

Détection de contours dans les images aériennes : nouveaux opérateurs

Edge detection in aerial pictures: new operators



Jean-Pierre COCQUEREZ

Laboratoire de Recherches, ENSEA, allée des Chênes-Pourpres, 95000 CERGY

Ingénieur ENREA. Docteur ès-sciences (1984), Responsable du Département Informatique de l'ENSEA depuis octobre 1983. Membre de l'équipe traitements numériques des images du laboratoire de recherche de l'ENSEA. Travaux de recherche sur contrats industriels relatifs à la localisation de structures artificielles dans les images aériennes avec J. Devars.



Jean DEVARS

Laboratoire de Recherches, ENSEA, allée des Chênes-Pourpres, 95000 CERGY.

Ingénieur ENREA (71), Docteur ès-sciences (84). Responsable de l'enseignement informatique et des moyens de calcul de l'ENSEA de 1972 à 1978, s'est consacré depuis aux activités de recherche. A l'origine, avec J.-P. Cocquerez, de la mise en place d'une équipe de traitement d'images en 1980; ses activités ont consisté en des études sur contrats industriels et des recherches sur la reconnaissance de structures artificielles dans les vues aériennes de zones urbaines. Ces travaux débouchent sur la définition et l'extraction de primitives caractéristiques des bâtiments et voies de communication ainsi que sur la définition d'un langage de traitement d'images.

RÉSUMÉ

La présente étude est relative à la détection de contours dans les images aériennes complexes et dégradées de zones urbaines. L'objectif est de localiser les structures artificielles comme des bâtiments et des routes.

Deux nouveaux opérateurs locaux sont présentés. Leur robustesse au bruit et le taux de fausses alarmes qu'ils donnent sont estimés.

Des comparaisons sont faites avec les performances d'opérateurs classiques. Le premier des opérateurs a une bonne immunité au bruit, il fournit une information sur l'orientation du contour en 8-connexité et les contours obtenus sont fins. Le deuxième opérateur possède une excellente immunité au bruit et il peut être utilisé en prétraitement pour localiser sûrement des structures artificielles.

Des résultats sur des images réelles sont présentés.

MOTS CLÉS

Images aériennes, segmentation, détection de contours, opérateurs locaux.

SUMMARY

The present study is devoted to the problem of edge detection in aerial pictures of complexe suburban areas. The aim is to localize the boundaries of artificial structures such as houses and roads.

Two new local operators are introduced and their results are compared with classical edge detectors.

The noise immunity of the first operator is good, it gives the direction of the edge in 8-connexity, and the detected edge is thin. The noise immunity of the second operator is good too, it can be used in pre-processing to localize artificial structures.

These operators have been applied to real images, and results are presented.

KEY WORDS

Aerial pictures, edge detection, local operators

TABLE DES MATIÈRES

Introduction

1. Opérateurs locaux de détection de contours

2. Protocole de mesures des performances d'un opérateur

3. Résultats de mesures

Conclusion

Annexe

Introduction

La détection de contour est une méthode de segmentation destinée à définir les limites des différentes régions ou objets dans une image. Une autre méthode consiste à classer les points de l'image suivant leur appartenance à une région ou un objet.

La nature de l'image à traiter et le domaine d'application, interviennent dans la définition d'un contour, et déterminent des critères de choix entre différentes techniques de détection.

Nous nous intéressons à la localisation de structures artificielles dans les images aériennes. Les photographies de zones urbaines étudiées ont une résolution au sol de quelques mètres, il y a donc un grand nombre de détails à analyser. Ces éléments nous ont amenés à privilégier les opérateurs locaux de détection de contours (travaillant sur un voisinage d'une dizaine à quelques dizaines de points autour du point étudié). Par ailleurs, comme dans ces images, la plupart des objets se distinguent essentiellement par la différence du niveau de gris moyen des points qui les composent, nous avons repris comme définition d'un contour celle fournie par Keskes [1]. Il existe dans les images de zones urbaines quelques régions texturées, mais nous

n'avons pas envisagé cet aspect. Un élément de contour est donc caractérisé par les paramètres suivants (fig. 1) :

- sa hauteur h , mesurant la différence entre le niveau de gris haut et le niveau de gris bas;
- sa longueur L mesurée le long de l'élément;
- son épaisseur e mesurée perpendiculairement au contour;
- son orientation θ par rapport à l'axe horizontal de l'image.

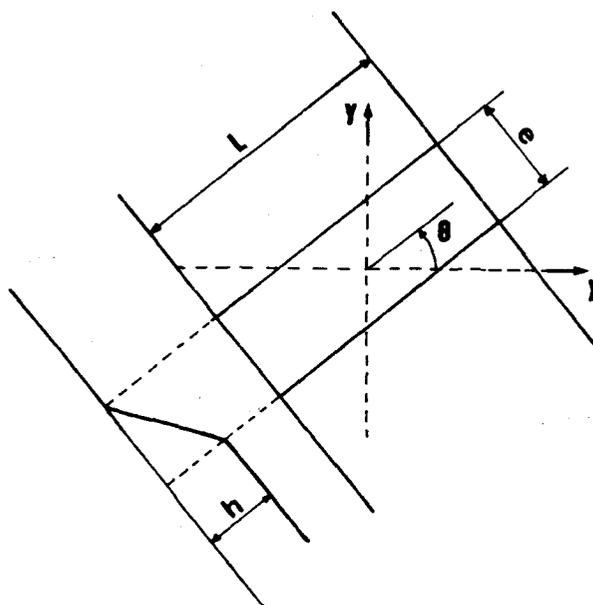


Fig. 1. - Élément de contour parfait.

Les valeurs de certains de ces paramètres peuvent être utilisées par les opérateurs pour décider de l'appartenance d'un point à un élément de contour, ou peuvent être considérées comme résultat du traitement effectué par l'opérateur. Par exemple, certains opérateurs, détectant les variations de luminance moyenne autour d'un point, utilisent un seuil de détection lié à la hauteur h et fournissent l'orientation θ de l'élément de contour passant éventuellement par le point. Dans un premier temps, nous présentons quelques opérateurs classiques existant ainsi que deux nouveaux opé-

APPLICATIONS

rateurs. Ensuite, nous comparons leur robustesse vis-à-vis du bruit et leur sensibilité aux fausses alarmes en utilisant les critères de Fram et Deutsch [2, 3] appliqués sur des images synthétiques. La génération de ces dernières prend en compte les types de dégradations apportées par les chaînes d'acquisition d'images aériennes. Enfin, nous fournissons les résultats obtenus sur des images réelles.

1. Opérateurs locaux de détection de contours

Comme nous l'avons justifié dans l'introduction, nous nous intéressons aux opérateurs sensibles à la variation du niveau de gris moyen dans un voisinage donné. Dans la plupart des opérateurs, après traitement il y a une décision à prendre concernant l'appartenance du point à un contour. Cette décision est prise en comparant le résultat donné par l'opérateur à une valeur seuil. Nous avons choisi de classer les opérateurs de détection de contours suivant la nature de la valeur seuil.

La première catégorie comprend les opérateurs dont la valeur seuil est fixée de façon déterministe et heuristique, par ajustement après examen des résultats obtenus. La deuxième catégorie est celle pour laquelle la valeur seuil est fixée de façon statistique; elle est liée au taux de confiance qu'on accorde au résultat.

Quelle que soit leur catégorie, les opérateurs, existants ou nouveaux que nous présentons, sont définis sur des voisinages 3×3 ou 5×5 d'un point $M(x, y)$ d'une image. Pour la plupart des calculs nous avons utilisé la notion de vecteur image [4] (fig. 2). Par exemple, pour un opérateur 3×3 , le vecteur image \mathbf{f}_m a pour composantes les valeurs des intensités des neuf points de la fenêtre centrée en M . Tout opérateur linéaire est défini par un vecteur constant \mathbf{o} ; le résultat de l'application d'un tel opérateur correspond à la valeur du produit scalaire $\langle \mathbf{f}_m, \mathbf{o} \rangle$.

Ce mode de représentation est très utile car il permet une implémentation aisée des opérateurs sur les ordi-

nateurs qui sont associés à des processeurs vectoriels ou qui comportent des instructions de calcul vectoriel. Par ailleurs, pour améliorer la rapidité de ce type de calculs, tous les masques que nous présentons ne comportent que des valeurs entières.

1.1. OPÉRATEURS A SEUIL DÉTERMINISTE

1.1.1. Opérateur différentiel à quatre masques

Il est dérivé d'un des opérateurs à huit masques présentés par Robinson [5], nous le désignerons dans la suite par DIFF4.

Le calcul du produit scalaire pour chacun des masques définis sur la figure 3 a correspond à l'application d'un opérateur de différenciation discrète, sa valeur est homogène avec une différence « h » de niveau gris entre deux zones de trois points. La plus grande des valeurs absolue des produits scalaires est retenue si elle dépasse un certain seuil. Elle est liée à une direction de contour. Pour une valeur de « h » positive, le numéro du masque correspond à une des directions 0 à 3 de Freeman [6] en 8-connexité, c'est-à-dire dans un voisinage de 8 points connexes, si elle est négative il s'agit d'une des directions 4 à 7.

1.1.2. Opérateur de Kirsch [7] (fig. 3 b)

L'opérateur de Kirsch est un opérateur à huit masques de trois niveaux correspondant chacun à une direction de Freeman en 8-connexité. Comme pour l'opérateur précédent, seuls sont retenus les points pour lesquels la plus grande des valeurs des produits scalaires, associés à l'application de chaque masque, dépasse un certain seuil homogène à une différence de niveau de gris.

1.1.3. Opérateur utilisant le principe défini par Frei et Chen [8]

Pour une fenêtre 3×3 centrée en un point $M(x, y)$ de l'image, le vecteur image \mathbf{f}_m est défini dans un espace à neuf dimensions pour lequel il est possible de trouver une base orthonormale.

L'application d'un opérateur local, qui se traduit par l'exécution d'un produit scalaire, peut être aussi interprétée comme le calcul de la projection du vecteur image sur un sous-espace de l'espace de départ.

Frei et Chen ont choisi des vecteurs de base correspondant à des masques isotropes d'opérateurs de détection de contours. Ensuite ils ont effectué le calcul d'une expression dépendant de l'angle formé par le vecteur image et sa projection sur un sous-espace engendré par certains vecteurs de base. Le point appartient à un contour si cette valeur dépasse un seuil donné. Nous pouvons illustrer ce principe en calculant par exemple, l'angle θ entre le vecteur \mathbf{f}_m et sa projection sur le vecteur \mathbf{b}_1 de la figure 4 :

$$\cos \theta = \frac{\langle \mathbf{f}_m, \mathbf{b}_1 \rangle}{(\langle \mathbf{f}_m, \mathbf{f}_m \rangle)^{1/2}}$$

$$\begin{array}{l} \text{fenêtre image} \\ \begin{bmatrix} i_{11} & i_{12} & i_{13} \\ i_{21} & i_{22} & i_{23} \\ i_{31} & i_{32} & i_{33} \end{bmatrix} \\ \text{vecteur image correspondant :} \\ \mathbf{f}_m = (i_{11}, i_{12}, \dots, i_{33})' \\ \text{masque opérateur} \\ \begin{bmatrix} o_{11} & o_{12} & o_{13} \\ o_{21} & o_{22} & o_{23} \\ o_{31} & o_{32} & o_{33} \end{bmatrix} \\ \text{vecteur opérateur :} \\ \mathbf{o} = (o_{11}, o_{12}, \dots, o_{33})' \\ h = \langle \mathbf{f}_m, \mathbf{o} \rangle \\ \text{valeur fournie par l'opérateur :} \\ h = \sum_i \sum_j i_{ij} \cdot o_{ij} \end{array}$$

Fig. 2. — Vecteur image.

Pour un point $M(x, y)$ donné, en reprenant les notations de la figure 2, nous avons :

$$\langle \mathbf{f}_m, \mathbf{b}_1 \rangle = (i_{11} + i_{12} + i_{13}) - (i_{31} + i_{32} + i_{33}).$$

La valeur de $\cos \theta$ est proportionnelle à la différence des moyennes des niveaux de gris des deux plages horizontales situées de part et d'autre de M . D'une

$$\begin{array}{cc} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix} \\ \text{masque 0} & \text{masque 1} \\ \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ \text{masque 2} & \text{masque 3} \end{array}$$

(a) Opérateur différentiel à quatre masques DIFF4

$$\begin{array}{cc} \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \\ \text{masque 0} & \text{masque 1} \\ \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} \\ \text{masque 2} & \text{masque 3} \\ \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix} \\ \text{masque 4} & \text{masque 5} \\ \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \\ \text{masque 6} & \text{masque 7} \end{array}$$

(b) Opérateur de Kirsch

Fig. 3. - Opérateur différentiel à quatre masques et opérateur de Kirsch

façon générale, le cosinus de l'angle du vecteur image \mathbf{f}_m avec un sous-espace composé de k vecteurs de base $\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_k$ s'exprime sous la forme :

$$\cos \theta = \left(\frac{\sum_{i=1}^k \langle \mathbf{f}_m, \mathbf{b}_i \rangle^2}{\langle \mathbf{f}_m, \mathbf{f}_m \rangle} \right)^{1/2}.$$

Il convient de définir une base orthonormale de neuf vecteurs. Comme nous souhaitons utiliser des masques comportant des valeurs entières, nous avons choisi pour les deux premiers vecteurs de base \mathbf{b}_1 et \mathbf{b}_2 , les masques de l'opérateur de Prewitt [9] :

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

Ensuite, nous avons obtenu les vecteurs \mathbf{b}_3 et \mathbf{b}_4 en utilisant le principe d'orthonormalisation de Gram-Schmitt [10]. Les vecteurs \mathbf{b}_5 et \mathbf{b}_6 ont été choisis directement, ils correspondent à une estimation du laplacien dans un voisinage de neuf points [11]. Les

masques des vecteurs \mathbf{b}_7 et \mathbf{b}_8 sont relatifs à la détection de lignes et le masque du vecteur \mathbf{b}_9 est utilisé pour compléter la base.

Nous avons défini les quatre sous-espaces ci-dessous :

SP1 : ($\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_3, \mathbf{b}_4$).

SP2 : ($\mathbf{b}_5, \mathbf{b}_6$).

SP3 : ($\mathbf{b}_7, \mathbf{b}_8$).

SP4 : \mathbf{b}_9 .

La décision d'appartenance à un contour est prise si la valeur de l'angle entre le vecteur image et le sous-espace SP1 ou le sous-espace SP2 est inférieure à un seuil fixé empiriquement.

La différence essentielle entre cet opérateur et celui de Frei et Chen vient du fait que, pour des raisons que nous avons déjà évoquées, les valeurs des masques utilisés sont des nombres entières. Après une étude comparative utilisant la méthode décrite paragraphe 3 entre ces deux opérateurs, nous avons obtenu de meilleurs résultats pour celui qui est présenté sur la figure 4, plus particulièrement en ce qui concerne la robustesse au bruit.

$$\begin{array}{cc} \mathbf{b}_1 : \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & \mathbf{b}_2 : \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \\ \text{sous-espace SP1 :} & \\ \mathbf{b}_3 : \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} & \mathbf{b}_4 : \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \\ \text{sous-espace SP2 :} & \\ \mathbf{b}_5 : \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ -2 & 1 & -2 \\ -2 & 1 & -2 \end{bmatrix} & \mathbf{b}_6 : \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \\ \text{sous-espace SP3 :} & \\ \mathbf{b}_7 : \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} & \mathbf{b}_8 : \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \\ \text{sous-espace SP4 :} & \\ & \mathbf{b}_9 : \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \end{array}$$

Fig. 4. - Base orthonormale de l'opérateur utilisant le principe de Frei et Chen et sous-espaces utilisés.

1.1.4. Définition d'un nouvel opérateur NAGDIF

Ce nouvel opérateur est plus sophistiqué que les trois précédents puisqu'il effectue un lissage préalable de l'image en utilisant les domaines décrits par Nagao [12], et une application de deux opérateurs différentiels. A ces domaines correspondent neuf masques à deux niveaux 0 et 1 placés dans le voisinage 5×5 du point étudié (fig. 5).

On calcule la moyenne et la variance des niveaux de gris des points appartenant à chacun des domaines. Le niveau de gris du point courant est remplacé par la moyenne (ou la médiane) des niveaux de gris des points du domaine ayant la plus faible variance. En effet, Nagao a montré que, moyennant certaines

APPLICATIONS

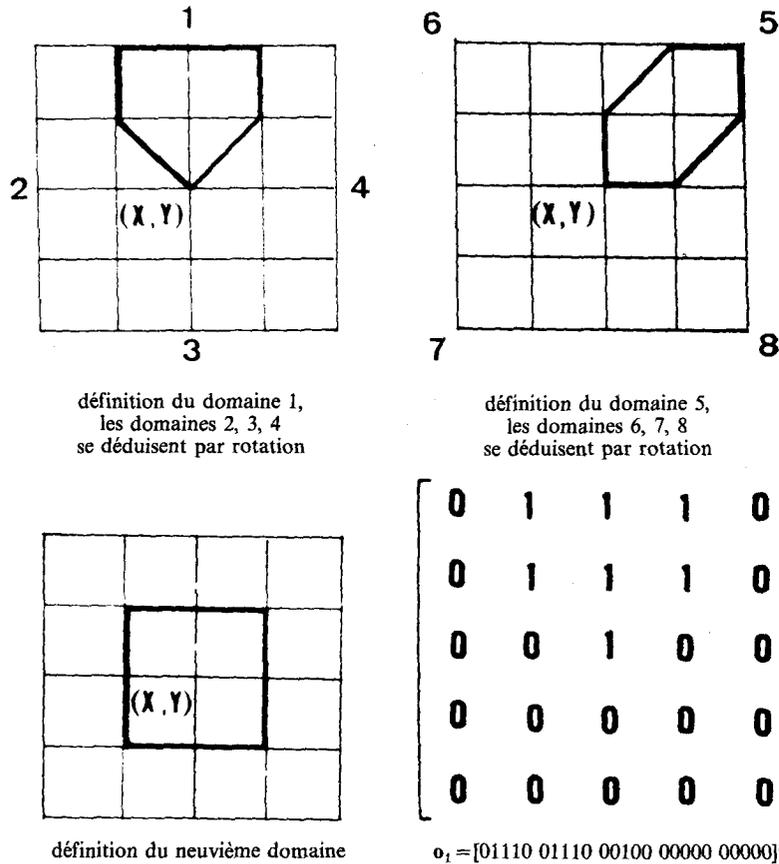


Fig. 5. — Définition des domaines de Nagao, définition de l'un des masques correspondant, mise sous la forme d'un vecteur.

hypothèses, les domaines ayant la plus grande variance sont ceux qui comprennent des points appartenant à deux régions. En ce qui nous concerne, nous n'avons pas utilisé le neuvième masque pour les raisons suivantes :

- après une étude faite sur des images test [13] nous avons montré que l'utilisation de ce neuvième masque renforçait les motifs ayant une taille de deux à trois pixels et correspondait à des artefacts dans les images réelles;

- ce neuvième domaine possède deux points de plus que les autres; si la population du voisinage 5×5 dans lequel sont choisis les domaines de Nagao est homogène, la variance du neuvième domaine est plus faible que celle des autres ce qui le privilégie dans certains cas puisque l'on retient sa moyenne. Pour compenser cet effet, il serait envisageable d'utiliser un coefficient correcteur, mais l'intérêt de cette solution est limité du fait de notre première remarque.

En utilisant de nouveau la notion de vecteur image, nous pouvons exprimer la moyenne et la variance correspondant par exemple au masque o_1 :

$$\mu_1 = \frac{1}{7} \langle f_m, o_1 \rangle,$$

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{6} [\langle f_m \cap o_1, f_m \cap o_1 \rangle - 7\mu_1^2],$$

$f_m \cap o_1$ représente le vecteur ayant toutes ses composantes nulles sauf celles correspondant au masque o_1 . Après la phase de lissage nous appliquons un opérateur différentiel d'ordre 1 qui détecte les variations du niveau de gris moyen dans les huit directions perpendiculaires à celles de Freeman (fig. 6). Un point appartient à un contour si l'une des huit valeurs calculées est supérieure à un seuil positif donné. En procédant de cette façon, nous obtenons des contours

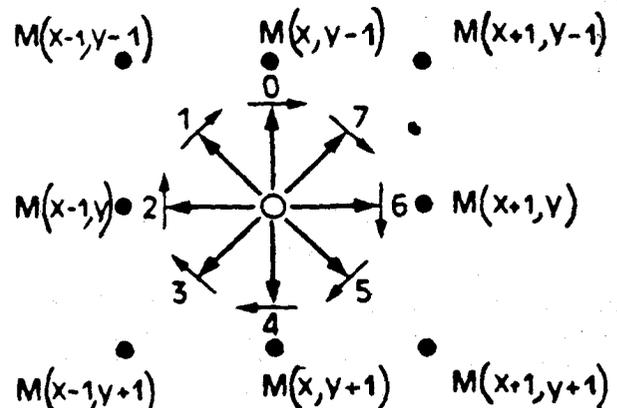


Fig. 6. — Opérateur différentiel utilisé après le lissage de Nagao et code de Freeman associé.

fins, car la détection n'est faite qu'une fois, placés systématiquement à l'intérieur du contour réel d'un objet ayant un niveau de gris moyen supérieur au niveau de gris moyen du fond, ou à l'extérieur du contour si le niveau de gris moyen de l'objet est inférieur au niveau de gris moyen du fond. Ensuite, la direction de l'élément de contour est donnée par le numéro du masque de l'opérateur DIFF4 appliqué en ce point et ayant la valeur maximale.

La phase préliminaire de lissage a pour effet d'éliminer l'influence du bruit, tout en renforçant la valeur des gradients de niveau de gris dans les zones de transition entre deux régions. Ceci est dû essentiellement à la forme des masques de Nagao, qui est plus adapté que celle définie par Tomita [14]. Si le bruit comporte une composante impulsionnelle, nous retenons la valeur de la médiane des niveaux de gris du masque, plutôt que la moyenne [15].

Cette première phase nous permet donc d'utiliser ensuite, un opérateur différentiel rustique avec un seuil de décision relativement bas, pratiquement indépendant de la nature de l'image.

1. 2. OPÉRATEURS A SEUIL STATISTIQUE

1. 2. 1. Différentes méthodes

Nous avons distingué trois classes de méthodes statistiques de détection de contour.

La première classe repose sur l'analyse de l'histogramme des niveaux de gris, ce dernier possède un caractère bimodal quand la région traitée comporte un objet ayant un niveau de gris moyen différent de celui du fond. Les points de contour sont ceux dont le niveau de gris correspond à un minimum relatif dans l'histogramme. Ce principe a été utilisé par Chow et Kaneko [16]. L'image est découpée en régions non disjointes pour lesquelles l'histogramme est établi. Seules les régions ayant un histogramme à grande variance sont conservées. Un test du caractère bimodal est alors effectué, une interpolation permet de définir un seuil et ainsi de localiser le point appartenant au contour pour cette région. Cette méthode n'est utilisable que pour des images comportant un faible nombre d'objets, d'autre part le bruit masque le caractère bimodal de l'histogramme, ou déplace le seuil. Nous n'avons donc pas retenu cette méthode pour l'analyse d'images aériennes.

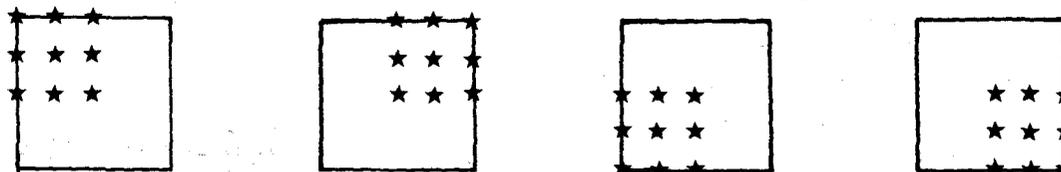


Fig. 7. — Domaines utilisés par l'opérateur STPAR (quatre échantillons de neuf variables aléatoires).

La deuxième classe se rapporte aux méthodes non paramétriques presque aussi puissantes que les méthodes paramétriques évoquées ci-après. Elles n'imposent pas d'hypothèse sur la distribution des variables, en revanche, elles nécessitent des classements d'échantillons avec des relations d'ordre strict ce qui est une

hypothèse contraignante compte tenu de la quantification. Par ailleurs, comme nous nous intéressons aux traitements locaux, les classements auront lieu sur des nombres petits d'échantillons et il n'y a pas d'algorithme efficace de tri pour ces cas.

Ces méthodes n'ont pas été retenues, mais nous pouvons évoquer le test de rangement de Kolmogoroff-Smirnov [17] et le test de Wilcoxon (ou de Mann-Whitney) [18, 19, 20].

La troisième catégorie est relative aux méthodes paramétriques. Il est exclu dans notre cas d'utiliser la méthode générale d'analyse de la variance à un facteur d'influence car elle exige des temps de calculs prohibitifs. Nous nous sommes limités à l'analyse de l'homogénéité des moments d'ordre 1 et 2 des domaines adjacents au point à tester. Yakimosky [21] a procédé de cette façon, il définit un taux de confiance qui est maximal quand le point à tester est situé entre deux domaines ayant des populations de moyennes et de variances différentes. Ces domaines comportent une douzaine de points. Cependant, l'opérateur n'est pas toujours centré sur le contour, cette méthode doit donc être associée à un algorithme de suivi des points ayant donné le taux maximal (suivi de crête). Comme notre étude porte sur les opérateurs locaux, nous avons été conduits à définir un nouvel opérateur.

1. 2. 2. Bases théoriques du nouvel opérateur statistique STPAR

Nous supposons que l'image est entachée d'un bruit gaussien de variance σ_{bruit}^2 , non corrélé avec le signal qui est stationnaire, ergodique, de moyenne nulle et de variance inconnue. Le voisinage du point étudié est divisé en K domaines comportant le même nombre N de points. La population est homogène sauf s'il a un contour ou un aléa (bruit impulsionnel) dans ce voisinage. L'analyse de la variance à un facteur d'influence permet d'évaluer un taux de confiance relatif à l'homogénéité de la population. Comme nous l'avons déjà signalé cette analyse nécessite trop de calculs dans le cas général.

Nous avons opté pour une démarche plus pragmatique, moins coûteuse en calcul, qui utilise le test d'homogénéité des variances de Cochran [22] et le test d'homogénéité des moyennes basé sur les tables d'étendues de Student [20]. Le test de Cochran est appliqué en premier pour les quatre domaines définis

sur la figure 7. S'il conclut à l'homogénéité, on utilise le critère d'homogénéité des moyennes pour mettre en évidence un contour éventuellement situé à la frontière des domaines donc non détecté par le premier test. Si le test sur les variances signale une hétérogénéité, on supprime le domaine de plus forte variance

APPLICATIONS

et on applique le test d'homogénéité des moyennes pour les trois domaines restants. Cette procédure est justifiée par les considérations suivantes :

— pour le cas d'un contour ou d'un bruit impulsif situé dans un seul domaine, le test des variances signale une hétérogénéité, mais, le test des moyennes sur trois domaines évite la détection prématurée du contour (ce dernier ne sera détecté que lorsque deux domaines seront concernés) ou la présence d'une fausse alarme due au bruit impulsif;

— pour le cas d'un contour situé dans deux domaines, l'utilisation du test des moyennes ne peut que confirmer l'hétérogénéité signalée par le test des variances.

Les compléments théoriques relatifs à l'exposé des principes des tests d'homogénéité des variances et des moyennes présentés ci-après et les modes d'obtention des abaques s'y rapportant (fig. 8 et 9) sont fournies en annexe. Par ailleurs, nous utilisons les notions de probabilité d'erreurs de première et de deuxième espèce définies dans la théorie des tests d'hypothèse de Neyman Pearson [20].

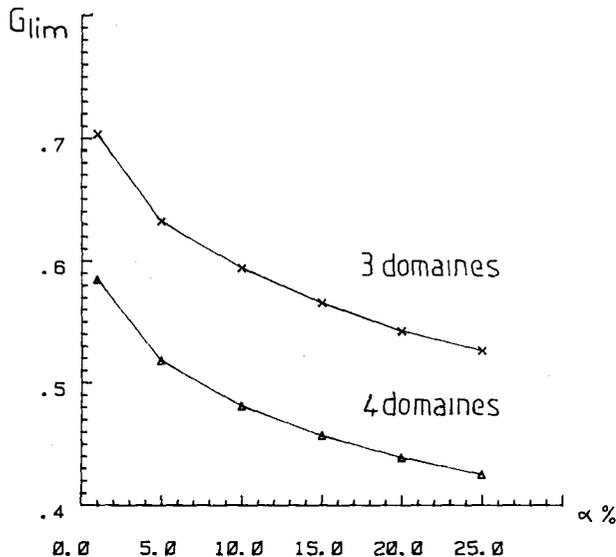


Fig. 8. — Test de Cochran; variation du seuil du critère en fonction de la probabilité de l'erreur de première espèce.

Test d'homogénéité des variances de Cochran

Il opère sur des estimations des variances de K échantillons de N variables aléatoires normales (dans notre cas $K=4$ et $N=9$). La variance d'un échantillon vaut :

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{N-1} \left[\sum_{i=1, N} x_{ij}^2 - \frac{[\sum_{i=1, N} x_{ij}]^2}{N} \right]$$

x_{ij} représente la variable i de l'échantillon j . Le taux de confiance G pour l'hypothèse d'homogénéité est évalué par :

$$G = \frac{\text{Max}_{j=1, K} \hat{\sigma}_j^2}{\sum_{j=1, K} \hat{\sigma}_j^2}$$

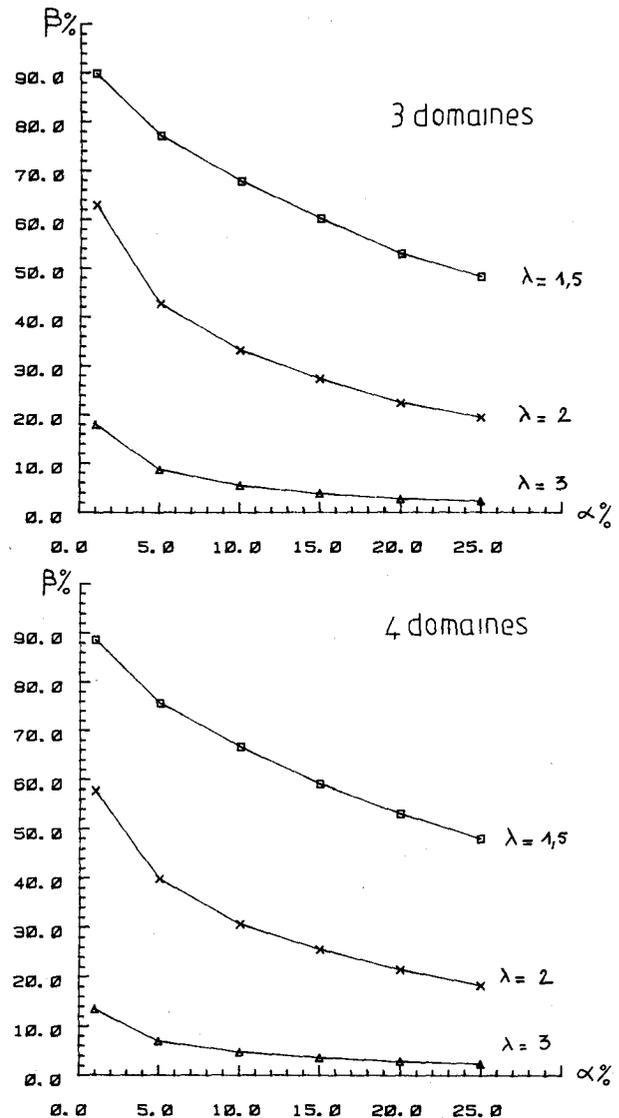


Fig. 9. — Valeurs des probabilités des erreurs de première et de deuxième espèce pour le test d'homogénéité des variances.

Si $G \leq G_{lim}(\alpha, N, K)$ la population est homogène : le coefficient α représente la probabilité de l'erreur de première espèce. En ce qui nous concerne, il correspond à la probabilité de considérer que les variances sont hétérogènes ($G > G_{lim}$) alors qu'elles ne le sont pas en réalité. Les valeurs de G_{lim} en fonction de α pour un tel test portant sur quatre ou trois domaines de neuf échantillons sont fournies sur la figure 8. Pour connaître G_{lim} , il faut fixer α .

Nous l'avons fait en estimant que l'erreur de première espèce α était du même ordre de grandeur que l'erreur de deuxième espèce β qui correspond à la probabilité de considérer que la population est homogène ($G \leq G_{lim}$) alors qu'elle ne l'est pas en réalité. Les valeurs α et β sont liées et elles dépendent d'un paramètre λ :

$$\lambda = \left(\frac{\sigma_c^2}{\sigma_H^2} \right)^{1/2}$$

σ_c^2 représente la variance du domaine qui contient le contour, c'est-à-dire celui dont la population n'est pas homogène avec celle des autres domaines. σ_H^2 représente la variance commune aux domaines de population homogène. Il convient donc d'évaluer le coefficient λ . En première approximation nous avons élaboré de façon déterministe la variance σ_c^2 de plus forte valeur. Nous supposons que le contour opère dans le domaine une partition de deux zones comprenant respectivement n points de niveau de gris $G_0 + \Delta$ et $N - n$ points de niveau de gris G_0 :

$$\begin{aligned} \sigma_c^2 &= \frac{1}{N} [(N-n)G_0^2 + n(G_0 + \Delta)^2 - (NG_0 + n\Delta)^2] \\ &= \Delta^2 \frac{n}{N} \left(1 - \frac{n}{N}\right). \end{aligned}$$

Nous avons pris une différence de niveau de gris minimale Δ égale à $3 \sigma_{\text{bruit}}$ (en dessous de cette valeur, une détection assez sûre paraît difficile).

Pour une position centrale du contour dans le domaine ($n = N/2$), nous obtenons une estimation de σ_c^2 ne prenant pas en compte le bruit :

$$\sigma_c^2 = 2,25 \sigma_{\text{bruit}}^2.$$

En considérant que le bruit et la présence d'un contour sont des phénomènes indépendants, nous aboutissons à l'estimation finale de :

$$\sigma_c^2 = 2,25 \sigma_{\text{bruit}}^2 + \sigma_{\text{bruit}}^2 \approx 3 \sigma_{\text{bruit}}^2.$$

Les autres domaines n'étant pas traversés par un contour, nous avons $\sigma_H = \sigma_{\text{bruit}}$, la valeur de λ est donc voisine de 2 et sur les abaques des figures 8 et 9 nous obtenons :

$$\begin{aligned} \alpha &\approx \beta \approx 22 \%, \\ G_{\text{lim}} &\approx .43. \end{aligned}$$

Test d'homogénéité des moyennes

S'il y a homogénéité des variances de la population, il y a tout de même la possibilité de présence d'un contour aux frontières des domaines. Dans ce cas, la décision est prise après un test d'homogénéité des moyennes pour les K domaines de N points ($K=3$ ou 4).

Quelle que soit la population, les moyennes sont des variables aléatoires dont la distribution tend vers une distribution normale de moyenne :

$$\mu_m = \mu \quad \text{et} \quad \sigma_m^2 = \frac{\sigma^2}{N},$$

où μ et σ^2 représentent respectivement la moyenne et la variance de la population du voisinage étudié. Si la distribution est normale l'étendue W des moyennes définie ci-après, est liée à la variance de la population par la relation :

$$\begin{aligned} W &= \text{Max}_{j=1, K} m_j - \text{Min}_{j=1, K} m_j, \\ m_j &= \frac{1}{N} \sum_{i=1, N} x_{ij}, \\ R &= \frac{W}{\left(\frac{\sigma^2}{N}\right)^{1/2}}. \end{aligned}$$

R est une fonction de N et α , probabilité de l'erreur de première espèce, si $R \leq R_{\text{lim}}(N, \alpha)$ l'hypothèse d'homogénéité est acceptée et il n'y a pas de contour. En pratique σ^2 est inconnue et estimée par la variance intraclasse :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{K} \sum_{j=1, K} \sigma_j^2, \quad \sigma_j^2 = \frac{1}{N-1} \left[\sum_{i=1, N} x_{ij}^2 - \frac{(\sum_{i=1, N} x_{ij})^2}{N} \right].$$

Dans les graphiques de la figure 10, nous fournissons les valeurs R_{lim} en fonction de la probabilité de

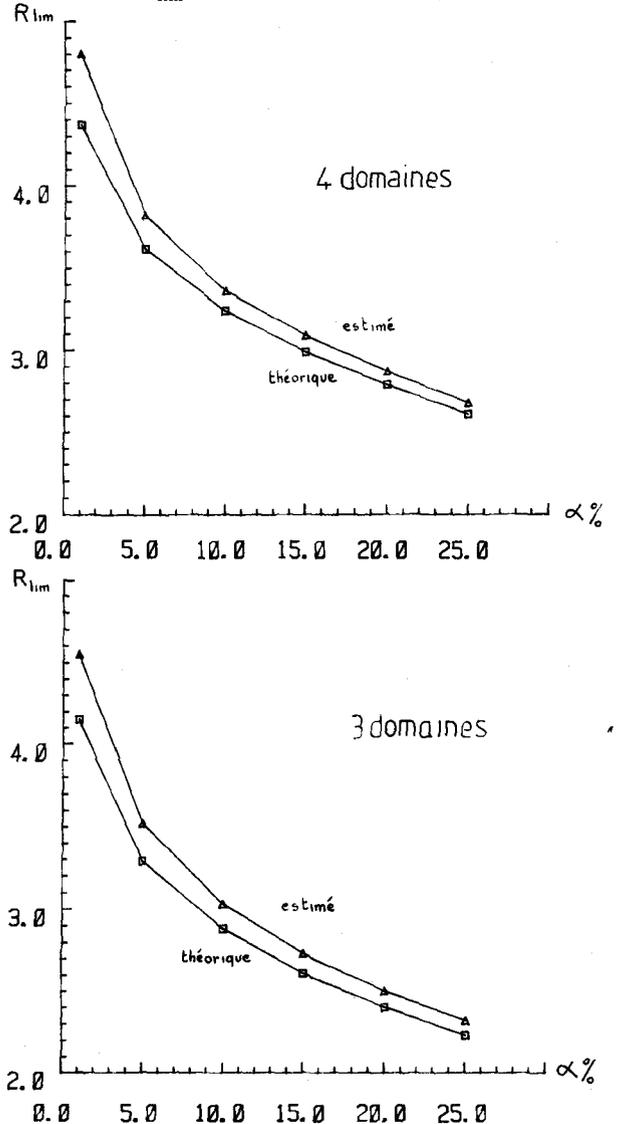


Fig. 10. - Test d'homogénéité des moyennes; variation du seuil du critère en fonction de la probabilité de l'erreur de première espèce.

APPLICATIONS

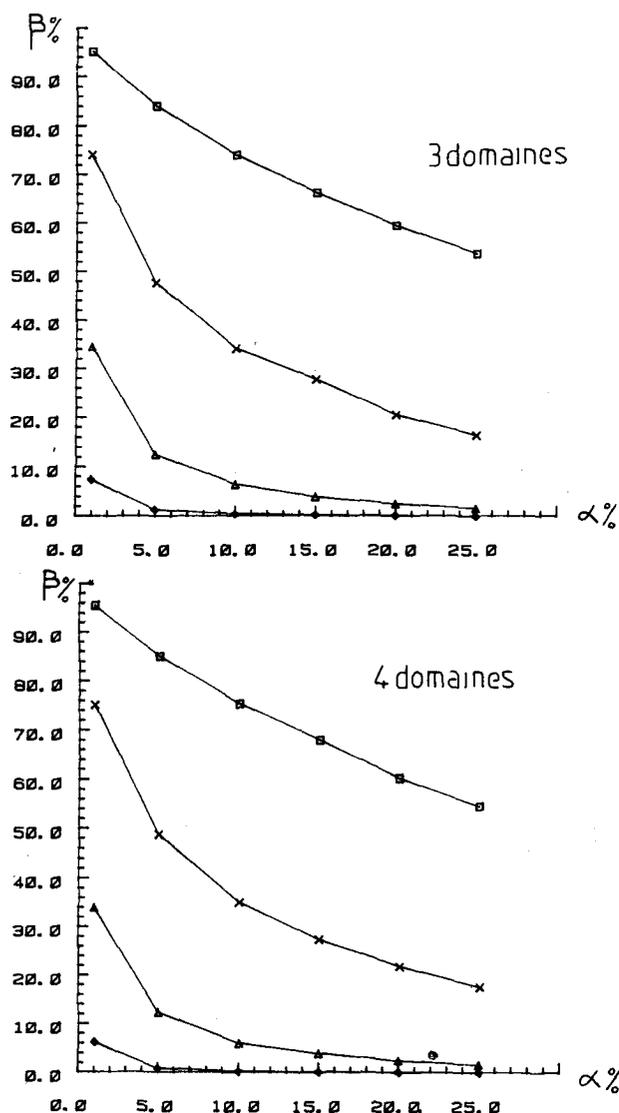


Fig. 11. — Valeurs des probabilités des erreurs de première et de deuxième espèce pour le test d'homogénéité des moyennes.

l'erreur de première espèce α pour σ^2 connu ou estimé à partir de la variance intraclasse. Le problème réside dans le choix de α . Nous avons adopté la même démarche que précédemment en considérant que l'erreur de première espèce et l'erreur de seconde

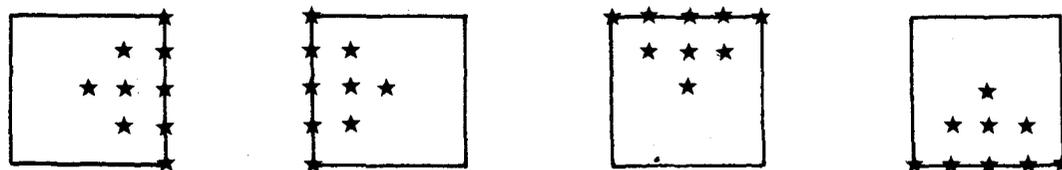


Fig. 12. — Domaines supplémentaires pour l'opérateur STPAR.

espèce avaient la même probabilité. Les valeurs α et β sont liées et elles dépendent d'un paramètre γ :

$$\gamma = \frac{\Delta \text{Moy}}{\hat{\sigma}}$$

ΔMoy représente la différence entre la moyenne du domaine où il y a un contour et la moyenne commune aux autres domaines adjacents.

Nous avons évalué γ en prenant une différence de moyennes comprise entre $1,5 \sigma_{\text{bruit}}$ et $2 \sigma_{\text{bruit}}$, ce qui correspond à la présence d'un contour avec un rapport signal sur bruit minimal pour effectuer une détection correcte. Le paramètre γ est donc peu différent de 1,7 et sur les abaques des figures 10 et 11 nous obtenons :

$$\alpha \approx \beta \approx 6 \%$$

$$R_{\text{lim}} \approx 3,4 \text{ pour trois échantillons,}$$

$$R_{\text{lim}} \approx 3,7 \text{ pour quatre échantillons.}$$

Amélioration de l'opérateur

Cette première version de l'opérateur utilise quatre domaines (le temps de traitement est donc minimal). Les directions obliques étant défavorisées, il est possible de limiter ce défaut en appliquant la même procédure que précédemment avec les quatre domaines de la figure 12. Ce nouveau traitement ne s'effectue que si le premier ne donne pas de résultat significatifs.

2. Protocole de mesures des performances d'un opérateur

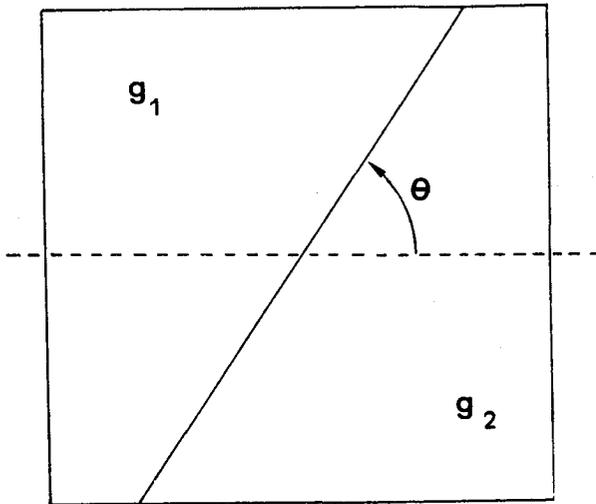
Nous comparons maintenant les performances des différents opérateurs en employant les deux critères P_1 et P_2 de Fram et Deutsch [2, 3], mais nous proposons une démarche différente pour la synthèse des images et pour la méthode de mesure.

2.1. GÉNÉRATION DES IMAGES DE TEST ET APPLICATION DES OPÉRATEURS

Comme nous nous intéressons aux images aériennes ou prises par satellite, nous avons cherché à reproduire dans nos images synthétiques les dégradations apportées par une chaîne réelle d'acquisition.

L'image de départ $I(x, y)$ est une fonction scalaire non négative, ne comportant qu'une ligne parfaite de contraste. Cette dernière a une orientation θ avec l'axe horizontal, elle sépare deux régions de niveaux de gris g_1 et g_2 (fig. 13). L'orientation θ prend les valeurs de 0 à 90° par incrément de 15° . A chaque orientation nous avons associé plusieurs valeurs du contraste, choisi égal à la différence des niveaux de gris g_1 et g_2 [nous n'employons pas la définition du contraste qui est $(g_2 - g_1)/(g_2 + g_1)$]. Compte tenu des

propriétés de symétrie que présentent la plupart des opérateurs, les directions allant de 0 à 30° peuvent paraître superflues. Nous les avons cependant utilisées car le modèle des dégradations apportées par la chaîne réelle de transmission est anisotrope.



Niveau de gris g_1	Niveau de gris g_2	Contraste
30	33	3
29	35	6
27	36	9
26	38	12
24	39	15

Fig. 13. - Caractéristiques des images de test.

L'image finale $\hat{I}(x, y)$, sur laquelle sont appliqués les opérateurs de détection de contour, est le signal de sortie du système décrit sur la figure 14; il correspond au modèle d'une chaîne d'acquisition et de transmission d'images; il reçoit en entrée le signal $I(x, y)$.

Le système d'acquisition qui est modélisé par un système linéaire, est caractérisé par sa réponse impulsionnelle $h(x, y)$ qui est une fonction paire en x et y . Nous obtenons en sortie :

$$s(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(k, r) I(x-k, y-r) dk dr.$$

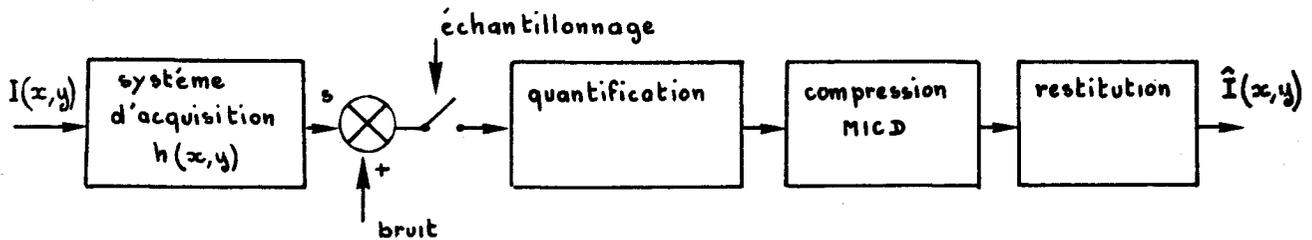


Fig. 14. - Modèle du système d'acquisition et de transmission d'images.

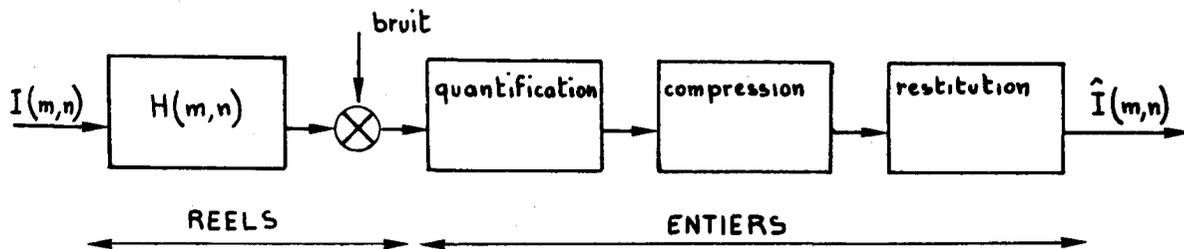


Fig. 15. - Modèle numérique du système de génération d'images de test.

A ce signal $s(x, y)$ est superposé un bruit b modélisé par un processus aléatoire centré stationnaire gaussien, caractérisée par son écart-type que nous avons choisi égal à deux intervalles de quantification, ce qui correspond à un cas très défavorable dans la modélisation de la chaîne d'acquisition. La valeur $s(x, y) + b(x, y)$ est codée avec une loi de quantification uniforme. Avant d'être transmis, le signal quantifié subit une compression au travers d'un système de codage différentiel unidirectionnel.

Aux fins de simulation, l'image d'origine est approchée par une image suréchantillonnée à 10 fois le pas d'échantillonnage normal. La fonction de transfert est approchée par un tableau discret $H(m, n)$ à deux dimensions. Après la quantification, nous reprenons le pas d'échantillonnage normal. Nous obtenons alors un modèle numérique de la chaîne d'acquisition qui nous permet de générer les images de test $\hat{I}(m, n)$ (fig. 15).

Les différents opérateurs de détection de contours décrits au paragraphe 1 sont alors appliqués aux images de test $\hat{I}(m, n)$.

Pour engendrer leurs images de test, Fram et Deutch considèrent que le niveau de gris dans chacune des deux régions de l'image est une variable aléatoire obéissant à une loi gaussienne de moyenne g_1 ou g_2 et d'écart-type $\sigma = 24$ pour 256 niveaux de gris. Notre démarche est plus sophistiquée, car le protocole de mesure choisi est adapté à la nature des images à traiter, de ce fait il a nécessité la modélisation d'une chaîne d'acquisition et de transmission d'images aériennes.

Précisons les autres différences entre notre méthode et celle de Fram et Deutsch. Chez ces derniers, pour les images de test ayant des contours non verticaux, les points de la zone contour, traités par l'opérateur, sont ramenés par une rotation dans une zone verticale. La prise de décision ne se fait qu'après cette rotation en procédant comme suit :

- le seuil est fixé empiriquement en fonction des résultats obtenus sur un échantillon d'images de test;

APPLICATIONS

— un coefficient de pondération est affecté aux points traités suivant qu'ils sont à l'intérieur ou l'extérieur de la zone contour; ceci afin de compenser le fait que la rotation amène, dans la zone contour, un nombre de points supérieur à celui existant pour une zone de contour vertical.

En ce qui nous concerne, nous n'avons pas effectué de rotation car nous voulions estimer réellement les performances sur les contours obliques et examiner l'aspect du contour détecté, et nous voulions éviter l'utilisation de coefficients compensateurs. Ensuite, en nous référant à notre classification du paragraphe 1, nous avons utilisé la même valeur du seuil de décision pour tous les opérateurs d'une même catégorie, ceci afin de mieux comparer leurs performances. Par exemple lorsque les opérateurs sont sensibles aux variations du niveau moyen de luminance, nous avons fixé un seuil unique correspondant à une différence de niveaux de gris.

2.2. FORMAT DES RÉSULTATS FOURNIS PAR LES OPÉRATEURS DE DÉTECTION DE CONTOUR

L'image réside en mémoire centrale du calculateur sous forme d'un tableau bidimensionnel dont chaque élément, correspondant à un point de l'image, est un mot de 16 bits dont le format est décrit sur la figure 16.

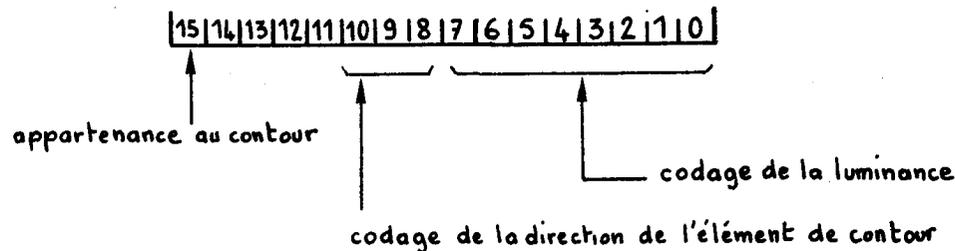


Fig. 16. — Codage des informations concernant chaque point de l'image.

Il permet le stockage des informations suivantes : codage sur 8 bits de la luminance, appartenance du point à un élément de contour, codage de la direction de l'élément de contour sur 5 bits.

Le bit 15 d'un mot est à l'état 1, si le critère d'appartenance à un élément de contour est satisfait. La direction du contour est codée suivant la convention de Freeman en 8-connexité.

2.3. ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES DIFFÉRENTS OPÉRATEURS; DÉFINITIONS DES CRITÈRES ET PARAMÈTRES

Les performances d'un opérateur sont quantifiées par les valeurs de deux paramètres P_1 et P_2 définis par Fram et Deutsch. P_1 mesure la robustesse du détecteur de contours en présence de bruit, P_2 caractérise la répartition des points détectés appartenant réellement au signal dans la zone contour. Notre protocole de mesure étant différent du leur, nous avons modifié les paramètres de l'image de test, définis sur la figure 17, et les expressions de P_1 et P_2 .

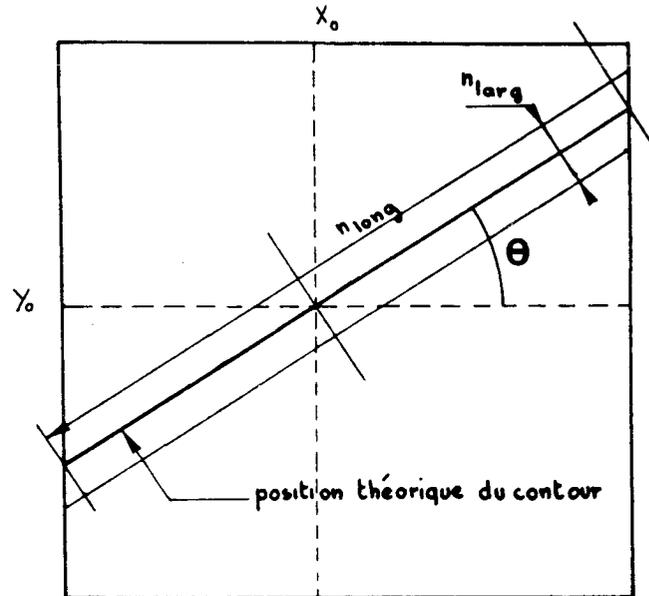


Fig. 17. — Paramètres de l'image de test.

Le contour théorique est la droite d'équation :

$$(1) \quad y = -A(x - X_0) + Y_0 \quad \text{avec} \quad A = \operatorname{tg} \theta.$$

La zone contour maximale est limitée par les deux droites situées de part et d'autre du contour théorique,

à une distance égale à un pas d'échantillonnage suivant la direction orthogonale au contour. Leurs équations sont :

$$(2) \quad y = -A(x - X_0) + Y_0 - \frac{1}{\cos \theta},$$

$$(3) \quad y = -A(x - X_0) + Y_0 + \frac{1}{\cos \theta}.$$

X_0 et Y_0 représentent les coordonnées du centre de rotation des contours théoriques. Les points de la zone contour sont situés sur les droites d'équation (1), (2), (3). La discrétisation a été faite de la façon suivante :

— pour $\theta < 45^\circ$, x prend les valeurs entières comprises entre 1 et IMX (taille maximale en x de l'image) et nous retenons comme ordonnée l'entier le plus proche de la valeur fournie par l'équation des droites;

— pour $\theta \geq 45^\circ$, y prend les valeurs entières comprises entre 1 et IMY (taille maximale en y de l'image) et nous retenons comme abscisse l'entier le plus proche

de la valeur fournie par l'équation des droites (1), (2), (3) exprimée sous la forme $x=f(y)$.

Pour calculer P_1 et P_2 nous avons suivi les mêmes hypothèses et la même démarche que Fram et Deutsch, mais nous avons remplacé d'une part la largeur de la zone contour par le nombre de points n_{larg} de la zone contour situés sur une perpendiculaire à la direction du contour, et d'autre part la longueur du contour par le nombre de points n_{long} de l'image situés sur le contour théorique.

La définition de P_1 est :

$$P_1 = \frac{\text{estimation du nombre de points du contour détectés}}{\text{nombre de points provenant du signal} + \text{nombre de points provenant du bruit}}$$

En utilisant les notations suivantes :

n_{sign}^c : estimation du nombre de points du contour détectés dans la zone contour dû uniquement au signal;

n_{bruit}^c : estimation du nombre de points provenant du bruit détectés dans la zone contour;

n^c : mesure du nombre de points total détectés dans la zone contour;

n^0 : mesure du nombre de points détectés en dehors de la zone contour dus uniquement au bruit.

Nous avons :

$$P_1 = \frac{n_{\text{sign}}^c}{n_{\text{sign}}^c + n_{\text{bruit}}^c + n^0}$$

Comme le bruit est indépendant du signal (contour), nous estimons n_{sign}^c de la façon suivante :

$$\frac{n^c}{N_c} = \frac{n_{\text{sign}}^c}{N_c} + \frac{n_{\text{bruit}}^c}{N_c} - \frac{n_{\text{sign}}^c}{N_c} \times \frac{n_{\text{bruit}}^c}{N_c}$$

avec

$$N_c = n_{\text{larg}} \times n_{\text{long}}$$

soit :

$$n^c : n_{\text{sign}}^c + n_{\text{bruit}}^c - n_{\text{bruit}}^c \times n_{\text{sign}}^c \times \frac{1}{N_c}$$

$$n_{\text{sign}}^c = \frac{n^c - n_{\text{bruit}}^c}{1 - (n_{\text{bruit}}^c/N_c)}$$

par ailleurs :

$$n_{\text{bruit}}^c = \frac{n^0}{N_T} \times N_c$$

avec : N_T , nombre total de points en dehors de la zone contour; N_c , nombre de points de la zone contour.

Pour l'expression de P_2 nous nous intéressons aux points détectés dans la zone contour, situés sur des perpendiculaires à la direction du contour, distantes d'un pas d'échantillonnage. En définissant :

α : estimation du taux de perpendiculaires contenant au moins un point détecté dans la zone contour;

β : estimation du taux de perpendiculaires contenant au moins un point détecté dans la zone contour ayant pour origine le bruit seul;

γ : estimation du taux de perpendiculaires ne contenant pas de point provenant du bruit seul.

P_2 correspond à l'estimation du rapport du taux de perpendiculaires qui contiennent un point ne provenant que du signal, avec le taux de perpendiculaires ne contenant pas de bruit, pour des points de la zone contour. Ce coefficient P_2 traduit donc bien le

comportement de l'opérateur vis-à-vis du signal seul, il a pour expression :

$$P_2 = \frac{\alpha - \beta}{\gamma}$$

Le nombre n^p de perpendiculaires contenant un point détecté dans la zone contour est mesuré. Nous avons alors :

$$\alpha = \frac{n^p}{n_{\text{long}}}$$

Pour une droite parallèle à la direction du contour, dans la zone contour, le taux de points ne provenant pas du bruit est estimé à :

$$1 - \frac{n_{\text{bruit}}^c}{N_c}$$

Pour la zone contour nous avons donc :

$$\gamma = \left(1 - \frac{n_{\text{bruit}}^c}{N_c}\right)^{n_{\text{larg}}}$$

et

$$\beta = 1 - \left(1 - \frac{n_{\text{bruit}}^c}{N_c}\right)^{n_{\text{larg}}}$$

3. Résultats de mesures

3.1. RÉSULTATS OBTENUS SUR LES IMAGES DE TEST

Les images de test $\hat{I}(m, n)$ ont été engendrées en utilisant deux logiciels :

un logiciel de synthèse d'image et un compilateur/interpréteur d'un langage de traitements d'images décrits en [23, 25]. Dans l'application du protocole de

APPLICATIONS

mesure présenté au paragraphe 2 nous avons limité la zone contour par les deux droites d'équation (1) et (3) :

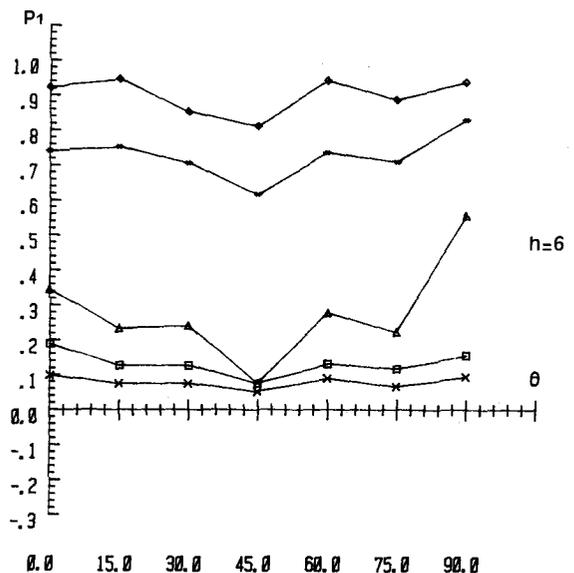
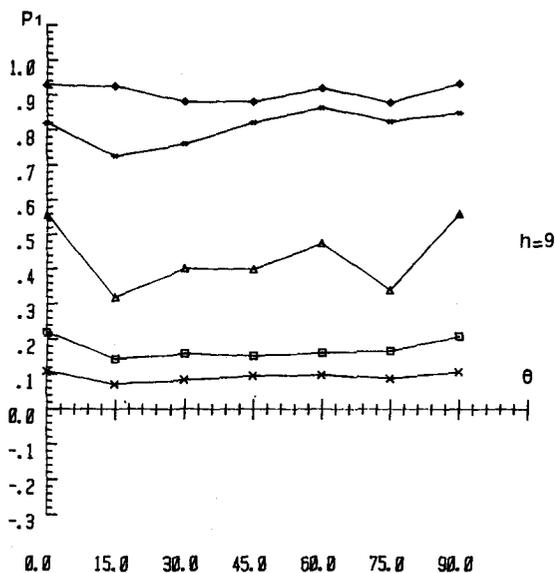
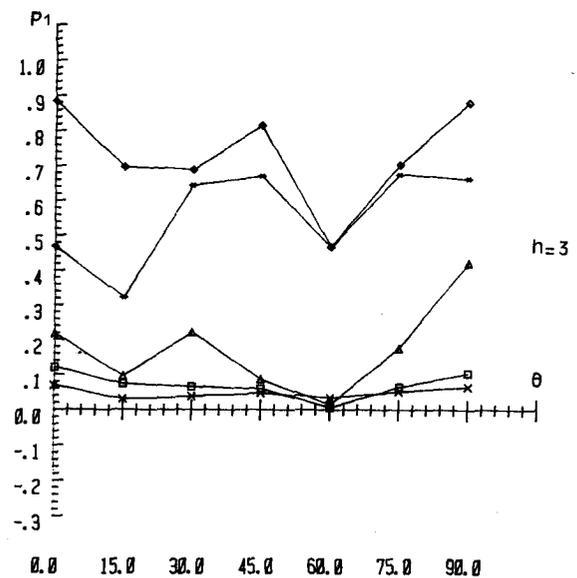
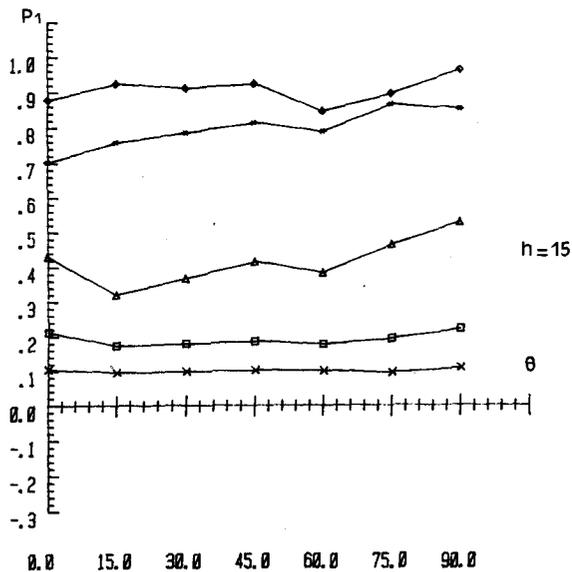
$$y = -A(x - X_0) + Y_0,$$

$$y = -A(x - X_0) + Y_0 + \frac{1}{\cos \theta}.$$

En effet, ceci impose une condition plus sévère pour l'évaluation du paramètre P_2 et nous permet d'identi-

Comme le montre l'analyse des résultats, la nature des performances des opérateurs est bien sûr liée à leur degré de sophistication. En conséquence, nous nous sommes attachés à comparer, d'une part les opérateurs DIFF4, de Kirsch, de Frei, et d'autre part les opérateurs NAGDIF et STPAR, qui sont plus complexes que les premiers.

Pour les opérateurs DIFF4, de Kirsch et NAGDIF nous avons fixé un seuil de décision égal à trois



18. - $P_1 = f(\theta)$, contraste $h = \text{Cte}$. \diamond , STPAR; $*$, NAGDIF; Δ , Frei-Chen; \square , DIFF4; \times , Kirsch.

fier les opérateurs qui détectent bien le contour dans une zone de largeur voisine de deux pas de quantification spatiale. Des points appartenant au signal peuvent alors se trouver en dehors de cette zone contour. En conséquence, la grandeur n^0 (nombre de points détectés provenant uniquement du bruit) qui est utilisée pour les coefficients P_1 et P_2 , a été mesurée dans une zone de l'image où l'absence de signal est certaine.

niveaux de gris ce qui constitue le minimum tolérable compte tenu des caractéristiques des dégradations ($\sigma_{\text{bruit}} = 2$ niveaux de gris).

Pour l'opérateur de Frei et Chen le seuil correspond à une limite supérieure d'angle égale à 85° et fixée empiriquement pour obtenir avec un contraste de 3, des valeurs de P_1 du même ordre que celles calculées pour les opérateurs DIFF4 et de Kirsch. Pour l'opéra-

DÉTECTION DE CONTOURS DANS LES IMAGES AÉRIENNES : PRÉSENTATION DE NOUVEAUX OPÉRATEURS

teur STPAR la décision est prise à partir de considérations statistiques déjà évoquées.

3.1.1. Robustesse de la détection en présence de bruit : coefficient P_1 (fig. 18 et 19)

Le meilleur des opérateurs simples est celui de Frei et Chen puis viennent DIFF4 et celui de Kirsch. Ces derniers ont une mauvaise immunité au bruit (ce qui est une caractéristique connue des opérateurs différen-

bruit de l'opérateur de Frei et Chen augmente quand le niveau de gris moyen diminue. Ce phénomène est normal car la détection repose sur le calcul d'un angle à partir d'un produit scalaire, donc plus le module du vecteur image est faible plus la variance sur la valeur de l'angle augmente.

L'opérateur STPAR est meilleur que l'opérateur NAGDIF et il possède une excellente immunité au bruit même pour le contraste le plus faible.

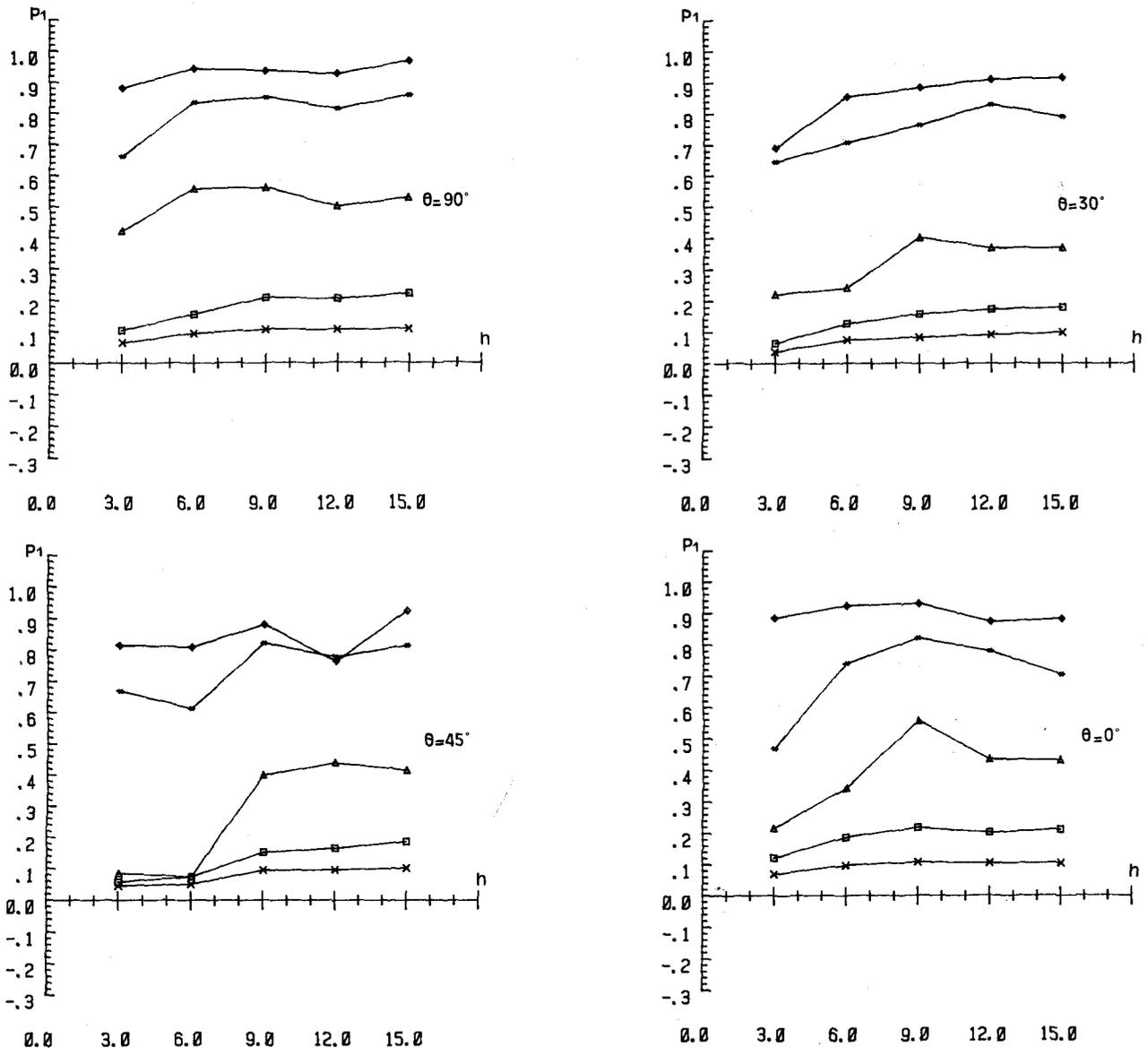


Fig. 19. — $P_1 = f(h)$, $\theta = \text{Cte}$. \diamond , STPAR; *, NAGDIF; Δ , Frei-Chen; \square , DIFF4; \times , Kirsch.

tiels) et la valeur de P_1 ne s'améliore pas quand le contraste augmente. Ceci est lié au fait que le seuil de décision choisi est bas et voisin de l'écart type du bruit de l'image.

Si le seuil de décision est augmenté, la robustesse au bruit est meilleure, mais les contours de faible contraste ne sont pas détectés. Une analyse des photographies de la figure 23, montre que la sensibilité au

L'influence de l'orientation n'est pas significative pour un contraste de 3. Par contre, nous observons une diminution des performances pour $\theta = 45^\circ$, surtout sensible pour les opérateurs utilisant un voisinage 3×3 . Nous pensons que cette dégradation est liée au pas de quantification spatiale. Dans l'estimation des paramètres P_1 et P_2 , nous avons exprimé les dimensions de la zone contour en nombre de points ce qui

APPLICATIONS

les rend indépendantes de l'orientation. Ainsi, si le nombre total de points contenus dans la zone contour est invariant, il n'en est pas de même de la surface réelle de la zone contour qui passe par un maximum pour une orientation de 45° . Ce phénomène influe sur la valeur des paramètres P_1 et P_2 . Il n'apparaît pas dans l'étude de Fram et Deutsch car, comme nous l'avons déjà signalé, ces derniers effectuent une rotation de l'image (la zone contour utilisée pour les mesures est alors fixe) et ils emploient des coefficients correctifs.

remarquons la même dégradation que précédemment pour une orientation de 45° , nous l'attribuons aux mêmes causes. Un examen des photographies des figures 23 et 24, nous permet de constater que l'opérateur NAGDIF donne les contours les plus fins.

3.1.3. Analyse de l'information orientation

Pour cette analyse, nous ne nous sommes intéressés qu'à l'opérateur NAGDIF, car c'est le seul qui possède une bonne robustesse vis-à-vis du bruit et qui

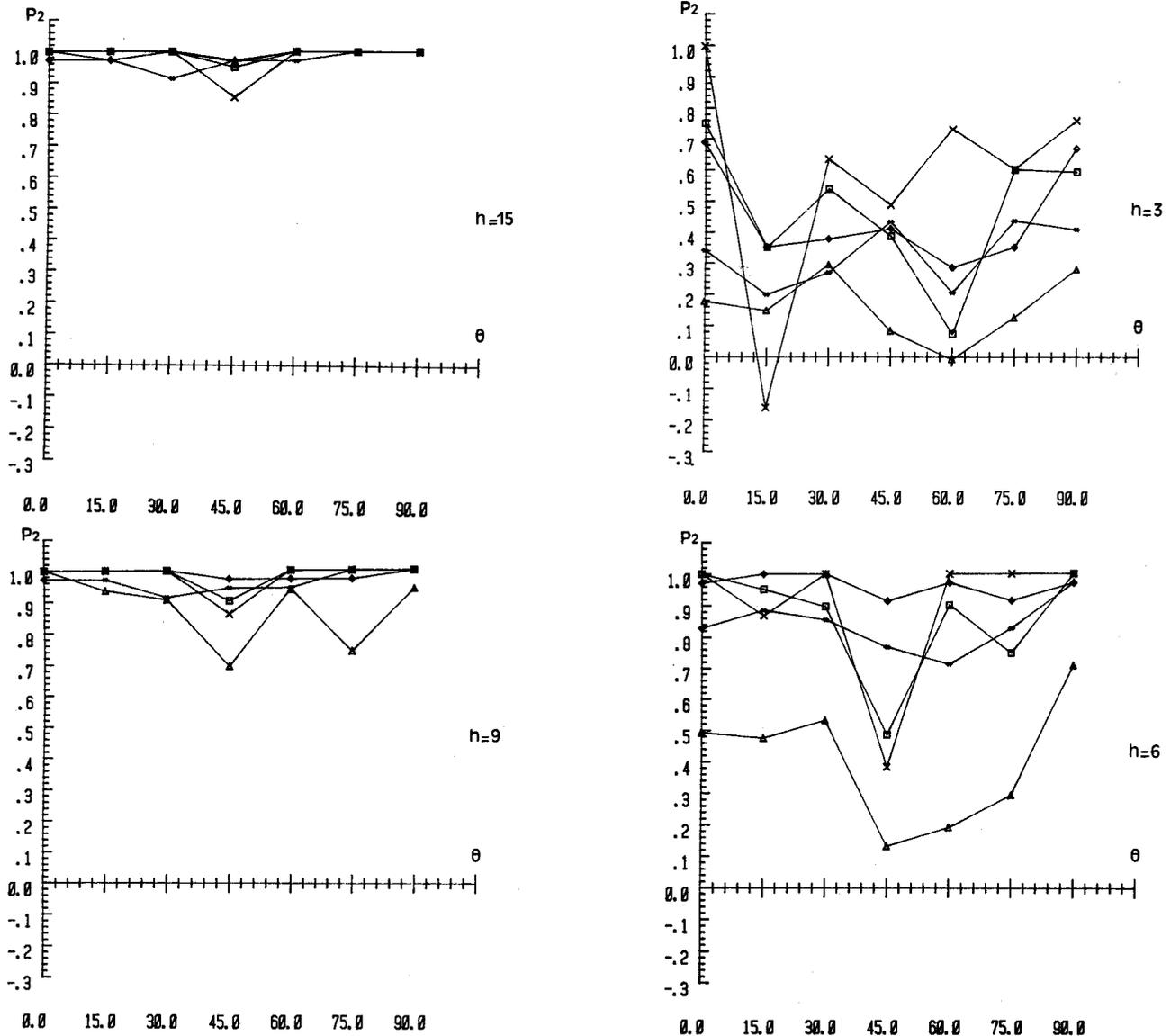


Fig. 20. - $P_2 = f(\theta)$, contraste $h = \text{Cte}$. \diamond , STPAR; *, NAGDIF; Δ , Frei-Chen; \square , DIFF4; \times , Kirsch.

3.1.2. Comportement vis-à-vis du signal seul : coefficient P_2 (fig. 20 et 21)

A partir d'un contraste de 6 tous les opérateurs se comportent bien vis-à-vis du signal (contour), sauf l'opérateur de Frei et Chen qui est le moins bon. Dans la plupart des cas, P_2 est supérieur à 0,8 ce qui signifie que le contour est correctement détecté. Nous

donne l'orientation de l'élément de contour. Pour quantifier la qualité de cette dernière, nous avons utilisé l'automate de suivi de contour décrit en [24] sur les différentes images de test après l'application de l'opérateur NAGDIF. Puis, nous avons calculé le pourcentage de points ayant une mauvaise direction pour chaque orientation de la ligne de contraste de l'image de test.

DÉTECTION DE CONTOURS DANS LES IMAGES AÉRIENNES : PRÉSENTATION DE NOUVEAUX OPÉRATEURS

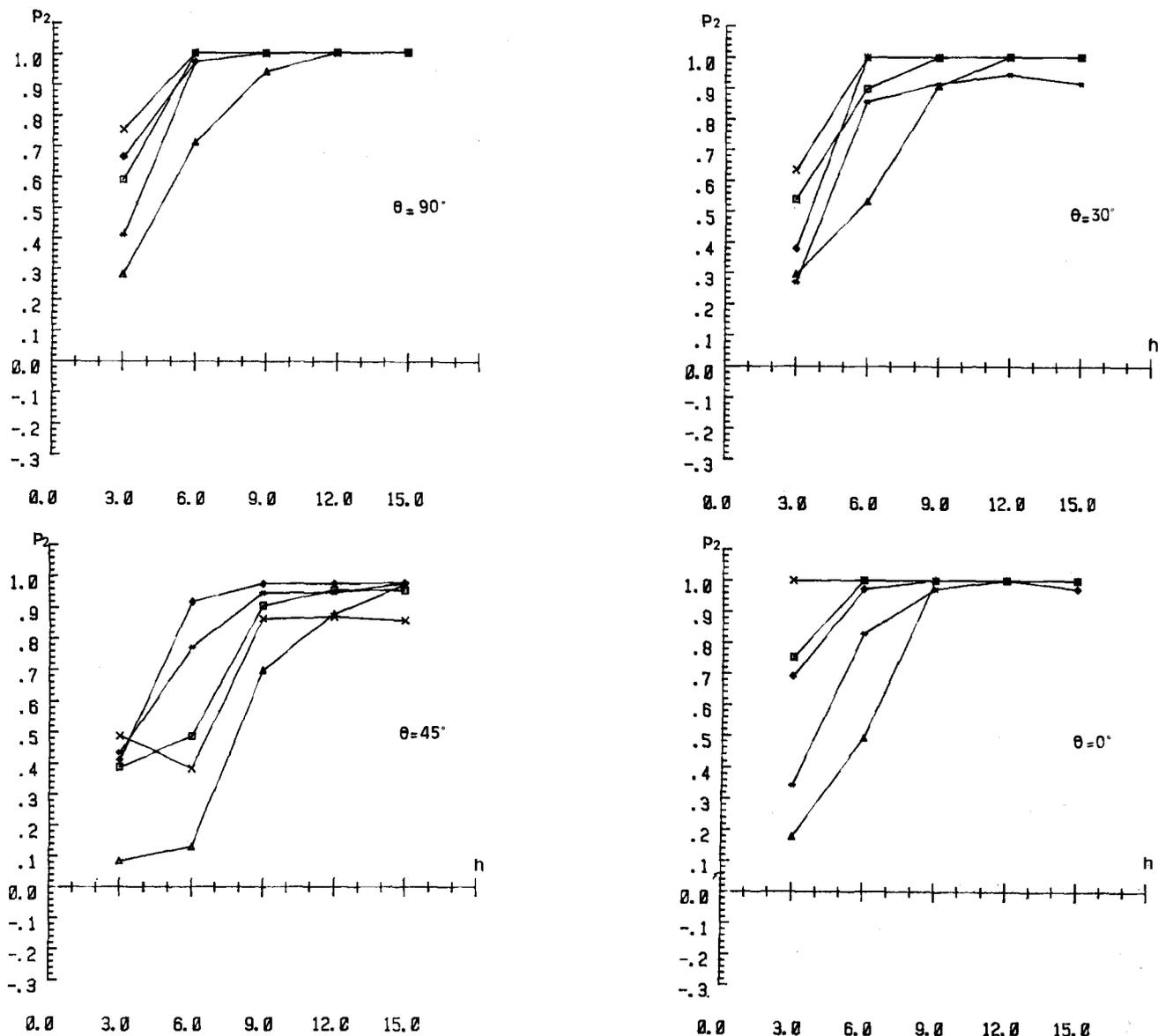


Fig. 21. - $P_2 = f(h)$, $\theta = \text{Cte}$. \diamond , STPAR; *, NAGDIF; Δ , Frei-Chen; \square , DIFF4; \times , Kirsch.

Soient : N le nombre d'éléments de contour d'un segment extrait par l'automate et n_i le nombre de ces points ayant la direction de Freeman i .

Nous avons :

$$k_0 = 1 - \frac{n_4}{N},$$

$$k_{15} = \left| \frac{1}{3} - \frac{n_5}{N} \right| + \left| \frac{2}{3} - \frac{n_4}{N} \right|,$$

$$k_{30} = \left| \frac{1}{3} - \frac{n_4}{N} \right| + \left| \frac{2}{3} - \frac{n_5}{N} \right|,$$

$$k_{45} = 1 - \frac{n_5}{N},$$

$$k_{60} = \left| \frac{1}{3} - \frac{n_6}{N} \right| + \left| \frac{2}{3} - \frac{n_5}{N} \right|,$$

$$k_{75} = \left| \frac{1}{3} - \frac{n_5}{N} \right| + \left| \frac{2}{3} - \frac{n_6}{N} \right|,$$

$$k_{90} = 1 - \frac{n_6}{N}.$$

Nous obtenons les résultats de la figure 22. Nous remarquons que le pourcentage de points erronés est inférieur à 45 %. Nous montrons dans [24] que ceci est suffisant pour l'extraction de segments de droite.

3.2. RÉSULTATS OBTENUS SUR LES IMAGES AÉRIENNES

Les résultats obtenus sur les images de zones urbaines confirment tout à fait ceux obtenus sur les images de

APPLICATIONS

test. En particulier les images traitées par les opérateurs DIFF4, de Kirsch, de Frei et Chen sont peu exploitables directement car les contours sont épais et la mauvaise immunité au bruit entraîne la présence de fausses alarmes gênant la reconnaissance des structures artificielles fines.

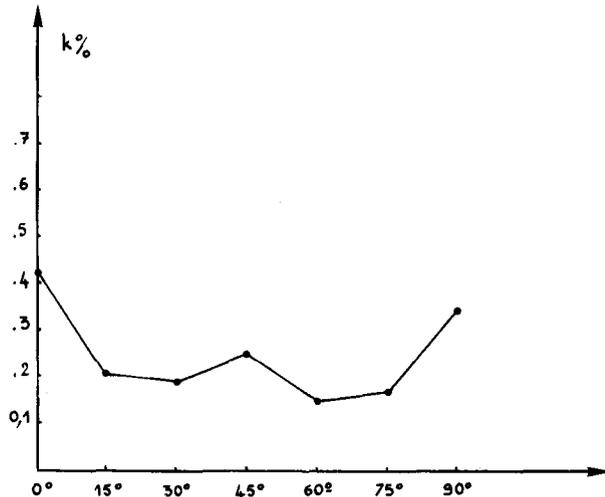


Fig. 22. — Pourcentage de points de direction erronée pour l'opérateur de NAGDIF.

L'opérateur STPAR donne des contours épais, ainsi certains détails fins ne sont pas discernables. Par contre, son excellente immunité au bruit lui confère une grande sûreté de détection.

L'opérateur NAGDIF fournit des contours fins et il permet une bonne analyse des détails. Par ailleurs, il donne une information sur l'orientation des contours qui est tout à fait exploitable pour des opérations de suivi de contour que nous exposons en [24].

3. 3. COMPARAISON DES TEMPS DE TRAITEMENTS

Les traitements ont été faits sur un ordinateur H-P 1000-A700 comportant un jeu d'instructions microprogrammé de calcul vectoriel. En normalisant les temps de traitement d'une image aérienne par rapport au temps d'exécution de l'opérateur DIFF4, nous obtenons :

- Opérateur DIFF4 : 1.
- Opérateur de Kirsch : 1,5.
- Opérateur de Frei et Chen : 2.
- Opérateur STPAR : 3,3.
- Opérateur NAGDIF : 4,8.

Conclusion

Dans l'introduction nous avons justifié le choix de l'utilisation d'opérateurs locaux de détection de contours par la nature des images à traiter. Notre étude confirme ce choix, puisque nous avons mis au point deux opérateurs NAGDIF et STPAR qui donnent satisfaction.

Le premier a une bonne immunité au bruit. Il donne des contours fins directement exploitables, d'autant plus qu'il fournit une information sur leur orientation. C'est un opérateur déterministe pour lequel il est nécessaire de fixer un seuil exprimé en niveau de gris. La valeur de ce dernier est faible (deux à trois niveaux de gris), si bien que l'on peut considérer qu'elle est pratiquement indépendante de la nature de l'image.

Le deuxième opérateur STPAR donne des contours épais, mais il possède une excellente immunité au bruit. Il est utilisable en prétraitement pour localiser sûrement des structures demandant une analyse plus complexe, par exemple des bâtiments.

Ces qualités se traduisent par une augmentation du temps de calculs, ce qui est un moindre mal, car l'opérateur différentiel à quatre masques (qui est celui des opérateurs simples qui offre le meilleur compromis, robuste vis-à-vis du bruit-détection de signal), se révèle inefficace pour l'étude des images aériennes bruitées et dégradées de zones urbaines.

Annexe

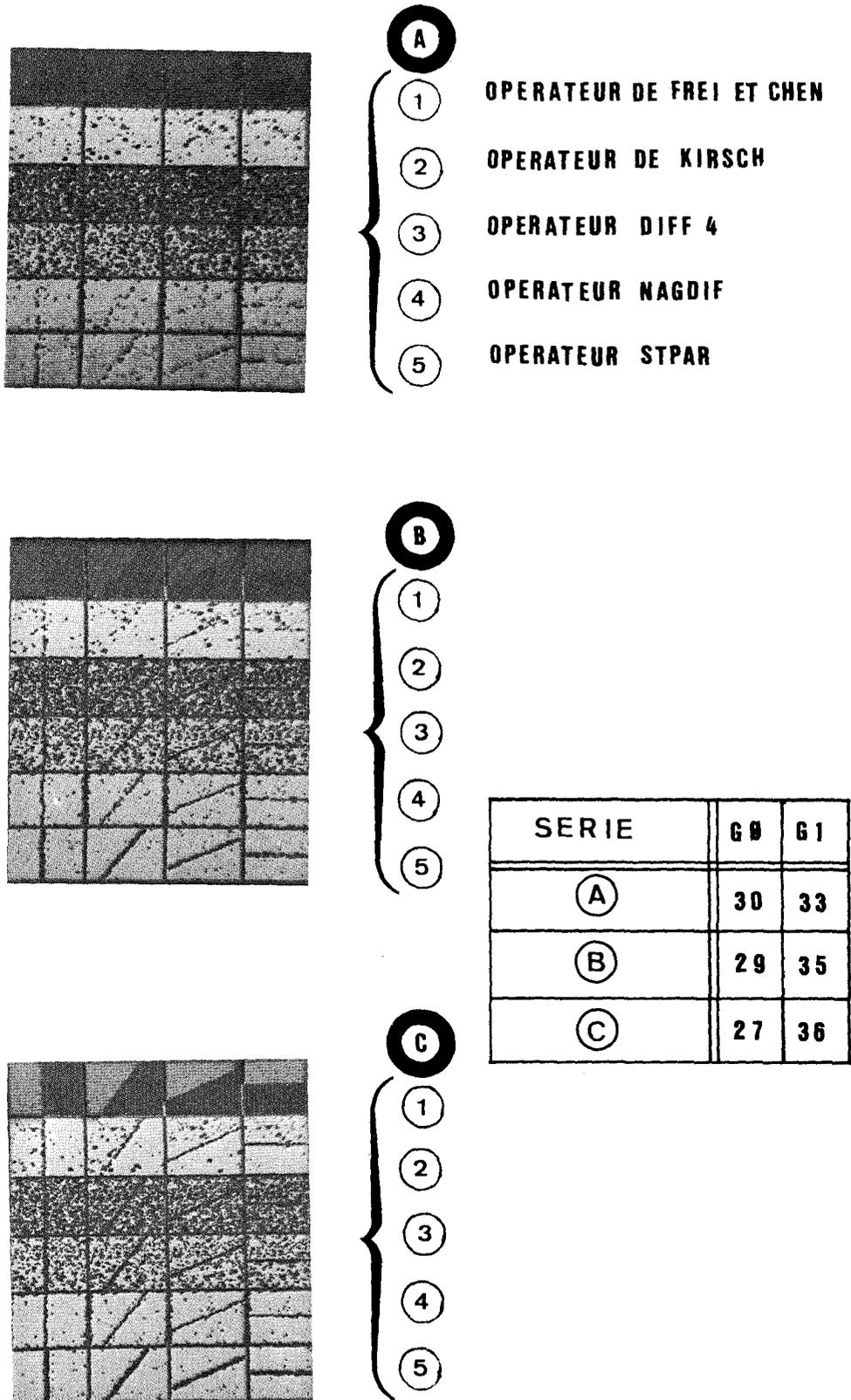
Cette annexe précise les mécanismes des tests d'homogénéité des variances et d'homogénéité des moyennes. En particulier, elle indique les conditions d'application de ces tests et la méthode utilisée pour obtenir les abaques concernant les erreurs de première et seconde espèce.

1. TEST D'HOMOGENÉITÉ DES VARIANCES

Ce test, proposé par Cochran [22], permet d'évaluer le taux de confiance associé à l'hypothèse nulle d'égalité de plusieurs variances. Il opère sur les K estimations des variances obtenues à partir d'échantillons indépendants de N variables aléatoires normales :

K échantillons		
x_{11}	x_{1K}	} N observations
\vdots	\vdots	
x_{N1}	x_{NK}	
estimation des moyennes	\hat{x}_1 \hat{x}_K	$\rightarrow \hat{\bar{x}}_j = \frac{\sum_{i=1, N} x_{ij}}{N}$
estimation des variances	$\hat{\sigma}_1^2$ $\hat{\sigma}_K^2$	

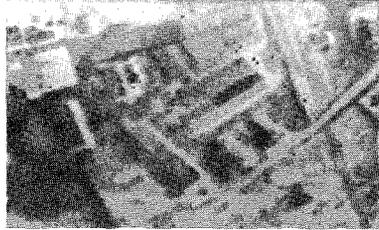
DÉTECTION DE CONTOURS DANS LES IMAGES AÉRIENNES : PRÉSENTATION DE NOUVEAUX OPÉRATEURS



RESULTATS OBTENUS SUR IMAGES TESTS

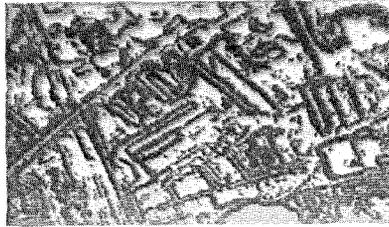
Fig. 23.

APPLICATIONS



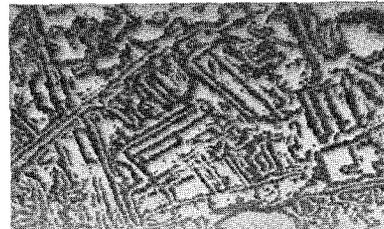
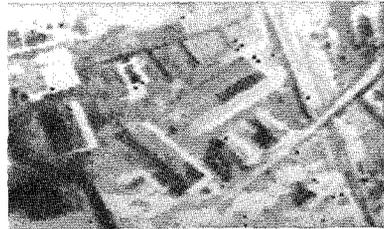
● OPERATEUR DIFF 4

SEUIL = 3



● OPERATEUR NAGDIF

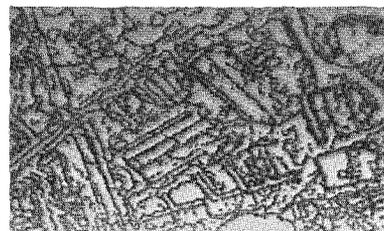
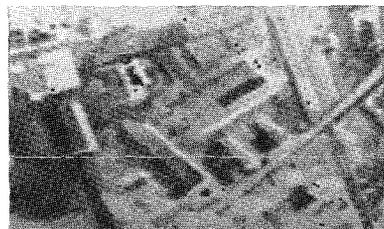
SEUIL = 3



● OPERATEUR STPAR

RLIM 4 = 3.7

RLIM 3 = 3.4



RESULTATS OBTENUS

SUR UNE IMAGE

AERIENNE DEGRADEE

Fig. 24.

L'estimation des variances d'échantillons est classiquement :

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1, N} (x_{ij} - \hat{\bar{x}}_j)^2$$

$$= \frac{1}{N-1} \left[\sum_{i=1, N} x_{ij}^2 - \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1, N} x_{ij} \right)^2 \right].$$

L'hypothèse H_0 est acceptée, avec un risque de première espèce α , si :

$$\frac{\text{Max}_{j=1, K} (\hat{\sigma}_j^2)}{\sum_{j=1, K} \hat{\sigma}_j^2} \leq G_{\text{lim}}(\alpha, N, K).$$

La valeur seuil G_{lim} , est tabulée [20] pour des risques de première espèce de 1 % et de 5 %, en fonction des nombres d'observations et d'échantillons.

2. TEST D'HOMOGENÉITÉ DES MOYENNES

Le test d'échantillons des moyennes est basé sur les tables d'étendue de Student [20], elles-mêmes dérivées des études sur la distribution de l'étendue d'une variable aléatoire normale de Tipett-Pearson.

Il permet d'attribuer un taux de confiance à l'hypothèse nulle d'égalité de plusieurs moyennes, estimées à partir de K échantillons indépendants de N variables aléatoires normales, lorsque les variances des K populations sont égales. Avec les mêmes notations que ci-dessus, la valeur de l'étendue des moyennes est :

$$W = \text{Max}_{j=1, K} (\hat{\bar{x}}_j) - \text{Min}_{j=1, K} (\hat{\bar{x}}_j).$$

Quelle que soit la population d'origine, les moyennes d'échantillons sont des variables aléatoires dont la distribution tend vers une loi normale de variance σ^2/N , où σ^2 représente la variance de la population. Cette variance inconnue est estimée par la variance intra-classe avec $K(N-1)$ degrés de liberté :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{K} \sum_{j=1, K} \hat{\sigma}_j^2$$

$$= \frac{1}{K(N-1)} \sum_{j=1, K} \sum_{i=1, N} (x_{ij} - \hat{\bar{x}}_j)^2.$$

Lorsque les distributions des K échantillons sont normales, l'hypothèse nulle est acceptée, avec un risque de première espèce α , si :

$$\frac{W}{(\hat{\sigma}^2/N)^{1/2}} \leq R_{\text{lim}}(\alpha, N, K).$$

La valeur seuil R_{lim} est tabulée [20] pour un risque de première espèce de 5 %, en fonction des nombres d'observations et de degrés de liberté de l'estimation.

3. OBTENTION DES ABAQUES; ERREUR DE PREMIÈRE ESPÈCE

Qu'il s'agisse du test d'homogénéité des moyennes ou de celui des variances, il n'existe à notre connaissance de tables que pour les risques classiques en statistique de 1 et 5 %.

Ces taux de risque sont trop restrictifs pour notre application, et mèneraient, compte tenu des nombres réduits d'échantillons et d'observations, à des risques de seconde espèce inadmissibles. Il nous a donc été nécessaire d'étendre ces tables jusqu'à des taux d'erreurs de 25 %, en utilisant des tirages de nombres aléatoires à répartition gaussienne de moyenne et de variance déterminées.

Un programme de simulation génère 10 000 configurations indépendantes comportant chacune K échantillons de N observations; la population est homogène pour l'ensemble des échantillons, moyennes et variances étant identiques.

Chacune de ces configurations permet de calculer une valeur du critère R (ou G) et le classement par ordre décroissant de ces 10 000 résultats permet d'estimer la probabilité qu'une valeur donnée a d'être dépassée :

$$\text{Prob}(R > R_{\text{lim}}) \approx \frac{\text{Nombre de valeurs } R > R_{\text{lim}}}{10000}.$$

La population étant homogène, cette probabilité exprime bien sûr l'erreur de première espèce associée à la valeur du seuil. Les résultats permettent, par comparaison avec les valeurs tabulées, d'utiliser de deux à trois chiffres significatifs, ce qui est largement suffisant pour nos applications.

4. ERREUR DE SECONDE ESPÈCE

Le même programme de tirage aléatoire est utilisé pour le calcul de l'erreur de seconde espèce, mais en faisant varier l'un des paramètres (moyenne ou variance) de l'une des K distributions, de façon à créer une hétérogénéité des échantillons.

Ainsi, pour le test de Cochran, la variance de la population de l'un des K échantillons prend les valeurs :

$$\sigma^2 = \lambda \sigma_0^2,$$

où σ_0^2 représente la variance commune des $K-1$ populations restantes, et avec $\lambda \in \{1.5, 2, 3\}$.

De façon similaire, pour le test d'homogénéité des moyennes, la variance σ_0^2 reste identique pour les K populations, selon l'hypothèse de base, mais la moyenne de l'un des échantillons prend, par rapport à la moyenne m_0 commune aux $K-1$ échantillons de référence, les valeurs :

$$m = \gamma \sigma_0 + m_0 \quad \text{avec } \gamma \in \{.5, 1, 1.5, 2\}.$$

Le programme de simulation produit dans ces conditions 10 000 configurations fournissant autant de valeurs du critère R (ou G) représentatives de l'effet de l'hétérogénéité caractérisée par λ (ou γ).

APPLICATIONS

Pour un seuil donné, le dénombrement des cas pour lesquels le critère a pris une valeur inférieure au seuil, fourni la probabilité de non-détection de l'hétérogénéité ($R < R_{lim}$ ou $G < G_{lim}$), donc l'erreur de seconde espèce associée au seuil fixé, selon la théorie des tests d'hypothèses de Neyman-Pearson [20].

Ainsi, pour N et K donnés, un taux d'erreurs de première espèce fournit une valeur seuil du critère, qui permet lors de cette deuxième phase de déterminer l'erreur de seconde espèce correspondante. Nous avons établi de cette manière les abaques liant les risques de première et seconde espèce.

Manuscrit reçu le 2 juillet 1984.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] N. KESKES, F. KRETZ et H. MAITRE, Statistical study of edges in TV pictures, *IEEE Trans. Comm.*, C27, 1979, p. 1239-1247.
- [2] J. R. FRAM et E. S. DEUTSCH, On the quantitative evaluation of edge detection schemes and their comparison with human performance, *IEEE Trans. on Computer*, C24, 1975, p. 616-628.
- [3] J. R. FRAM et E. S. DEUTSCH, A quantitative study of the orientation bias of some edge detection schemes, *IEEE Trans. on Computer*, C27, 1978, p. 205-213.
- [4] W. K. PRATT, *Digital Image Processing*, Wiley Intersciences, New York, 1978, p. 121-129.
- [5] G. S. ROBINSON, Edge detection by compass gradient masks, *Computer Graphics Image Processing*, 6, 1977, p. 492-501.
- [6] H. FREEMAN, On the encoding of arbitrary geometric configurations, *IRE Trans. on Electronic Computer*, EC10, 1961, p. 260-268.
- [7] R. KIRSCH, Computer determination of the constituent structure of biological images, *Computer Biomedical Research*, 4, 1971, p. 315-328.
- [8] W. FREI et C. C. CHEN, Fast boundary detection: a generalization and a new algorithm, *IEEE Trans. on Computer*, C26, 1977, p. 988-998.
- [9] J. M. S. PREWITT, *Objet enhancement and extraction, Picture processing and Psychopictorics*, B. S. LIPKIN et A. ROSENFELD éd., Academic Press, New York, 1970.
- [10] J. C. GILLE et M. CLIQUE, *Calcul matriciel et introduction à l'analyse fonctionnelle*, 2, Eyrolles, Paris, 1979.
- [11] A. ROSENFELD et A. KAK, *Digital picture processing*, Academic Press, New York, 1982.
- [12] M. NAGAO et T. MATSUYAMA, Edge preserving smoothing, *Computer Graphics Image Processing*, 9, 1979, p. 394-407.
- [13] J. P. COCQUEREZ et J. DEVARs, *Étude de la déformation des lignes de contraste dans une image satellite*, Rapport SNIAS-ENSEA, SYE/BT 9044-4413, 1982.
- [14] F. TOMITA et S. TSUJI, Extraction of multiple regions by smoothing in selected neighborhoods, *IEEE Trans. on Systems Man Cybernetics*, SMG 7, 1977, p. 107-109.
- [15] I. SCOLLAR, B. WEIDNER et T. S. HUANG, Image enhancement using the median and interquartile distance, *Computer Graphics image Processing*, 2, 1984, p. 236-251.
- [16] C. K. CHOW et T. KANEKO, *Boundary detection of radiographic images by a threshold method*, *Frontiers of Pattern Recognition*, S. WATANABE éd., USA, 1972, p. 61-62.
- [17] H. C. SHAN, Kolmogorov Smirnov test in image processing, *Optical engineering*, 2, 1981, p. 275-280.
- [18] A. H. BOWKER et G. J. LIEBERMAN, *Méthodes statistiques de l'ingénieur*, Dunod, Paris, 1965.
- [19] B. L. VAN DER WAERDEN, *Statistique mathématique*, Dunod, Paris, 1967.
- [20] B. DUBUISSON, *Méthodes statistiques pour la fabrication et la recherche*, Université de Technologie de Compiègne, 1977.
- [21] Y. YAKIMOSKY, Boundary and objet detection in real world images, *J. Assoc. Comput. Math*, 23, 1976, p. 599-618.
- [22] W. G. COCHRAN et G. W. SNEDECOR, *Méthodes statistiques*, ACTA, Paris, 1957.
- [23] J. P. COCQUEREZ et J. DEVARs, *Langage de traitement d'images pour l'enseignement et la recherche* (à paraître).
- [24] J. P. COCQUEREZ, Analyse d'images aériennes : extraction de primitives rectilignes et antiparallèles, *Thèse d'état*, Paris-XI, Orsay, 1984.
- [25] J. DEVARs, Traitement numérique des images : conception d'un langage de traitement des images, application à l'extraction de primitives dans les vues aériennes, *Thèse d'État*, Paris XI, Orsay, 1984.