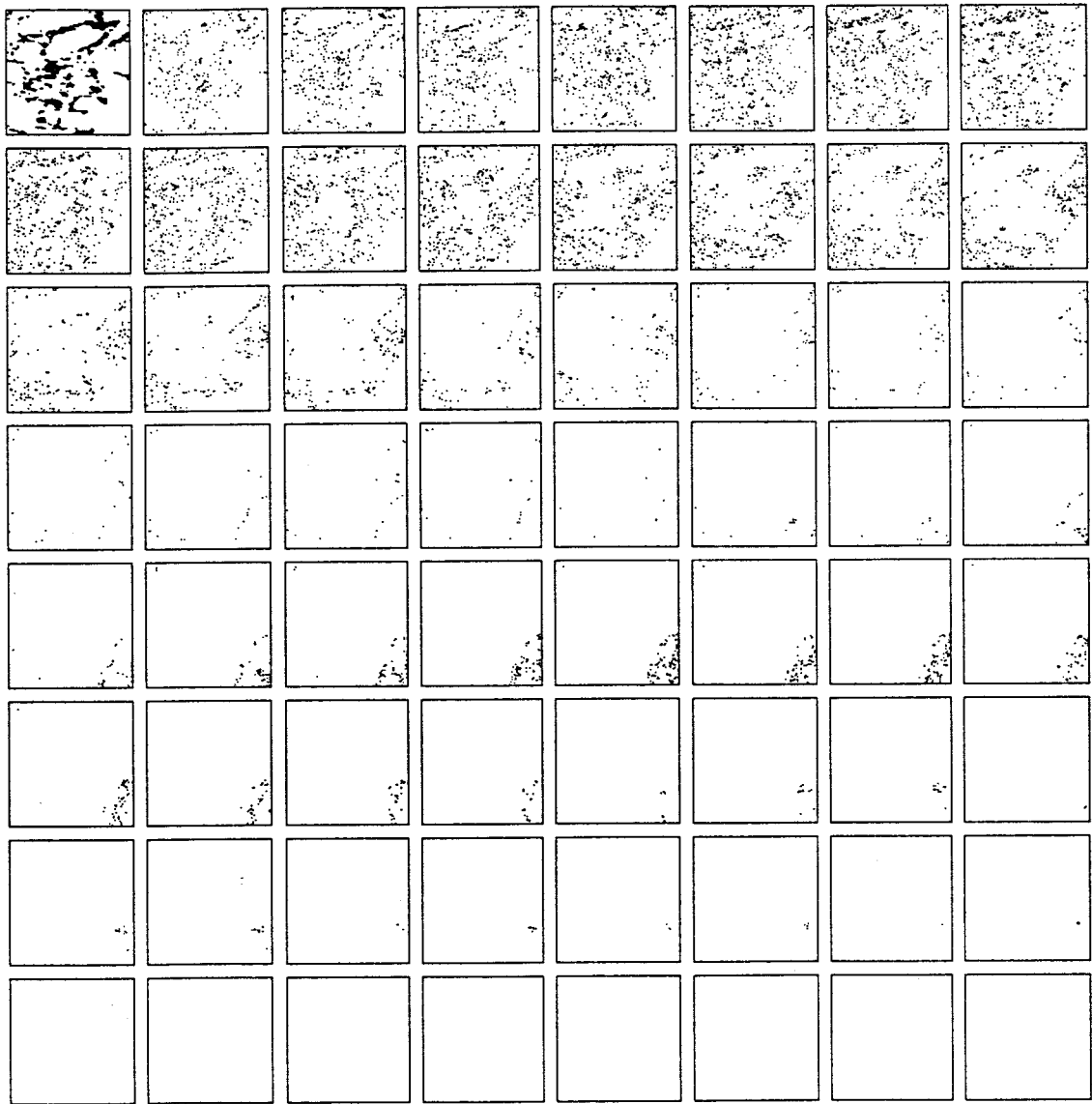
$$E(\theta_i, \theta_j) = \bigcup_{n=i}^j E(g_n) \quad , g_n \in [\theta_i, \theta_j]$$

Toutes les unions correspondant à tous les couples (θ_i, θ_j) qui peuvent être définis sur l'échelle des N niveaux de gris $\{g_1, g_2, \dots, g_N\}$ représentent 2^N



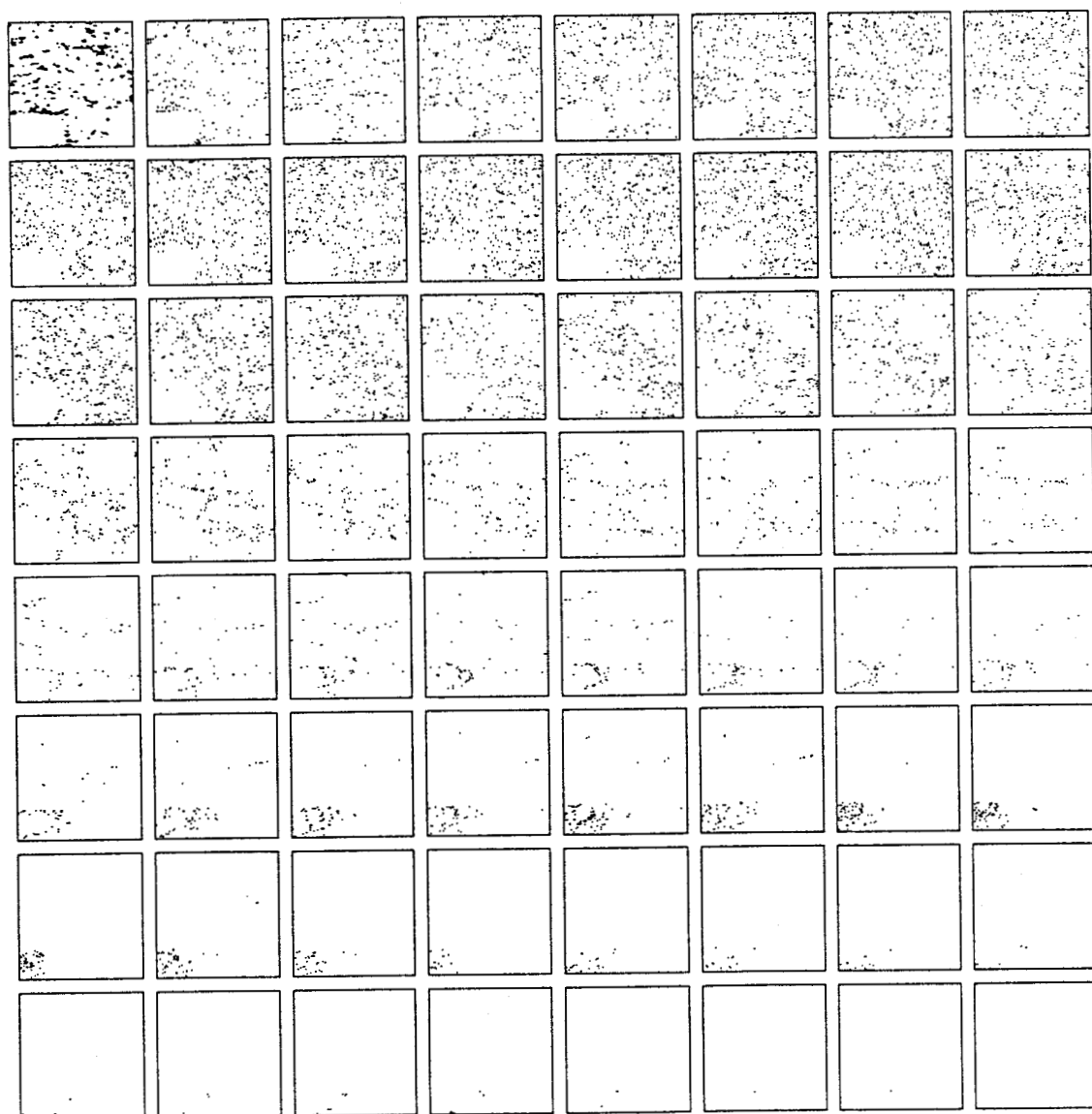
FIGURE n° IV_2
 Image de plantes en 64 niveaux de gris
 (visualisation des 5 cadrans sur lesquels va s'effectuer la segmentation)

FIGURE n° IV-3-a



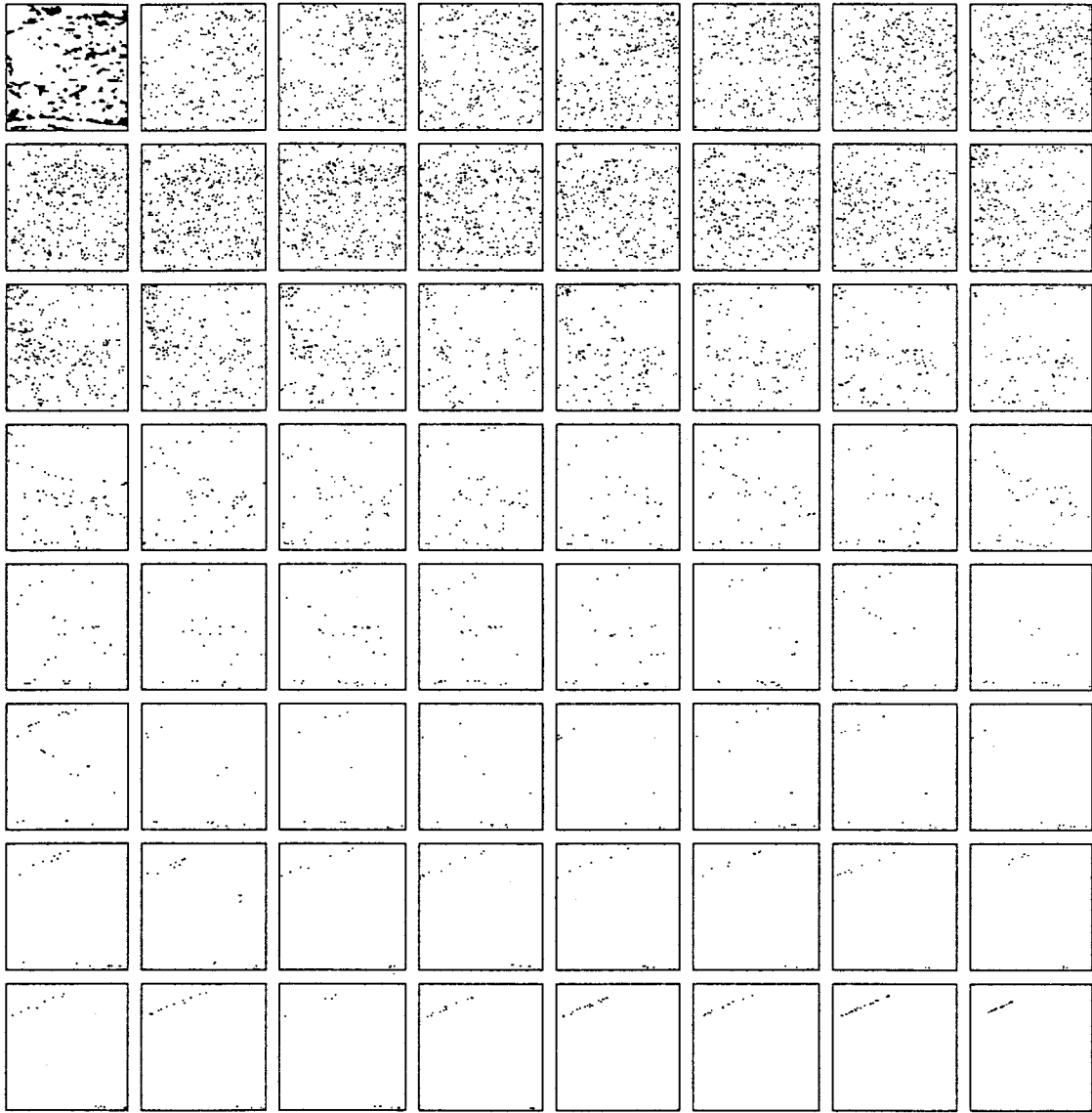
- Décomposition de l'image du cadran a en ensembles élémentaires $E(g_i)$.
- $E(g_1)$: cadran en haut à gauche.
- $E(g_N)$: cadran en bas à droite.

FIGURE n° IV-3-b



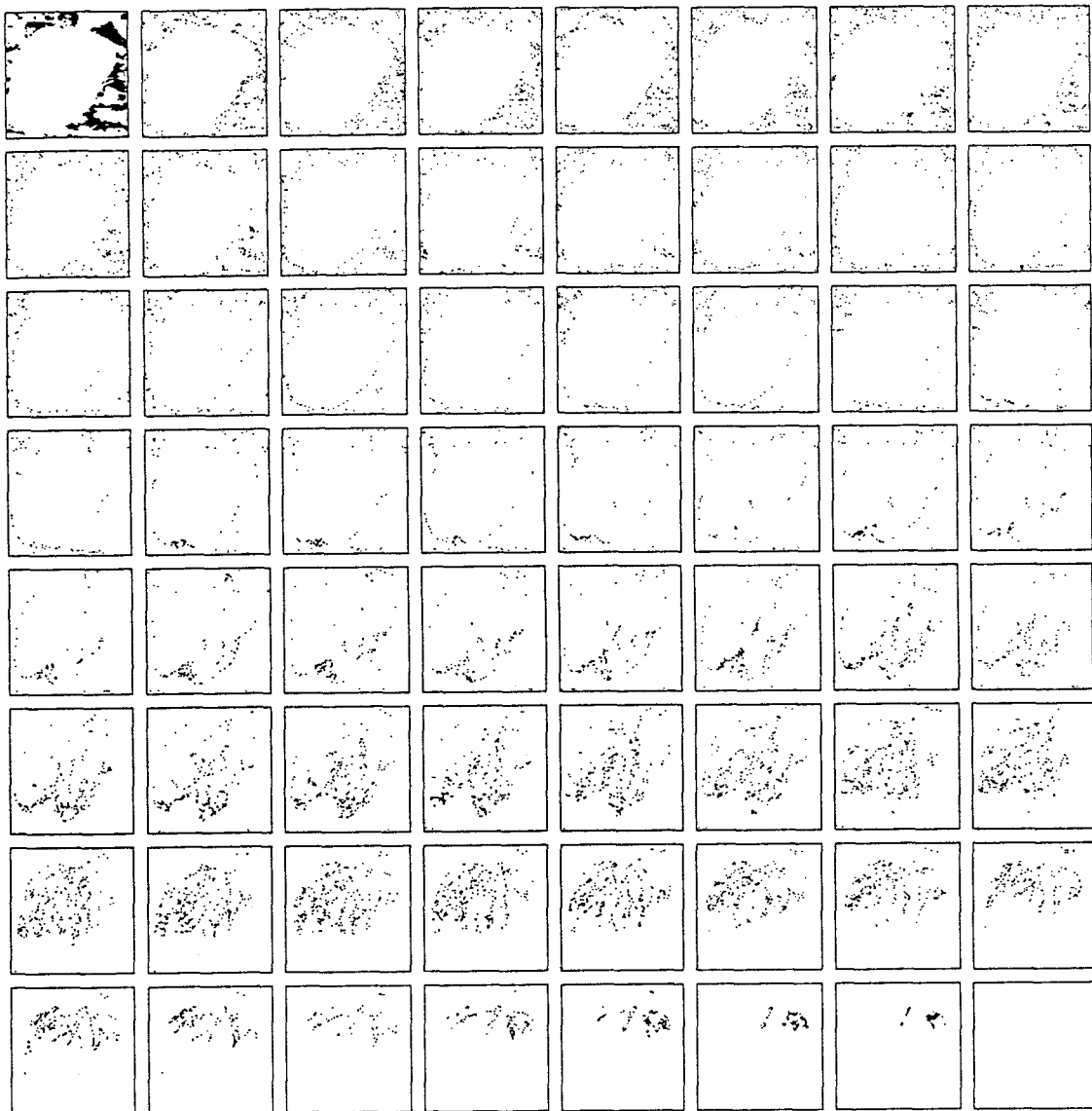
- Décomposition de l'image du cadran b en ensembles élémentaires $E(g_i)$.
- $E(g_1)$: cadran en haut à gauche.
- $E(g_N)$: cadran en bas à droite.

FIGURE n° IV-3-c



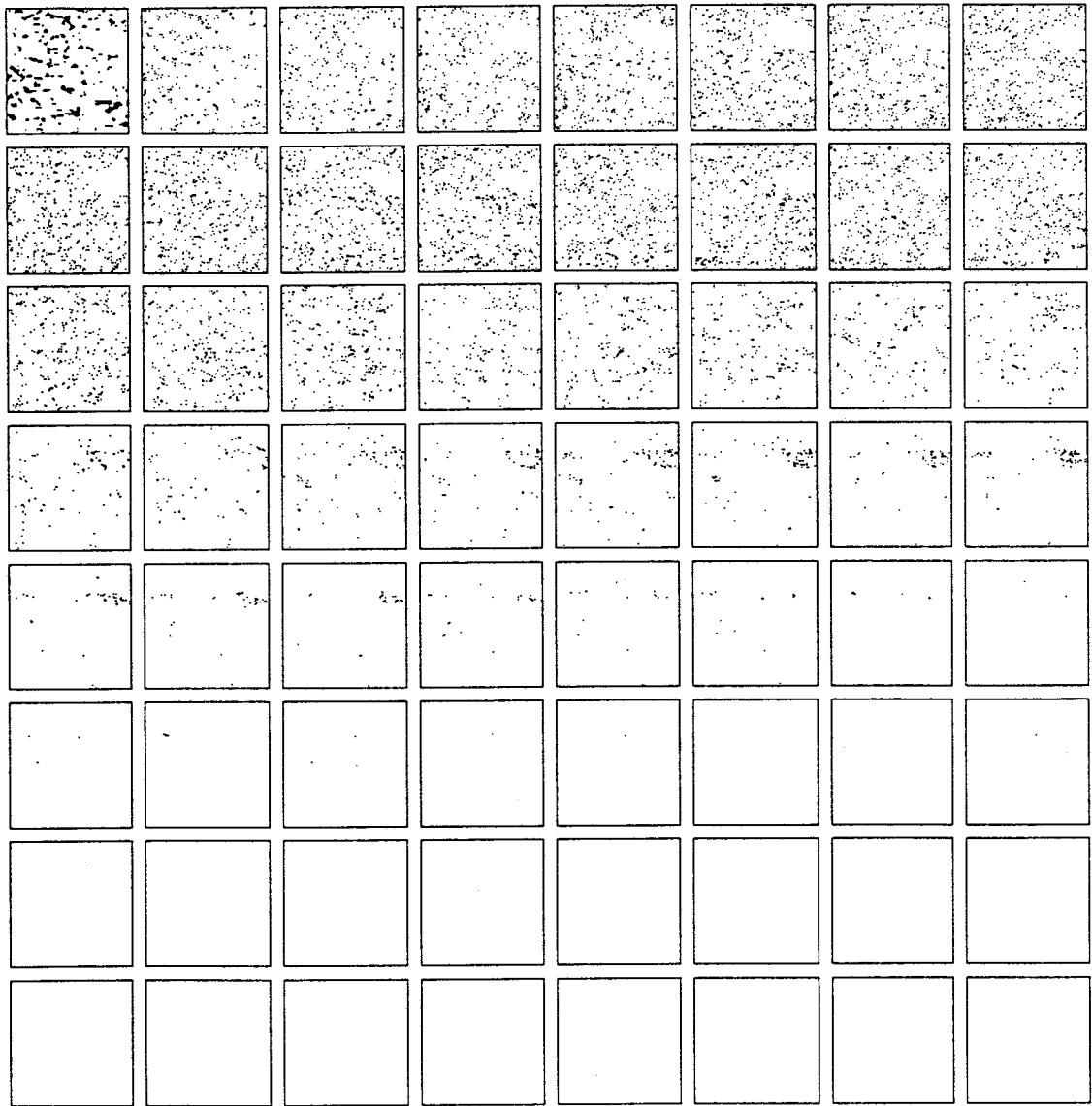
- Décomposition de l'image du cadran c en ensembles élémentaires $E(g_i)$.
- $E(g_1)$: cadran en haut à gauche.
- $E(g_N)$: cadran en bas à droite.

FIGURE n° IV-3-d



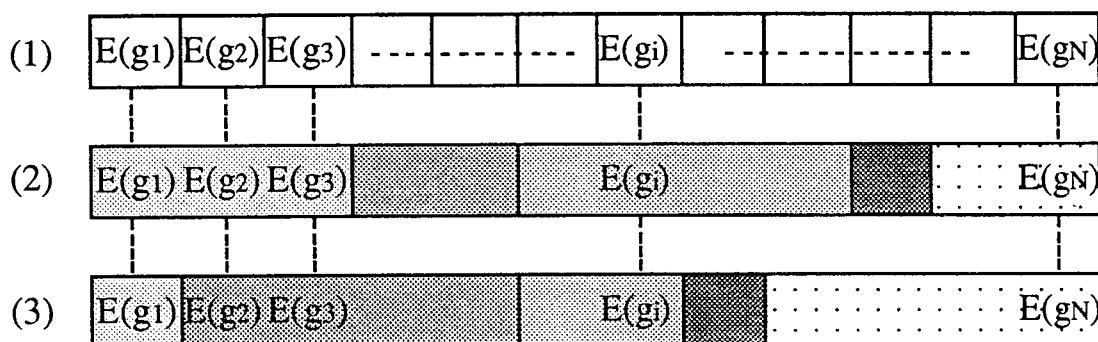
- Décomposition de l'image du cadran d en ensembles élémentaires $E(g_i)$.
- $E(g_1)$: cadran en haut à gauche.
- $E(g_N)$: cadran en bas à droite.

FIGURE n° IV-3-e



- Décomposition de l'image du cadran e en ensembles élémentaires $E(g_i)$.
- $E(g_1)$: cadran en haut à gauche.
- $E(g_N)$: cadran en bas à droite.

possibilités. La figure IV-4 présente deux possibilités de regroupement des ensembles élémentaires $E(g_i)$.



(1) : Ensembles élémentaires $E(g_i)$ des points de niveaux de gris g_i définis sur l'ensemble E .

(2) et (3) : Deux possibilités de regroupement des N ensembles élémentaires $E(g_i)$ parmi les 2^N possibilités.

FIGURE N° IV-4

L'analyse exhaustive des 2^N possibilités n'est pas envisageable. Afin de contourner cette difficulté, nous proposons une démarche basée sur l'analyse de la table des occurrences des niveaux de gris.

5-2) Construction de la table des occurrences.

La table des occurrences est un outil que nous avons présenté au chapitre II de ce mémoire. Pour une image numérisée sur N niveaux de gris, chaque élément $T_o(i,j)$ de la table de dimensions $N \times N$ représente le nombre de fois qu'un point de niveau de gris g_i se trouve dans le voisinage immédiat $V(k,l)$ d'un point de niveau de gris g_j . Cette table est symétrique par rapport à la diagonale car la relation de voisinage est une relation symétrique.

Allure simplifiée d'une table des occurrences contenant des régions distinctes de niveaux de gris très homogènes.

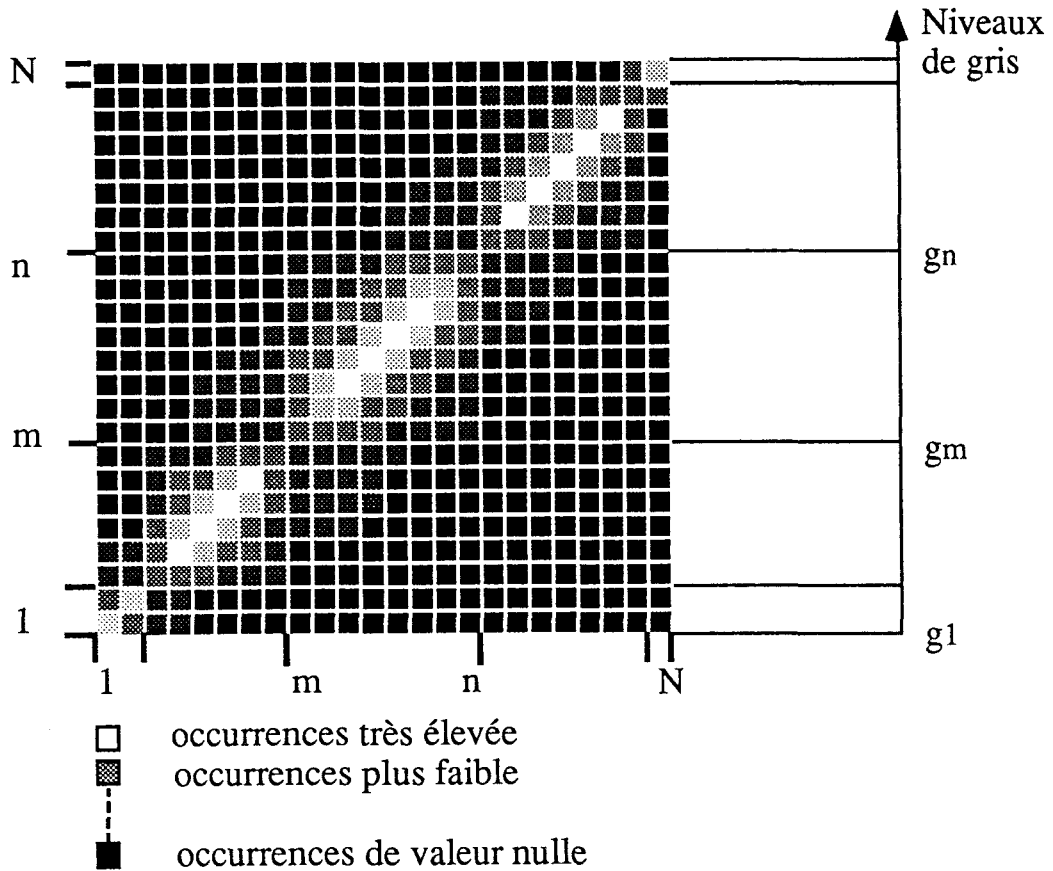


FIGURE N° IV-5

Pour faciliter la lecture de cette table et son interprétation, les occurrences sont visualisées sous la forme de niveaux de luminance. On peut observer, le long de la diagonale de la figure n°IV-5, des zones plus ou moins claires et relativement bien délimitées. Les séparations qui permettent de distinguer les plages continues de niveaux de gris ont été placées normalement, afin de définir des ensembles de points $E(g_m, g_n)$ présentant de fortes propriétés de connexité. Sur la figure n°IV-5, on a ainsi sélectionné manuellement cinq sous-ensembles présumés à forts degré de connexité.

Considérons, sur la figure n°IV-5, l'ensemble $E(g_m, g_n)$ des points de niveaux de gris compris entre g_m et g_n . Les faibles niveaux d'occurrences relatifs aux éléments de la table d'indices $(m-1)$ et $(n+1)$ indiquent que les points des ensembles élémentaires $E(g_{m-1})$ et $E(g_{n+1})$ ont peu de liens de connexité avec les éléments de l'ensemble $E(g_m, g_n)$. Le nombre de voisins des points des ensembles $E(g_{m-1})$ et $E(g_{n+1})$ a, en effet, toutes les chances d'être inférieur à la valeur moyenne du nombre de voisins des points de l'ensemble $E(g_m, g_n)$ qui définit le degré de connexité de cet ensemble. Ainsi, si à l'ensemble $E(g_m, g_n)$ on associe les points de niveaux de gris g_{m-1} ou les points de niveaux de gris g_{n+1} , il apparaît que le degré de connexité du nouvel ensemble $E(g_{m-1}, g_{n+1})$ sera inférieur au degré de connexité de l'ensemble $E(g_m, g_n)$ précédemment défini. L'ensemble $E(g_m, g_n)$ définit, par conséquent, une région de l'image à fort degré de connexité.

Les figures IV-6-a, IV-6-b, IV-6-c, IV-6-d et IV-6-e sont les tables des occurrences associées aux ensembles des points des cadrans a, b, c, d et e de l'image de la plante n° IV-2. Le partitionnement global de ces tables en ensembles $E(g_m, g_n)$ qui présentent un degré de connexité élevé constitue une nouvelle approche à la segmentation de l'image en régions connexes et homogènes. Il semble donc intéressant de les exploiter pour segmenter automatiquement l'image en composantes connexes en y recherchant les combinaisons d'ensembles de points qui présentent un degré de connexité maximum.

5-3) Construction de la pyramide des degrés de connexité.

Segmenter une image en composantes connexes et homogènes consiste à trouver les ensembles de points $E(g_m, g_n)$ qui présentent des degrés de connexité maximum. Pour une image codée sur N niveaux de gris, nous avons soit N ensembles élémentaires $E(g_n)$, soit $N-1$ groupements obtenus par réunion de ces ensembles élémentaires deux à deux, soit $N-2$ groupements résultant de l'union de ces ensembles élémentaires trois à trois, etc..... et un seul groupement possible des N ensembles élémentaires $E(g_n)$, qui redonne l'image complète. Ces groupements ne sont pris en compte que si les plages de niveaux de gris qui les définissent sont continues (voir figure n°IV-5). En respectant cette contrainte de continuité des niveaux de gris à l'intérieur d'un intervalle, le nombre de ces groupements est égal à la somme $N + (N-1) + (N-2) + \dots + 1$, à savoir:

$$S = N (N+1) / 2.$$

Table des occurrences associée à l'image du cadran a

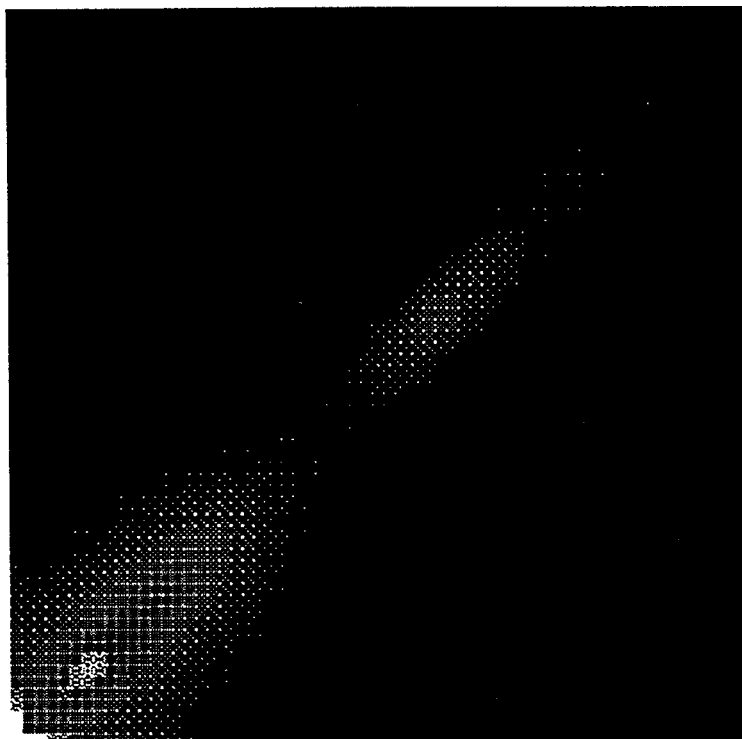


FIGURE n° IV-6-a

Table des occurrences associée à l'image du cadran b

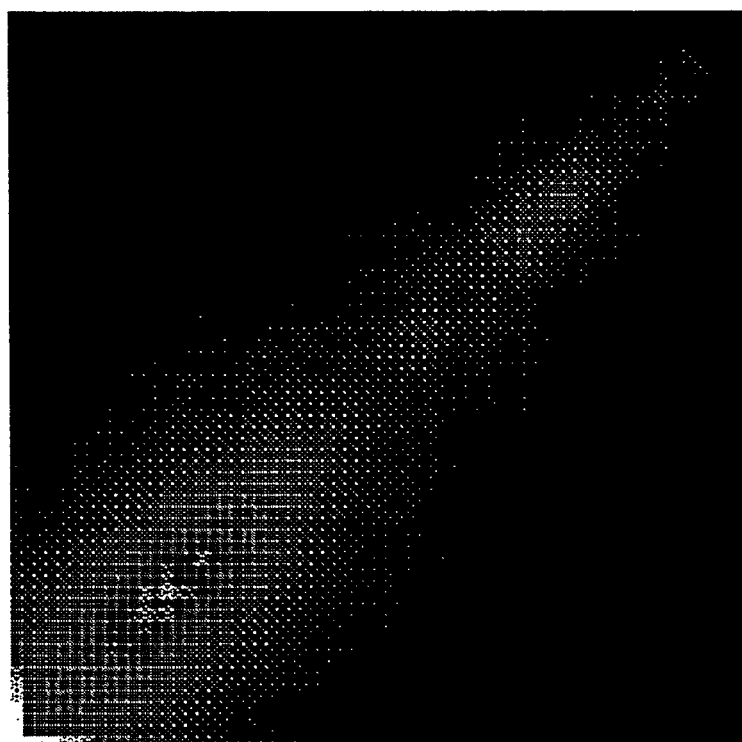


FIGURE n° IV-6-b

Origine de la table : en bas à gauche.

Table des occurrences associée à l'image du cadran c

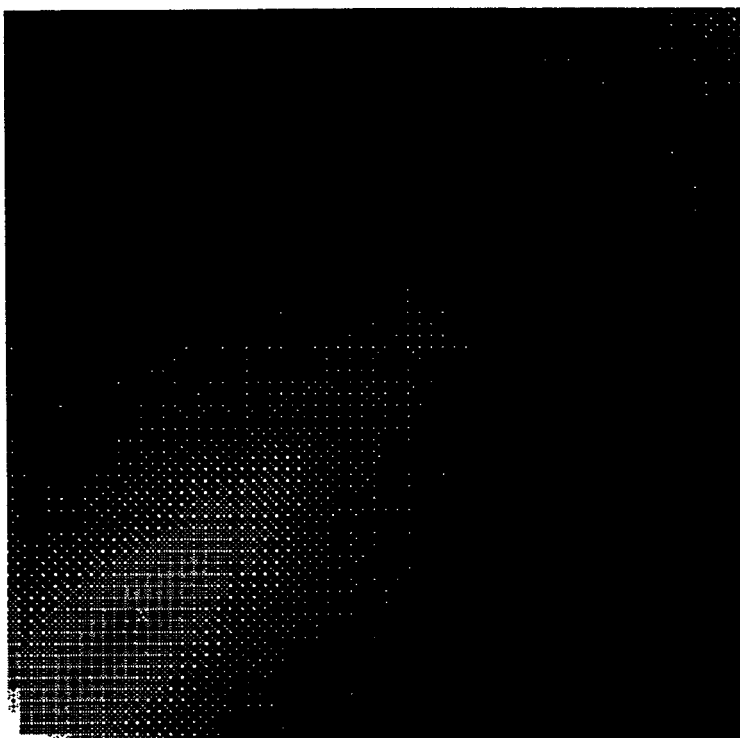


FIGURE n° IV-6-c

Table des occurrences associée à l'image du cadran d

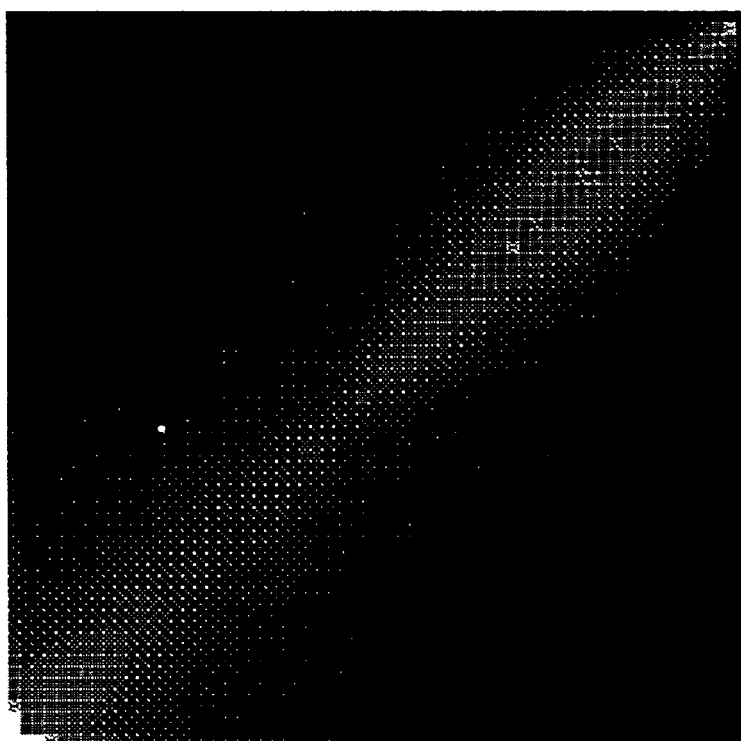


FIGURE n° IV-6-d

Origine de la table : en bas à gauche.

Table des occurrences associée à l'image du cadran e

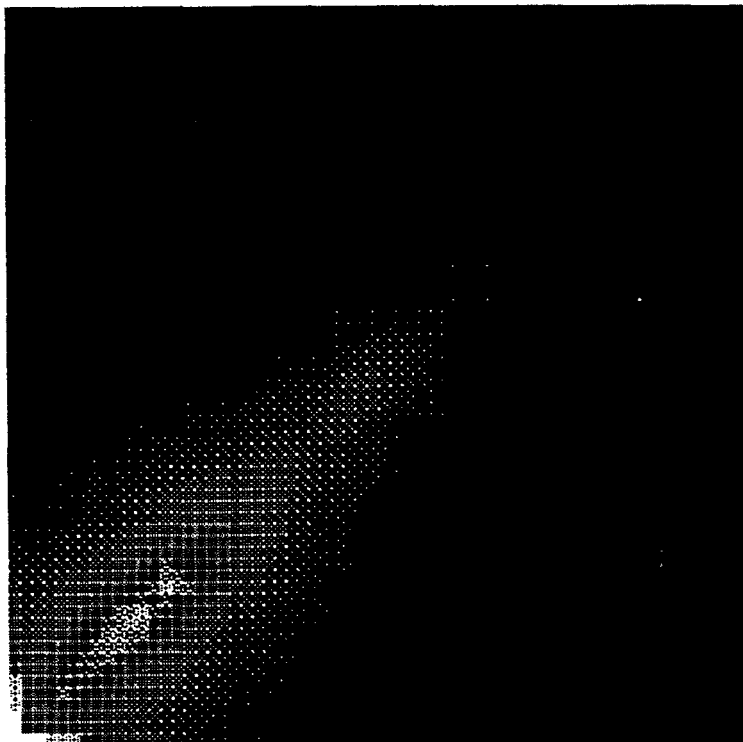


FIGURE n° IV-6-e

Origine de la table : en bas à gauche.

Nous avons présenté intuitivement la démarche à suivre pour obtenir des ensembles de points de connexité maximum et de niveaux de gris homogènes. Afin de formaliser cette approche, nous introduisons une représentation originale des propriétés de connexité des ensembles de points définis sur une image. Nous utilisons un tableau de forme triangulaire (pyramide des degrés de connexité) dont la base est constituée de N éléments, chacun d'entre-eux contenant le degré de connexité $DC [E(g_n)]$ associé à l'ensemble des points de niveau de gris g_n . On note n le rang selon la direction horizontale (figure IV-7). Cette pyramide est constitué d'une superposition de lignes, repérées par leurs indices $i, i=1,2,...,N$ de telle sorte que l'élément de la pyramide T de la ligne d'indice $i=1$ et de rang n est noté: $T_{n,1} = DC [E(g_n)]$.

indices N

$T_{1,N} = DC[E(g_1, g_N)]$

$T_{1,p} = DC[E(g_1, g_p)]$

p

$T_{1+N-p,p} = DC[E(g_{1+n-p}, g_N)]$

$T_{1,1} = DC[E(g_1)]$

1

n

N

$T_{N,1} = DC[E(g_N)]$

$T_{n,1} = DC[E(g_n)]$

rangs

86

A la ligne d'indice 2, située au dessus de la base de la pyramide, l'élément $T_{n,2}$ contient le degré de connexité relatif à l'union des ensembles élémentaires $E(g_n)$ et $E(g_{n+1})$.

$$\begin{aligned} \text{Ainsi } T_{n,2} &= DC[U \{ E(g_n), E(g_{n+1}) \}] \\ &= DC[E(g_n, g_{n+1})] \quad \text{pour } n=1, 2, \dots, N-1. \end{aligned}$$

A la ligne d'indice courant i , l'élément $T_{n,i}$ contient le degré de connexité de l'union des ensembles élémentaires allant du rang n au rang $n+i-1$.

$$\begin{aligned} T_{n,i} &= DC[U \{ E(g_n), E(g_{n+1}), E(g_{n+2}), \dots, E(g_{n+i-1}) \}] \\ &= DC[E(g_n, g_{n+i-1})] \end{aligned}$$

Afin de pouvoir interpréter graphiquement les données des pyramides des degrés de connexité des figures n° IV-8-a, V-8-b, V-8-c, V-8-d et V-8-e associées aux cadrans a, b, c, d et e de la figure de plante n° IV-2, nous avons visualisé les degrés de connexité sous forme d'une échelle de luminance (la présence de petites croix blanches sur chacune de ces figures sera expliquée au paragraphes IV-5-4). Ainsi, un groupement d'ensembles élémentaires de degré de connexité élevé constituera un élément de la pyramide des degrés de connexité de luminance élevée. A l'inverse, un groupement d'ensembles élémentaires qui possède un degré de connexité faible constituera un élément de la pyramide de luminance plus faible. L'interprétation graphique de la pyramide des degrés de connexité nous amène donc à faire les remarques suivantes:

Les éléments proches du sommet de la pyramide sont clairs, ce qui signifie que leurs degrés de connexité sont élevés. En effet, plus on se rapproche du sommet, plus on s'approche du groupement de tous les ensembles élémentaires $E(g_n)$ de l'image où chaque point (i,j) possède alors huit voisins, à l'exception des points situés sur les bords de l'image. Le degré de connexité $T_{1,N}$ du sommet de la pyramide est maximum et a pour valeur approchée huit.

Dans les parties basses de la pyramide des degrés de connexité, certaines zones sont plus claires et d'autres plus sombres. Les zones claires correspondent à des groupements d'ensembles élémentaires $E(g_n)$ qui présentent un degré de connexité élevé. Ces groupements sont susceptibles de former des régions connexes dans l'image. Les zones plus sombres de la pyramide correspondent à des groupements d'ensembles élémentaires $E(g_n)$ moins connexes. Ces groupements sont hybrides car constitués de l'union d'ensembles élémentaires $E(g_n)$ appartenant à des régions différentes de l'image.

Pyramide des degrés de connexité associée à l'image du cadran a

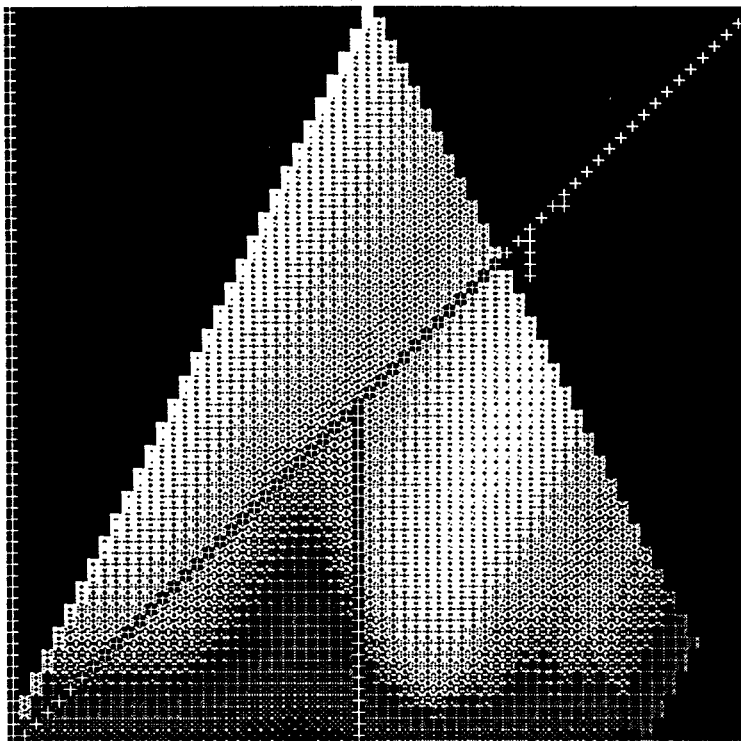


FIGURE n° IV-8-a

Pyramide des degrés de connexité associée à l'image du cadran b

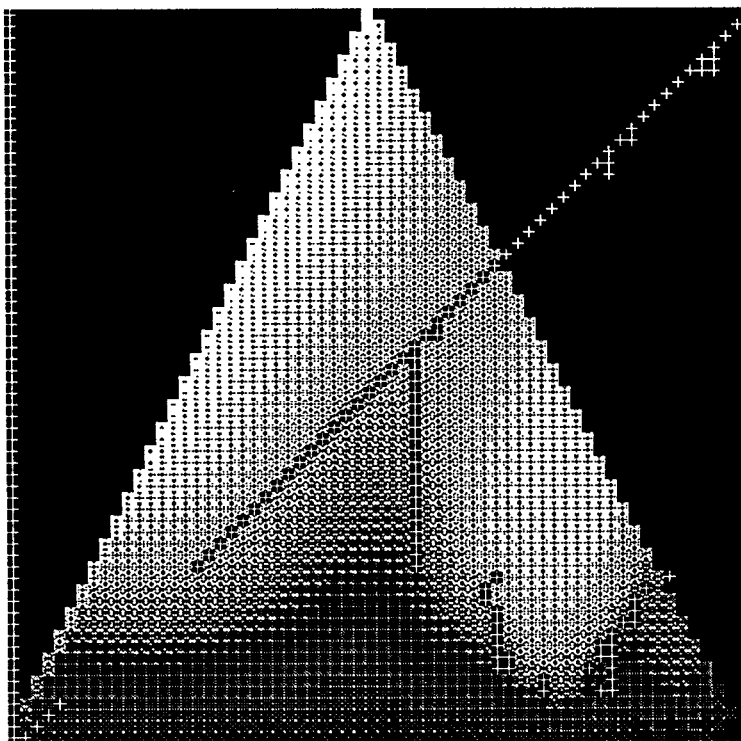


FIGURE n° IV-8-b

Pyramide des degrés de connexité associée à l'image du cadran c

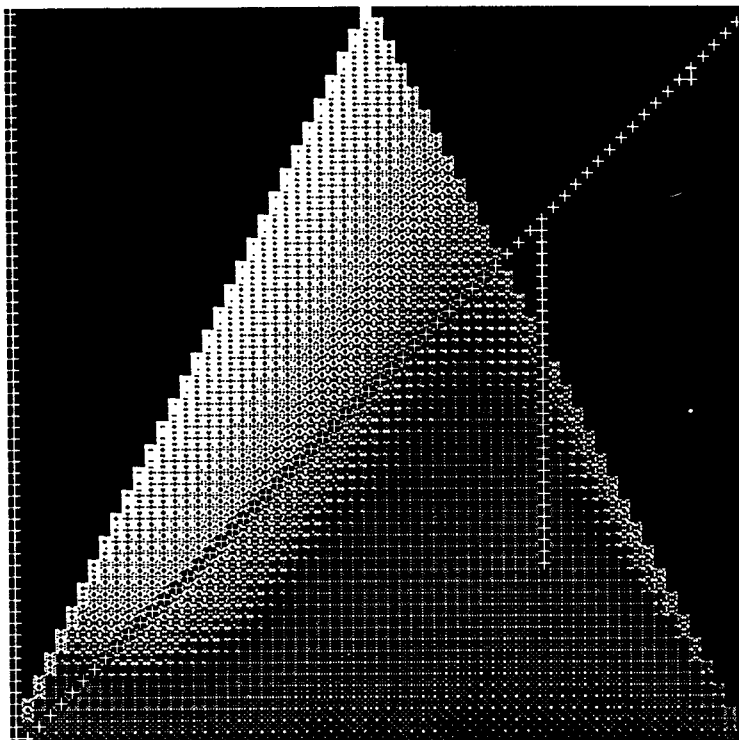


FIGURE n° IV-8-c

Pyramide des degrés de connexité associée à l'image du cadran d

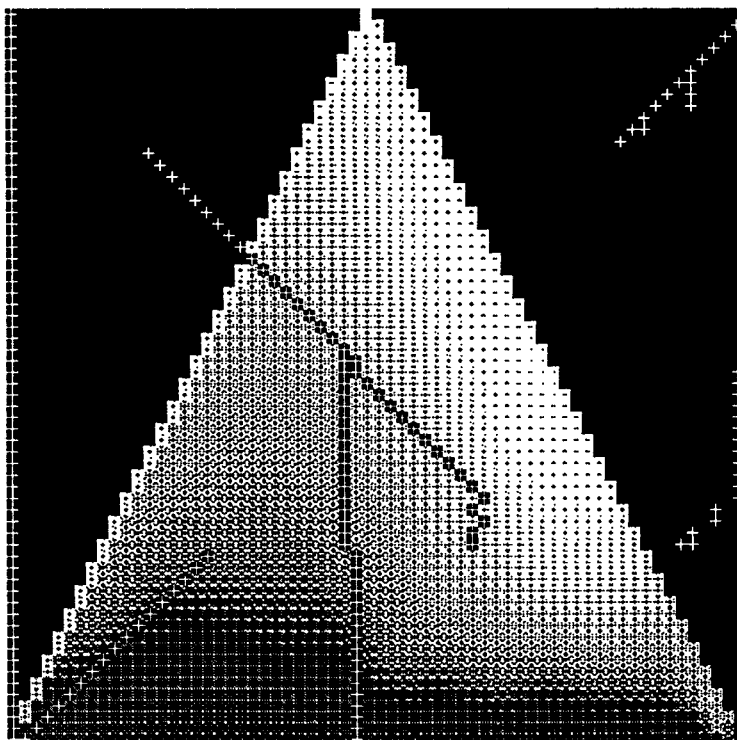


FIGURE n° IV-8-d

Pyramide des degrés de connexité associée à l'image du cadran e

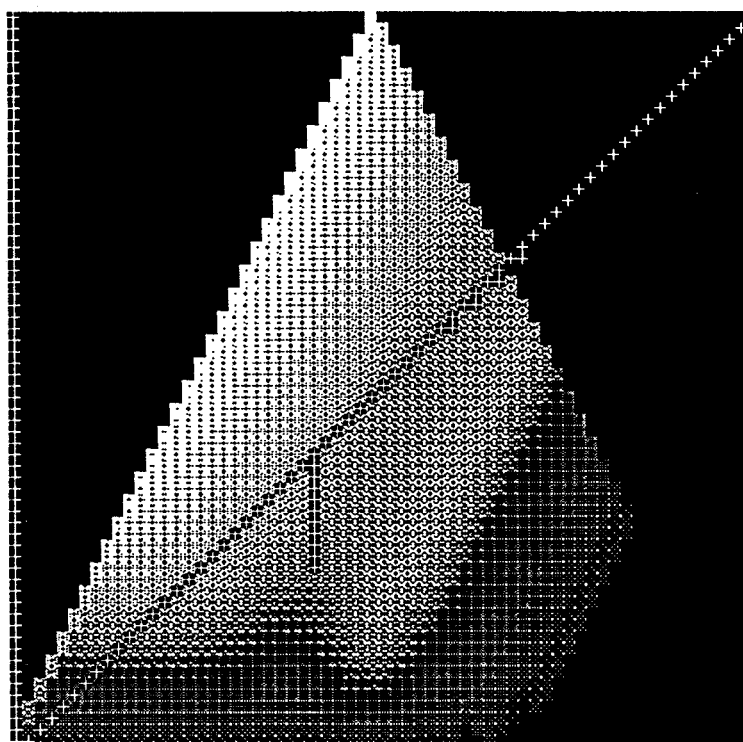


FIGURE n° IV-8-e

A partir de ces observations élémentaires, on peut envisager une analyse plus fine de la pyramide des degrés de connexité afin d'en extraire l'information nécessaire à la segmentation de l'image en régions connexes et homogènes.

5-4) Analyse arborescente de la pyramide des degrés de connexité.

L'analyse arborescente de la pyramide procède ligne par ligne, du sommet vers sa base, afin de trouver des groupements de connexité maximum comme nous l'avons énoncé au paragraphe IV-5-2. L'analyse de chaque ligne est indépendante de l'analyse des autres lignes de sorte que l'analyse de l'ensemble de la pyramide est constituée de N analyses élémentaires d'une même ligne. L'analyse élémentaire de chaque ligne nous donnera, sous la forme d'un ensemble de seuils, une segmentation possible de l'image. Il restera alors, à la fin de l'analyse complète de la pyramide, à trouver parmi les N segmentations proposées, celle qui décompose l'image en régions connexes et homogènes selon un critère qui sera défini au paragraphe IV-5-5.

La première ligne de la figure n° IV-9 possède un seul élément $T_{1,N}$ qui correspond à l'union des N ensembles élémentaires de l'image. L'analyse élémentaire de cette première ligne ne permet pas de choisir un groupement plus connexe que l'autre puisque cette ligne est constituée d'un seul élément.

La seconde ligne possède deux éléments qui correspondent respectivement à l'union $E(g_1, g_{N-1})$ des $(N-1)$ ensembles élémentaires de rangs compris entre les valeurs 1 et $N-1$ et à l'union $E(g_2, g_N)$ des $(N-1)$ ensembles élémentaires de rangs compris entre les valeurs 2 et N . Les degrés de connexité associés à chacun de ces deux groupements sont respectivement $T_{1,N-1}$ et $T_{2,N-1}$. L'un de ces deux groupements possède un degré de connexité supérieur à l'autre, si on exclut à priori l'égalité. Le choix du groupement le plus connexe définit alors une frontière au niveau des ensembles élémentaires $E(g_n)$ de l'image. Si le groupement le plus connexe correspond à l'union des ensembles élémentaires de rangs compris entre les valeurs 1 et $N-1$, la frontière se situe au rang $N-1$. Si le groupement le plus connexe correspond à l'union des ensembles élémentaires de rangs compris entre les valeurs 2 et N , la frontière se situe au rang 1. Cette frontière est un seuil qui permet de segmenter l'image en deux régions connexes.

L'analyse élémentaire des deux premières lignes de la pyramide des degrés de connexité est triviale. Elle est un cas particulier de la procédure courante d'analyse des lignes d'indices inférieurs dans la pyramide. Plaçons nous à une ligne d'indice quelconque p (avec $p > 2$) dans la pyramide.

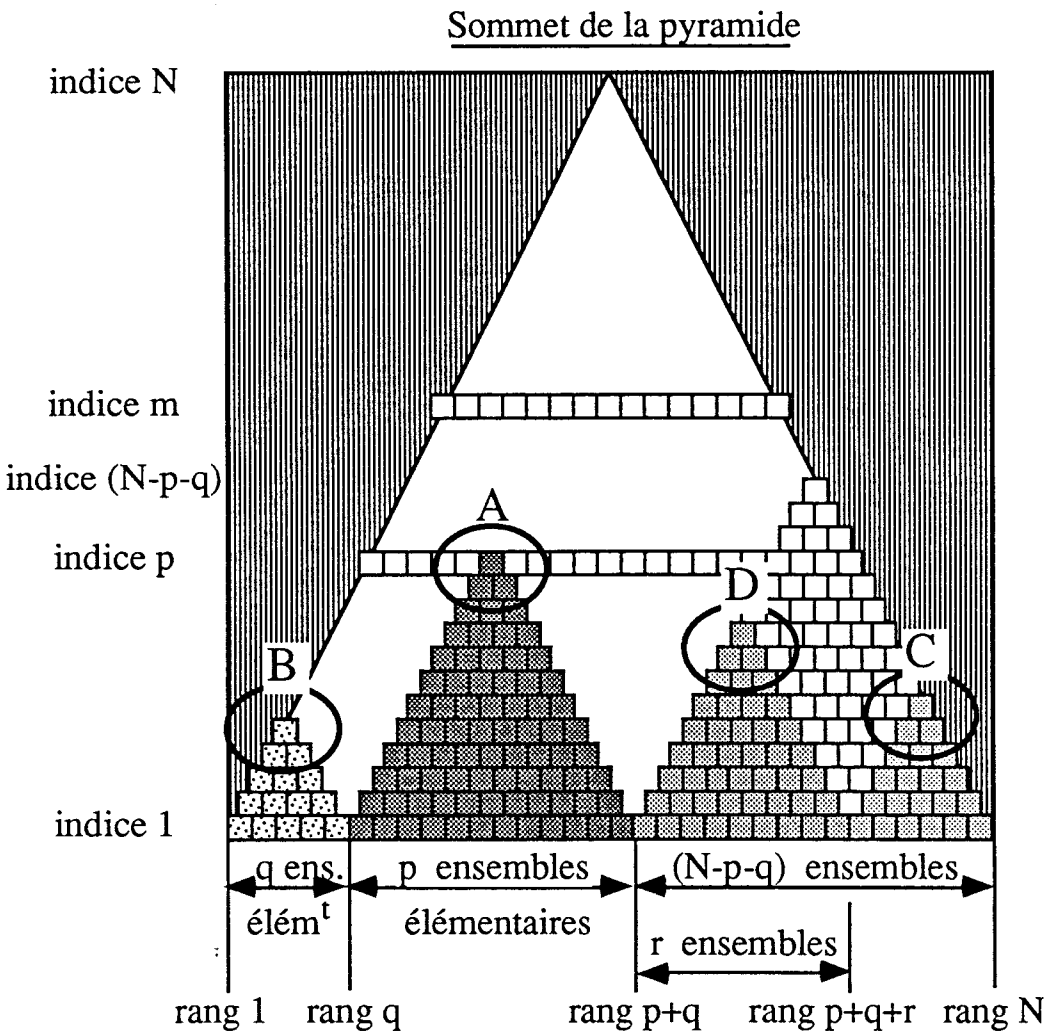


FIGURE N° IV-9

A la ligne d'indice p , nous trouvons $(N-p)$ éléments qui correspondent chacun à un groupement différent de p ensembles élémentaires $E(g_n)$ adjacents. Parmi les $(N-p)$ groupements de p ensembles élémentaires, il existe un groupement qui possède un degré de connexité supérieur au degré de connexité des autres groupements. Ce groupement correspond au groupement le plus connexe de p ensembles élémentaires parmi les N ensembles élémentaires disponibles. Nous allons isoler ce groupement de connexité maximum de manière à ce que l'analyse élémentaire de la p ème ligne ne puisse plus séparer les p ensembles élémentaires $E(g_q, g_{p+q-1})$ ainsi réunis. Soit $T_{q,p}$ l'élément de la p ème ligne (repéré par la lettre A sur la figure n°IV-9) correspondant à ce groupement de connexité maximum. Ce groupement définit une frontière entre les p ensembles élémentaires réunis $E(g_q, g_{p+q-1})$ par le groupement de connexité maximum et les $(N-p)$ autres ensembles élémentaires $E(g_1), \dots, E(g_{q-1})$ et $E(g_{p+q}), \dots, E(g_N)$. L'analyse élémentaire de la p ème ligne va maintenant se poursuivre afin de trouver parmi les $(N-p)$ ensembles élémentaires non réunis, les groupements présentant les plus forts degrés de connexité.

Les $(N-p)$ ensembles élémentaires de la ligne d'indice p non réunis sont séparés en deux sous-ensembles disjoints. Le premier sous-ensemble est constitué des ensembles élémentaires de rangs compris entre 1 et $q-1$ et le second, des ensembles élémentaires de rangs compris entre $p+q$ et N . L'analyse élémentaire de la p ème ligne va maintenant se poursuivre à l'intérieur de chacune des deux sous-pyramides engendrées par les deux sous-ensembles $E(g_1, g_{q-1})$ et $E(g_{p+q}, g_N)$.

Au niveau du premier sous-ensemble constitué des ensembles élémentaires $E(g_1), E(g_2), \dots, E(g_{q-1})$, il est de nouveau possible de considérer des groupements de deux ensembles élémentaires de rangs compris entre 1 et $q-1$, de trois ensembles élémentaires de rangs compris entre 1 et $q-1$, etc....., et un seul groupement de $q-1$ ensembles élémentaires de rangs compris entre 1 et $q-1$. L'ensemble des groupements possibles des $q-1$ ensembles élémentaires de rangs compris entre 1 et $q-1$ est représenté par la pyramide repérée par la lettre B sur la figure n° IV-9. Nous avons considéré sur cet exemple que la réunion des $q-1$ ensembles élémentaires $E(g_1, g_{q-1})$ constituait le groupement le plus connexe des groupements possibles de ces ensembles élémentaires de rang compris entre 1 et $q-1$. La réunion des ensembles élémentaires de rangs compris entre 1 et $q-1$, $E(g_1, g_{q-1})$, constitue donc un second ensemble de connexité maximum. Ce second ensemble de connexité maximum ne pourra plus être divisé au niveau de l'analyse élémentaire de la p ème ligne de la pyramide des degrés de connexité.

Au niveau du deuxième sous-ensemble constitué des ensembles élémentaires $E(g_{p+q}), E(g_{p+q+1}), \dots, E(g_N)$, il est également possible de considérer des groupements de deux ensembles élémentaires de rangs compris entre $p+q$ et N , de trois ensembles élémentaires de rangs compris entre $p+q$ et N , etc....., et un seul groupement de $(N-p-q)$ ensembles élémentaires de rangs compris entre $p+q$ et N . Parmi tous ces groupements possibles, la réunion des r ensembles élémentaires de rang compris entre $p+q$ et $p+q+r$ constitue le groupement qui présente un degré de connexité supérieur aux degrés de connexité des autres groupements possibles. Les r ensembles élémentaires ainsi réunis forment alors le troisième ensemble de degré de connexité maximum, constitué de la réunion des ensembles élémentaires de rangs compris entre $p+q$ et $p+q+r$, et repéré par la lettre D sur la pyramide de la figure n° IV-9. Cet ensemble définit une nouvelle frontière entre les $(p+q+r)$ premiers ensembles élémentaires déjà réunis et les autres. La réunion des ensembles élémentaires de rang compris entre $(p+q+r)$ et N a donné un degré de connexité supérieur aux degrés de connexité des autres réunions d'ensembles élémentaires de rang compris entre $(p+q+r)$ et N . La réunion des ensembles élémentaires de rang compris entre $(p+q+r)$ et N est représentée par la pyramide repérée par la lettre C sur la figure n°IV-9.

L'analyse élémentaire de la ligne d'indice p dans la pyramide des degrés de connexité est maintenant terminée. Elle a permis de définir sur l'exemple de la figure n° IV-9 quatre groupements d'ensembles élémentaires $E(g_n)$ qui présentent un degré de connexité supérieur aux degrés de connexité des autres groupements possibles. Ces quatre groupements sont repérés par les lettres A, B, C et D. L'un de ces groupements, le groupement A, est constitué de la réunion de p ensembles élémentaires puisque nous sommes à la ligne d'indice p dans le pyramide de groupes. Les autres groupements sont composés de la réunion d'ensembles élémentaires $E(g_n)$ qui présentent un degré de connexité supérieur à tous les autres groupements. Les frontières entre ces quatre groupements d'ensembles élémentaires se situent aux rangs d'indices q , $p+q$ et $p+q+r$.

Marquage des points de frontière au niveau de chaque ligne de la pyramide des degrés de connexité

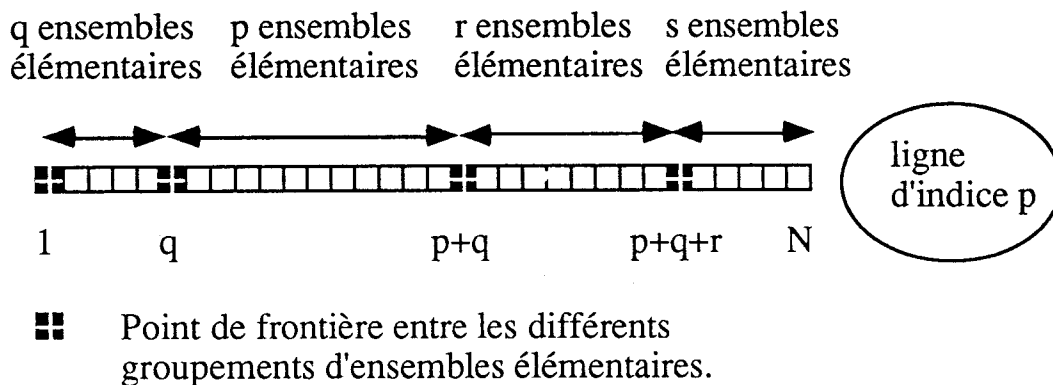


FIGURE N° IV-10

Sur les pyramides des degrés de connexité des figures n° IV-8-a, IV-8-b, IV-8-c, IV-8-d et IV-8-e, les points frontières qui délimitent deux groupements différents d'ensembles élémentaires $E(g_n)$ sont marqués d'une croix blanche sur un fond noir.

Les points frontières déterminés pour chaque ligne de la pyramide séparent et isolent des groupements d'ensembles élémentaires de connexité maximums. Ils constituent par conséquent des valeurs de seuils possibles pour la segmentation de l'image en régions connexes et homogènes en niveaux de gris.

5-5) Segmentation de l'image.

Pour chacune des lignes de la pyramide des degrés de connexité d'indice p compris entre 1 et N , nous avons cherché le groupement d'ensembles élémentaires $E(g_n)$ qui donne le degré de connexité maximum. Puis, nous avons cherché à l'intérieur des sous-pyramides engendrées par ce groupement, le meilleur groupement des ensembles élémentaires restant afin de constituer un second groupement de connexité maximum, puis un troisième et ainsi de suite jusqu'à ce que les N ensembles élémentaires aient été regroupés. Au niveau de chaque ligne de la pyramide, nous avons donc obtenu la meilleure

partition possible des ensembles élémentaires $E(g_n)$ en groupes de connexité maximum.

Pour une image codée sur N niveaux de gris, l'analyse de la pyramide conduit donc à N décompositions possibles de l'image, correspondant aux N lignes de la pyramide. L'une d'entre-elles est certainement meilleure que toutes les autres. En effet, lorsque l'on considère la ligne d'indice p dans la pyramide, avec p compris entre 1 et N , nous recherchons le groupement de p ensembles élémentaires $E(g_n)$ qui présente le degré de connexité maximum. Or, l'image ne contient pas obligatoirement p ensembles élémentaires connexes et homogènes en niveaux de gris. Supposons qu'une image contienne un groupement de k ensembles élémentaires avec un degré de connexité supérieur aux autres groupements possibles. Alors, seule la décomposition proposée à la ligne d'indice k dans la pyramide permet d'isoler ce groupement de k ensembles élémentaires de degré de connexité supérieur aux autres. Il faut donc rechercher, parmi les N solutions obtenues par analyse de la pyramide, la meilleure décomposition de l'image en régions connexes.

Une analyse encore plus approfondie des propriétés de la pyramide des degrés de connexité ne semble pas pouvoir nous donner la solution recherchée. En effet, si l'on considère deux partitions différentes d_1 et d_2 de l'image associées à deux lignes quelconques de la pyramide, où d_1 partitionne l'image en m régions et d_2 en n régions, on pourrait être amené à calculer le degré de connexité moyen des régions associées à la partition d_1 ainsi que le degré de connexité moyen des régions associées à la partition d_2 , le degré de connexité moyen étant obtenu en divisant la somme des degrés de connexité de toutes les régions de la partition considérée par le nombre de régions de la partition. Le degré de connexité moyen permettrait alors de juger la qualité des deux partitions d_1 et d_2 , la meilleure d'entre-elles serait celle pour laquelle le degré de connexité moyen des régions de la partition est supérieur au degré de connexité moyen des régions de l'autre partition. Par extension aux N partitions proposées par l'analyse de la pyramide, la meilleure serait celle pour laquelle le degré de connexité moyen des régions est supérieur au degré de connexité moyen des régions de toutes les autres partitions. Or, nous savons que cette partition particulière est la partition triviale qui se situe au sommet de la pyramide, à savoir la réunion de l'ensemble des $E(g_n)$.

Pour sélectionner la meilleur segmentation, nous proposons donc d'analyser la correspondance entre chacune des N partitions issues de l'analyse de la pyramide des degrés de connexité et l'histogramme des niveaux de gris. Nous allons rechercher la partition qui va permettre de séparer au mieux les modes significatifs de l'histogramme des niveaux de gris $h(g_i)$ tel qu'il a été défini en introduction de ce mémoire. La séparation des modes se formule très simplement à l'aide du critère d'Huyggens-Fresnel relatif aux moments d'inerties d'ordre deux. On peut alors définir au sein d'une même partition une

variance intra-classe des probabilités d'apparition des niveaux de gris $[h(g_i), \dots, h(g_j)]$ associé à chaque groupement d'ensembles élémentaires $E(g_i, g_j)$, de même qu'il est possible de définir une variance inter-classe, entre les probabilités d'apparitions des niveaux de gris relatives à deux groupements d'ensembles élémentaires $E(g_m, g_n)$ et $E(g_p, g_q)$ issus toujours de la même partition.

Les variances intra-classe $V_intra [E(g_m, g_n)]$ et $V_intra [E(g_p, g_q)]$ associées aux probabilités d'apparition des niveaux de gris des ensembles $E(g_m, g_n)$ et $E(g_p, g_q)$ peuvent être définies de la manière suivante:

$$V_intra [E(g_m, g_n)] = \frac{1}{(n-m+1)} \sum_{i=m}^n \left| i.h(g_i) - \overline{g_{mn}} \right|^2$$

$$\text{où } \overline{g_{mn}} = \frac{1}{(n-m+1)} \sum_{i=m}^n i.h(g_i)$$

pour l'ensemble $E(g_m, g_n)$ et par:

$$V_intra [E(g_p, g_q)] = \frac{1}{(q-p+1)} \sum_{i=p}^q \left| i.h(g_i) - \overline{g_{pq}} \right|^2$$

$$\text{où } \overline{g_{pq}} = \frac{1}{(q-p+1)} \sum_{i=p}^q i.h(g_i)$$

pour l'ensemble $E(g_p, g_q)$.

La variance inter-classes, $V_inter [E(g_m, g_n), E(g_p, g_q)]$ associée aux probabilités d'apparitions des niveaux de gris des ensembles $E(g_m, g_n)$ et $E(g_p, g_q)$ peut être définie de la manière suivante:

$$V_inter [E(g_m, g_n), E(g_p, g_q)] = \sum_{i=m}^n h(g_i) * \left| \overline{g_{mn}} - \overline{g_{mnpq}} \right|^2$$

$$+ \sum_{i=p}^q h(g_i) * \left| \overline{g_{pq}} - \overline{g_{mnpq}} \right|^2$$

$$\text{où } \overline{g_{mnpq}} = \left(\frac{1}{|n-m|+|q-p|} \right) * \left(\sum_{i=m}^n i.h(g_i) + \sum_{i=p}^q i.h(g_i) \right)$$

Pour apprécier la qualité de la décomposition de l'histogramme $h(g_i)$ en classes, on peut rechercher soit le minimum de la somme des variances intra-classes soit le maximum de la variance inter-classes, chaque classe de l'histogramme étant définies par les seuils associés à la partition considérée dans la pyramide des degrés de connexité.

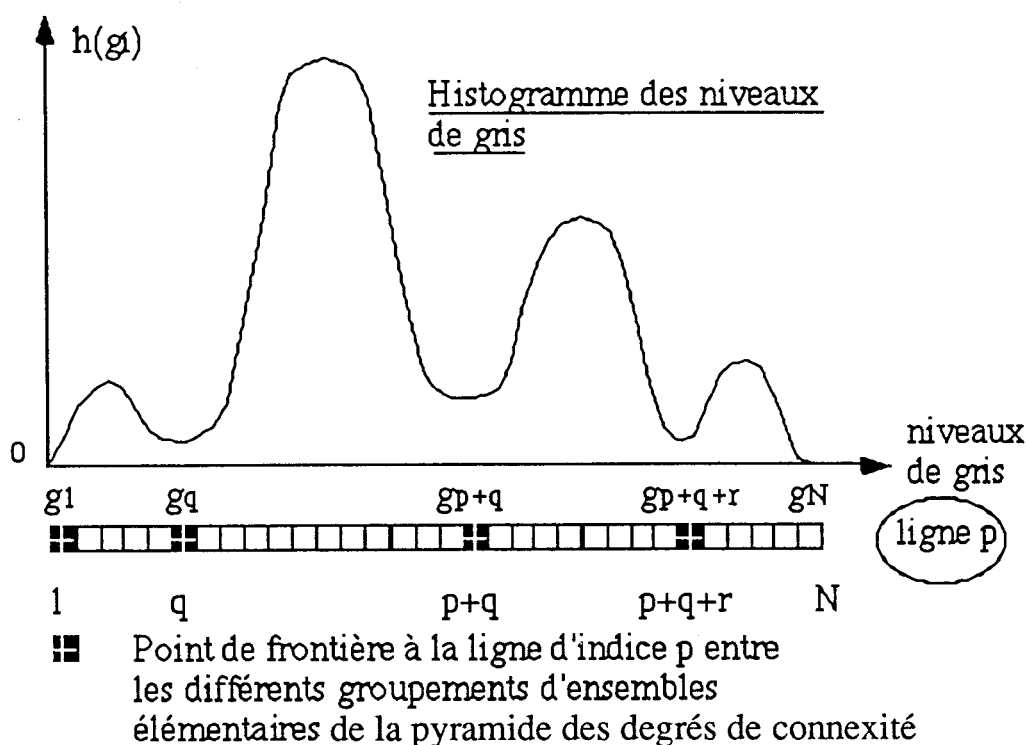


FIGURE N° IV-11

La figure n°IV-11 illustre une situation où la décomposition proposée à la p ème ligne de la pyramide des degrés de connexité assure une excellente séparation des classes significatives de l'histogramme des niveaux de gris. L'inertie inter-classes associée à cette décomposition est donc probablement supérieure aux $(N-1)$ inerties inter-classes associée aux $(N-1)$ autres partitions proposées par l'analyse de la pyramide des degrés de connexité. Si tel est le cas, la partition des N niveaux de gris proposée à la p ème ligne de la pyramide définit le partitionnement recherché de l'image en régions connexes. Si l'inertie inter-classes associée à cette décomposition n'est pas la plus grande, il existe une autre partition, à une ligne d'indice q de la pyramide avec $q \neq p$, qui

assure une meilleure séparation des classes de niveaux de gris des points de l'image. La partition associée à la ligne d'indice q dans la pyramide assure alors le meilleur partitionnement de l'image en régions connexes et homogènes en niveaux de gris.

6) ANALYSE DES PERFORMANCES DE LA METHODE.

Les figures n° IV-12-a, IV-12-b, IV-12-c, IV-12-d et IV-12-e indiquent, sur les histogrammes des niveaux de gris des cadrans a,b,c,d et e de la figure IV-2, le placement des seuils associés à la partition choisie pour chaque pyramide des degrés de connexité.

Les histogrammes des figures n° IV-12-c et IV-12-e sont des histogrammes pour lesquels il est généralement très difficile d'obtenir une segmentation correcte par des méthodes classiques de segmentation par analyse d'histogramme comme celles présentées au chapitre II. En effet, ces histogrammes contiennent un mode dominant qui dissimule des modes secondaires associées à des régions plus petites dans le cadran considéré. La segmentation réalisée par la méthode d'analyse des degrés de connexités, en plaçant les seuils au niveau de l'épaule de chaque mode dominant, correspond à celle que nous aurions pu proposer de manière intuitive.

Les histogrammes des figures n° IV-12-a, IV-12-b et IV-12-d ont des modes plus prononcés et relativement bien séparés. On peut remarquer que les seuils calculés par la méthode d'analyse des degrés de connexités se situent bien aux creux des vallées significatives de chaque histogramme, ce qui permet de valider la méthode pour des cas de figure moins complexes que ceux des figures précédentes n° IV-12-c et IV-12-e.

La figure n° IV-13 présente l'image d'origine (figure n° IV-2) avec les cadrans indicés a,b,c,d et e segmentés par la méthode d'analyse des degrés de connexités. Cette présentation des résultats permet de vérifier, au niveau des limites de chaque cadran, la continuité entre les parties des régions segmentées situées à l'intérieur des cadrans et le reste des régions non segmentées situées à l'extérieur des cadrans.

La figure n° IV-14 présente finalement la segmentation complète de l'image d'origine (n° IV-2) par cette nouvelle méthode en trois types de régions.

7) CONCLUSION.

La prise en compte simultanée des niveaux de gris et des propriétés de connexité des points d'une image a permis de proposer une nouvelle méthode de segmentation qui débouche sur un processus de multiseuillage entièrement automatique. Sans aucune information a priori, ni sur la distribution des niveaux de gris, ni sur le nombre de régions à obtenir, l'algorithme proposé segmente l'image en autant de régions homogènes et connexes que nécessaire.

Cette étude a été motivée par un problème concret de segmentation rencontré au cours de la conception d'une machine de tri automatique destiné à améliorer la production de plants horticôles. Nous présentons maintenant cette réalisation qui intègre des procédures de traitement d'image afin de contrôler, en temps réel, la qualité de jeunes plantules avant leur livraison chez le client.

Histogramme des niveaux de gris de l'ensemble des points du cadran a

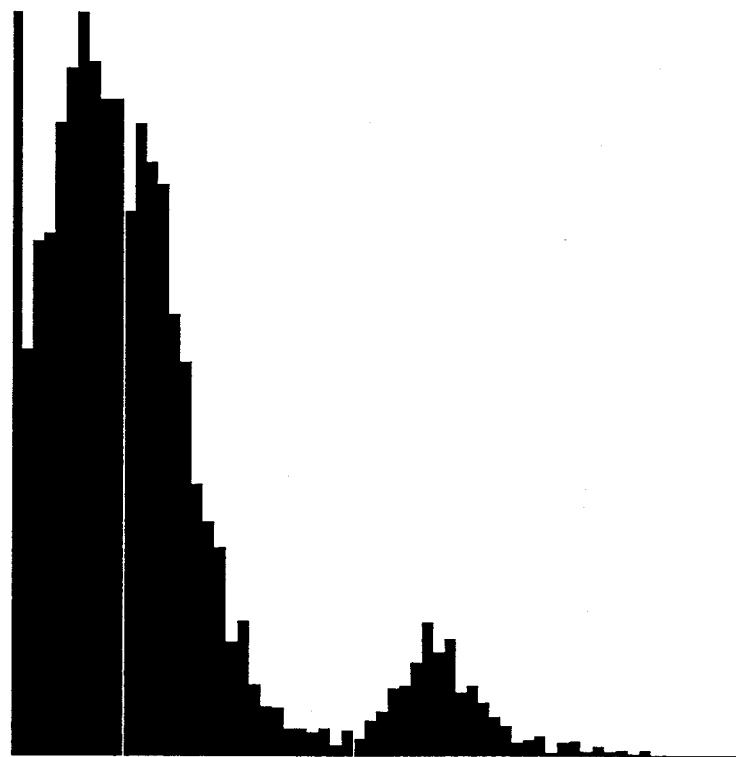


FIGURE n° IV-12-a

Les positions des seuils ont été calculées par la méthode de segmentation par analyse de connexité.

Histogramme des niveaux de gris de l'ensemble des points du cadran b

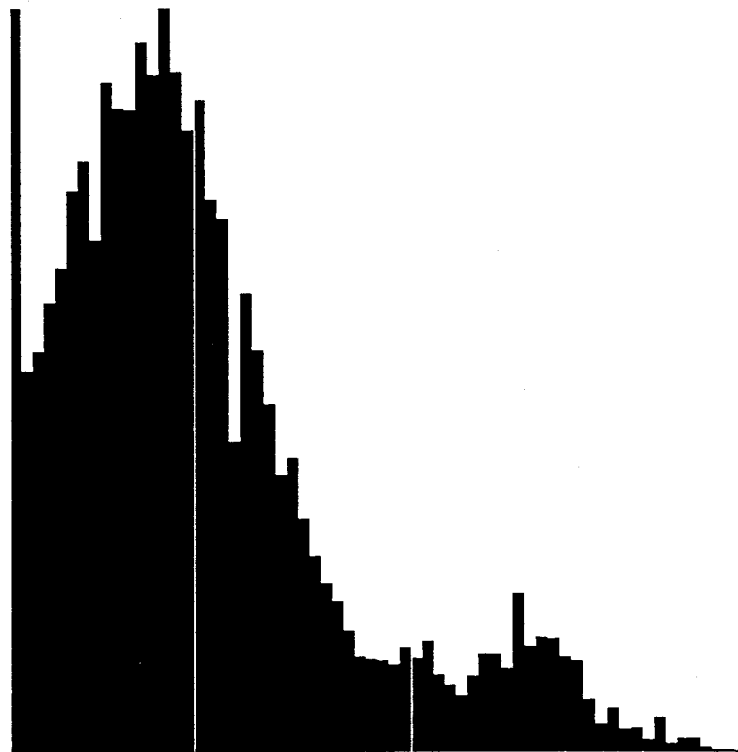


FIGURE n° IV-12-b

Les positions des seuils ont été calculées par la méthode de segmentation par analyse de connexité.

Histogramme des niveaux de gris de l'ensemble des points du cadran c

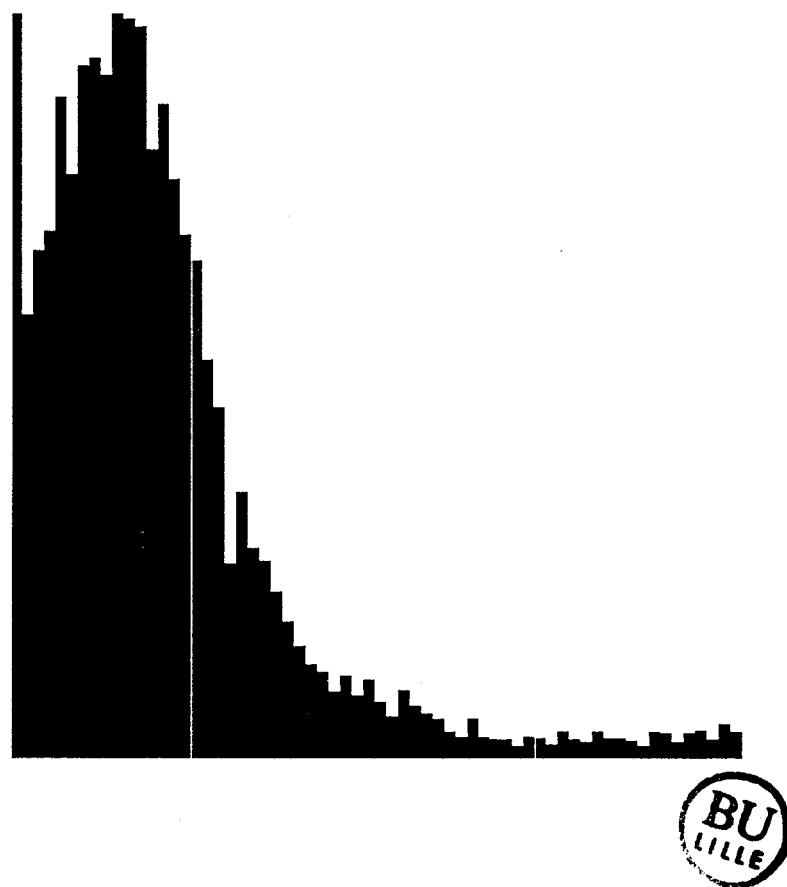


FIGURE n° IV-12-c

Les positions des seuils ont été calculées par la méthode de segmentation par analyse de connexité.

Histogramme des niveaux de gris de l'ensemble des points du cadran d

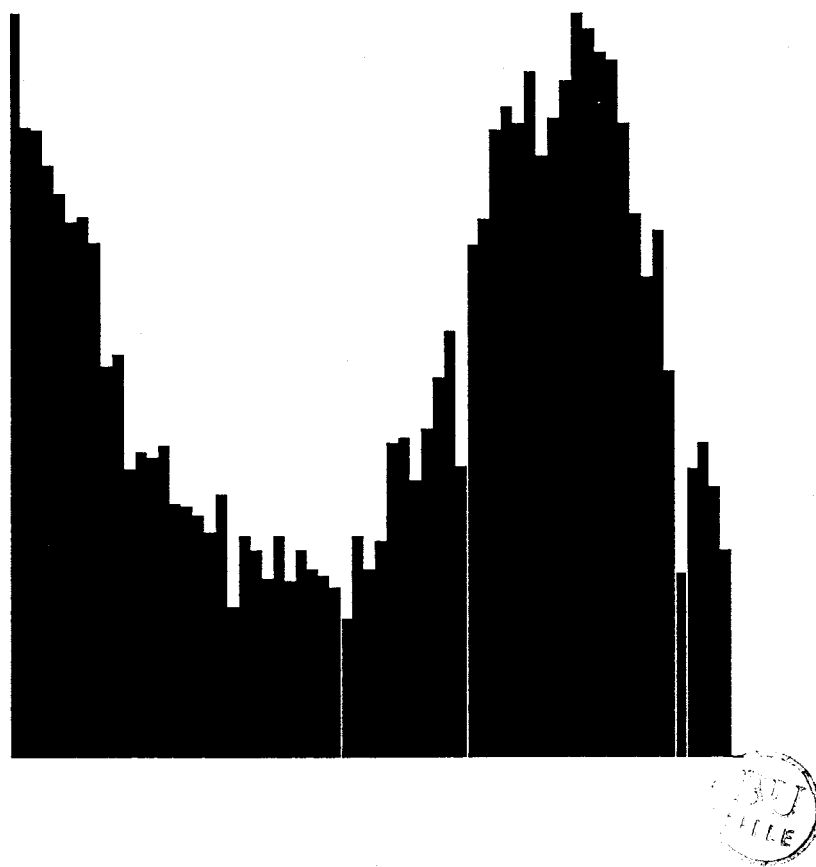


FIGURE n° IV-12-d

Les positions des seuils ont été calculées par la méthode de segmentation par analyse de connexité.

Histogramme des niveaux de gris de l'ensemble des points du cadran e

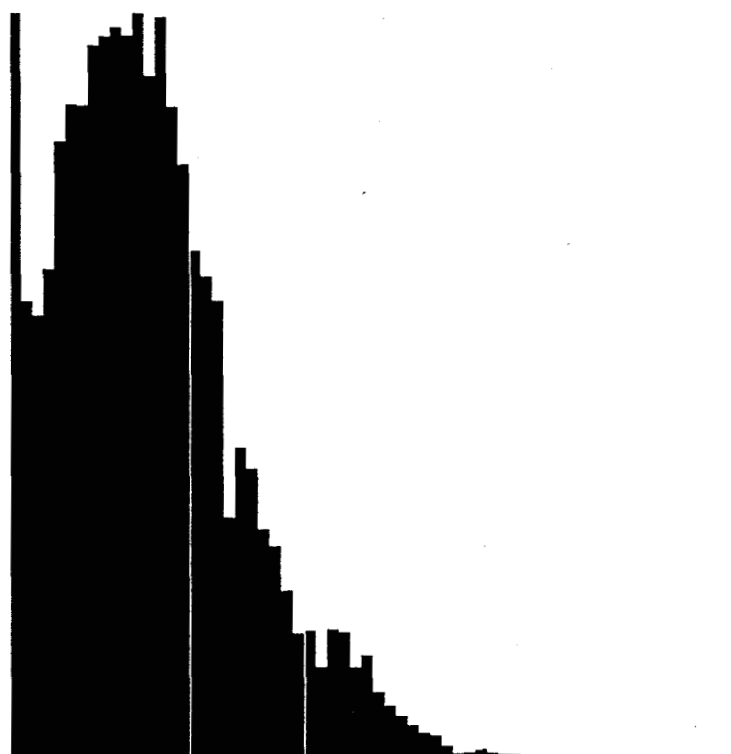


FIGURE n° IV-12-e

Les positions des seuils ont été calculées par la méthode de segmentation par analyse de connexité.

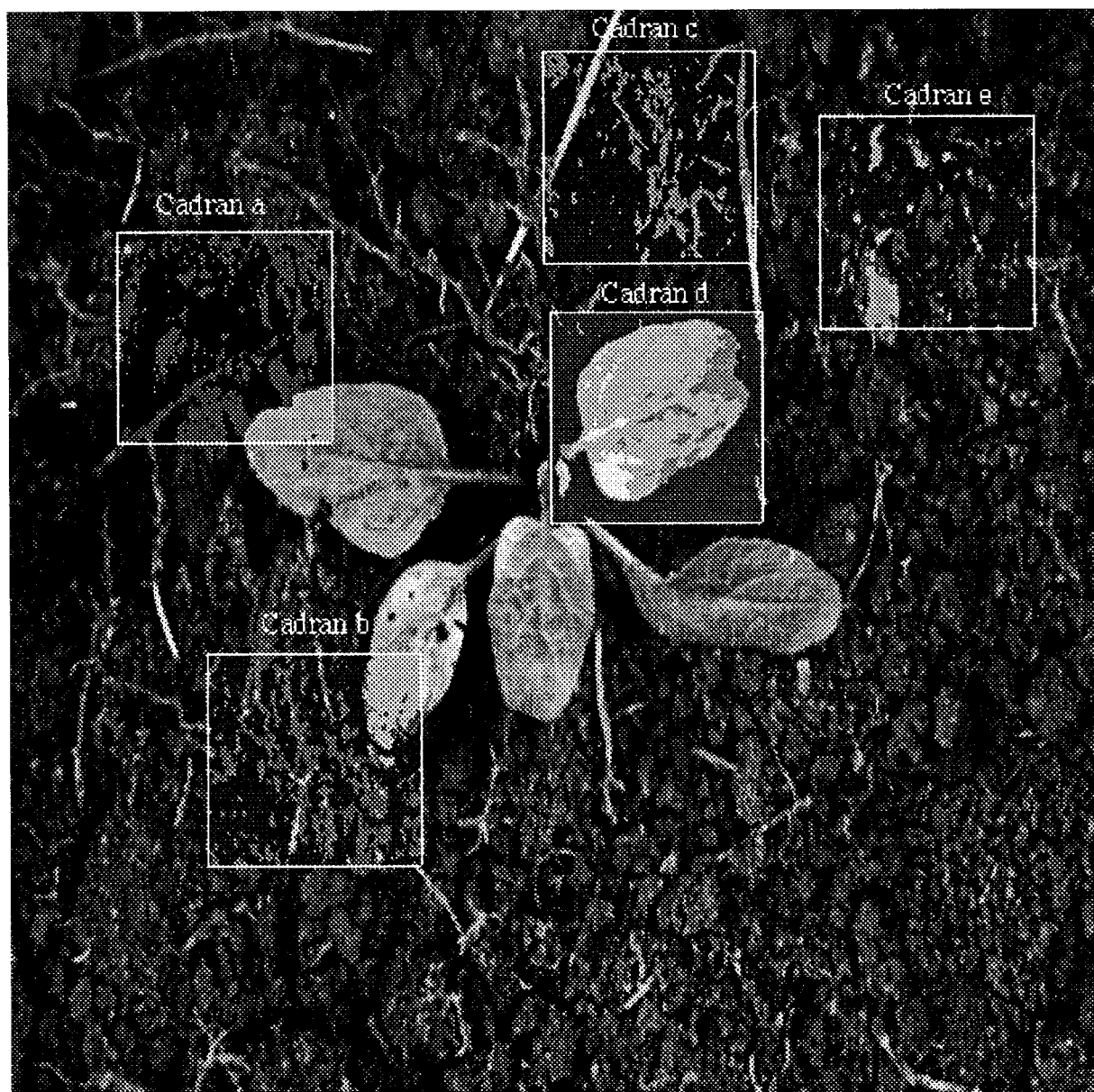


FIGURE n° IV-13



- Les cadrans a, b, c, d et e sont segmentés
- Le reste de l'image est en niveaux de gris



FIGURE n° IV-14

Image complète segmentée en trois régions

*

CHAPITRE V

*

LE CONTROLE QUALITE EN
PRODUCTION HORTICOLE

1) INTRODUCTION.

Dans les sociétés industrielles, seul 10% de la population reste liée, de près ou de loin, à une activité agricole. La production horticole, qui est un secteur particulier de l'activité agricole d'aujourd'hui était assurée, au paravant, par de petits producteurs indépendants. Aujourd'hui, l'essentiel des plants que l'on trouve sur le marché est produit par des groupes horticoles importants. L'accroissement de la productivité, nécessaire à la survie des producteurs de végétaux face à la concurrence, a conduit à une concentration des unités de productions et a nécessité des efforts considérables en matière de machinisme. En effet, les techniques de production artisanales ne permettent pas de produire, à des coûts raisonnables, des grandes quantités de plants. Il a donc fallu étudier des procédés de production différents qui se prêtent plus facilement à la mécanisation des tâches.

Le progrès essentiel consista alors à passer d'un mode de production en semis plus ou moins éparse à un mode de production avec semis en lignes et en rangées bien séparées. En effet, la production de plants bien séparés et régulièrement disposés sur leur substrat permet aux machines d'effectuer la plupart des opérations élémentaires de manutention des plants. Mais les progrès significatifs qui ont été réalisés en matière de machinisme agricole n'ont pu, jusqu'à présent, permettre l'automatisation du contrôle de la qualité des plants en production horticole. Le contrôle qualité est essentiel car le producteur ne peut livrer chez le client que des plants en parfaite santé, à un stade de développement bien contrôlé. Les outils de la productique, initialement développés pour la production d'objets manufacturés, trouvent donc ici un vaste champ d'applications potentielles.

Le contrôle qualité, généralement effectué par un personnel saisonnier, est un travail ingrat, car monotone et fatigant pour les yeux. C'est pourquoi, la société **Zaadunie**, filiale du groupe hollandais **Panvis**, nous a demandé d'étudier et de concevoir une machine automatisée capable de contrôler la qualité des plants de l'ensemble de sa production.

2) LA CHAÎNE DE PRODUCTION HORTICOLE.

Une chaîne de production horticole regroupe l'ensemble des étapes nécessaires à la production d'un plant. Afin de faciliter l'automatisation des tâches simples et répétitives, la société **Zaadunie** produit ses plants dans des plateaux alvéolaires en polystyrène blanc (cf la photographie n° 1). Afin de faciliter la manutention, on place les plateaux dans des caisses superposables d'une profondeur supérieure à l'épaisseur du plateau afin d'éviter d'écraser les jeunes pousses (cf la photographie n° 2). Ces plateaux comportent 13 rangées de 17 alvéoles chacune, ce qui représente un total de 221 alvéoles. Le fond de chaque alvéole est percé pour permettre l'évacuation de la motte (cf figure n° V-1).

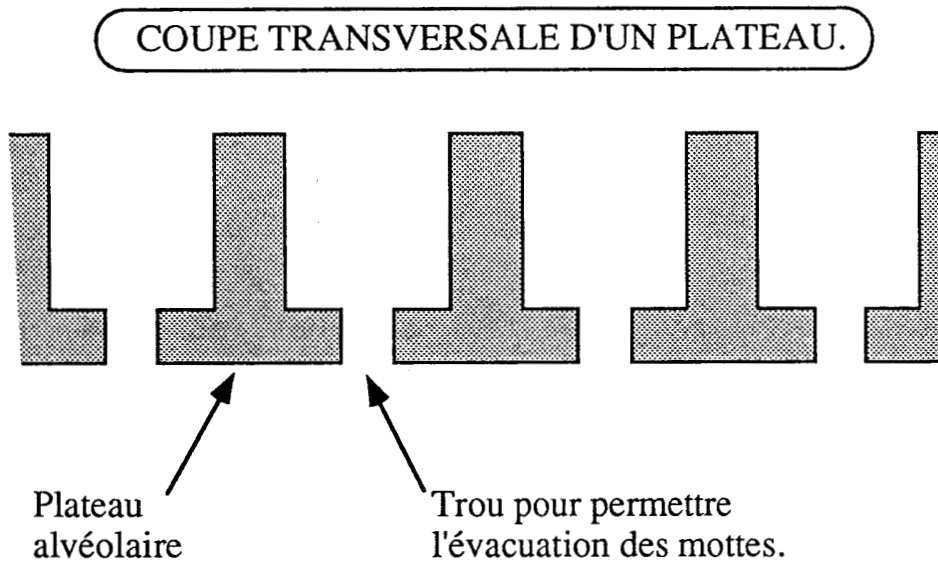
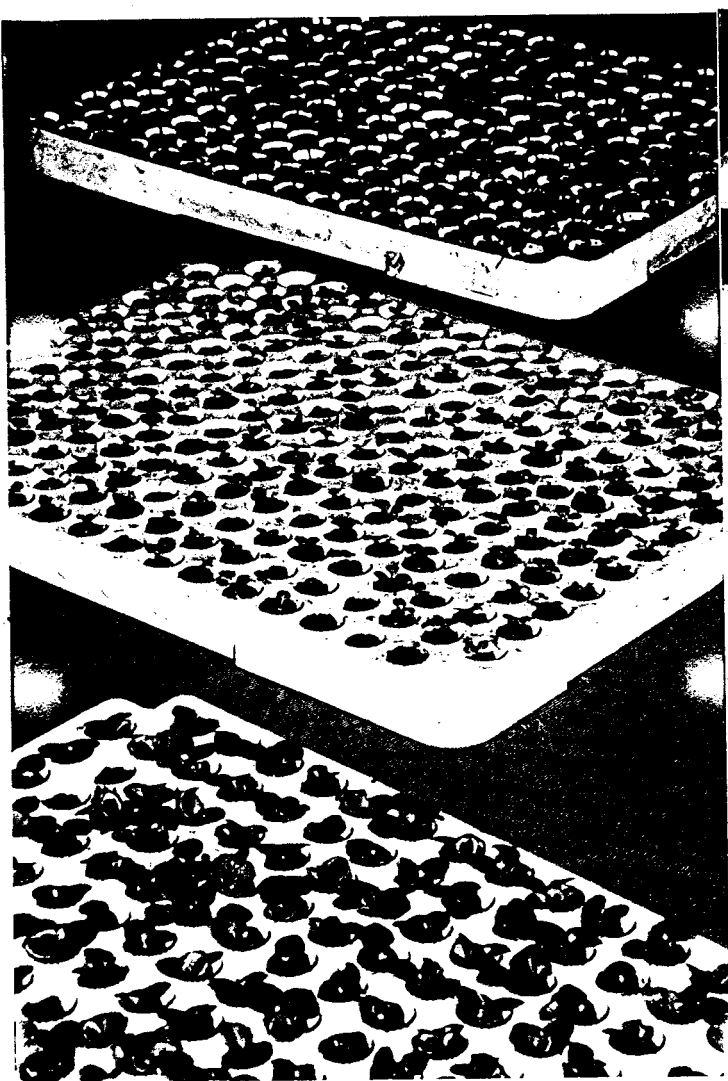
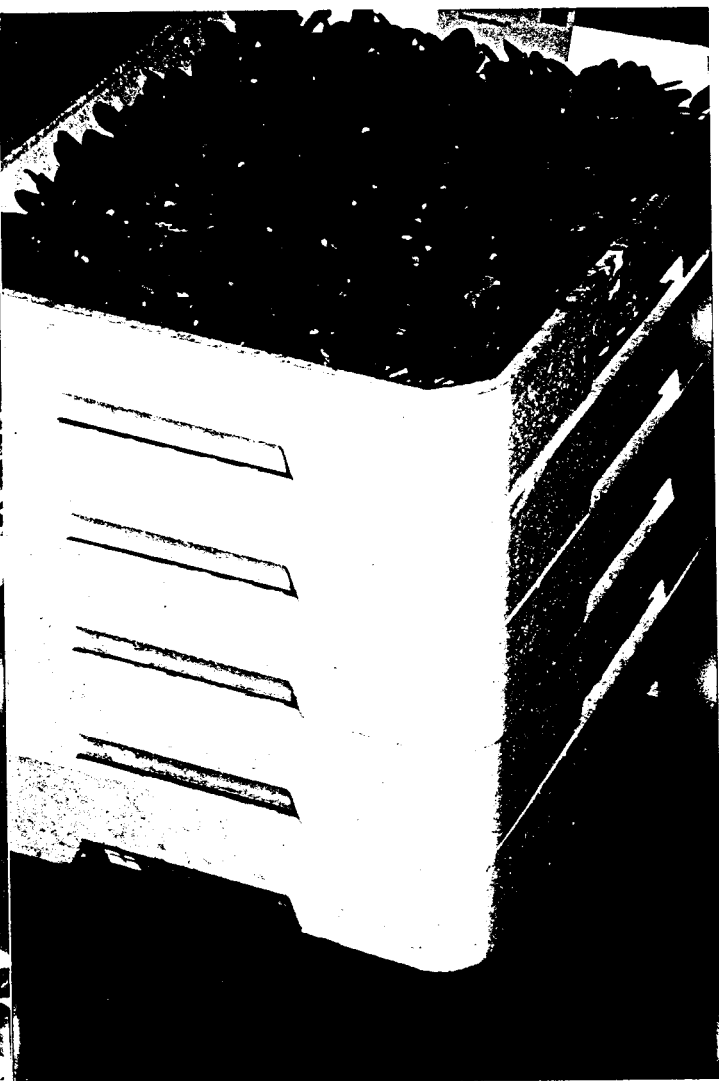


FIGURE N° V-1



Photographie n° 1

Plateau alvéolaire en polystyrène blanc



Photographie n° 2

Empilement des plateaux

La production d'un plant se décompose schématiquement en cinq étapes successives.

- La première étape consiste à préparer le substrat sur lequel seront déposées les graines. Le substrat est constitué, en général, d'un dosage précis de terre et de terreau correctement malaxés et humidifiés.

- La seconde étape consiste à remplir les alvéoles avec ce substrat. Le substrat est compressé dans les alvéoles par une machine automatique afin de constituer des mottes compactées.

- La troisième étape concerne l'ensemencement des plateaux. Des semoirs automatiques permettent de saisir les graines une à une pour les déposer de manière très précise au centre de chacune des mottes des plateaux alvéolaires. Afin de faciliter cette dépose, la machine qui produit les mottes forme un trou conique en leurs centres (figure n° V-2).

TROUS CONIQUES AU CENTRE DES MOTTES

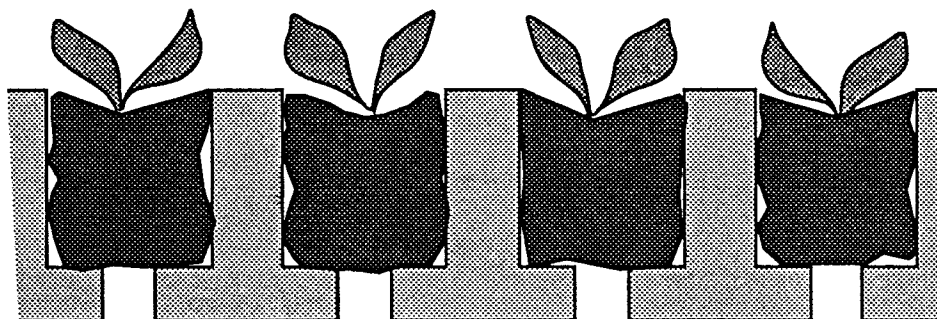


FIGURE N° V-2

- La quatrième étape consiste à placer les plateaux ensemencés dans une chambre de germination où la température et l'hygrométrie sont soigneusement contrôlées. Afin d'améliorer la qualité de la germination, les plateaux sont saupoudrés de vermiculite (cf les photographies n° 3 et 4). Ce composé, qui se présente sous la forme de petites paillettes brillantes, maintient l'humidité au cœur de la motte.

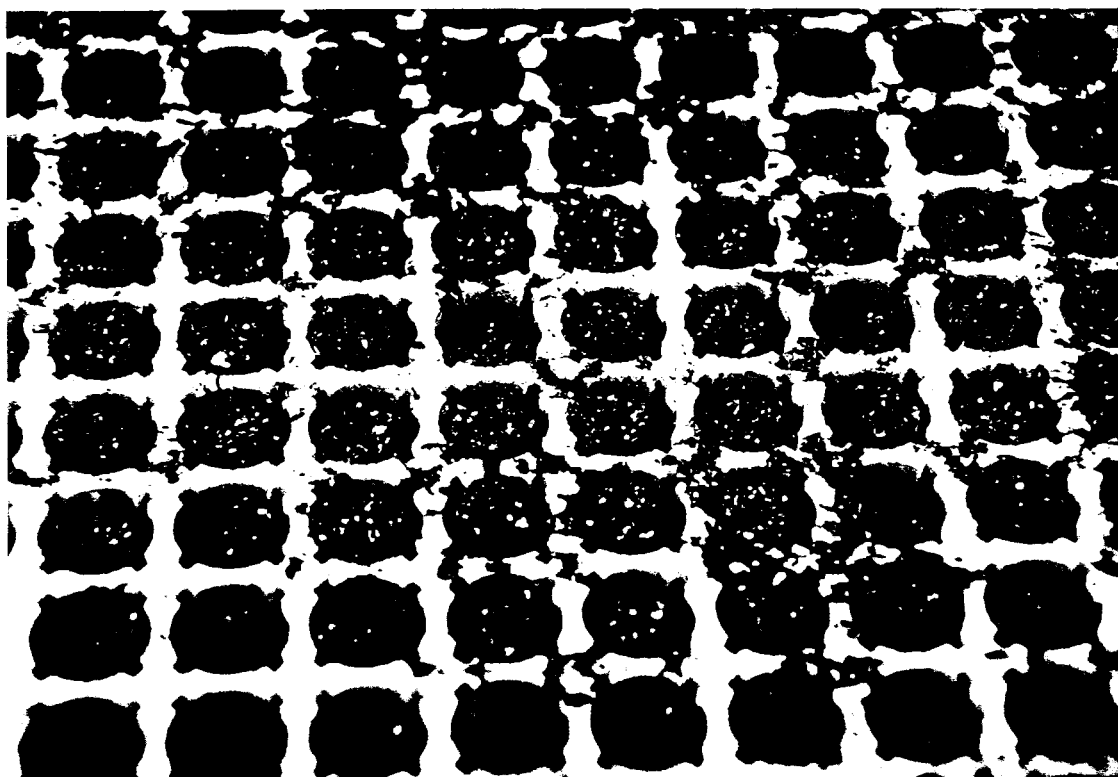
- La cinquième étape consiste à placer, après germination, les plateaux dans les serres vitrées afin que les jeunes plants s'y développent. Les serres sont compartimentées en grandes salles où l'on peut contrôler individuellement la température et l'arrosage (cf les photographies n° 5 et 6). On peut ainsi produire dans une même serre des plants de différentes espèces qui réclament des conditions de production spécifiques.

Malgré toute la fiabilité de ce procédé de production, les producteurs ne peuvent obtenir des plateaux totalement remplis de plants. En effet, certaines graines ne germent pas, d'autres germent mais avec beaucoup de retard, de sorte que les plateaux sont généralement incomplets et non homogènes. La faculté germinative des graines oscillant entre 70% et 90%, il est fréquent de trouver dans les serres, des plateaux sur lesquels plusieurs dizaines de mottes sont restées stériles. Le remplacement de ces mottes par des mottes avec des plants correctement développés était, jusqu'à présent, réalisé manuellement. En posant les plateaux sur des planches à clous, les opérateurs soulevaient légèrement les mottes. Cette procédure leur permettait d'enlever les mottes stériles et de les remplacer par des mottes acceptables venant d'autres plateaux préalablement triés.

Cette opération manuelle nécessitait un personnel important, relativement consciencieux et temporaire car les productions de plants horticoles suivent le rythme des saisons. Une analyse du comportement des opérateurs a montré que le temps nécessaire à l'extraction des mottes stériles est du même ordre de grandeur que celui nécessaire pour replacer les mottes acceptables.

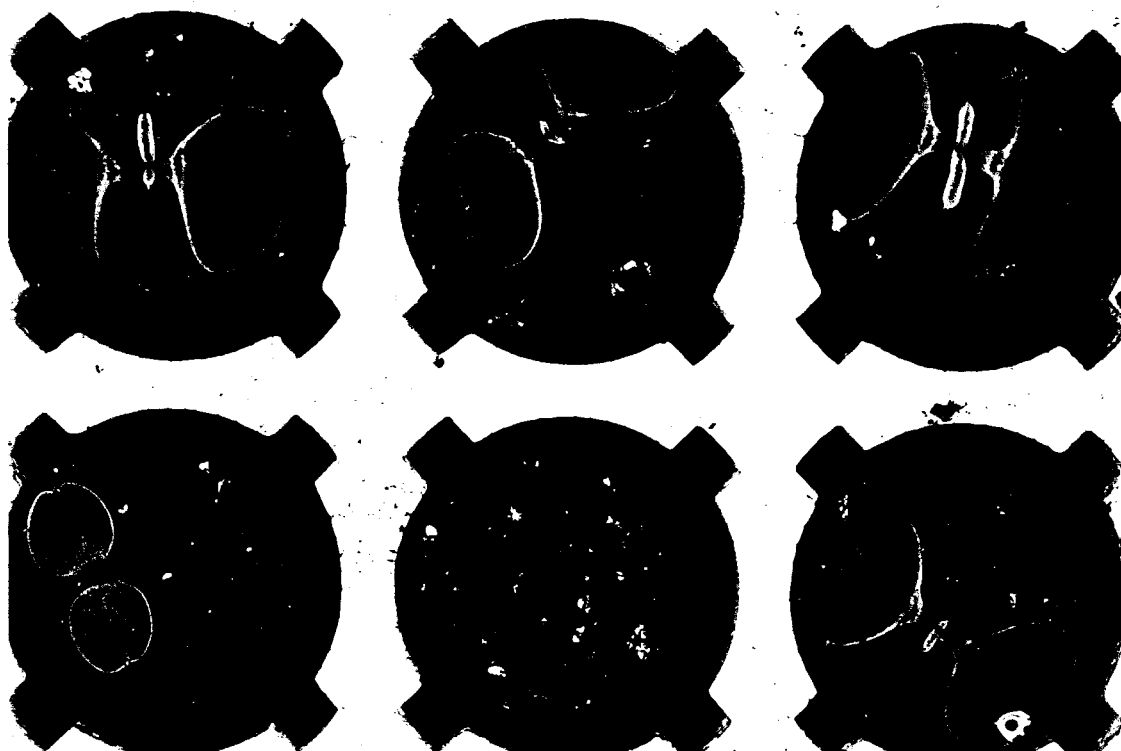
Dans une première phase d'automatisation de cette tâche de contrôle de la germination des plants, la société **Zaadunie** nous a demandé de concevoir une machine automatique capable de réaliser le contrôle qualité de la production ainsi que l'éjection des plants de mauvaise qualité.

Vue d'ensemble d'un plateau alvéolaire saupoudré de vermiculite



Photographie n° 3

Vue de détail montrant la présence de vermiculite à l'intérieur d'une alvéole



Photographie n° 4

Serres vitrées compartimentées



Photographie n° 5



Photographie n° 6

3) CAHIER DES CHARGES.

Le cahier des charges qui définit les différentes fonctionnalités à réaliser par la machine de tri et d'éjection des mottes a été élaboré au cours d'une phase de collaboration étroite entre la société **Zaadunie** et **l'Université des Sciences et Techniques de Lille Flandres Artois**. Il comporte deux volets relativement distincts, l'un relatif au contrôle qualité des plants et l'autre relatif à l'éjection des plants.

3-1) Contrôle qualité des plants.

- La machine doit être capable d'analyser la qualité de plants d'un très grand nombre de variétés, telles que les bégonias, les pensées, les pétunias, les cyclamens, etc.....

- La machine doit être capable d'effectuer une discrimination entre les mottes avec des plants présentant un degré de développement satisfaisant et les mottes soit complètement stériles, soit avec des plants mals développés.

- Le seuil de qualité conduisant au rejet des mottes doit être ajustable par l'opérateur.

- Le contrôle individuel du contenu de chaque alvéole des plateaux doit être effectué à la cadence de 65 000 plants par heure.

- L'opérateur doit disposer d'un retour d'information visuel lui permettant de vérifier le fonctionnement du système de contrôle qualité.

- La machine doit pouvoir s'adapter à différentes formes de plateaux, définies par les dimensions extérieures, le nombre de rangées d'alvéoles, le nombre d'alvéoles par rangée, la taille et la forme des alvéoles.

3-2) L'éjection des plants.

- La machine doit éjecter les mottes qui auront été reconnues impropres à la vente par le système de contrôle qualité.

- La machine d'éjection doit permettre de traiter un plateau toutes les 12 secondes, soit 5 plateaux de 221 mottes à la minute.

- La machine doit restituer des plateaux dans lesquels ne subsistent que des mottes avec des plantules acceptables.

4) DESCRIPTION MECANIQUE DE LA MACHINE DE TRI.

Compte tenu de la forte variabilité naturelle de la forme et de la taille des plantes et de l'impossibilité de contrôler parfaitement leur positionnement sur le substrat nourricier, la machine de tri nécessite la mise en oeuvre d'un système de vision par ordinateur. Les capacités visuelles du système de vision permettront à cette machine de travailler de manière autonome. Un automate se chargera du séquençement de l'ensemble des tâches. Les photographies n° 7 et 8 présentent deux côtés différents de cette machine de tri. Afin d'expliquer son fonctionnement, nous avons décomposé le schéma fonctionnel de la machine en trois zones distinctes, la zone de réception, la zone d'inspection et la zone d'éjection (cf figure n° V-3). Ce découpage correspond en fait à des étapes précises du cheminement des plateaux alvéolaires sur la machine de tri.

4-1) Zone de réception.

La zone de réception de la machine sert à la mise en place des plateaux en attente de tri. Un capteur Ca, qui n'est autre qu'une cellule photo-électrique placée dans l'angle de la machine, atteste de la présence et du bon positionnement d'un nouveau plateau (la photographie n° 9 montre une opératrice en train de placer les plateaux qu'elle prélève d'un convoyeur dans la zone de réception de la machine de tri). Sur ordre de l'automate, le nouveau plateau en attente est amené en zone d'inspection par le déplacement du vérin Va placé sous le plateau dans la zone de réception. Le plateau se trouvant en zone d'inspection est alors poussé vers la zone d'éjection.

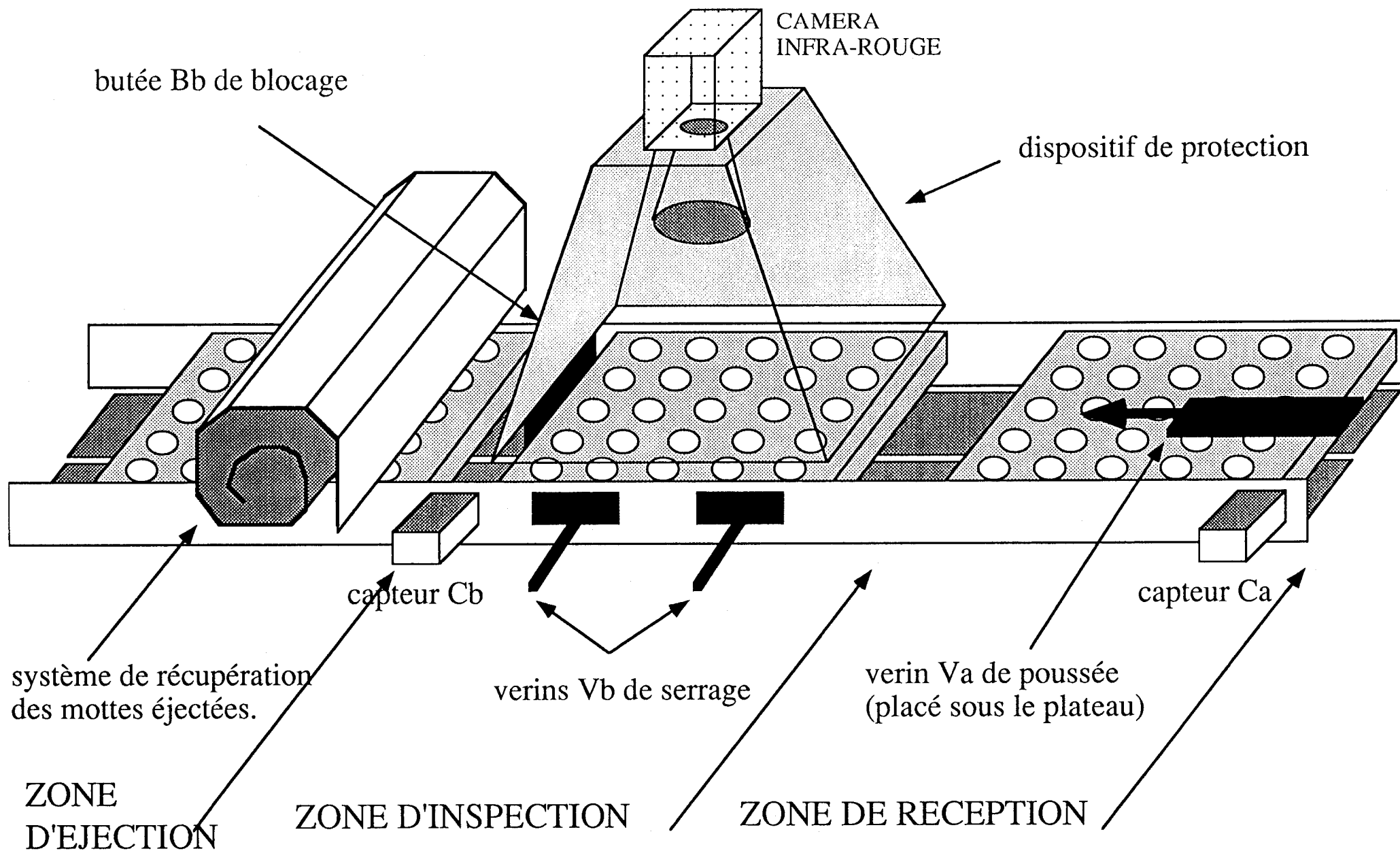
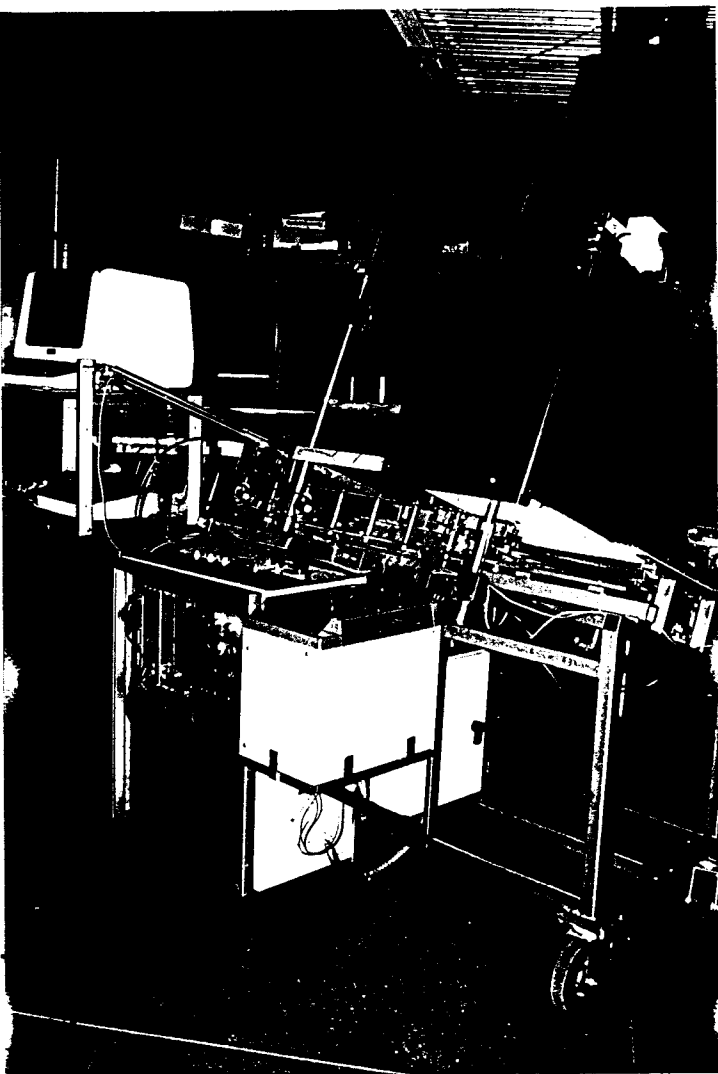
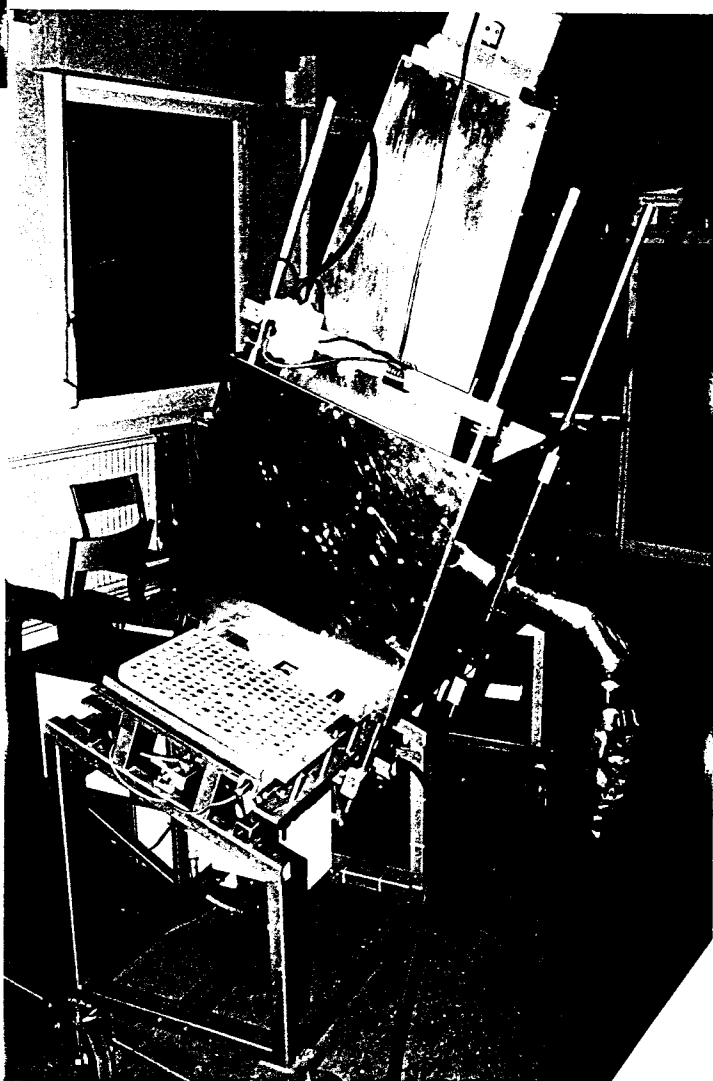


FIGURE N° V-3



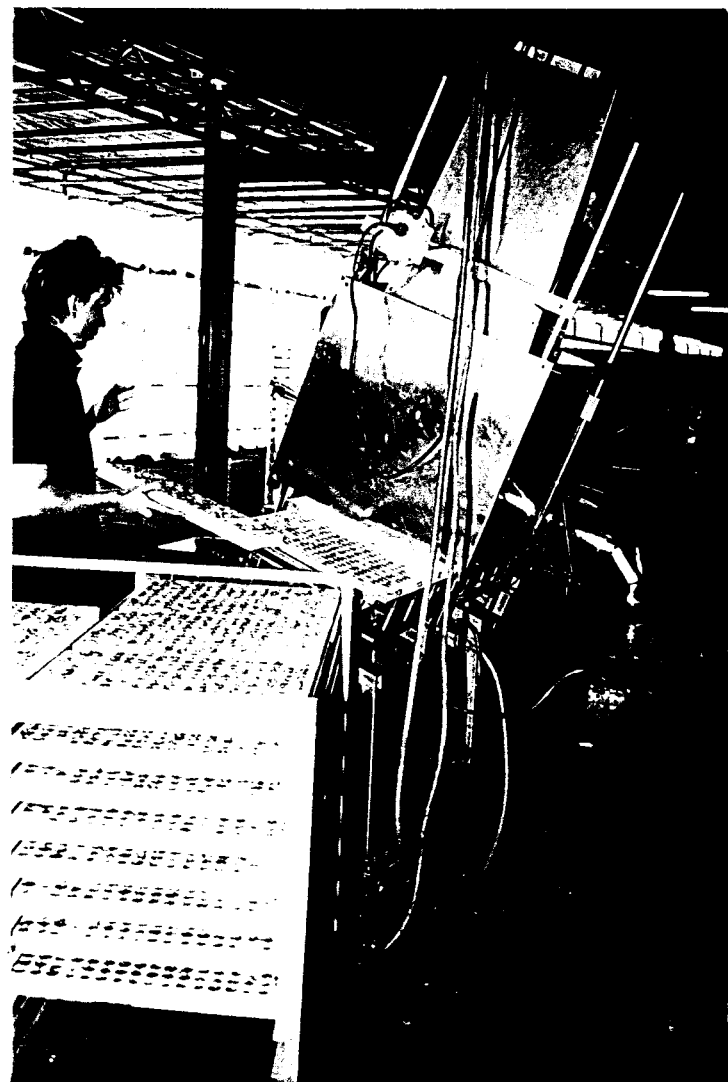
Face avant de la machine

Photographie n° 7



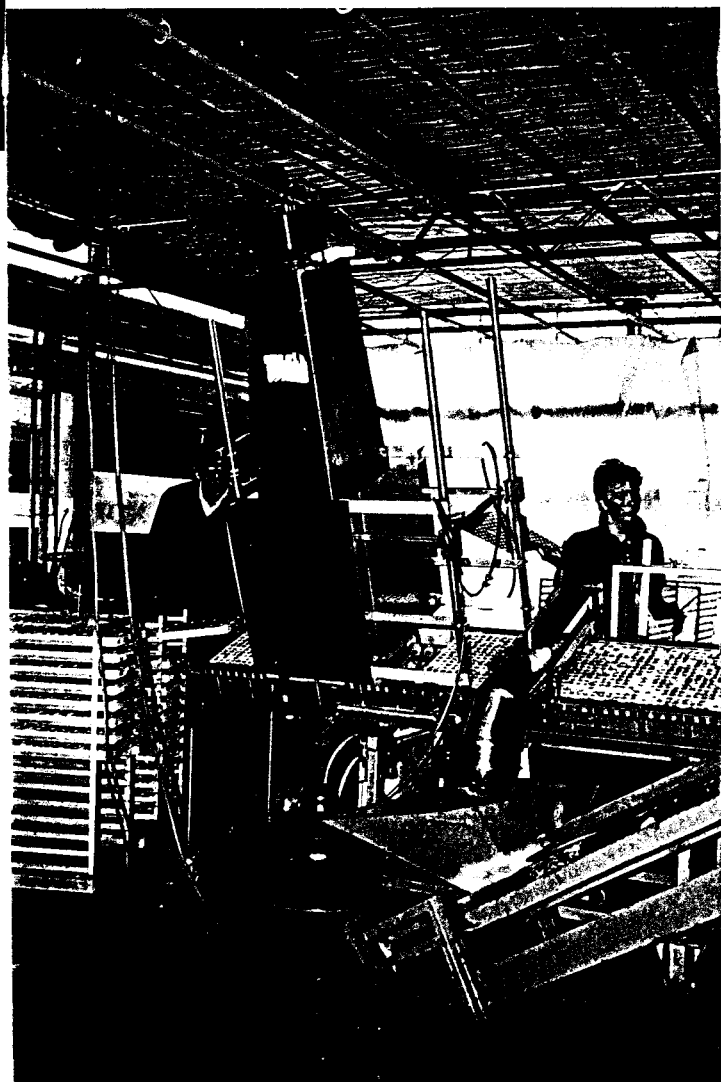
Face arrière de la machine

Photographie n° 8



Opératrice présentant un plateau à la
machine

Photographie n° 9



Caméra placée au sommet de la
machine

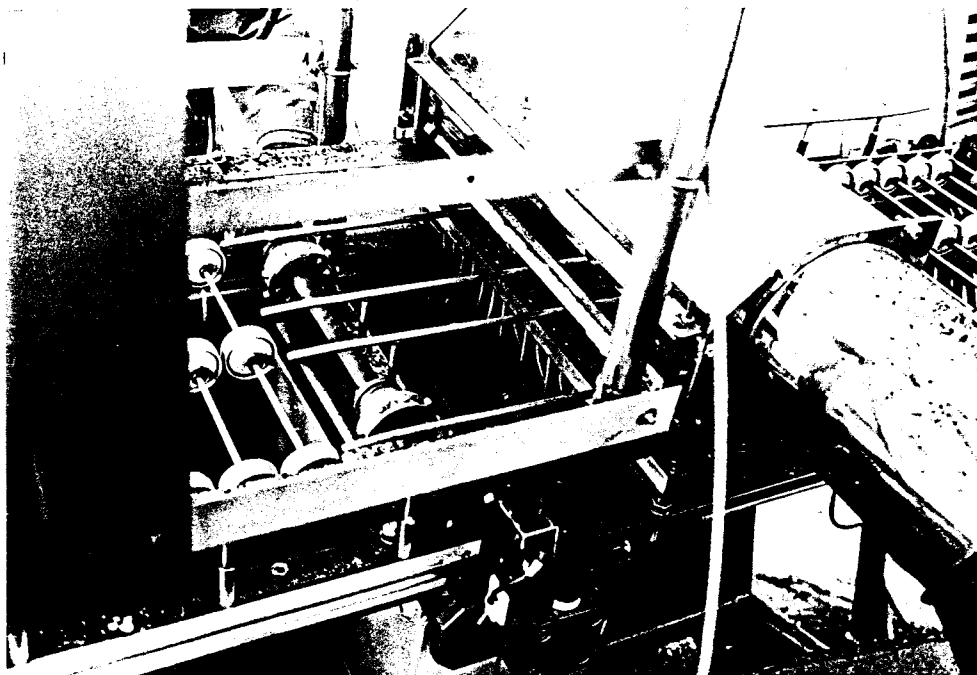
Photographie n° 10

4-2) Zone d'inspection.

La zone d'inspection est la zone où les plantules sont observées par le système de vision. Une caméra matricielle, placée au sommet d'un système de protection vis à vis de l'éclairage extérieur, est chargé de prendre une image du plateau en position (sur la photographie n°10, on peut voir la caméra placée au sommet de la machine). Cette image sera ensuite traitée par le système de traitement d'image que nous avons mis en oeuvre. Si l'on veut assurer un fonctionnement correct de la machine, le plateau en zone d'inspection doit être bien positionné sous la caméra. Pour ce faire, une butée longitudinale Bb et deux verins latéraux Vb de serrage permettent d'amener les plateaux successifs dans une position parfaitement définie (cf la figure n° V-3). Pour permettre à la butée Bb de se mettre en position haute et d'arrêter ainsi la course du plateau en provenance de la zone de réception, il faut créer un espace entre le plateau situé dans la zone d'éjection et le plateau qui le pousse et qui doit être immobilisé dans la zone d'inspection. Pour ce faire, un amortisseur permet de ralentir la fin de la course du vérin Va lorsque le plateau initialement en zone d'inspection se trouve entraîné par un dispositif de roues à picots vers la zone d'éjection (la photographie n° 11 montre le dispositif d'entraînement par roues à picots des plateaux vers la zone d'éjection). La différence de vitesse entre les deux plateaux, l'un entraîné et l'autre poussé par le verin amorti en fin de course, crée alors un espace suffisant pour permettre à la butée Bb de se mettre en position haute (sur la photographie n° 12, on peut voir cet espace entre les deux plateaux consécutifs). Le capteur Cb, placé au niveau de la butée Bb, repère cet espace et commande alors la montée de Bb.

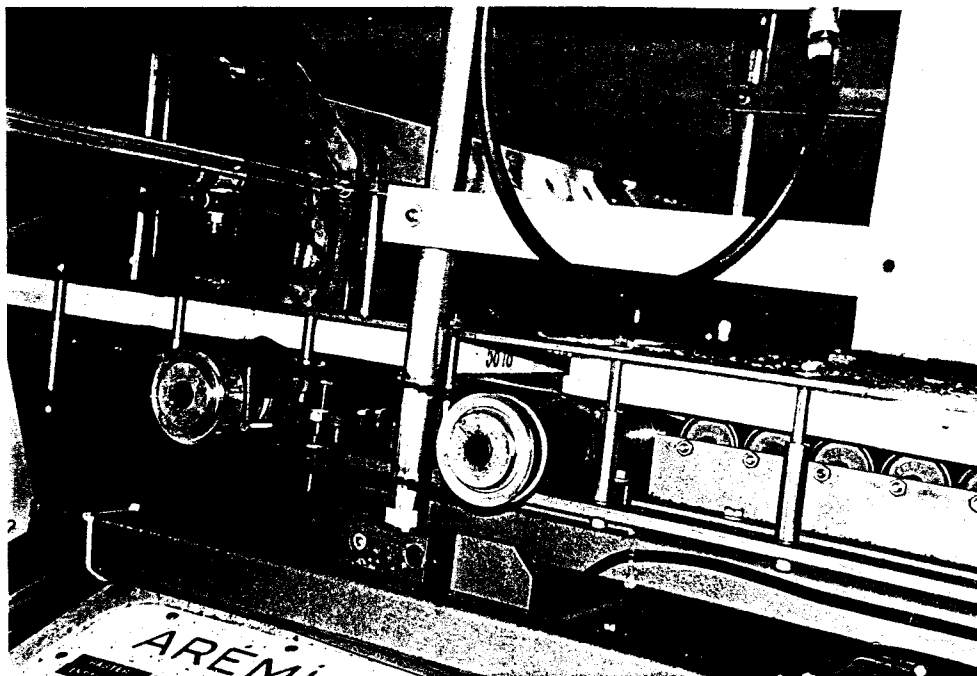
Lorsqu'un plateau est en position d'inspection, son image peut être acquise par le système de vision. Les alvéoles qui contiennent des plants de mauvaise qualité sont alors identifiées par une analyse fine de cette image. Un plant peut être jugé de mauvaise qualité parce que la teinte des feuilles est différente de la teinte désirée ou parce que le plant est trop petit. Mais une motte peut également être éjectée parce que le système d'analyse a constaté l'absence totale de plant. Nous discuterons des critères de rejet dans un prochain paragraphe. Une fois achevé le traitement numérique de l'image, le plateau peut être relâché et envoyé en zone d'éjection.

Système d'entraînement par roues à picots
Rangée de buses assurant l'éjection



Photographie n° 11

Séparation entre deux plateaux consécutifs, l'un en phase d'éjection,
l'autre en phase de contrôle



Photographie n° 12

4-3) Zone d'éjection.

Dans la zone d'éjection, les plants de mauvaise qualité sont extraits des plateaux par deux organes mécaniques essentiels, à savoir une rangée de buses et un système de récupération des mottes. La photographie n° 11 permet également de voir l'un et l'autre de ces deux dispositifs.

4-3-1) L'éjection.

L'éjection pneumatique des mottes est assurée par une rangée de 17 buses régulièrement espacées, à l'image d'une rangée longitudinale d'alvéoles du plateau. L'éjection des mottes indésirables est réalisée en soufflant de l'air par les trous percés au fond de chaque alvéole. La qualité de l'éjection est alors fonction de trois critères :

- Du parfait alignement de la rangée de buses et des rangées d'alvéoles du plateau. Un mauvais alignement conduirait à perdre une partie des jets d'air qui auraient alors tendance à soulever le plateau.

- Du guidage des jets d'air afin d'assurer une éjection correcte de la motte vers le dispositif de récupération. Un dispositif mécanique permet de plaquer les buses sur le plateau au moment de l'éjection, limitant ainsi la dispersion du jet d'air (figure n° V-4).

- Du réglage de la pression de l'air. Une pression trop faible ne permet pas d'expulser la motte de son alvéole, surtout lorsque celle-ci est humide. Une pression trop forte fait éclater la motte et laisse des dépôts de terre sur les parois latérales de l'alvéole.

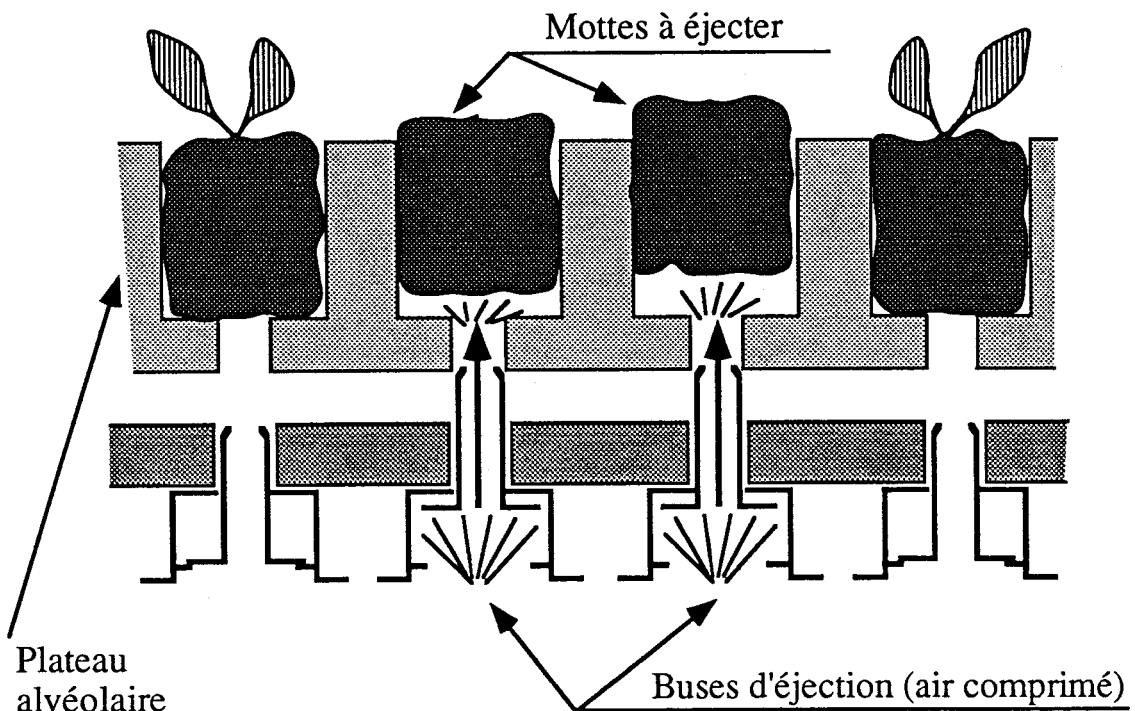
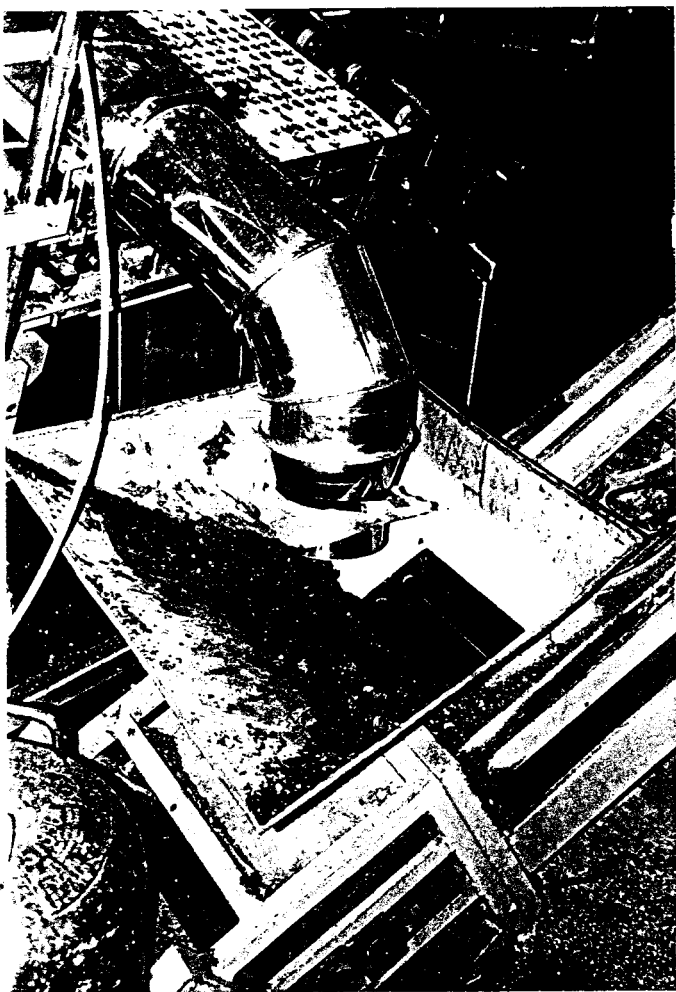


FIGURE N° V-4

4-3-2) La récupération.

La récupération des mottes éjectées est assurée par un dispositif mécanique statique en forme de colimaçon. Ce système a été conçu de manière à éviter que les mottes éjectées ne retombent sur le plateau ou dans les alvéoles vides (figure n° V-5). Un balai racleur effectue à l'intérieur du colimaçon, un nettoyage après le passage de chaque plateau. Les mottes éjectées peuvent ainsi être récupérées simplement par un dispositif d'évacuation composé d'une trémie et d'une visse sans fin. La photographie n°13 montre la mise en oeuvre d'un tel dispositif.

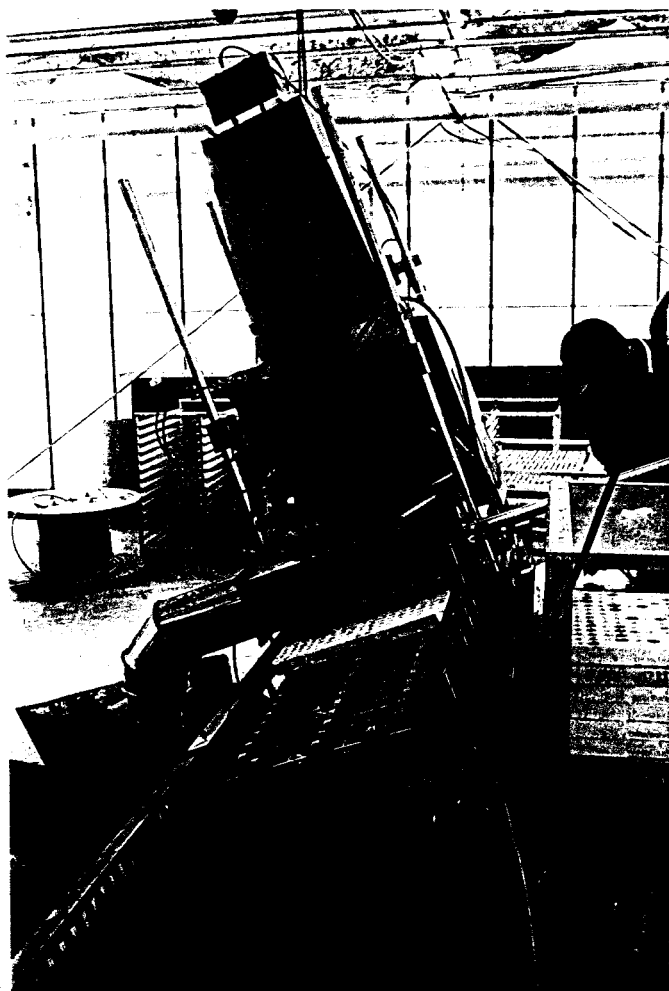


Système de récupération et d'évacuation
des mottes

Photographie n° 13

Prolongement de la machine pour le
convoyage des plateaux triés

Photographie n° 14



Système de récupération des
mottes éjectées.

(forme en colimaçon)

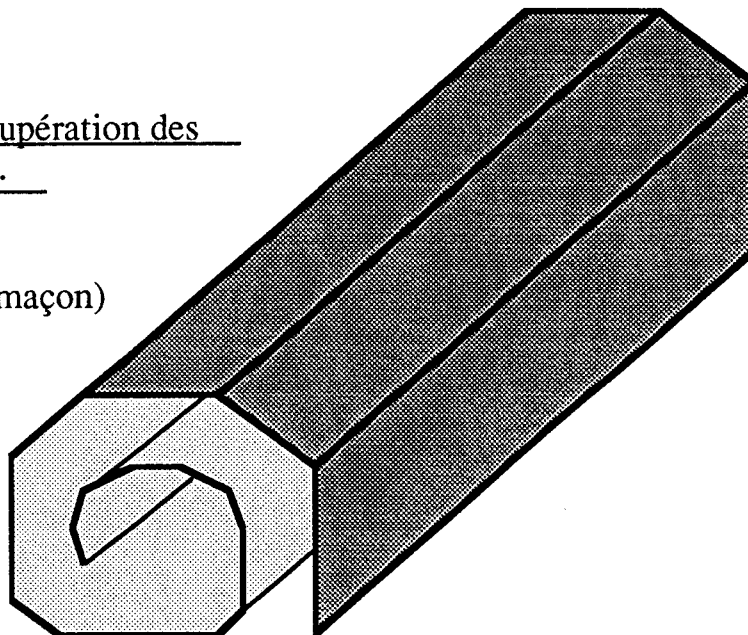


FIGURE N° V-5

L'extrémité de la zone d'éjection a été conçue de manière à permettre l'adaptation rapide et simple d'un convoyeur d'évacuation des plateaux. La photographie n° 14 montre le prolongement de la machine qui avait été réalisé pour amener les plateaux triés vers un poste de travail destiné à transplanter des nouvelles pousses dans les alvéoles éjectées.

5) DESCRIPTION MATERIELLE DE LA MACHINE DE TRI.

Dans ce paragraphe, nous allons définir et justifier le choix des matériels qui ont été utilisés pour réaliser la machine de tri.

5-1) Le système de vision par ordinateur.

Trois considérations importantes ont guidés le choix du système de vision par ordinateur utilisé pour inspecter les plantules.

-Le système de vision doit être capable de réaliser, très vite, des opérations logiques telles que des AND et des OR, des opérations morphologiques telles que l'érosion et la dilatation et doit posséder des opérateurs de comparaison ($A > B$, $A = B$) pour mener à bien l'analyse des 221 sous-images alvéolaires en un temps aussi court que possible. Ces opérations complexes sur l'image ne peuvent être réalisées, pour des raisons de temps de calcul, par l'unité centrale du calculateur hôte. Le système de vision doit, par conséquent, posséder obligatoirement un processeur d'image afin de réaliser ces diverses opérations à la cadence vidéo.

-Le système de vision doit également posséder un nombre important de plans mémoires pour stocker les images intermédiaires résultant d'opérations complexes telles les opérations morphologiques.

-Le système de vision doit permettre l'affichage de résultats en surimpression sur l'écran pour permettre aux personnes amenées à utiliser cette machine et qui n'ont aucune notion d'informatique, d'interpréter de manière simple et rapide les données qui leurs sont présentées.

Il existe plusieurs systèmes de traitement d'image possédant les caractéristiques principales que nous venons d'énoncer. Pour des raisons de compatibilité avec le bus VME et la gamme des produits MOTOROLA, notre choix s'est porté sur le système de cartes de la série 150/151 de chez Imaging Technology Inc. Ce système comporte trois cartes de traitement au format double EUROPE, la carte ADI, la carte FB et la carte ALU, toutes reliées par un bus vidéo spécialisé. Ce bus présente la caractéristique principale de permettre des opérations sur les images en mode *pipe-line*, c'est à dire que les traitements élémentaires sont réalisés en temps réel pendant le transfert des images à la cadence vidéo.

5-1-1) La carte ADI (Analog / Digital /Input)

La carte ADI réalise les opérations de conversion de type Analogique / Numérique et Numérique / Analogique. Les caractéristiques principales de cette carte sont :

- Multiplexage possible de quatre caméras.
- Un canal vidéo A/D d'entrée.
- Trois canaux vidéo D/A de sortie (Rouge, Vert, Bleu).
- Seize LUT (look-up table) configurables par canal d'entrée.
- Possibilité de visualiser des images en surimpression.

5-1-2) La carte FB (Frame Buffer)

La carte FB est la carte mémoire de ce système de traitement d'images. Elle permet de mémoriser les images issues de l'entrée vidéo de la caméra ou issues de traitements entre deux ou plusieurs images déjà en mémoire dans la carte. Les caractéristiques principales de la carte mémoire FB sont :

- Mémoire configurable en quatre plans 512x512x8 ou en deux plans 512x512x8 et un plan 512x512x16 bits. Cette dernière configuration permet de mémoriser une image résultant d'un calcul effectué en haute précision.

- Accès direct par l'unité centrale du système hôte aux points images de la carte mémoire FB.

- Accès indirect par l'unité centrale du système hôte aux points images par l'intermédiaire de deux index I_x et I_y autoincrémentés après toute opération de lecture ou d'écriture en mémoire.

- Opérateurs de déplacements horizontaux et verticaux de l'image (opérateurs SCROLL et PAN).

5-1-3) La carte ALU (Arithmetic / Logic / Unit)

La carte ALU réalise les opérations arithmétiques et logiques sur les images. Les principales caractéristiques de cette carte sont :

- Quatre bus d'entrées 8 bits en provenance de l'entrée vidéo, de la mémoire image ou de la sortie de la carte lorsque l'on réalise un bouclage en pipeline.
- Multiplieur 8 bits sur deux des quatres bus d'entrées.
- Une unité de traitement logique opérant sur des données 16 bits.
- 16 opérations logiques et arithmétiques peuvent être réalisées entre les deux opérandes de l'unité de traitement.
- Registre à décalage, valeur absolue, possibilité de permuter partie haute et partie basse du mot de sortie....
- 16 LUT programmables en sortie de l'unité de traitement.
- 8 luts conditionnelles de 128 bytes chacune. Ces LUT sont en réalité des tables de conditions adressées par les 8 bits d'un registre d'état.

5-2) La carte U.C (Unité Centrale).

La carte U.C qui constitue le coeur du calculateur hôte du système de vision, est la carte SYS 68K / CPU_1B de chez Force Computer Advanced Systems, format double EUROP, bus VME. Les principales caractéristiques de cette carte sont :

- CPU 68000 avec horloge à 8 Mhz.
- 128 K bytes de mémoire vive (RAM), vitesse d'accès type 280 ns

- 64 K bytes de mémoire morte (ROM / EPROM) disponibles pour l'utilisateur.

- 3 ports séries RS 232 pour la communication avec l'automate de la machine.

- 7 niveaux de vectorisation automatique pour la gestion des interruptions.

5-3) La caméra

Le choix de la caméra est important car si l'image recueillie n'est pas de bonne qualité, son analyse ne peut conduire à des résultats satisfaisants. Compte tenu de la grande variété d'aspect des végétaux à contrôler, il aurait été possible d'utiliser une caméra couleur afin de différencier les plants de leur substrat sur la base de critères colorimétriques. Mais nous avons très vite renoncé à utiliser une caméra couleur en raison du prix, très élevé, des systèmes de traitement et d'analyse des images couleurs. Par contre, si des caméras noir et blanc classiques ont conduit à des images difficilement exploitables, des essais avec une caméra infra-rouge ont montré un très bon contraste entre les végétaux et leur substrat. Ce contraste s'explique par le fait que les matières végétales émettent, en général, beaucoup plus de rayonnement dans le spectre du proche infra-rouge que les matières non végétales. La caméra infra-rouge de chez PANASONIC, avec une résolution de 512 points sur 512 points, constitue un capteur parfaitement adapté à cette application.

5-4) L'éclairage.

L'éclairage de la scène mérite un soin et une attention tous particuliers car une scène éclairée de manière non uniforme est difficile à analyser. Certains auteurs proposent, afin de rendre l'analyse de l'image indépendante des conditions d'éclairage de la scène, une modélisation de l'éclairement. Il nous a semblé plus simple d'apporter des solutions matérielles à ce problème. Nous avons protégé la zone d'inspection par une pyramide au sommet de laquelle nous avons disposé la caméra infra-rouge. L'éclairage à l'intérieur de cette pyramide se fait au moyen de quatre tubes néons placés à environ 15cm de la

scène et disposés en rectangle. Nous avons, de plus, tapissé les parois de la pyramide de papier vynil blanc pour permettre à la lumière de se propager sans absorption ni reflet (figure n° V-6).

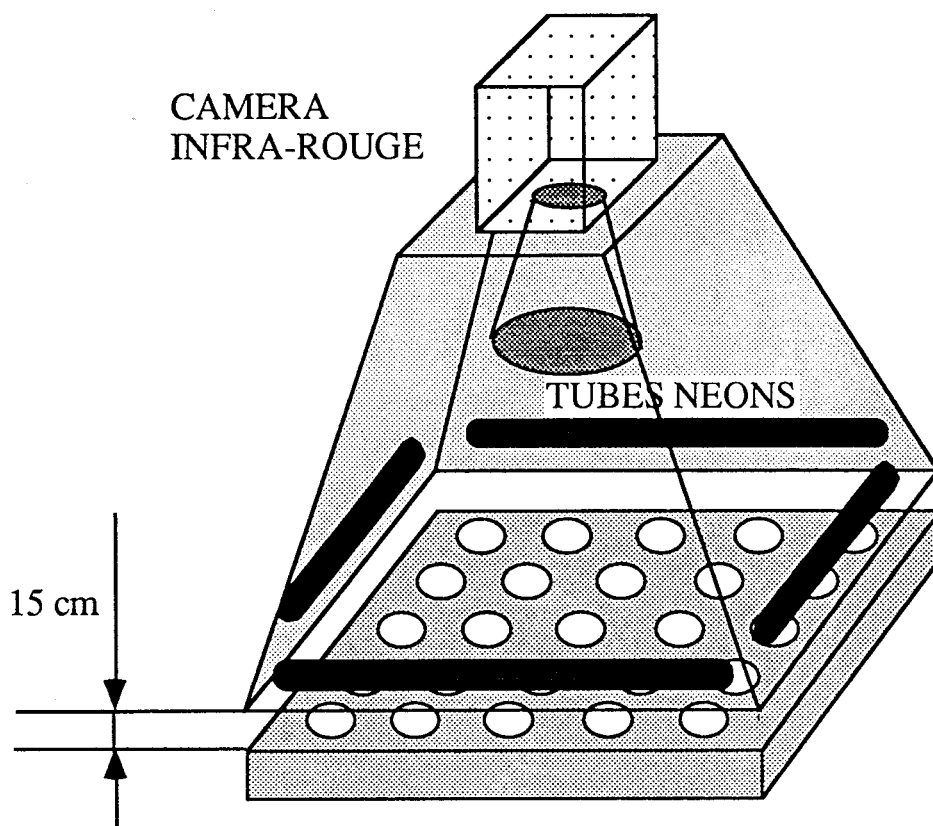


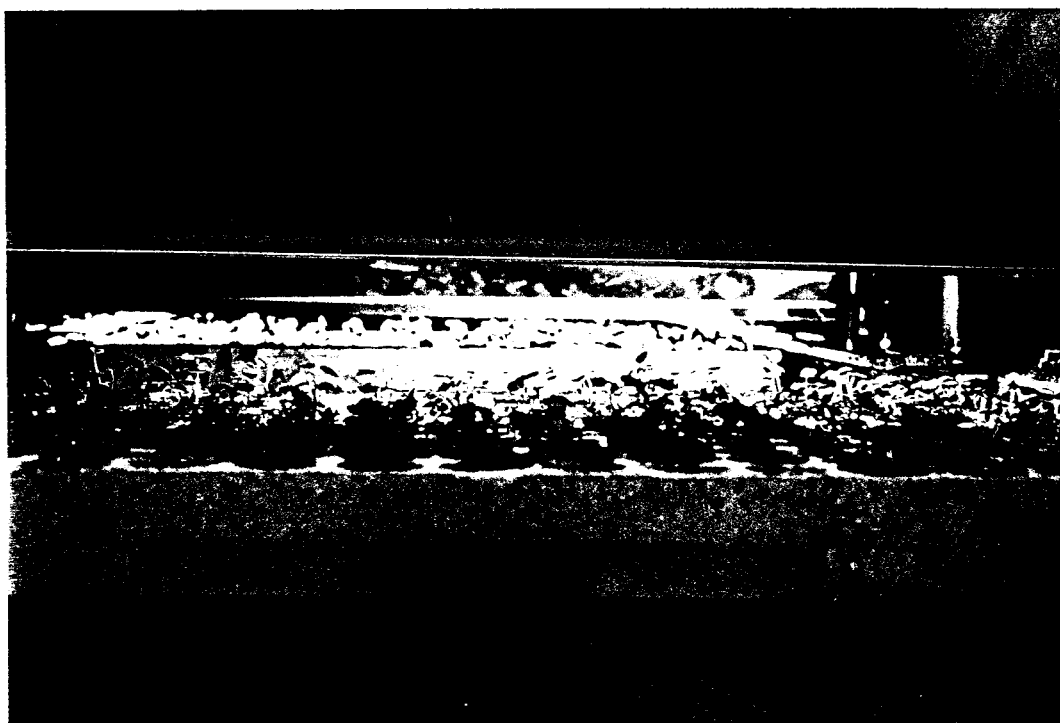
FIGURE N° V-6

La photographie n° 15 montre un plateau situé en zone d'inspection et disposé sous le système d'éclairage et de prise de vue.

5-5) L'automate.

La machine de tri des plantules comporte une fonction de traitement numérique des images et une fonction de gestion des automatismes. Nous avons souhaité séparer les deux fonctions et confier la gestion des automatismes de la machine de tri à un automate pour les avantages suivants:

Plateau en position de prise de vue à l'intérieur de la
pyramide



Photographie n° 15

Contrôle d'un plateau à un stade de croissance des
jeunes plants trop avancé



Photographie n° 16

- Le parallélisme: les aspects vision et automatique, bien que développés conjointement, sont implantés séparément.
- La modularité: des modifications peuvent être apportées à des programmes associés à l'une des fonctions indépendamment de l'autre.
- La simplicité: la décomposition d'un problème en sous-parties relativement indépendantes apporte toujours plus de simplifications et d'efficacité.
- L'aide au diagnostic : lors d'un panne ou d'un mauvais fonctionnement de la machine, le sous-ensemble en défaut, automate ou vision, nous renseigne sur l'origine du problème.

Mais cette volonté de séparer les fonctions automate et vision ne présente pas seulement des avantages. Quelques aspects négatifs sont à signaler. Le coût d'un système de vision et d'un automate est supérieur au coût d'un système unique auquel on aurait ajouté des cartes d'entrées/sorties et une carte de puissance. De plus, la maintenance d'une machine composée de produits de natures différentes est plus délicate. L'automate programmable qui a été implanté sur la machine est le FPC 404 de chez FESTO Electronic.

6) ANALYSE DU PLATEAU.

La société horticole **Zaadunie** produit une grande variété de plants de fleurs qui ont des teintes qui vont du vert clair au rouge carmin en passant par différentes nuances. Nous avons donc cherché un ou plusieurs critères permettant d'apprécier la qualité de la production indépendamment du type de plants observé. Le nombre de feuilles, leur taille, la couleur, la forme ainsi que la texture de la plante ont été envisagés. Mais, après une étude critique menée en collaboration avec les horticulteurs des différents paramètres permettant de quantifier l'aspect des plantules, la surface des feuilles par plantule nous est apparu être le critère fondamental utilisé par les opérateurs lors du contrôle manuel de la production. Pour déterminer la surface de chaque plantule, il est donc nécessaire de procéder à une segmentation de l'image afin de séparer les points qui représentent les plantules de ceux qui représentent le substrat.

L'analyse de l'histogramme des niveaux de gris de l'image complète d'un plateau fait apparaître deux modes bien différenciés. L'un correspond au niveau de gris du polystyrène, l'autre aux niveaux de gris des points situés à l'intérieur des alvéoles, c'est à dire aux niveaux de gris des plantules et de leur substrat. Nous avons cherché à retrouver, au sein de ce mode, la contribution des points représentant les feuilles. Malheureusement, la surface de l'image du plateau couverte par les feuilles étant, généralement, très inférieure à la surface de l'image du plateau couverte par le substrat, le mode associé aux niveaux de gris des feuilles est caché par le mode associé aux niveaux de gris du substrat. Il semble donc illusoire de chercher à segmenter les plantules à partir d'une analyse globale de toute l'image. Partant de ce constat d'échec, notre travail s'est alors orienté vers des méthodes d'analyse locale de sous-images.

Pour permettre cette approche, on impose le contrôle visuel des plateaux à un stade de développement des plantules suffisamment précoce pour que celles-ci ne dépassent pas des alvéoles. Cette contrainte ne modifie pas les pratiques horticoles courantes puisque le contrôle manuel était généralement pratiqué à un tel stade. La photographie n° 16 est un exemple de plateau où les plants dépassent largement les limites de leur alvéole. Le contrôle automatique de ce plateau par le système de vision artificiel conduira à des résultats incohérents et sans intérêt. Dans ces conditions, il s'agit d'abord de décomposer l'image globale en sous-images, chacune de ces sous-images représentant le contenu d'une seule alvéole. Nous verrons ultérieurement que

la segmentation des sous-images ainsi obtenues permet d'extraire correctement les plantules de l'image de leur substrat.

La nécessité de travailler localement sur les images des plateaux et de les partitionner en sous-images nous amènent à définir deux modes de fonctionnement différents de la machine:

- un mode d'apprentissage, qui va permettre à la machine d'analyser la forme des plateaux pour isoler les sous-images et à l'opérateur de définir un certain nombre de paramètres, tel le seuil de rejet des mauvais plants.

- un mode automatique qui va correspondre au mode de fonctionnement normal de la machine.

6-1) Le mode d'apprentissage.

Le contrôle qualité s'effectue par séries de plusieurs dizaines, sinon centaines de plateaux contenant le même type de plantules ayant subi le même cycle de croissance. Au début d'une série, la machine ne connaît pas la forme des plateaux ni la variété de plants qui vont être contrôlés. Une phase d'apprentissage et de dialogue entre la machine et l'opérateur est donc nécessaire afin de déterminer les positions des sous-images correspondant aux alvéoles et pour ajuster le seuil de rejet des mauvais plants. Cette phase d'apprentissage sera lancée automatiquement à la mise en route de la machine ou en cours de fonctionnement, par l'opérateur, lors d'un changement de type de production à inspecter. A l'issue de ce mode d'apprentissage, la machine entre dans le mode de fonctionnement automatique qui permet de contrôler tous les plateaux de la série.

6-1-1) Décomposition de l'image du plateau en sous-images.

L'analyse locale par alvéole nous amène à définir 221 sous-images rectangulaires et adjacentes, chacune d'elle ne contenant qu'une seule alvéole et le polystyrène qui l'entourer. Cette décomposition en sous-images doit tenir compte du fait que la géométrie des plateaux peut changer d'une série à l'autre. La machine de tri doit donc être capable de réaliser seule, la décomposition de l'image d'un plateau en sous-images alvéolaires. Pour ce faire, l'opérateur présente à chaque changement de série, un premier plateau d'un type particulier que nous appellerons le plateau **étalon**. Ce plateau est du même type que les plateaux de la série, mais les mottes de terre y ont été remplacées par

des bouchons noirs de taille identique. Il est également conseillé que la surface visible du polystyrène par la caméra soit très propre afin de faciliter les prétraitements sur cette image (cf la photographie n° 17 d'un plateau étalon). La décomposition en sous-images est alors basée sur l'analyse de l'image de ce plateau dont on extrait deux signaux S_x et S_y , calculés de la manière suivante:

$$S_x = \{ S_{x_i} \}_{i=1,512}$$

où S_{x_i} est la somme des niveaux de gris des points de la ligne d'indice i dans l'image.

$$S_y = \{ S_{y_i} \}_{i=1,512}$$

où S_{y_i} est la somme des niveaux de gris des points de la colonne d'indice i dans l'image.

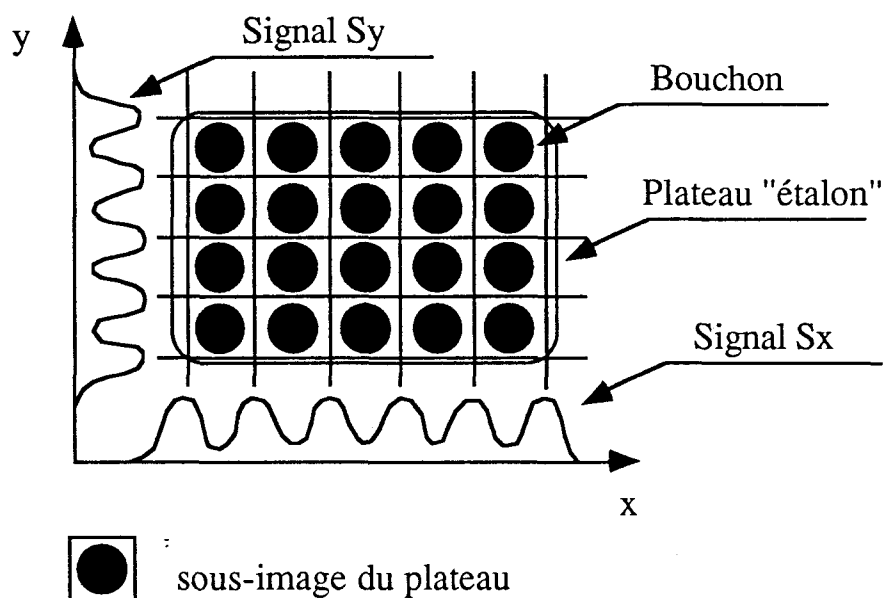
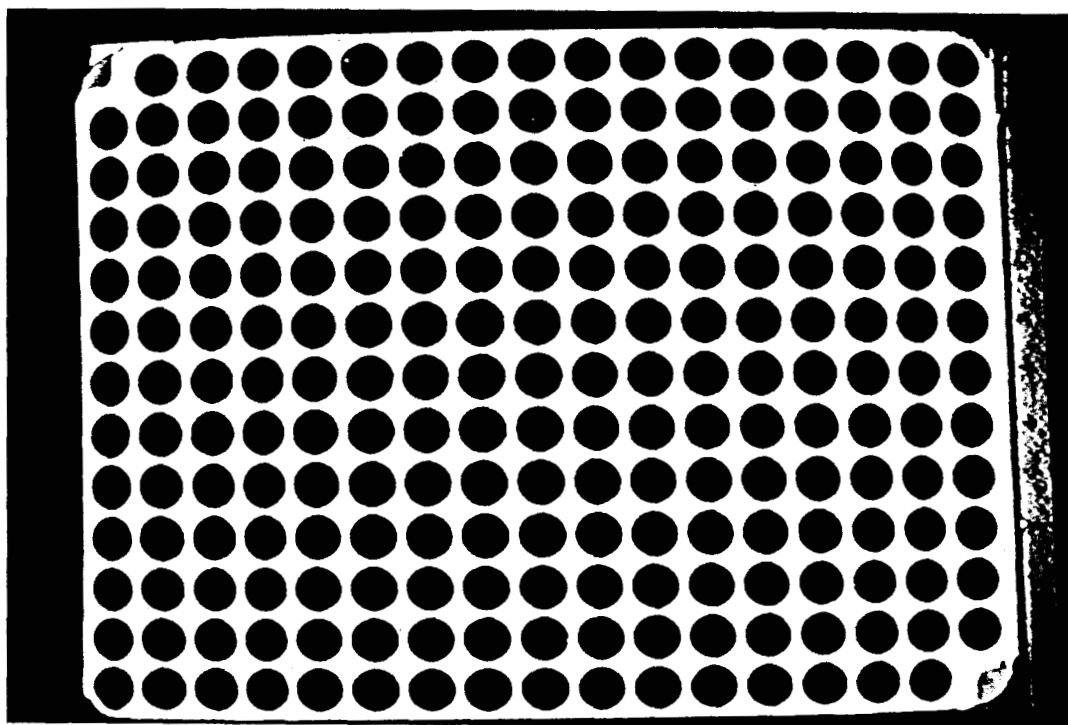


FIGURE N° V-7

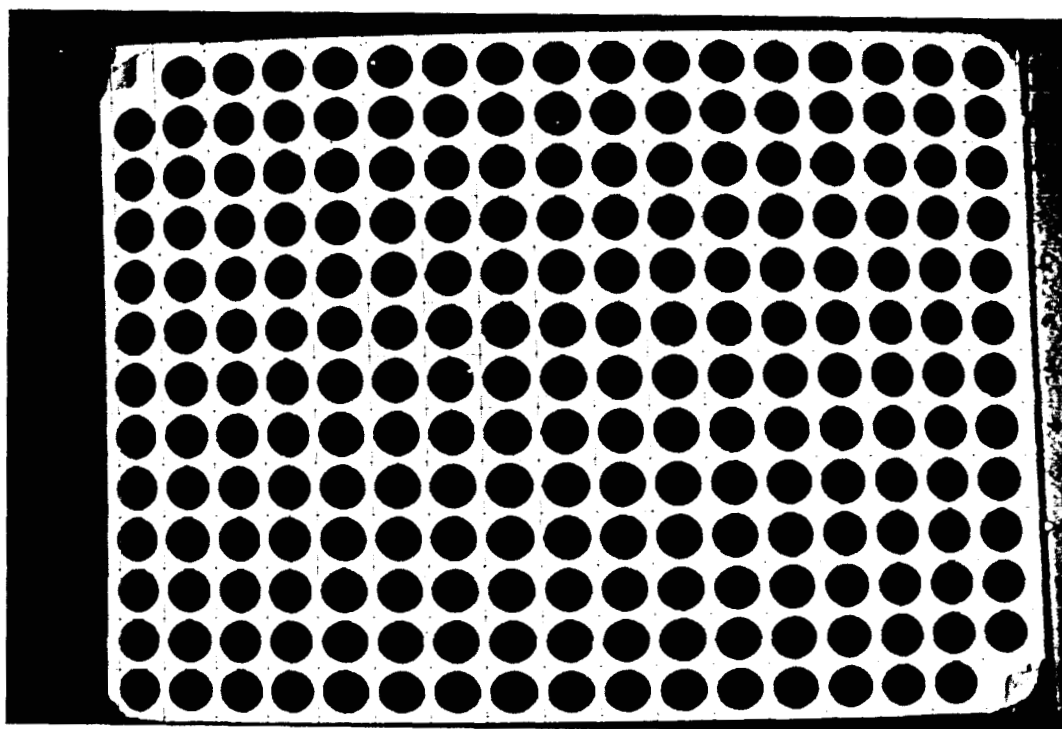
Les signaux S_x et S_y sont peu bruités car ils sont calculés à partir de l'image du plateau étalon qui est supposé être très propre. La décomposition en sous-images est alors obtenue en recherchant les extremums des signaux S_x et S_y qui indiquent les milieux des intervalles entre les rangées et les lignes d'alvéoles (cf la figure n° V-7). Cette décomposition est visualisée sur un écran de contrôle (cf la photographie n° 18 où l'on voit apparaître la décomposition en sous-images). Si l'opérateur, à qui il appartient de valider l'étape, constate

Image du plateau étalon



Photographie n° 17

Décomposition de l'image du plateau étalon en sous-
images contenant chacune une alvéole



Photographie n° 18

que la décomposition de l'image du plateau proposée par la machine ne correspond pas à la disposition réelle des rangées d'alvéoles, il peut, après s'être assuré de la propreté et du positionnement correct en butée du plateau étalon, relancer le traitement.

6-1-2) La construction d'un masque binaire.

Les plateaux, avant d'être présentés à la machine de tri, ont subi un nombre important de manipulations. Le remplissage des plateaux avec les mottes de terre, l'ensemencement, le stockage et les opérations de palettisation successives ont apporté beaucoup de débris sur le plateau en polystyrène. Les débris sont de natures différentes, comme la terre ou la vermiculite, et rendent le traitement des sous-images délicat. En effet, la distribution des niveaux de gris des points de la sous-image présente alors, parfois, des modes non significatifs qui perturbent les procédures de seuillage.

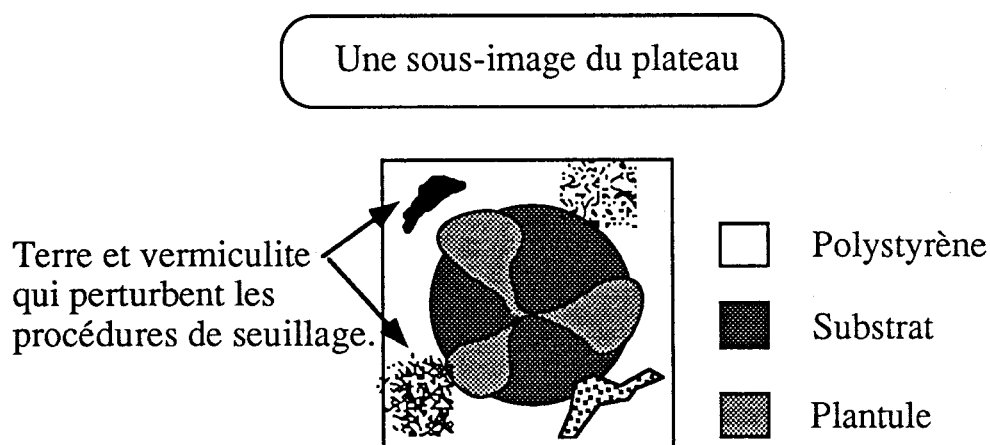


FIGURE N° V-8

Afin de remédier à ce problème, nous proposons de masquer les parties de chaque sous-images situées autour de l'alvéole et qui ne présentent aucun intérêt pour le traitement. Pour ce faire, nous construisons, à partir de l'image en niveaux de gris du plateau étalon, une image binaire où les points situés à l'intérieur des alvéoles sont forcés au niveau logique 1 et où le reste de l'image, qui correspond à la partie visible du polystyrène, est forcé au niveau logique 0. La binarisation de l'image du plateau étalon ne pose aucun problème puisque le niveau de gris moyen des points blancs du polystyrène est très

différent du niveau de gris moyen des points noirs des bouchons placés à l'intérieur des alvéoles (cf la photographie n° 19). Cette image binaire, appelée *masque*, est alors mise en mémoire et permettra, en mode de fonctionnement automatique de la machine, de masquer, par un simple ET logique avec les images en niveaux de gris des plateaux à traiter, les parties de l'images qui risqueraient de perturber les procédures de traitement.

6-1-3) Ajustement du seuil de rejet.

La surface des feuilles est le seul critère qui a été retenu pour juger la qualité des plantules. Puisque les sous-images sont toutes de surfaces identiques, nous avons défini le seuil de rejet comme le rapport de la surface de feuille par sous-image à la surface totale de la sous-image. Lorsque la plantule occupe une surface importante de la sous-image, le rapport se rapproche de la valeur maximale 1 et lorsque la plantule occupe une surface très petite, le rapport se rapproche de la valeur minimale 0. Il appartient à l'opérateur d'ajuster avec soin le seuil de rejet des mauvais plants entre ces deux valeurs extrêmes du rapport des surfaces. Pour ce faire, l'opérateur dispose sur son écran de contrôle, de plusieurs informations:

- A chaque modification du seuil de rejet, l'écran de contrôle fournit l'image du plateau avec une croix rouge au centre des alvéoles qui contiennent une plantule qui serait éjectée car plus petite que le seuil choisi.

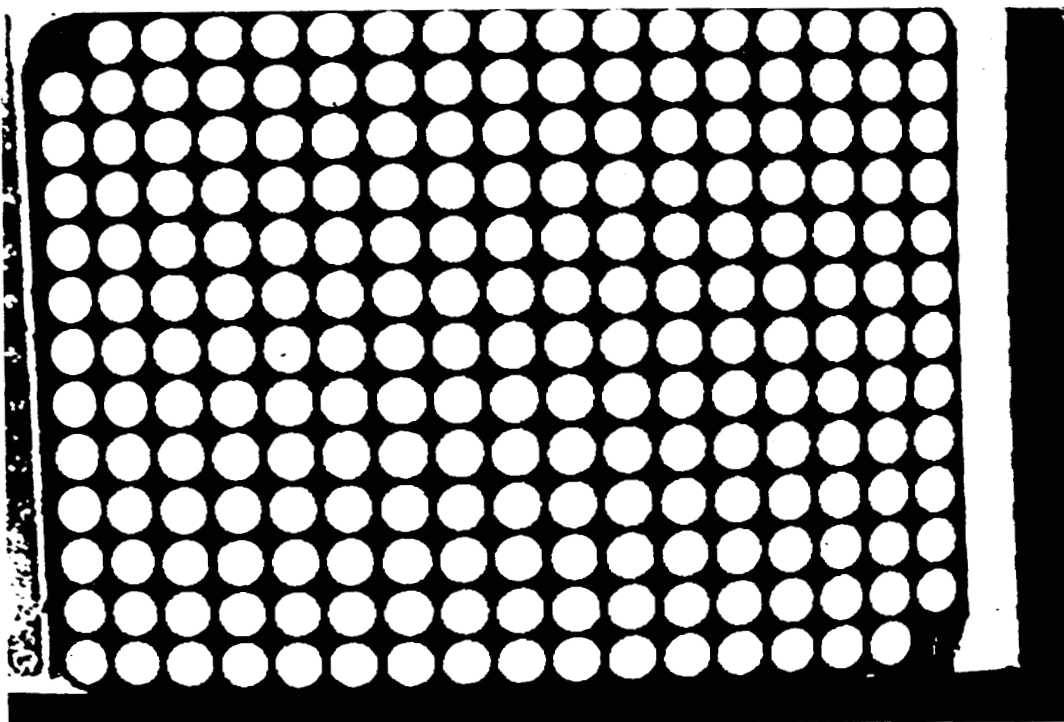
- En haut à gauche de l'écran s'inscrit le pourcentage de plantules du plateau qui vont être éjectés pour le seuil considéré.

- Sur le côté droit de l'écran, un barregraphe indique la position du seuil proposé par rapport à ses valeurs maximale et minimale. L'opérateur peut alors placer le seuil de manière à ce que la surface foliaire soit égale à un pourcentage précis de la surface totale par sous-image.

Deux boutons poussoirs permettent d'augmenter ou de diminuer le seuil de rejet. A chaque modification, la machine calcule et visualise les nouveaux résultats. Une petite porte dans la pyramide supportant la caméra permet de voir le plateau inspecté et de vérifier ainsi la correspondance avec les résultats présentés à l'écran de contrôle.

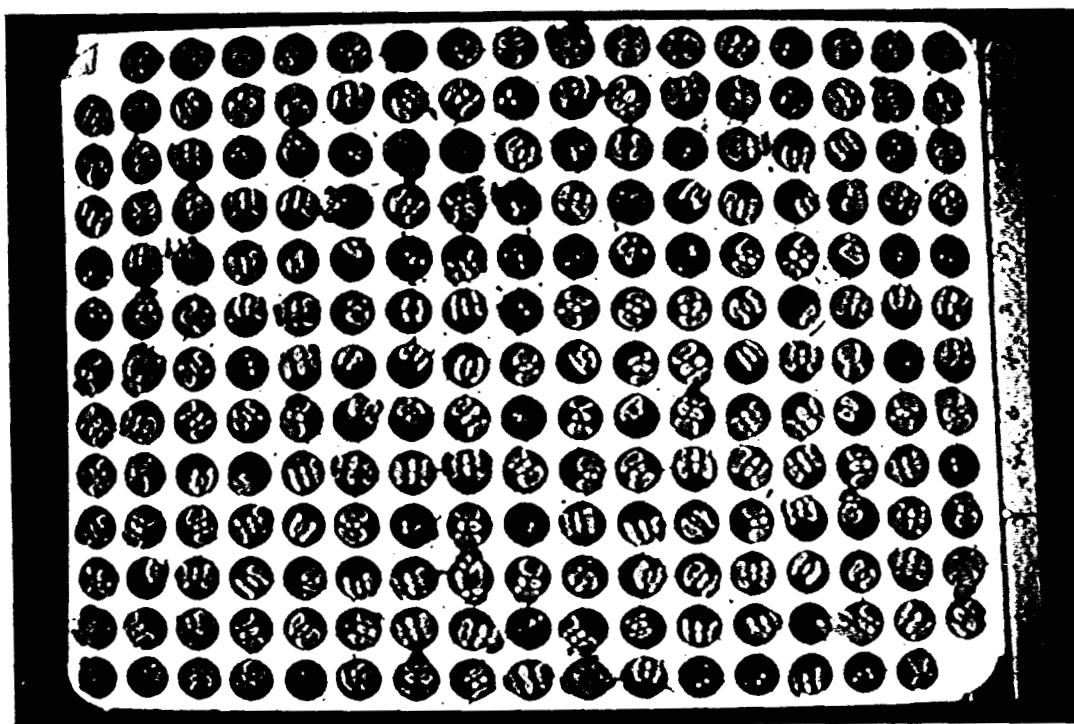
Une série de photographies de l'écran de contrôle, qui va des numéros 20 à 26, montre en pratique les trois outils d'aide à l'ajustement du seuil de rejet. La photographie n° 20 montre l'image initiale du plateau à trier. Les

Le masque, image binaire constituée à partir de
l'image du plateau étalon



Photographie n° 19

Image en niveau de gris du plateau de plantules à
contrôler



Photographie n° 20

photographies n° 21 à 26 montrent l'état de l'écran de contrôle pour des seuils de rejet placés du plus bas au plus haut sur l'échelle du barregraphe.

Lorsque la phase d'apprentissage est terminée, la machine possède les données indispensables à son fonctionnement automatique, à savoir les positions des sous-images du plateau, le masque et la valeur du seuil de rejet des plantules.

6-2) Le mode de fonctionnement automatique.

Le mode de fonctionnement automatique correspond au mode de fonctionnement normal de la machine de tri. La présence de l'opérateur est ici facultative car la machine est maintenant capable de réaliser, seule, le contrôle qualité des plants de la production. Néanmoins, l'opérateur a toujours la possibilité de repasser, s'il le souhaite, en mode d'apprentissage pour ajuster, par exemple, un nouveau seuil de rejet ou pour redéterminer un masque lors d'un changement du type de plateau. Le séquençement des opérations, en mode de fonctionnement automatique, se déroule de la façon suivante:

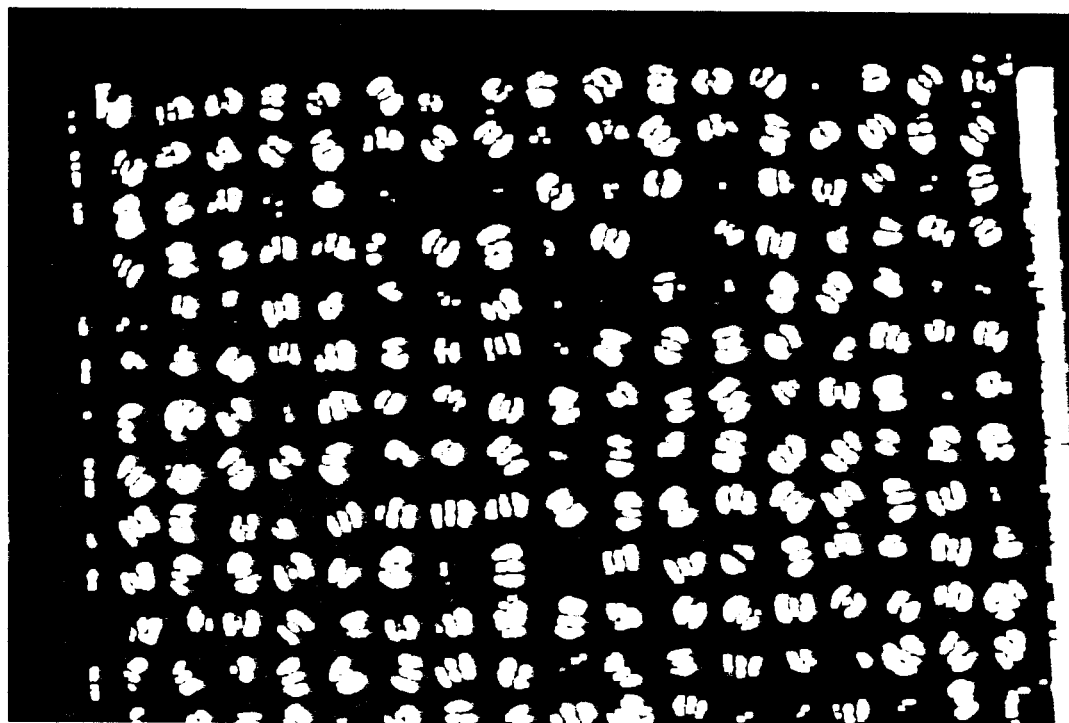
6-2-1) Acquisition de l'image.

L'automate gère le séquençement et la synchronisation de l'ensemble des actions menées sur la machine de tri. Lorsqu'un nouveau plateau est amené en zone d'inspection puis bloqué en position à l'aide des butées de serrage sous la caméra, l'automate déclenche l'acquisition de l'image du plateau.

6-2-2) Le masque.

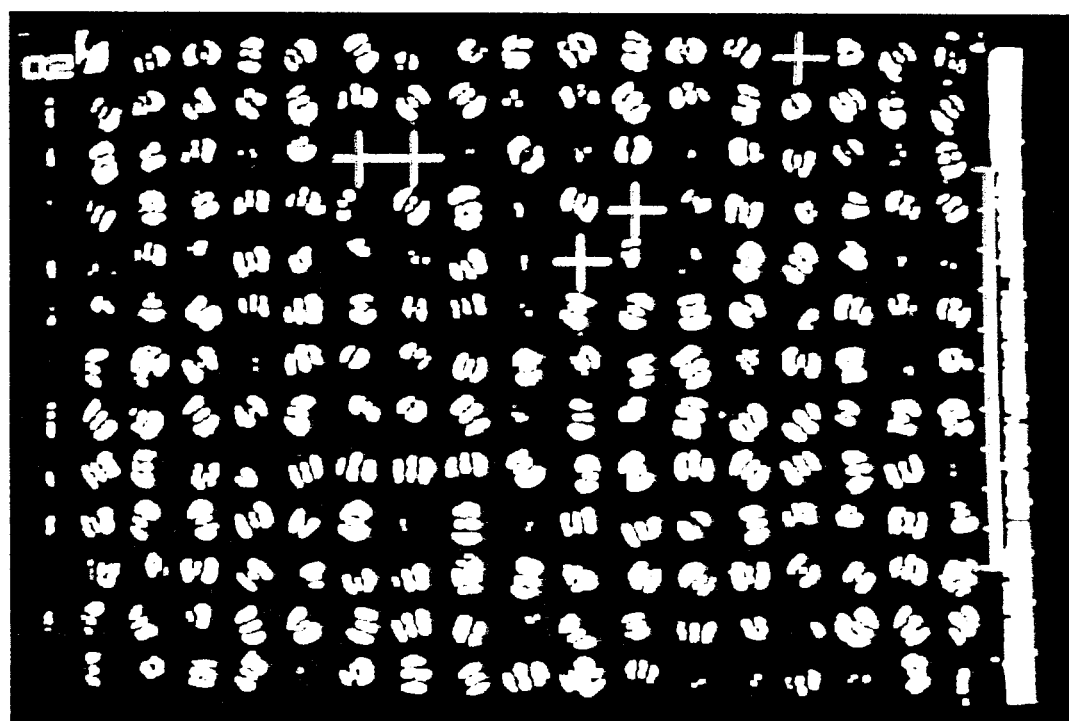
L'opération suivante consiste à réaliser un ET logique entre le masque binaire en mémoire et l'image du nouveau plateau. Cette opération logique a pour but de masquer les parties des sous-images sans intérêt pour l'analyse. Tout se passe alors comme si on regardait l'image au travers d'un filtre qui ne laisserait voir que l'intérieur des alvéoles. Cette étape de la procédure de contrôle des plateaux a mis en évidence un problème lié aux caractéristiques matérielles de la machine de tri. L'image résultante du ET logique réalisé entre l'image du plateau et le masque laisse paraître des points de niveaux de gris élevés à la périphérie des images des alvéoles (confère la figure V-9). Ces points, de niveaux de gris correspondant au blanc du polystyrène, constituent alors un troisième mode de la fonction de densité qui perturbe les techniques de seuillage. La présence de ces points clairs signifie qu'il existe un léger

0% de plants rejetés sur l'ensemble du plateau



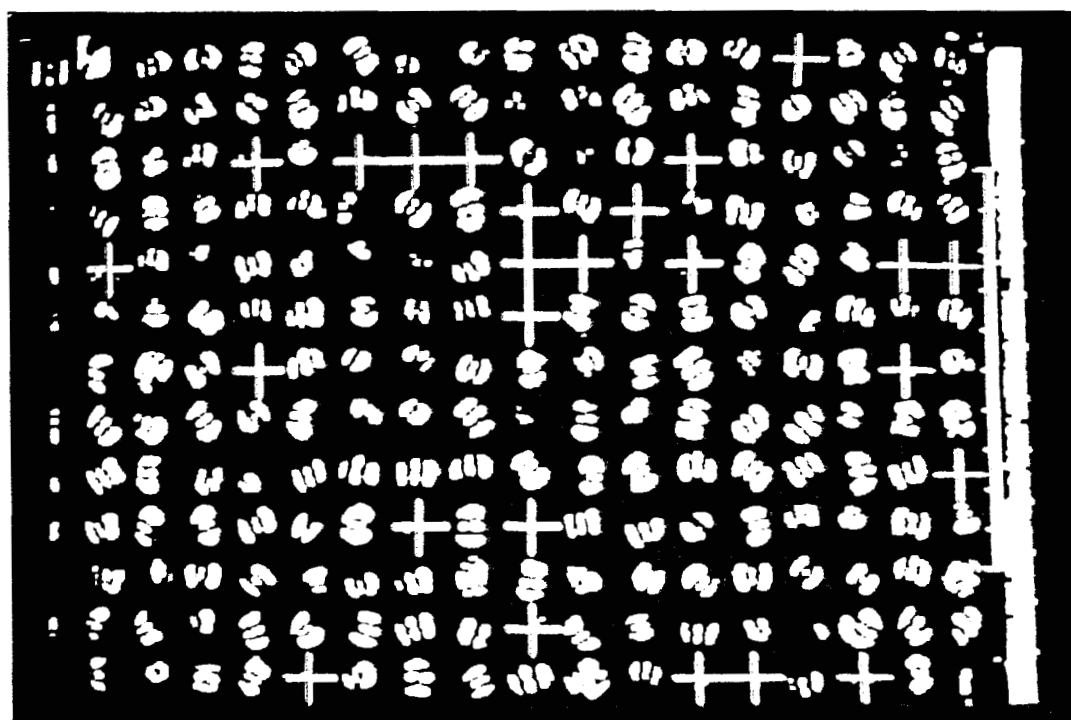
Photographie n° 21

2% de plants rejetés sur l'ensemble du plateau



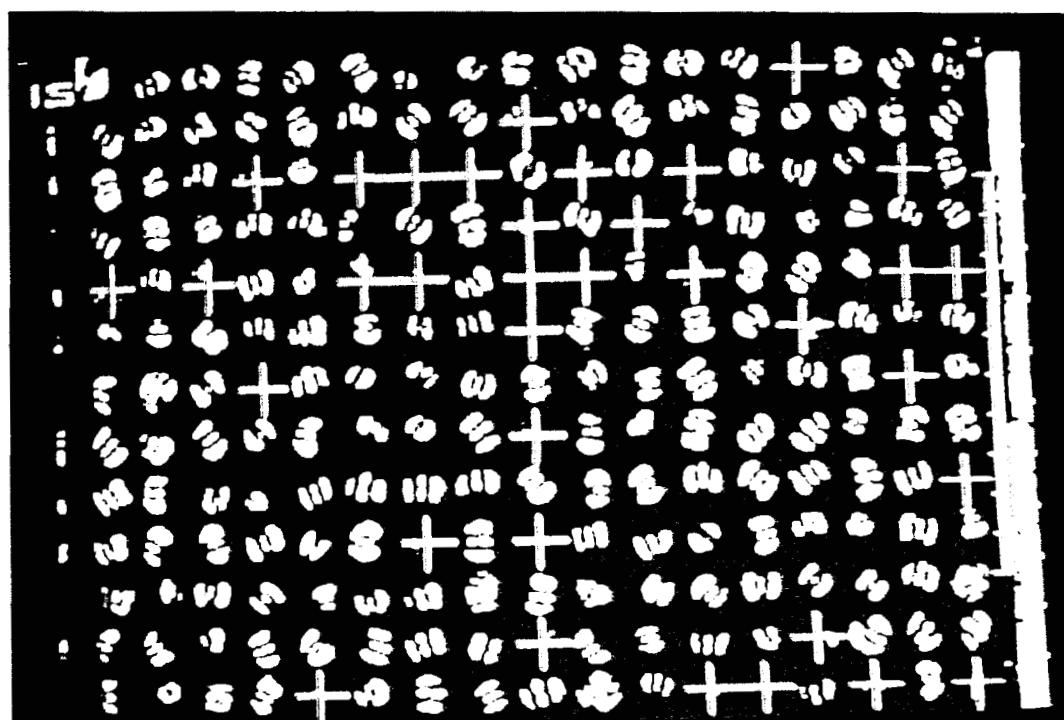
Photographie n° 22

11% de plants rejetés sur l'ensemble du plateau



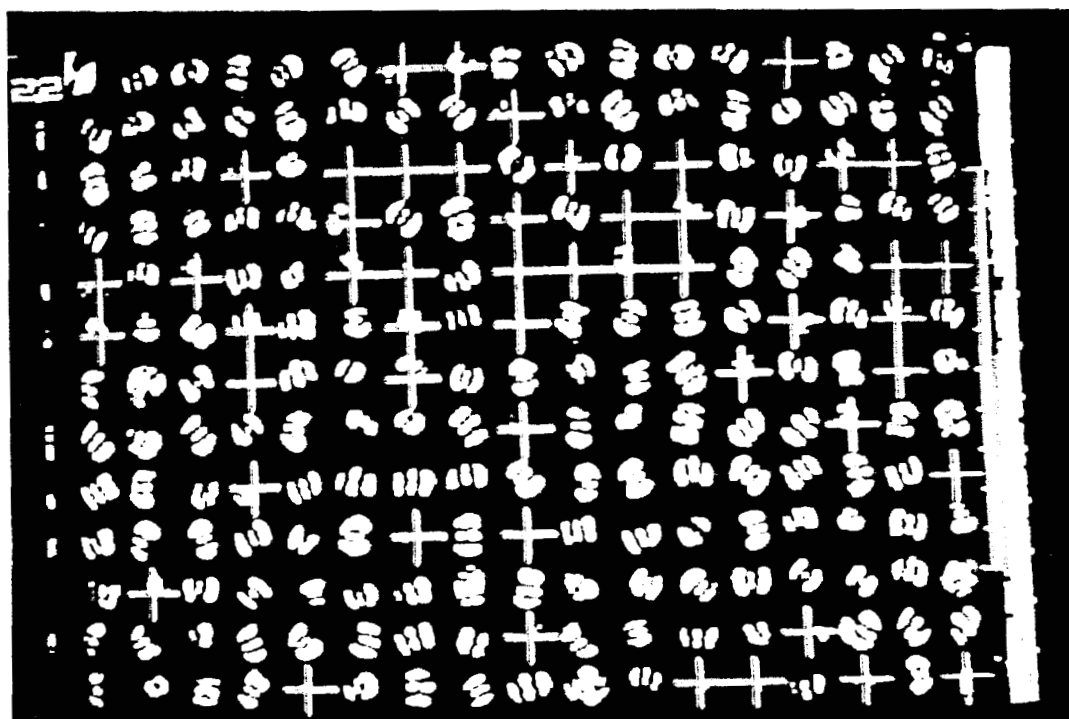
Photographie n° 23

15% de plants rejetés sur l'ensemble du plateau



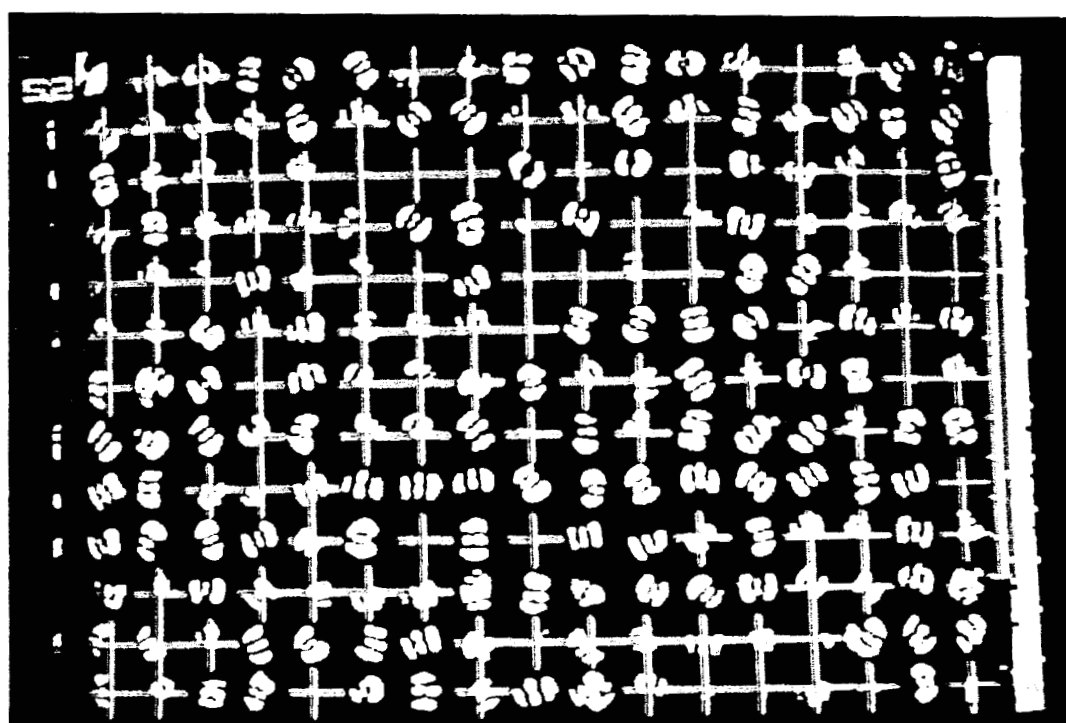
Photographie n° 24

22% de plants rejetés sur l'ensemble du plateau



Photographie n° 25

52% de plants rejetés sur l'ensemble du plateau



Photographie n° 26

décalage entre la position bloquée du plateau étalon et les positions bloquées successives des plateaux de la série traitée. L'usure mécanique des pièces, les vibrations du support de la caméra et les variations de la pression de serrage des butées sont, en partie, responsables des défauts de positionnement entre les plateaux successifs.

Le ET logique entre le masque et l'image du plateau met en évidence des défauts de positionnement.

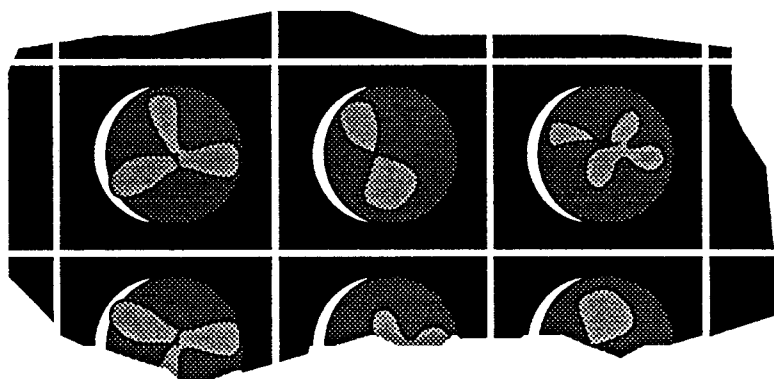
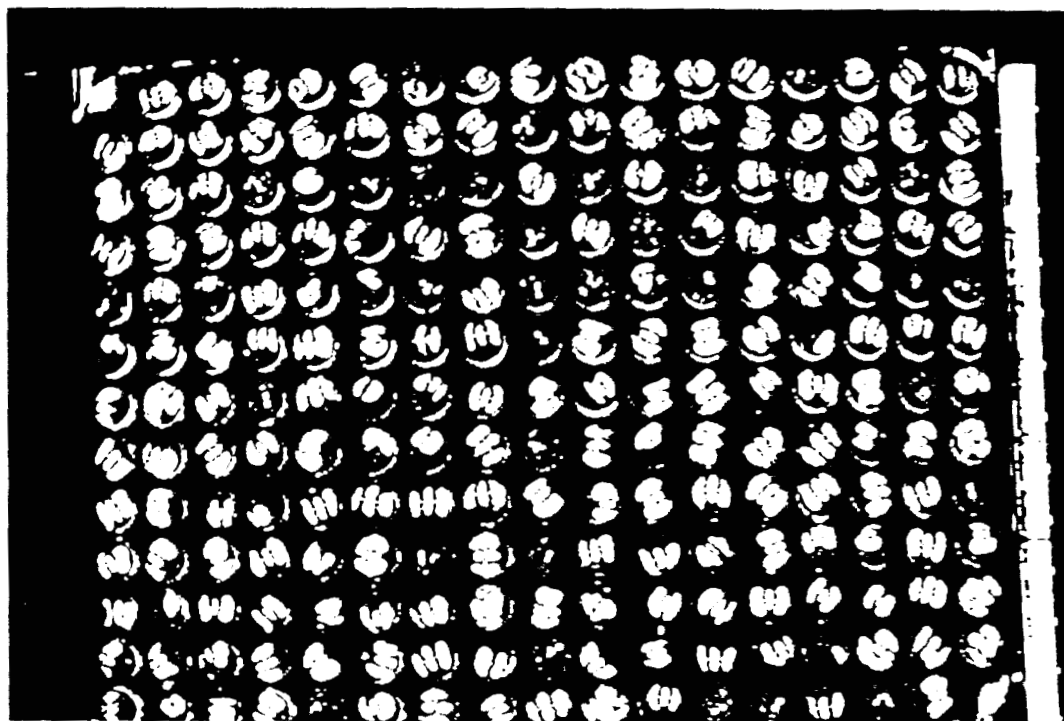


FIGURE N° V-9

Le contrôle qualité de la production se faisant à un stade de croissance des jeunes plants où les feuilles parviennent encore difficilement aux limites de l'alvéole, nous avons résolu le problème des défauts de positionnement en diminuant simplement le diamètre des trous du masque binaire par une simple dilatation morphologique du niveau noir sur le niveau blanc. En regardant l'image du plateau au travers de trous plus petits, on ne risque plus de retrouver les croissants de polystyrène qui risquent de mettre en défaut les procédures de seuillage des sous-images. La photographie n° 27 montre la présence de ces croissants de polystyrène à la périphérie des alvéoles dans une version initiale du programme qui ne comportait pas la réduction du diamètre des trous du masque.

Croissants de polystyrène visibles à la périphérie des
alvéoles



Photographie n° 27

Présence de vermiculite sur l'image résultante de
l'opération de masquage



Photographie n° 28

6-2-3) Analyse des sous-images.

Avant l'utilisation d'une caméra infra-rouge, les images analysées étaient obtenues par une caméra "noir et blanc" classique. Les niveaux de gris du substrat et des plantules étaient très proches, et seules les techniques de segmentation présentées au chapitre IV, permettaient, en prenant en compte les niveaux de gris et les propriétés de connexité, d'aboutir à une extraction correcte des images des plantules.

Avec l'utilisation d'une caméra infra-rouge, il s'est avéré que la discrimination substrat - plantule devenait beaucoup plus aisée, les sous-images alvéolaires présentant un plus fort contraste. C'est la raison pour laquelle, dans sa phase finale, le seuillage des sous-images alvéolaires est réalisé par une méthode plus simple mais plus rapide, la méthode proposée par OTSU /12/ basée sur l'étude des inerties intra et inter classes. Cette méthode de seuillage, appliquée à chacune des sous-images, a donné d'excellents résultats. Elle permet de séparer la classe des points de niveaux de gris plus foncés qui appartiennent au substrat, de la classe des points de niveaux de gris plus clairs.

Mais, la classe des points de niveaux de gris clairs n'est pas constituée, comme on pourrait le penser, des seuls points qui appartiennent aux plantules. En effet, les horticulteurs se sont aperçus qu'en saupoudrant la surface du plateau après ensemencement de vermiculite, composé qui contribue au maintien de l'humidité au sein de la motte, la germination devenait plus homogène. La vermiculite se présente sous forme de petites paillettes claires et scintillantes (voir les photographies n° 3 et 4). Mais la présence de vermiculite sur le substrat a pour effet indésirable de grossir arbitrairement le nombre de points de la classe des points clairs de la fonction de densité. La surface de feuilles par alvéole ne peut donc plus être déterminée en calculant le nombre de points de la classe claire.

Si le niveau de gris des paillettes de vermiculite est proche du niveau de gris des feuilles, leurs surfaces respectives sont, en général, très différentes. La taille des paillettes est très inférieure à la taille des feuilles, de sorte qu'il est possible, par une combinaison d'opérations morphologiques, telles que la dilatation et l'érosion en niveaux de gris, d'éliminer la vermiculite. En effet, la dilatation en niveaux de gris des points de la classe foncée sur les points de la classe claire, opération qui consiste à remplacer le niveau de gris de chaque point de l'image par le plus faible niveau de gris des neuf points situés dans un

voisinage 3x3 du point considéré, aura pour effet d'éliminer, à l'exception de quelques rares paillettes de plus grande taille, la totalité de la vermiculite. Cette opération morphologique ayant également pour effet de ronger le contour des feuilles, une érosion en niveaux de gris des points de la classe foncée par les points de la classe claire, opération qui consiste à remplacer le niveau de gris de chaque point de l'image par le plus fort niveau de gris des neuf points situés dans un voisinage 3x3 du point considéré, permet alors de redonner aux feuilles leurs surfaces initiales. Les essais ont montré que deux passes successives de dilatation et d'érosion en niveau de gris suffisaient pour faire disparaître la vermiculite de l'image du plateau.

La série de photographies qui va des numéros 28 à 31 illustre ce procédé. La photographie n° 28 met en évidence la présence de vermiculite sur le substrat des mottes suite à l'opération précédente de masquage. Les photographies n° 29 et n° 30 montrent le résultat de l'érosion des niveaux de gris clairs par les niveaux de gris foncés afin d'éliminer les petites particules claires de vermiculites. Les photographies n° 31 et n° 32 montrent l'opération inverse de dilatation des niveaux de gris clairs sur les niveaux de gris foncés afin de redonner approximativement aux feuilles, leurs surfaces initiales. On peut constater à la fin de ce cycle d'érosion - dilatation, que l'essentiel des petites particules de vermiculite ont disparu, ce qui va permettre de segmenter les sous-images avec moins de difficultés.

Suite aux opérations morphologiques qui viennent d'être réalisées sur l'image masquée du plateau, le critère de sélection des plantules peut s'énoncer simplement de la manière suivante: si la surface des feuilles, mesurée par le nombre de points de la classe des points clairs, est supérieure au seuil de rejet ajusté par l'opérateur à l'initialisation de la machine, la plantule est acceptée. Si la surface des feuilles est inférieure au seuil de rejet, la plantule est rejetée.

6-2-4) L'éjection des mottes.

Lorsque l'analyse de l'ensemble des sous-images est terminée, l'automate demande au système de vision l'envoi des coordonnées des sous-images qui contiennent un plant à rejeter. Dès réception de ces informations, l'automate libère le plateau et l'amène en zone d'éjection où, rangée après rangée, les mottes indésirables vont être expulsées par des jets d'air (les photographies n°33 et n°34 montrent des plateaux en sortie de la machine, après éjection des mottes jugées inacceptables par le système). En même temps, un nouveau plateau est amené sous la caméra pour le contrôle et le cycle continue.

1 ère érosion des points blancs par les points noirs de
l'image



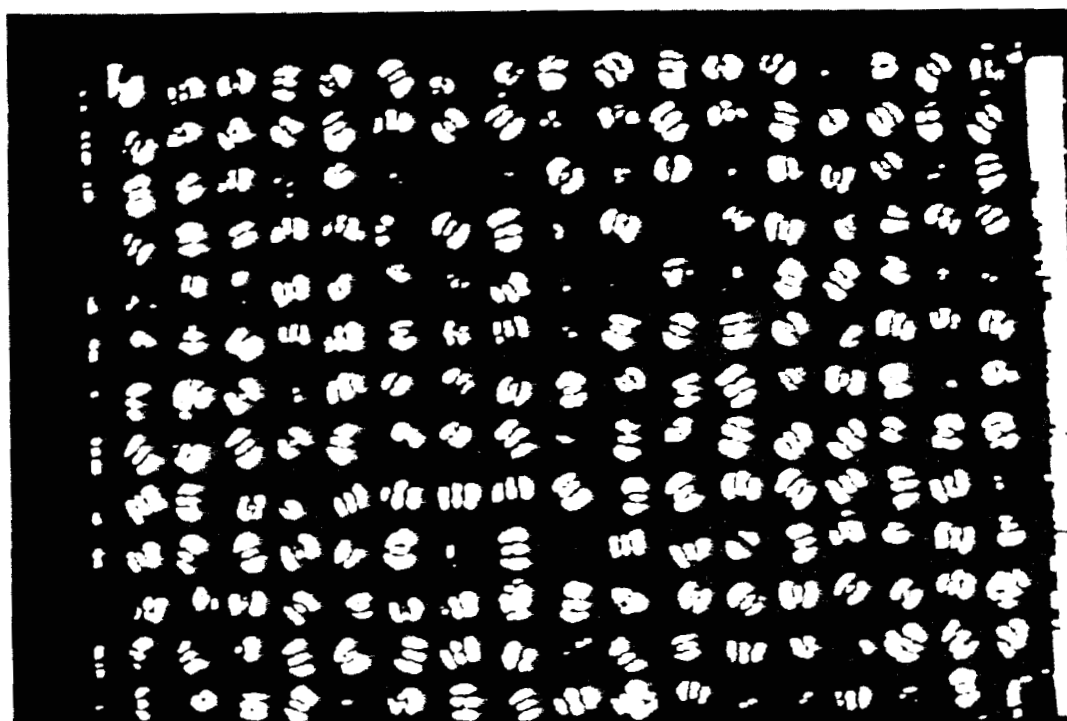
Photographie n° 29

2 ème érosion des points blancs par les points noirs de
l'image



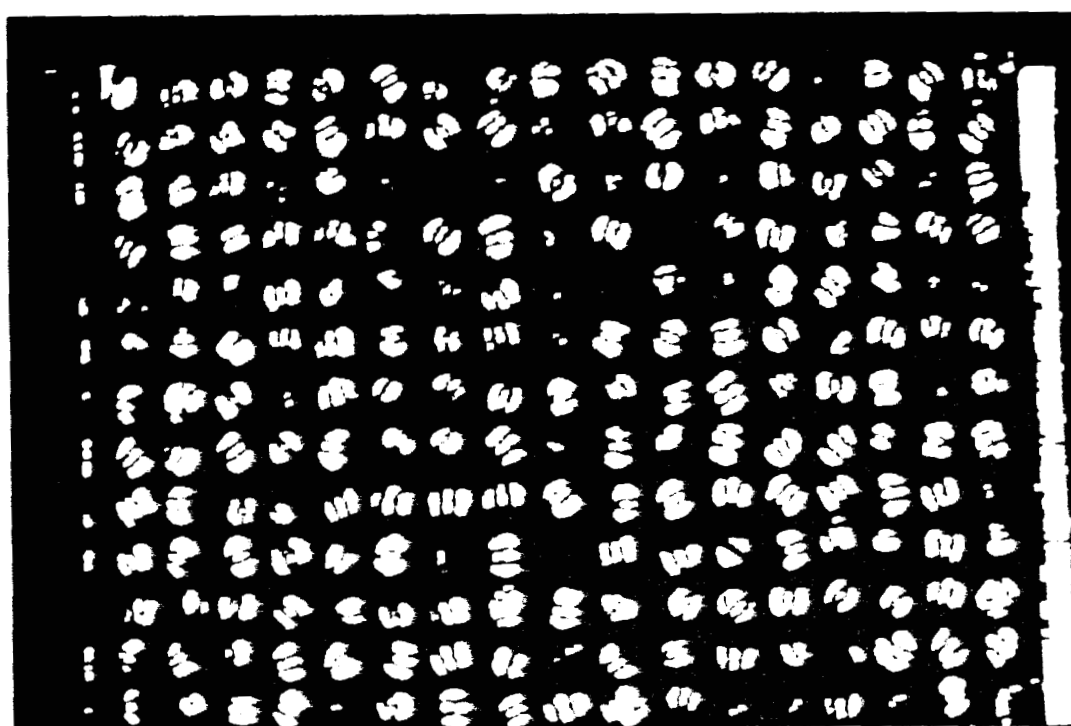
Photographie n° 30

1 ère dilatation des points blancs par les points noirs
de l'image



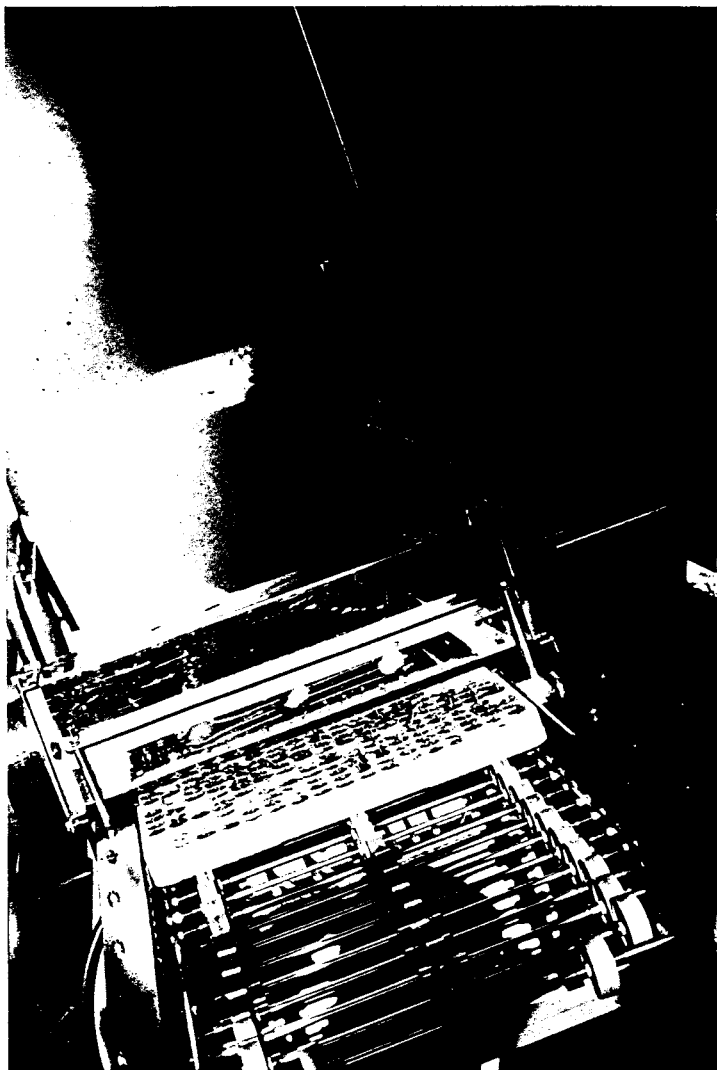
Photographie n° 31

2 ème dilatation des points blancs par les points noirs
de l'image

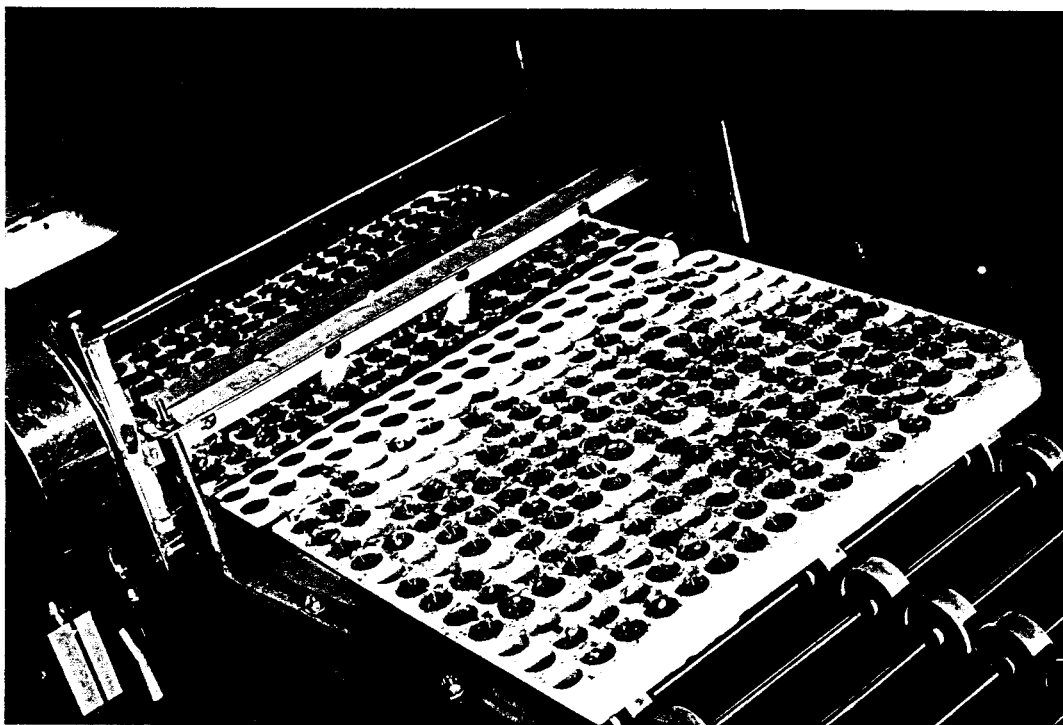


Photographie n° 32

Plateaux triés en sortie de la machine



Photographie n° 33



Photographie n° 34

6-3) Le mode de fonctionnement manuel.

Nous venons de présenter les modes d'apprentissage et de fonctionnement automatique de la machine. Parallèlement à ces deux modes, il existe un troisième mode de fonctionnement, appelé mode "manuel", conçu pour diagnostiquer facilement les causes d'anomalies qui pourraient survenir lors du fonctionnement automatique de la machine. Le mode manuel peut être lancé en exécution "pas à pas" ou en exécution "cycle par cycle" à partir du mode de fonctionnement automatique.

6-3-1) L'exécution pas à pas.

L'exécution pas à pas du processus de tri des plateaux consiste à éjecter, rangée par rangée, les mottes repérées par la procédure d'analyse. Il appartient à l'opérateur de déclencher à l'aide d'un bouton poussoir, chaque nouveau pas d'exécution. Cette exécution pas à pas permet de contrôler la qualité de l'éjection et de vérifier le positionnement correcte des alvéoles au dessus de la rangée de buses.

6-3-2) L'exécution cycle à cycle.

L'exécution cycle à cycle consiste à interrompre le déroulement du processus à la fin du tri et de l'éjection complète de toutes les mottes indésirables de chaque nouveau plateau. Un bouton poussoir permet de valider le cycle terminé et de passer au tri du plateau suivant. Cette exécution permet de contrôler la qualité du tri des plateaux en sortie de la machine.

7) CONCLUSION.

L'étude et la réalisation de cette machine de contrôle de la qualité des jeunes plantules ont demandé deux années. Nous avons montré, dans une première approche, qu'il n'était pas possible de contrôler la qualité des plantules par une analyse globale de l'image du plateau. En effet, la surface de plantes qui est de l'ordre de 20 à 30% de la surface totale de l'image ainsi que la non uniformité de l'éclairage ne permettent généralement pas de séparer, par une approche globale, les végétaux du reste de l'image. L'étude s'est alors orientée vers des méthodes de segmentation locale de l'image, méthodes plus lentes mais mieux adaptées à notre problème. Cette deuxième approche nous a conduit à décomposer l'image du plateau en sous-images rectangulaires centrées autour de chaque alvéole. Nous avons également défini, lors de cette étude, nos besoins en matériel de vision et recherché le système de traitement adapté.

Lors de la réalisation de la machine, nous avons été confronté à des problèmes liés à la diversité des espèces végétales et de leurs substrats. La variabilité des teintes nous a amené à préférer aux caméras monochromes classiques, une caméra infra-rouge qui présente une plus grande sensibilité au rayonnement émis par les végétaux. La présence résiduelle de terre sur le plateau lors du contrôle par la caméra a également perturbé l'analyse des sous-images. Nous avons été amené, à partir de l'image d'un plateau étalon prise en phase d'apprentissage, à construire un masque mémoire qui ne laisse voir, après superposition avec l'image d'un nouveau plateau, que l'intérieur des alvéoles. La diversité dans la forme des plateaux nous a conduit à mettre en oeuvre une procédure automatique de décomposition de l'image en sous-images rectangulaires contenant chacune une seule alvéole.

D'autres problèmes liés au fonctionnement mécanique de la machine se sont ensuite posés. Par exemple, réaliser un bon alignement de la rangée de buses d'éjection avec les rangées longitudinales d'alvéoles du plateau en avancement. La récupération des mottes a posée également des problèmes. Il s'agissait en effet de collecter les mottes éjectées pour les évacuer vers un dispositif de recyclage sans risque de les laisser retomber sur le plateau. Un système de récupération en forme de colimaçon disposé au dessus de la rangée de buses a permis de réaliser cette fonction.

La machine prototype a été installée dans les locaux de la société Zaadunie dans le courant de l'année 89. La prise en main de la machine par les personnes chargées de son fonctionnement n'a pas posé de problèmes grâce, en outre, aux outils de contrôle mis à la disposition de l'opérateur, à savoir l'image du plateau sur l'écran de visualisation, le pourcentage de plants éjectés, leurs positions respectives au sein du plateau, etc... Les essais de la machine, réalisés avec des séries complètes de plateaux contenant des plants de différentes espèces ont donné entière satisfaction. Ils ont également permis de mettre en évidence les limites de la machine qui sont par exemple:

- Le contrôle des plants de cyclamens qui ont une teinte de feuille beaucoup trop foncée, voisine de la teinte du substrat.
- Le contrôle de plants à un stade de développement trop avancé.
- La présence excessive de vermiculite sur le plateau.

*

CHAPITRE VI

*

CONCLUSION GENERALE

Dans les industries manufacturières, l'automobile, la confection, la mécanique, il existe des machines qui intègrent des systèmes de traitement d'images qui contrôlent les aspects dimensionnels des pièces, la teinte ou leur forme avant assemblage ou expédition chez un client. Qu'il s'agisse du contrôle des dimensions d'un pare-brise ou du contrôle de la position d'étiquettes sur un tissu ou du contrôle de défauts de forme de pièces en sortie de moule, des systèmes existent et réalisent généralement bien leur fonction. La différence essentielle de ces systèmes avec notre machine de contrôle de la qualité des jeunes plants repose sur le fait que, contrairement aux espèces végétales, les pièces contrôlées dans ces industries ont généralement des dimensions ainsi qu'une teinte rigoureusement identiques et bien définies. Cette différence constitue la grande originalité de cette nouvelle machine de contrôle industriel de la production horticole.

Sa réalisation a posé, du fait de la grande diversité des espèces végétales, des problèmes délicats de segmentation de leurs images. Ces problèmes difficiles à résoudre par des méthodes classiques de segmentation nous ont amenés à introduire deux nouvelles méthodes d'analyse des images. La première méthode, qui est décrite au chapitre II de ce mémoire, est une méthode de transformation non linéaire des histogrammes en niveaux de gris. Nous avons montré qu'en faisant le rapport, par niveau de gris, du nombre de points à faibles gradients par le nombre de points à forts gradients, il est possible de mettre en évidence des vallées significatives qui n'apparaissent pas toujours dans l'histogramme original. En effet, les vallées de l'histogramme sont généralement comblées par des occurrences de points de niveaux de gris intermédiaires entre les niveaux de gris moyens des deux modes adjacents constituant la vallée. La transformation non linéaire proposée est particulièrement sensible lorsque le rapport du nombre de points à faibles gradients à ceux à forts gradients pour un niveau de gris donné g_i est élevé. Elle permet donc de mettre en évidence des vallées facilement détectées par des techniques classiques d'analyse d'histogramme.

La seconde méthode que nous avons présentée au chapitre IV est une nouvelle technique de segmentation par analyse de connexité. En prenant en compte le nombre de liaisons connexes qui existent entre tous les points dans une image, nous avons montré qu'il est possible de définir des méthodes de segmentation plus robustes que celles qui privilégient, soit l'analyse de la distribution des niveaux de gris comme celles présentées au chapitre II, soit l'analyse de la répartition géométrique des points dans l'image comme celles présentées au chapitre III. Cette nouvelle méthode permet, sans information a priori, ni sur la position et la taille des objets

dans l'image, ni sur le nombre de classes à obtenir, de segmenter l'image en autant de régions que nécessaire. Les régions ainsi obtenues sont alors à la fois connexes, c'est à dire que le nombre de liaisons entre tous les points d'une même région est maximum, et homogènes car les régions sont constituées de points qui appartiennent à une plage continue de niveaux de gris.

Ce travail théorique a été validé par la réalisation complète d'une machine de contrôle qualité et de tri de jeunes plants en production horticole. Cette machine prototype a été mise en service dans les serres de la société Zaadunie en 1989. De nombreux essais portant sur des séries importantes de plateaux ont permis de vérifier le fonctionnement correcte de cette machine. Ces essais ont également permis de mesurer les cadences maximales de tri de la machine, à savoir 70 000 plants à l'heure. Ces cadences avaient été calculées de manière à assurer la rentabilité de la machine.

L'utilisation saisonnière de la machine qui entraîne des arrêts de fonctionnement prolongés a mis en évidence des problèmes de fiabilité de son fonctionnement. Ces problèmes sont liés d'une part, au fait que la machine est un prototype et non une machine industrielle, et d'autre part au fait que cette machine a été contruite sur les bases d'un bâti incliné afin de faciliter l'accès des utilisateurs. Ces raisons, auxquelles on peut ajouter l'éloignement géographique de la société Zaadunie et de l'Université, ont conduit les horticulteurs à mettre notre machine en concurrence avec un deuxième système de contrôle des jeunes plantules réalisé par une société hollandaise de machines horticoles. Cette autre machine se propose de contrôler individuellement chaque plantule du plateau après l'avoir extrait de son alvéole à l'aide de quatre fines aiguilles. La motte est alors amenée verticalement face à la caméra pour permettre une prise de vue de côté. Le système de vision prend alors trois images de la plantule dans trois positions successives de la motte obtenues par rotation autour de son axe. L'analyse de ces trois images permet, par regroupement des informations, de savoir si la plantule doit être rejetée ou acceptée. Si la plantule est acceptable, la motte est replacée dans une des alvéoles restées vides afin de compléter le plateau.

Ce deuxième système est, de part son principe et la simplicité de son fonctionnement, plus facile à mettre en oeuvre que notre machine. Mais il ne s'agit plus ici d'un tri de plants en parallèle comme le réalise notre machine mais d'un tri en série. Chaque plant est contrôlé l'un après l'autre et replacé individuellement dans les alvéoles vides. Les cadences de tri ne pourront, par conséquent, jamais atteindre les cadences qui nous ont été demandées dans le cahier des charges initial. La prise latérale de l'image

présente également l'inconvénient de pouvoir difficilement estimer la surface réelle des feuilles, surface qui ne peut être calculée que par une prise de vue par le dessus.

En conclusion de ce mémoire, il est important de constater que les problèmes concrets qui se sont posés lors de l'étude et de la réalisation de cette application nous ont amenés à concevoir et à développer de nouvelles procédures de traitement mieux adaptées à l'analyse des images de végétaux. C'est dans ce cadre que nous avons été amené à développer une nouvelle procédure automatique de segmentation qui prend en compte le caractère connexe des régions afin de séparer les feuilles des plantules de leur substrat.

Une extension de cette nouvelle méthode est envisageable en classification automatique des données. En effet, il semble possible d'utiliser la table des occurrences pour isoler des modes significatifs de la fonction de densité de probabilité sous jacente à la distribution des observations. Avec cette nouvelle approche, un mode serait défini comme une région connexe de l'espace de représentation des données où la fonction de densité de probabilité présente des valeurs voisines.

Nous envisageons cette extension multidimensionnelle de notre procédure afin de proposer une nouvelle approche aux problèmes de la classification automatique non supervisée.

BIBLIOGRAPHIE

- /1/ A. Rosenfeld and A.C. Kak
Digital picture processing. New York: Academic, 1976.
- /2/ J. M. S. Prewitt and M. L. Mendelsohn
The Analysis of cells Images, in Ann. New York Acad. SCI. V. 128, p. 1035-1053, 1966.
- /3/ Y. Nakagawa and A. Rosenfeld
Some Experiments on Variable Thresholding, Pattern Recognit. V. 11, p. 191-204, 1979.
- /4/ J. Kitler and J. Illingworth
Minimum Error Thresholding, Pattern Recognit. V. 19, p. 41-47, 1986.
- /5/ M.C.Douchez et J.G. Postaire
Splitting an modelling the gray level histogram for threshold selection.
- /6/ A. Rosenfeld and P. De La Torre
Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection, IEEE Trans. Systems Man Cybernet. SMC 13, p. 231-235, 1983.
- /7/ S. Boukharouba, J. M. Rebordao, and P. L. Wendel
An Amplitude Segmentation Method based on the Distribution Fonction of an Image, Comput. Vision Graphics Image Process. V. 29, p. 47-59, 1985.

/8/ T. Pun

A new method for gray-level Picture Thresholding using the Entropy of the histogram, Signal Process, V. 2, p. 223-237, 1980.

/9/ T.Pun

Entropic Thresholding : A new approach, Comp. Vision Graphics Image Process V. 16, p. 210-239, 1966.

/10/ N. Kapur, P. K. Sahoo and A. K. C. Wong

A new method for Gray-Level Picture Thresholding using the Entropy of the Histogram, Comput. Vision Graphics Image Process, V. 29, p. 273-285, 1985.

/11/ W.TSAI

Moment-Preserving Thresholding : A new approach, Comp. Vision Graphics Image Process V. 25, p. 377-393, 1985.

/12/ N. Ostu

A Threshold Selection Method from gray-level Histogram, IEEE Trans. Systems Man Cybernet, SMC 8, p. 62-66, 1978.

/13/ S.S. Reddi, S.F.Rudin and H.R. Keshavan

An optimal multiple Threshold scheme for image segmentation, IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics, SMC 14, July/August, 1984.

/14/ J. Kitler and J. Illingworth

On threshold selection using clustering criteria. IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics, SMC 15, n°5, september/october 1985.

/15/ N. Ahuja and A. Rosenfeld

A note on the use of Second Order Grey Level Statistics for Threshold Selection. IEEE Trans. Systems Man Cybernet. SMC 8, p. 895-899, 1978.

/16/ R. M. Haralick, and G.L. Kelly

Pattern Recognition with Measurement Space and Spatial Clustering for Multiple Images. Proceedings on the IEEE, V. 57, n° 4, April 1969.

/17/ J.S Weszka and A. Rosenfeld

Threshold evaluation techniques ,IEEE Trans. Systems Man Cybernet. SMC 8, p. 622-629, 1978.

/18/ T.W. Ridler and S. Calvard

Picture thresholding using an iterative selection method. IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics, SMC 8, n°8, august 1978.

/19/ Flavio R. Dias Velasco

Thresholding using the ISODATA Clustering Algorithm. IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics, SMC 10, n° 11, November 1980.

/20/ C. K. Chow and T. Kaneko

Boundary Detection of Radiographic Images by a Threshold Method. In proceedings, p. 130-134, IFIP Congress 1971.

/21/ M. X. Fernando and D. M. Monro

Variable Thresholding applied to Angiography, in Proceeding, 6th International Conference on Pattern Recognition, 1982.

/22/ J.G. Postaire et M. Ameziane

A pattern Classification approach to Multi Level Tresholding for Image Segmentation. Computer Vision and Image Processing (sous presse à paraître en aout 91).

/23/ Ameziane, P. Bonnet et J.G. Postaire

Vision applied to a Cutting Process in the Textile Industry. 7 International Conference on Automated Inspection and Product Control. Birmingham UK, p. 185-192, 1985.

/24/ Y. Wu and A. Rosenfeld

Threshold selection using quadtree, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell PAMI 4, p. 90-94, 1982

/25/ J.S Weszka, R.N Nagel and A. Rosenfeld

A threshold selection technique , IEEE Trans. Comput. C-23, p. 1322-1326, 1974.

/26/ D. Mason, I.J. Lauder, D. Rutoritz and G. Spowart

Measurement of C-bands in human chromosomes, Comput. Biol. Med. 5, p 179-201, 1975.

/27/ Y.H. Katz

Pattern recognition of meteorological satellite cloud photography, Proceeding, third symp. on remote sensing of environnement, p 173-214, 1965.

/28/J.L.Muerle and D.C.Allen

Experimental evaluation of techniques for automatic segmentation of objects in a complex scene. In Pictorial Pattern Recognition (G.C.Cheng et al.,Eds.), p. 3-13, Thompson, Washington, 1968.

/29/T. Pavlidis

Segmentation of pictures and maps through fonctional approximation, Computer Graphics Image Processing 1, 1972, p. 360-372.

/30/T.C. Pong, L.G. Shapiro and L.T. Watson

Experiments in segmentation using a facet model region grower. Computer Vision, Graphics and Image Processing 25, 1984, p. 1-23.

/31/Robert M. Haralick and It's Hak Dinstein

A Spatial Clustering Procedure for Multi-Image Data. IEEE Transactions On Circuits And Systems, Vol. cas-22, n° 5, May 1975.

/32/ R. M. Haralick, and G.L. Kelly

Pattern Recognition with Measurement Space and Spatial Clustering for Multiple Images. Proceedings on the IEEE, V. 57, n° 4, April 1969.

/33/ C. Brice and C. Fennema

Scene analysis using regionsn Artif. Intell, vol. 1, 1970, p. 205-226.

/34/ T.V Robertson, K.S Fu and P.H Swain

Multispectral Image Partitioning, LARS Inf. Note 171373, Purdue University, Indiana, 1973.

/35/L.Horowitz and T.Pavlidis

Picture segmentation by a directed Split and Merge procedure, Proc. Second Int.Joint Conf. Pattern Recognition, 1974, p. 424-433.

