

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE DE BLIDA  
INSTITUT D'ELECTRONIQUE

## MEMOIRE DE MAGISTER

Présenté par :

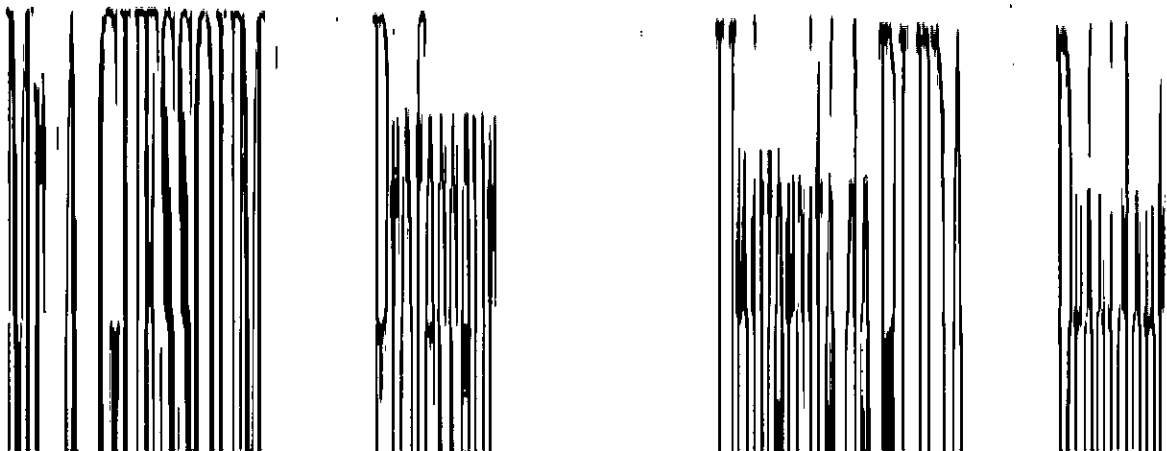
**M. BELKACEMI Merzouk**

SPECIALITE : ELECTRONIQUE  
OPTION : CONTROLE

### THEME

**Processus d'Analyse de Texture d'Images  
par l'Approche d'Iso-segments  
Application aux Structures Urbaines**

Devant le jury composé de



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DE BLIDA  
INSTITUT D'ELECTRONIQUE



## MEMOIRE DE MAGISTER

Présenté par :

**M. BELKACEMI Merzouk**

SPECIALITE : ELECTRONIQUE

OPTION : CONTROLE

## THEME

**Processus d'Analyse de Texture d'Images  
par l'Approche d'Iso-segments  
Application aux Structures Urbaines**

Devant le jury composé de

<b>Mr. A. GUESSOUM</b>	Professeur	Université de BLIDA	Président
<b>Mr M. BENSEBTI</b>	Maître de conférence	Université de BLIDA	Examineur
<b>Mr. Y. SMARA</b>	Maître de conférence	USTHB	Examineur
<b>Mlle N. BENBLIDIA</b>	Chargée de recherche	Université de BLIDA	Examineur
<b>Mme. BELHADJ-AISSA</b>	Maître de conférence	USTHB	Rapporteur

Juin 2001



## RESUME

Notre travail consiste en l'étude et la mise en œuvre d'un *logiciel d'analyse de texture des images de télédétection*. L'analyse est basée sur la *méthode des iso-segments* et a pour but de détecter et d'identifier des structures linéaires, particulièrement en milieu urbain.

Pour adapter cette méthode à la nature des images de télédétection, nous avons apporté des modifications au principe initial de la méthode, tel qu'il est défini par M. M. Galloway [GAL.75]. Ces modifications consistent en la considération d'un seuil de colinéarité pour la détermination des iso-segments.

Nous avons décomposé notre analyse en trois parties :

La première partie consiste en une analyse globale de l'image (de toute l'image). Cette analyse présente deux aspects. Un aspect stochastique où l'on détermine les matrices d'iso-segments globales dans les quatre directions principales ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ) avec leurs représentations sous forme d'histogrammes 3D, un aspect spatial où l'on localise spatialement des marqueurs pour une interprétation qualitative.

La deuxième partie consiste en une analyse quantitative de la texture. Cette analyse a pour but la détermination des propriétés de texture par des paramètres descripteurs caractérisant la texture par des attributs. Ces attributs relatifs à chaque pixel, sont dérivés de matrices d'iso-segments locales (au voisinage de chaque pixel). Ceci nous conduit à la génération d'images de texture au nombre de quarante quatre en sortie pour une image en entrée.

Les images de texture ainsi obtenues sont nombreuses et présentent des redondances d'informations quant à leur apport dans un processus de classification multibandes. Pour cela, nous avons complété le travail par une troisième partie qui consiste en une étude de la corrélation inter images de paramètres et un calcul des signatures texturales déterminées sur des échantillons choisis sur la base de vérités terrains. L'étude de la corrélation s'effectue par la détermination des matrices de variances - covariances et le calcul des coefficients de corrélation pour sélectionner les images les plus décorrélées. Les signatures texturales sont calculées pour sélectionner les paramètres les plus discriminants.

Le logiciel d'analyse de texture par les iso-segments est développé en langage Borland C++ Builder 3.

## ABSTRACT



The present research work consists of a software development to analyze texture of teledetection images. The analysis is based on run length method, and its goal is to detect and identify linear structures, such as roads, aerodromes and any object with long form, in urban area.

To adapt the run length method to the nature of teledetection images, the initial principal of the method has been modified by introducing the co-linearity limit for run length as defined by M. M. Galloway (1975).

The work is subdivided in three parts:

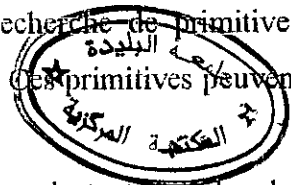
The first part consists of a global analysis of the image. This part has two aspects. The first aspect of the analysis is a stochastic one; and in which global run length matrices in four principal directions ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , and  $135^\circ$ ) are evaluated and presented in a form of 3D histograms. The second aspect of this first part allows a qualitative interpretation of the image.

The second part consists of a texture quantitative analysis. This analysis is meant to figure out texture properties of the image through known texture parameters. Pixel texture parameters are obtained from local run length matrices (within the neighborhood of each pixel). This part of the analysis allows the development of forty-four texture images for each image used.

The variety of texture images obtained present information redundancy with respect to the process of multi-band classification. For this reason, the work is completed with a third part, which consist of a parameter correlation study between images and evaluation of textural signatures on samples selected on the basis of field observation. The correlation study is done by evaluating variances and co-variances matrices, and correlation coefficients to select the less correlated images. Textural signatures are calculated the most discriminating parameters.

The software for textural analysis with the equal segment method is developed with Borland C++ Builder 3.

L'approche structurale, répond à notre compréhension intuitive de la texture. Selon donc, le type d'images numériques à traiter, l'analyse est orientée vers la recherche de primitives constituées d'ensembles de pixels obéissant à certains critères (règles). Ces primitives peuvent être des sous primitives ou constituées elles même de sous primitives.



L'organigramme ci dessous illustre différentes méthodes d'analyse de texture selon les deux approches citées.

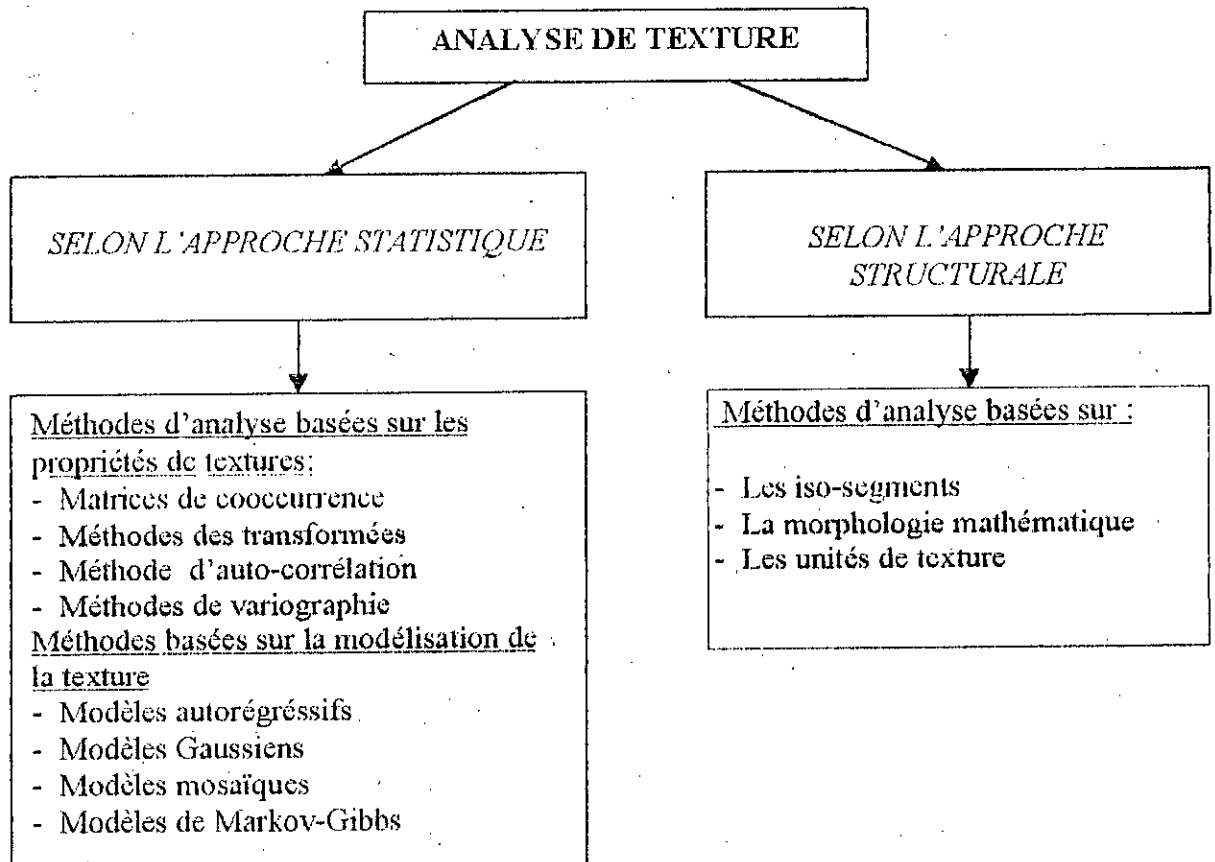


Figure 1-1: Organigramme de différentes méthodes d'analyse de texture

Plusieurs des méthodes sus citées sont plus ou moins développées par divers chercheurs [BEL.98], [KOU.97], [COS.89]. Néanmoins, nous rappelons succinctement les définitions et les principes de certaines de ces méthodes selon les deux approches statistique et structurale.

HARALICK et al [HAR.73] considèrent que la texture peut être interprétée comme *une distribution spatiale d'objets de diverses surfaces ayant une taille et un réflectance caractéristiques.*

IRON et al [IRO.81] considèrent que *l'intensité et la texture sont les deux concepts visuels indépendants* qui nous aident à percevoir le monde environnant. Notre perception de l'intensité dépend de la quantité de lumière émise ou réfléchié par cette surface. Par contre la texture est liée à l'impression de rugosité ou de lissage créée par la variation de l'intensité ou de la répétition de modèles visuels le long de la surface.

SUN et al [SUN.83] considèrent que la texture est composée d'éléments qui sont plus petits que la zone dans laquelle il se répètent. Ainsi, *la texture d'une image est décrite par le nombre, le type et les propriétés de ces éléments et leurs dispositions dans l'image.*

UNSER [UNS.86] défini la texture essentiellement par *une propriété de voisinage permettant de caractériser la surface d'un objet.*

VILNROTTER et al [VIL.86] définissent *la texture comme les changements physiques d'une surface* comme par exemple, la rugosité des terrains sableux, la disposition d'une récolte ou l'organisation des arbres dans une forêt.

## BIBLIOGRAPHIE

- [BEL.98] A. Belhadj-Aïssa 1998 : Contribution au logiciel d'analyse et de traitement d'images satellitaires (L.A.T.I.S). *Analyse spatiale-spectrale d'images satellitaires appliquée à la cartographie thématique*. Thèse d'état, USTHB Algérie.
- [BOU.99] Boubezzoul et Aït Mahdi, 1999 : *Réalisation d'un logiciel d'analyse de la texture, application aux images satellitaires*. Mémoire d'ingénieur USTHB.
- [BRA.95] H. Bracker, A.Hillion et M.C. Mouchot, 1995 : *Classification multi-sources en Télédétection par la théorie de l'évidence avec l'intégration du contexte spatial*. Pp. 937- 940. Quinzième Colloque Gretsi France.
- [CHA.95] Stéphane Chauvin, 1995: *Evaluation des performances du modèle bayésien de fusion appliqué à l'imagerie satellitaire*. Pp.949-952. Quinzième Colloque Gretsi.
- [CHO.94] J.Chou, and al ,1994 : *Segmentation of polar scenes using multi-spectral texture measures and morphological filtering*. INT. J. Remote Sensing, vol. 15, n° 5, Pp. 1019-1036.
- [COG.85] James M. Coggins, Anil K. Jain, 1985 : *A spatial filtering approach to texture analysis*. Pattern Recognition Letters 3 Pp. 195-203 North-Holland.
- [COC.95] J.P. Cocquerez, S. Philipp et R. Zeboudj, 1995 : *Comparaison de méthodes de segmentation d'images*. Pp. 1355-1360. Quinzième Colloque Gretsi.
- [COR.95] Mathieu Cord et Michel Jordan, 1995 : *Analyse d'images aériennes haute résolution pour l'extraction du bâti*. Pp.419-422. Quinzième Colloque Gretsi.
- [COS.89] Coster M. & J.L. Chermant, 1989 : *Précis d'analyse d'images*, CNRS France.
- [DUR.94] P. Durant, M. Hakdaoui, J. Chorowicz, J.P. Rudant, A. Simonin, 1994 : *Caractérisation des textures urbaines sur images radars VARAN par approche morphologique et statistique. Application à la ville du Lue (sud-est de la France)*. INT. J. Remote Sensing, vol. 15 n° 5, Pp. 1065-1078.
- [GAL.75] Mary M. Galloway, 1975: *Texture Analysis Using Level Run Lengths* Computer Graphics and Image Processing, Vol.4, pp 172-179. University of Maryland.
- [GUI.96] Christophe Guinaud, Florence Tupin, Henri Laitre, 1996 : *potential and use of radar images for characterisation and detection of urban areas*. IEEE, Pp.474-476
- [HAR.73] Robert M. Haralick, K. Shanmugam et Its'hak Dinstein, 1973: *Textural features for images classification*. IEEE transactions Vol. sme-3 N°6. Pp. 610-621.

- [KOU.97] A. Kourgli, 1997 : *Analyse de texture des images satellitaires*, Thèse de magistère, USTHB Algérie.
- [IRO.81] Irons J. R. & G.W. Peterson, 1981 : *Texture transforms of remote sensing data*. Remote Sensing of Environment 11, pp. 359-370.
- [LAM.95] Alain Lamoulie et Duc Vignaud, 1995: *Imagerie ISAR (Radar à Synthèse d'Ouverture Inverse) de satellites*. Pp. 1109-1112. Quinzième Colloque Grets.
- [LAN.95] D. Laneuille, H. Fargetton, O. Cuillère et M. Arnaud, 1995 : *Prise en compte de pistes externes dans un système de veille multi-capteurs*. Pp. 945-948. Quinzième Colloque Grets France.
- [MIC.95] A. Michel, L. Benquet et P. Cornic, 1995 : *Détection d'objets complexes par fusion d'informations (application à la détection d'aéroports dans les images satellitaires)*. Pp. 961-964. Quinzième Colloque Grets France.
- [PAU.95] José Paumard, 1995: *Reconnaissance de formes sur des images comprimées*. Pp. 175-177. Quinzième Colloque Grets.
- [PEC.91] Peckinpugh S. H., 1991 : *An improved method for computing gray-level co-occurrence matrix based texture measures*. C.V.G.I.P. Graphical models and image processing, 56(6), pp 574-580.
- [RAV.90] Ravi Prakash Gupta, 1991: *Remote sensing geology*, department of Earth Sciences. University of Roorkee India.
- [ROB.89] V. Roberto, A. Peron, P.L. Fumis, August 1989: *Low Level Processing Techniques in Geophysical image interpretation*. Université de Udine Italie.
- [ROS.70] Rosenfeld A. & E. Troy, 1970 : *Visual texture analysis*. Computer Vision Laboratory, University of Maryland..
- [SCH.95] C Schleiffer, R. Raynaud, G. Sella, Septembre 1995: *Fusion de Données Multi-Capteurs Géographiquement répartis. Problème des données manquantes*. pp.933-936. Quinzième Colloque Grets.
- [SMA.98] Y. Smara, 1998 : *Contribution au logiciel d'analyse et de traitement d'images satellitaires (L.A.T.I.S)*. Evaluation de correspondance terrain-image classifiée et intégration d'images multi-sources optiques et radar SAR Thèse d'état, USTHB.
- [SPO. 98] Spot Image, 06 / 1998 : *Connaitre et gérer votre territoire*. CNES France.



- [SUN.83] C. Sun & W.G. Wee, 1983 : *Neighbouring gray level dependence matrix for texture classification*. Computer Vision Graphics and Image Processing 23, pp.341-352.
- [SPO.98] Spot Image, 03 / 1998 : *Analyse et observation des ressources naturelles*. CNES France.
- [SPO.99] Spot Image, 04 / 1999 : Spécial agriculture ( point sur la bande MIR ) C N E S France.
- [TOU.90] Jean Jacques Toumaget, 1990: *Traitement de l'image par l'exemple*. Collection Sybex.
- [UNS.86] Unser M., 1986 : *Sum and difference histograms for texture classification*. IEEE Transaction. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. PAMI-8(1), pp. 118-125.
- [VIL.86] Vilenrotter F. M., Nevatia R. & Price K.E. 1986 : *Structural analysis of natural textures*. IEEE Transaction. Pattern Anal. Mach. Intell., PAMI-8(1), pp. 76-89.
- [XIA.98] Xiaou Tang, Novembre 1998: *Texture Information in Run-Length Matrices*. IEEE Transactions in Image Processing. Vol.7, N°11. pp. 1602-1609 Chinese University of Hong Kong.

## I.1. Approche statistique

### I.1.1. Analyse de texture par la méthode des matrices de cooccurrences

On définit chaque élément de la matrice de cooccurrence comme étant l'estimation de la probabilités de transition d'un pixel  $p_1$  d'intensité "  $i$  " à un autre pixel  $p_2$  d'intensité "  $j$  ". La règle de transition est définie par la distance "  $d$  " qui sépare les 2 pixels ( $p_1, p_2$ ) et l'angle "  $\theta$  " compris entre le segment  $[p_1 p_2]$  et l'horizontale issue de  $p_1$ .

Les éléments  $f[(i, j)/(d, \theta)]$  qui constituent cette matrice, représentent la fréquence d'occurrence de la paire de pixels ( $p_1, p_2$ ) d'intensités ( $i, j$ ), dans une image "  $I$  " de taille (M x N) selon la règle de transition définie plus haut.

L'expression générale des éléments de la matrice de cooccurrence est donnée par :

$$f(i, j/(d, \theta)) = \text{Card}\{p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2) \in I / I(x_1, y_1) = i, I(x_2, y_2) = j, \text{selon } d \text{ et } \theta\} \quad (1-1)$$

La variable  $\theta$  peut prendre les valeurs  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ , par rapport à l'horizontale.

L'analyse de texture d'une image numérique par la méthode les matrices de cooccurrence nous permet de définir certaines propriétés de la texture, telles que l'homogénéité, le contraste, la rugosité et la finesse de la texture. Ces propriétés sont mises en évidence par des paramètres descripteurs

Avant de donner la formulation de ces paramètres et leurs signification, nous adoptons les conventions suivantes relatives à la matrice de cooccurrence.

$$\text{Somme sur la ligne} \quad p_x(i/d, \theta) = \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j/d, \theta) \quad (1-2)$$

$$\text{Somme sur la colonne} \quad p_x(j/d, \theta) = \sum_{i=1}^{Ng} p(i, j/d, \theta) \quad (1-3)$$

Somme sur les diagonales principales symétriques :

$$p_{x-y}(k/d, \theta) = \sum_i \sum_j p(i, j/d, \theta), \quad k = 0, 1, \dots, Ng - 1, \quad |i - j| = k \quad (1-4)$$

Somme sur les diagonales secondaires symétriques :

$$p_{x+y}(k/d, \theta) = \sum_i \sum_j p(i, j/d, \theta), \quad k = 1, 3, \dots, 2Ng - 1, \quad |i + j| = k \quad (1-5)$$

Les définitions et les expressions de ces paramètres sont :

• *Second moment angulaire ou énergie* : 
$$d_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j / d, \theta)\}^2 \quad (1-6)$$

plus  $d_1$  est grand, Plus la texture est lisse et plus l'image est homogène.

• *Contraste ou inertie* : 
$$d_2 = \sum_{\substack{n=0 \\ |i-j|=n}}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j / d, \theta) \right\} = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \cdot p_{x-y}(n) \quad (1-7)$$

Le paramètre  $d_2$  est d'autant plus grand qu'il y a de variations locales importantes

• *Corrélation* : 
$$d_3 = \frac{\sum_i \sum_j [(i, j) p(i, j / d, \theta) - \mu_x \cdot \mu_y]}{\sigma_x \cdot \sigma_y} \quad (1-8)$$

où  $\mu_x, \mu_y$  et  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  sont les moyennes et les variances de  $p_x(i / d, \theta), p_y(j / d, \theta)$

La corrélation ( $d_3$ ) mesure la dépendance linéaire des niveaux de gris

• *Variance ou dispersion par rapport à la diagonale principale de la matrice* :

$$d_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 \cdot p(i, j / d, \theta) \quad (1-9)$$

où  $\mu$  est la luminance moyenne de la fenêtre. La variance mesure l'étalement de la matrice de cooccurrence autour de la diagonale principale. Plus  $d_4$  est grand, plus la texture de l'entité présente de fortes variations alternées.

• *Moment de différences inverses ou homogénéité locale* :

$$d_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i + j)^2} p(i, j / d, \theta) \quad (1-10)$$

Ce paramètre est un indicateur de la taille des primitives qui constituent la texture. Il est d'autant plus élevé que la matrice de cooccurrence est concentrée sur la diagonale principale.

• *Moyenne des sommes* : 
$$d_6 = \sum_{k=1}^{2Ng-1} p_{x+y}(k / d, \theta) \quad (1-11)$$

$d_6$  est un indicateur de la dynamique de la fenêtre. S'il est petit alors les niveaux de gris sont concentrés vers les niveaux de gris bas (0) et s'il est grand, ils sont vers les niveaux de gris élevés ( $Ng-1 = 255$ ).

• *Variance des sommes :* 
$$d_7 = \sum_{k=2}^{2Ng-1} (k - d_6)^2 p_{x+y}(k/d, \theta) \quad (1-12)$$

• *Entropie de la somme :* 
$$d_8 = - \sum_{k=2}^{2Ng-1} p_{x+y}(k/d, \theta) \log(p_{x+y}(k/d, \theta)) \quad (1-13)$$

• *Entropie :* 
$$d_9 = - \sum_i \sum_j p(i, j/d, \theta) \log(p(i, j/d, \theta)) \quad (1-14)$$

$d_9$  permet de mesurer le degré de désordre, dans un voisinage, dans les transitions des pixels voisins.

• *Variance des différences :* 
$$d_{10} = \sum_{k=0}^{Ng-1} (k - \mu_{x-y})^2 p_{x-y}(k/d, \theta) \quad (1-15)$$

Avec 
$$\mu_{x-y} = \frac{1}{Ng} \sum_{k=0}^{Ng-1} p_{x-y}(k/d, \theta) \quad (1-16)$$

• *Entropie des différences :* 
$$d_{11} = - \sum_{i=0}^{Ng-1} p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i)) \quad (1-17)$$

$d_{11}$  est la valeur de l'entropie des différences entre pixels voisins. Il mesure la quantité d'ordre et de répétitivité dans la distribution des différences de niveaux de gris

• *Mesure de la corrélation de l'information :* deux paramètres de mesure de corrélation ont été définis :

$$d_{12} = \frac{E - E_1}{\max\{E_x, E_y\}} \quad (1-18)$$

$$d_{13} = \{1 - \exp[-2(E_2 - E)]\}^2 \quad (1-19)$$

où  $E = d_9$  (l'entropie),  $E_x$  et  $E_y$ , sont, respectivement les entropies des  $p_x$  et  $p_y$ ,

$$E_x = - \sum_{k=0}^{Ng-1} p_x(k/d, \theta) \log(p_x(k/d, \theta)) \quad (1-20)$$

$$E_y = - \sum_{k=0}^{Ng-1} p_y(k/d, \theta) \log(p_y(k/d, \theta)) \quad (1-21)$$

$$E_1 = -\sum_i \sum_j p(i, j | d, \theta) \log(p_x(i | d, \theta) p_y(j | d, \theta)) \quad (1-22)$$

$$E_2 = -\sum_i \sum_j (p_x(i | d, \theta) p_y(j | d, \theta)) \log(p_x(i | d, \theta) p_y(j | d, \theta)) \quad (1-23)$$

• *Coefficient de corrélation maximum* : «  $d_{14}$  ». Ce paramètre est la racine carrée de la deuxième valeur propre la plus grande de la matrice  $Q$ . Les éléments de cette matrice sont définis comme suit :

$$Q = \left\{ Q(i, j) = \sum_{k=1}^{N_g} \frac{p(i, k | d, \theta) p(j, k | d, \theta)}{p_x(i | d, \theta) p_y(j | d, \theta)} \right\} \quad (1-24)$$

CONNERS et al[PEC.91] ont défini deux autres paramètres correspondant aux moments d'ordre 3 et 4. Ce sont le groupement de nuance et le groupement de proéminence ou cluster shade et cluster prominence. Leurs expressions respectives sont :

$$d_{15} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 p(i, j | d, \theta) \quad (1-25)$$

$$d_{16} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 p(i, j | d, \theta) \quad (1-26)$$

### I.1.2. Estimation de la texture par la fonction d'autocorrélation

La fonction d'autocorrélation permet de mesurer, en traitement numérique d'images, la dépendance de deux pixels. Elle caractérise la taille des primitives de la texture. Le principe de l'autocorrélation s'énonce comme suit [HAR.79] :

Considérons deux images identiques imprimées sur transparent, superposables et soumises à une source lumineuse uniforme. Puis mesurons la lumière moyenne transmise à travers les deux transparents. Ensuite, translatons l'une des images par rapport à l'autre et ne mesurons que la lumière moyenne transmise par la partie en recouvrement. La quantité de lumière transmise à travers la partie commune, représente la corrélation de l'image avec l'image translaturée. Si la translation s'effectue dans les deux directions horizontale et verticale, la quantité de lumière à chaque position donne la fonction d'autocorrélation bidimensionnelle.

Soit une image  $I$  dont chaque pixel  $x$  est représenté par son niveau de gris  $I(x, y)$ . Soit un voisinage défini par la fenêtre de taille  $(2W + 1)(2W + 1)$ .

Pour chaque point  $(x, y)$  de la fenêtre, la fonction d'autocorrélation est calculée par

$$C(\Delta x, \Delta y, j, k) = \frac{\sum_{x=j-W}^{j+W} \sum_{y=k-W}^{k+W} I(x', y) I(x + \Delta x, y + \Delta y)}{\sum_{x=j-W}^{j+W} \sum_{y=k-W}^{k+W} [I(x, y)]^2} \quad (1-27)$$

où  $\Delta x$  et  $\Delta y$  représentent les déplacements selon les lignes et les colonnes.

## I.2. Approche structurale

### I.2.1 Analyse par la méthode des iso-segments

#### a) Principe de la méthode

Le principe de cette méthode, tel qu'énoncé par Mary - M - Galloway [GAL.75] consiste en la détermination, dans une image donnée, de segments de droites (iso-segments) constitués, chacun, par des pixels consécutifs ayant le même niveau de gris "  $i$  ", situés à des intervalles réguliers "  $d$  " et, ceci dans les quatre ( 4 ) directions principales (  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  par rapport à l'horizontale).

Ainsi chaque iso-segment est caractérisé par son intensité "  $i$  " et sa longueur "  $l / (d, \theta)$  " représentant respectivement les niveaux de gris des pixels le constituant et leur nombre selon une direction "  $\theta$  " et une distance "  $d$  " séparant deux pixels consécutifs  $p_j$  et  $p_{j+1}$ .

#### b) Génération des matrices d'iso-segments

Le comptage, dans l'image, des iso-segments selon leurs longueurs, leurs intensités et leurs directions nous conduit à la génération de quatre ( 4 ) matrices d'iso-segments  $M[i, l / (d, \theta)]$  relatives à ces images.

Chaque matrice d'iso-segments est définie comme étant constituée par des éléments  $f(i, l / (d, \theta))$  dont chacun représente la fréquence d'occurrence, dans l'image, d'un iso-segment d'intensité "  $i$  " et de longueur "  $l$  " selon une direction "  $\theta$  " et une distance "  $d$  " entre deux pixels consécutifs.

L'exploitation de ces matrices d'iso-segments est traitée en détail dans le chapitre 2.

## c) Détermination des images de paramètres

Les matrices d'iso-segments déterminées localement, c'est à dire pour une fenêtre balayant toute l'image et constituant le voisinage optimal du pixel central, nous permettent de déterminer des propriétés de texture par des paramètres descripteurs et d'en déduire des images de texture.

Cinq (5) paramètres de texture ont été définis par M. M. Galloway [Gal. 75]. Ces cinq paramètres ne prennent en compte que les longueurs des iso-segments et leurs fréquences d'occurrence. Par la suite, en 1990, deux nouveaux paramètres ont été introduits par Chu et al [XIA.98], ne faisant intervenir que les intensités des iso-segments et leurs fréquences d'occurrence. Dans une plus récente étude Desarathy et Holder [XIA.98] ont décrit quatre autres paramètres qui font intervenir les intensités, les longueurs et les fréquences d'occurrence des iso-segments. En 1998, Xiaou Tang [XIA.98] a exploité ces paramètres dans un processus de classification et une analyse en composantes principales des images de paramètres.

### I.2.2. Analyse de la texture par la morphologie mathématique

L'analyse de texture par la morphologie mathématique est une méthode structurale très utilisée dans la recherche de primitives particulières .

L'idée de base des méthodes morphologiques est de rechercher dans l'image à analyser, des structures géométriques par comparaisons à une structure connue appelée *élément structurant* [COS.89].

L'élément structurant est une forme géométrique qui peut être : un segment de droite, un disque, un carré ou toute autre forme géométrique.

Dans l'espace des images numériques, ces éléments sont générés dans un espace discret. Ils ont la forme d'une configuration de voisinage du pixel sur lequel nous désirons effectuer l'opération (la transformation ) morphologique.

La morphologie mathématique utilise des opérations ensemblistes pour transformer l'image. Par conséquent, son utilisation nécessite un certain nombre de notions de base sur les ensembles telles que *l'union*, *l'intersection* et *la complémentarité*.

Les transformations de base par la morphologie mathématique sont : La transformation en tout ou rien, la transformation en niveaux de gris. Les principaux sont l'érosion et la dilatation, l'ouverture et la fermeture déduites des deux premières.

## - La transformation en tout ou rien

Pour effectuer une transformation en tout ou rien, nous devons choisir un élément structurant " S " que nous déplaçons sur une image " X " de façon à ce que l'origine de " S " (son point central) passe par tous les points de cette image. Pour chaque position, on pose la question relative à l'union, à l'intersection ou bien à l'inclusion de " S " avec " X " ou dans " X ". La réponse sera positive ou négative ( "1" ou "0" ) c'est à dire tout ou rien. L'ensemble des points correspondant à des réponses positives forme un nouvel ensemble qui constitue l'image transformée.

## - La transformation par érosion

Pour définir l'opération d'érosion [COS.89], nous considérons une image " I " définie dans  $\mathbb{R}^2$  et occupée partiellement par un ensemble " X ".

Soit un élément structurant " S " repéré par son point central " c ". " S " est déplacé de manière à ce que son centre " c " occupe successivement toutes les positions "  $c_i$  " dans X.

Pour chaque position "  $i$  ", on pose la question : "  $S_i$  " est il complètement inclus dans X ?

En termes ensemblistes on peut écrire :  $S_i \subset X ?$

L'ensemble des points correspondant à des réponses positives forme un nouvel ensemble Y appelé érodé de X par " S " ou Y est la transformée de X par érosion.

Y peut être traduit par la notation :

$$Y = \{x / S_i \subset X\} \quad (1-28)$$

## - La transformée par dilatation

Cette transformation peut être définie comme l'érosion, en considérant une image " I ", un ensemble X dans " I " et un élément structurant S balayant X.

Ici on pose la question :  $S_i$  touche-t-il l'ensemble X ? C'est à dire : est ce que l'intersection de  $S_i$  avec X n'est pas un ensemble vide ?. On peut aussi le noter par  $S_i \cap X \neq \emptyset ?$ .

L'ensemble des points de X correspondant aux réponses positives forme un nouvel ensemble Y. Y est la transformée de X par dilatation. En d'autres termes:

$$Y = \{x / S_i \cap X \neq \emptyset\} \quad (1-29)$$



Dans notre étude, nous nous sommes intéressé à L'analyse de texture, selon l'approche structurale, d'images de télédétection (satellites ou aériennes) par la méthode des iso-segments dans la but de détecter ou de localiser des structures linéaires telles que les routes les pistes, les aérodrômes et d'autres phénomènes physiques ayant une structure allongée.

## II. PRESENTATION DES IMAGES UTILISEES

Pour tester les différents algorithmes développés dans les chapitres 2,3 et 4, nous avons simulé une image « Damier » de dimensions 256 X 256 pixels représentée en deux niveaux de gris 0 et 200. Cette image représente un damier de 8 x 8 carreaux. Chaque carreau est constitué de 32x32 pixels de même niveau de gris.

Les algorithmes sont par la suite appliqués sur des images satellitaires représentés en 256 niveaux de gris. Ces images sont extraites d'un pseudo-canal qui représente le premier axe de l'analyse en composantes principales (ACP) des six canaux de la scène originale.

La scène originale est acquise en Mai 1996 par le satellite Landsat5 TM. Elle représente une région de l'Est de la capitale (Alger). Son étendue est de (185x185) km<sup>2</sup> et sa résolution spatiale est de (30x30) m<sup>2</sup>.

Nous avons sélectionné une image (Foraxe1) de 512x512 pixels du pseudo-canal 1. Cette image renferme une partie mer, de la mer Méditerranée, et une partie terre de la région de Bab Ezzouar et Dar El Beida.

Le but de notre travail étant de déterminer des structures linéaires en milieu urbain, la partie de l'image qui renferme la mer ne peut pas être pour nous d'un grand intérêt vu qu'elle constitue une zone relativement homogène hormis la bande côtière. Par contre le partie terre présente pour nous un intérêt particulier par la mosaïque des structures qui la constituent. Cette partie de l'image comporte des zones de forte concentration urbaine, d'autres de moindre concentration et comporte aussi des routes et les pistes d'atterrissage de l'aéroport d'Alger.

Selon les propriétés de texture que nous avons à mettre en évidence, nous avons utilisé deux images de 256x256 pixels extraites de l'image Foraxe1. La première « Imagtest » renferme une zone urbaine et la deuxième « Image1 » comporte une importante bande côtière.

Ces images sont représentées en 256 couleurs ( 0 à 255) correspondant à la mire donnée par l'image I-5.

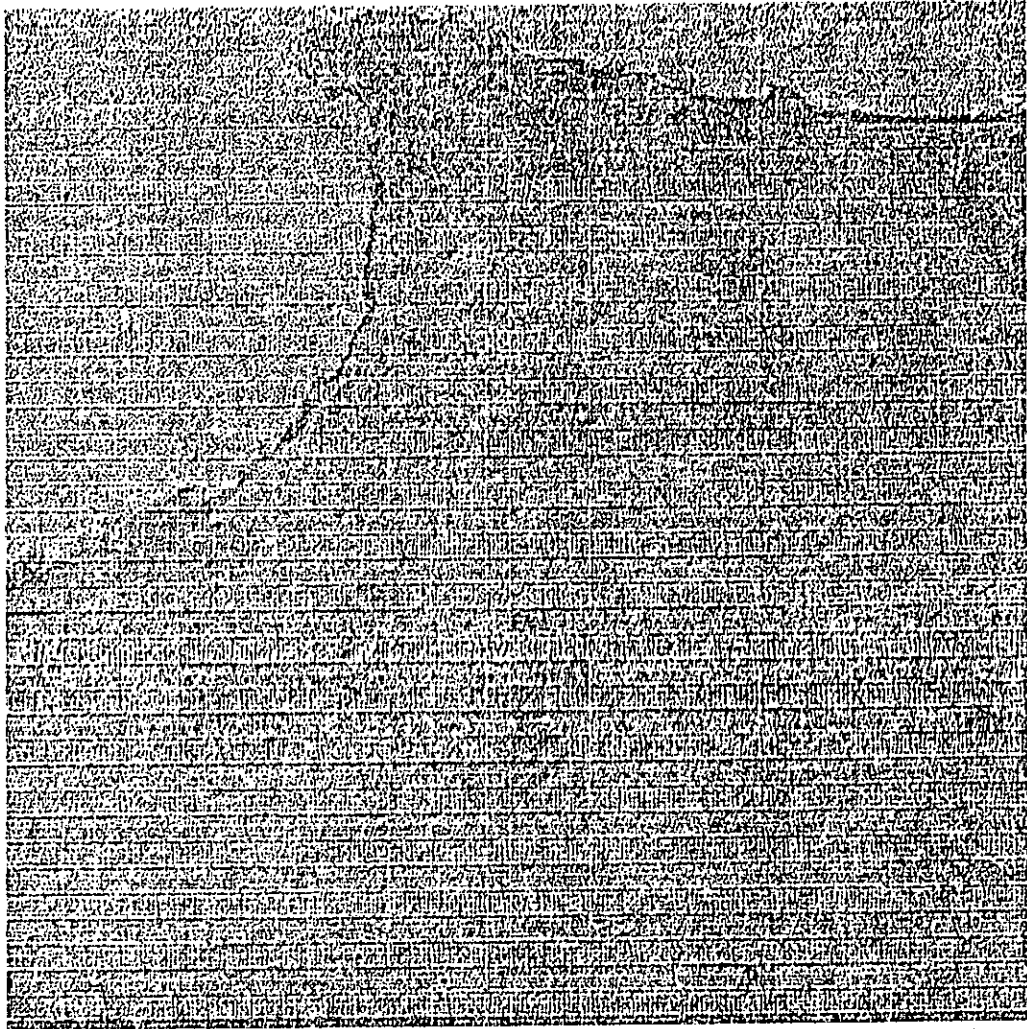


Image 1-1 : Image Foraxel

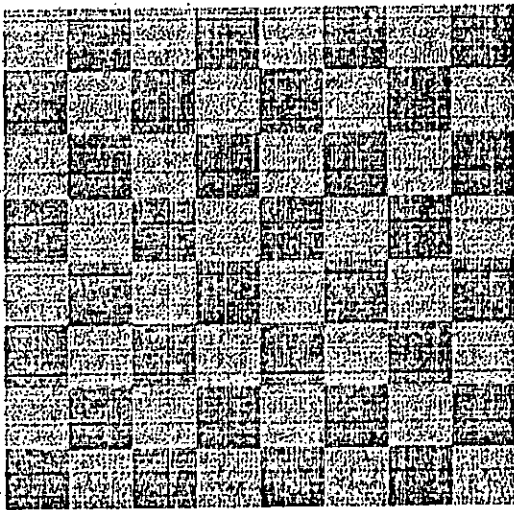


Image 1-2 : Image Damier

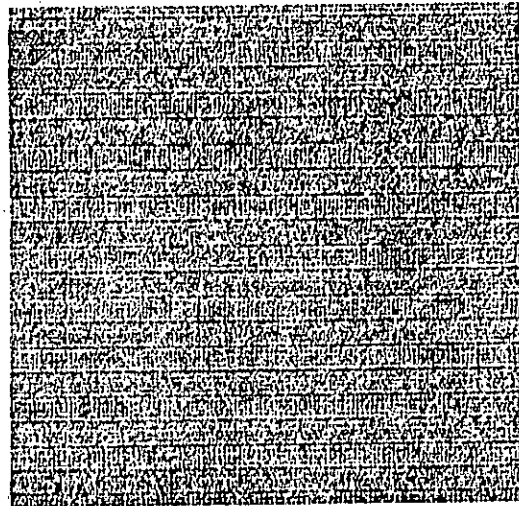


Image 1-3: Image Imagtest

## ملخص :

الهدف من هذا البحث هو إنجاز برامج لدراسة نسيج صور ملتقطة من طرف الأقمار الصناعية لغرض استخراج الهياكل ذات الشكل الخطي كالمطارات و الطرق.

الطريقة المستعملة تعتمد على استخراج الأشكال الخطية ذات نفس الإنارة المنعكسة لأشعة الشمس في الأربعة  $0^\circ$   $45^\circ$   $90^\circ$   $135^\circ$  لتطبيق هذه الطريقة على صور الرصد البعدي أدخلنا بعض التعديلات على الطريقة الأصلية باعتبار حد معقول لفرق إنارة نقطتين لجعلها على نفس القطعة المستقيمة.

البحث منقسم إلى ثلاثة أقسام:

القسم الأول مخصص للدراسة الكلية للصورة وإحصاء الخطوط ذات نفس الإنارة من جهة و من جهة أخرى إنجاز خريطة الخطوط ذات طول أكبر من طول معين.

القسم الثاني يخص استخراج صور لمثل خصائص نسيجية باستعمال عبارات رياضية تسمح لنا بإبراز هذه الخصائص .

الصور المستخرجة أعلاه عددها 44 و معالجتها الرقمية تستغرق وقت طويل لهذا الغرض ففي القسم الثالث درسنا الخصائص المتكررة في الصور و نختر التي لا تمثل تكرار .

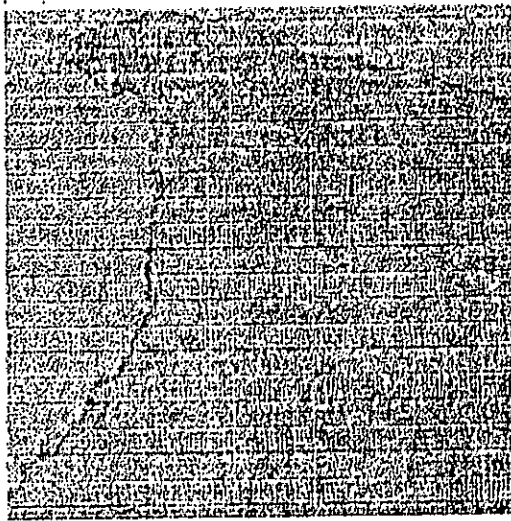


Image 1-4 : Image Imagel

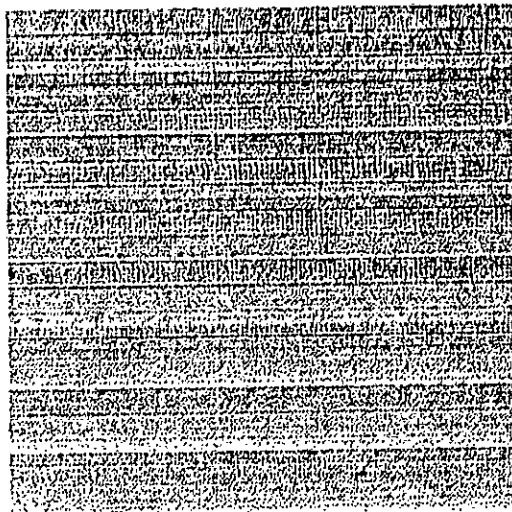


Image 1-5 : Mire de 256 couleurs

# ANALYSE DE TEXTURE PAR LA METHODE DES ISO-SEGMENTS

L'organigramme suivant illustre le processus général d'analyse de texture d'images par la méthode des iso-segments.

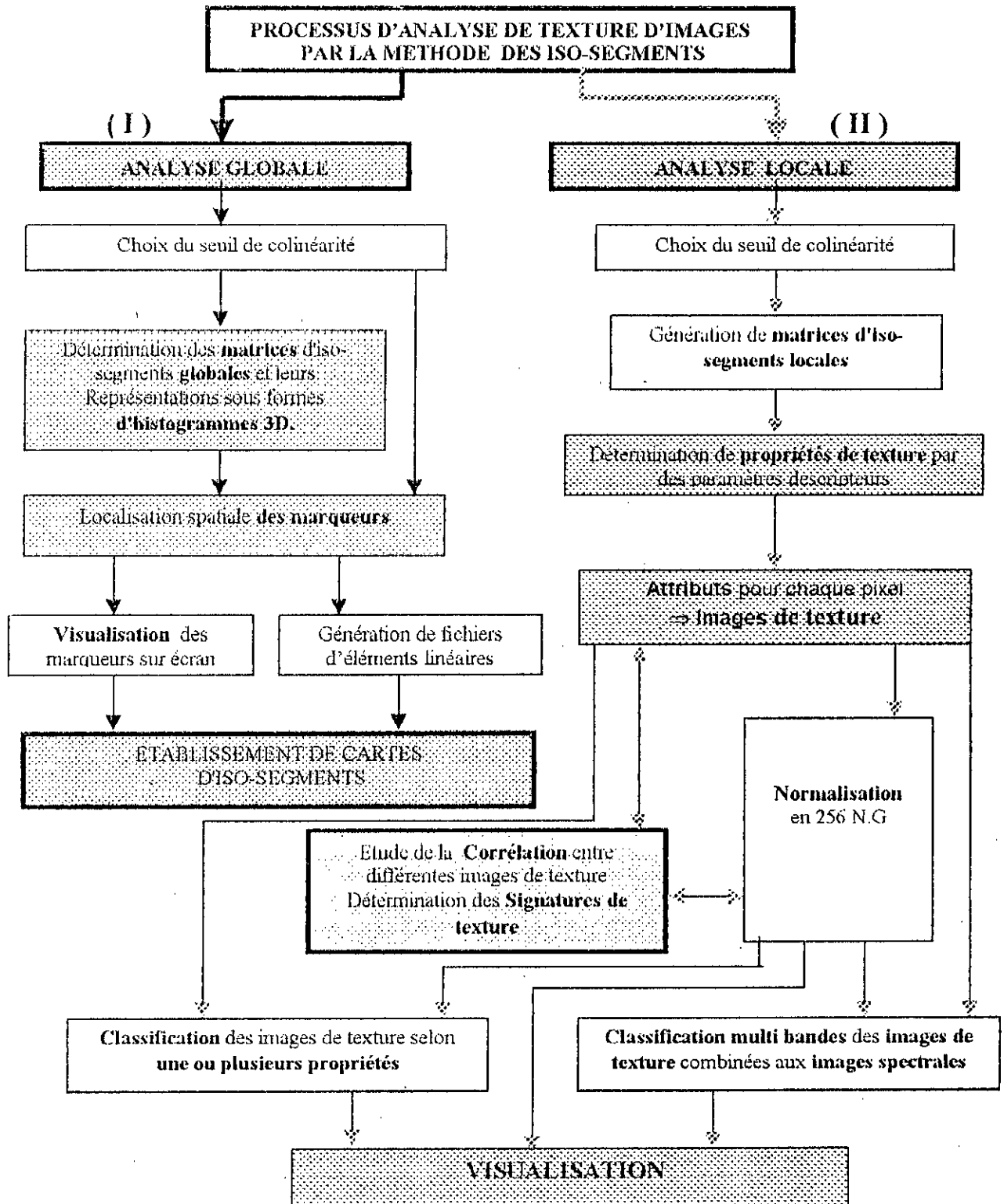


Figure 2-1 : organigramme général pour l'analyse de texture par les iso-segments.

## ANALYSE GLOBALE DE TEXTURE D'UNE IMAGE

### INTRODUCTION

Dans cette partie, nous effectuons une analyse globale de la texture d'une image satellitaire, dans le but de générer des matrices d'iso-segments de toute l'image à analyser et de procéder à la localisation spatiale des iso-segments obéissant à certains critères.

### I. GENERALITES SUR LES MATRICES D'ISO-SEGMENTS

#### I.2. Définitions et formalisme

Tel que défini par Mary. M. Galloway [GAL.75], un iso-segment, dans une image numérique, est un segment de droite constitué de pixels consécutifs ayant le même niveau de gris, suivant une direction " $\theta$ " par rapport à l'horizontale. L'iso-segment est caractérisé donc par son intensité " $i$ " et sa longueur " $l$ " représentant respectivement le niveau de gris des pixels le constituant et leur nombre selon une des quatre directions principales ( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ).

Pour chaque image, nous pouvons déterminer une matrice d'iso-segments selon chacune des directions principales. Chaque matrice d'iso-segments  $M(i, l/\theta)$  est constituée d'éléments  $f(i, l/\theta)$ . Chaque élément  $f(i, l/\theta)$  représente la fréquence d'occurrence de l'iso-segment d'intensité " $i$ ", de longueur " $l$ " et selon la direction " $\theta$ " dans l'image considérée.

Ces définitions sont traduites par les formulations suivantes :

Soit une image numérique plane définie par une matrice " $I$ " de dimensions  $[M \times N]$ . Chaque élément de la matrice  $I(x, y)$  représente le niveau de gris d'un pixel  $p(x, y)$ .

Soit  $D$  un segment de droite contenu dans l'image et constitué de pixels colinéaires  $p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2), \dots, p_j(x_j, y_j)$ .  $[D]$  est orienté selon une direction  $\theta$  par rapport à l'horizontale. Les pixels constituant  $[D]$  sont tels que la distance qui sépare deux pixels consécutifs,  $p_j$  et  $p_{j+1}$ , est constante et égale à  $d$ .

L'expression générale des éléments de la matrice des iso-segments  $M(i, l(d, \theta))$  est la suivante:

$$f(i, l(d, \theta)) = \text{Card}\{p_1(x_1, y_1), \dots, p_l(x_l, y_l) \in I(x, y) / I(x_1, y_1), \dots, I(x_l, y_l) = i, \text{sachant } d \text{ et } \theta\} \quad (2-1)$$

Exemple d'illustration

Nous considérons une petite image " I " de dimension 5 x 5 codée sur 4 niveaux de gris [0 - 3]. Nous définissons les matrices d'iso-segments relatives à " I " dans les quatre directions principales (0°, 45°, 90°, 135°) avec  $d = 1$ .

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 2 & 0 & 1 \\ 3 & 3 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Tableau 2-1 : image de taille 5 x 5 codée sur 4 niveaux de gris

Les matrices d'iso-segments correspondant à l'image [ I ] se présentent comme suit :

$l \backslash i$	1	2	3	4	5
0	5	0	0	0	0
1	6	1	0	0	0
2	6	0	0	0	0
3	2	2	0	0	0

Tableau 2-2 : matrice d'iso-segments direction 0°

$l \backslash i$	1	2	3	4	5
0	5	0	0	0	0
1	8	0	0	0	0
2	3	0	1	0	0
3	6	0	0	0	0

Tableau 2-3 : matrice d'iso-segments direction 45°

$l \backslash i$	1	2	3	4	5
0	5	0	0	0	0
1	6	1	0	0	0
2	6	0	0	0	0
3	4	1	0	0	0

Tableau 2-4 : matrices d'iso-segments direction 90°

$l \backslash i$	1	2	3	4	5
0	2	0	1	0	0
1	3	0	0	0	1
2	3	0	1	0	0
3	3	0	1	0	0

Tableau 2-5 : matrices d'iso-segments direction 135°

La génération de ces matrices donne une information sur la structure globale de l'image ou la structure des primitives de textures locales si elle est calculée dans un domaine réduit.

Pour appliquer cette méthode aux images de télédétection, nous devons l'adapter selon les spécificités de ces images.

De manière générale, dans une image satellitaire, l'aspect global pour un thème donné est représenté par des zones homogènes. Cependant, un même objet peut être représenté par des pixels de radiométries différentes qui se traduisent par des niveaux de gris différents. Cette différence n'est pas importante car elle est due essentiellement aux perturbations atmosphériques et au calibrage des capteurs des satellites lors de l'acquisition de l'image. En effet, nous pouvons considérer que deux pixels appartiennent à un même objet ou type d'objets si la valeur absolue de la différence de leur niveaux de gris est inférieure ou égale à un seuil.

Cette connaissance à priori des images de télédétection nous conduit intuitivement à considérer que des pixels voisins d'intensités voisines peuvent constituer une primitive d'un même objet ou d'un même phénomène physique, représenté dans l'image. Ceci, sachant qu'une primitive constitue un élément fondamental d'un objet donné. Dans le cas de notre étude, la primitive étant un iso-segment, alors, nous pouvons considérer que deux pixels appartiennent à un même iso-segment si la différence de leurs niveaux de gris est inférieur ou égale à un seuil.

Afin d'approcher la solution optimale et de supposer qu'une faible variation d'intensité n'est due qu'aux perturbations extérieures, nous avons proposé une nouvelle définition de la matrice des iso-segments en intégrant un seuil que l'on définit par "seuil de colinéarité" et que nous notons " $s$ ".

## I.2. Approche proposée

### I.2.1. définitions

L'iso-segment est caractérisé comme précédemment par son intensité " $i$ " et sa longueur " $l$ " selon l'une des directions principales et une distance " $d$ " séparant deux pixels consécutifs de cet iso-segment. Mais dans ce cas l'intensité " $i$ " et la longueur " $l$ " dépendent du seuil de colinéarité choisi " $s$ ". L'intensité et la longueur de chaque iso-segment sont déterminés en deux étapes:



Dans une première étape, nous déterminons, pour une direction donnée, des iso-segments constitués, chacun par des pixels dont les intensités sont telles que, la valeur absolue de la différence entre l'intensité de n'importe quel pixel de cet iso-segment et l'intensité de son premier pixel est inférieure ou égale au seuil de colinéarité choisi "  $s$  ". Nous déterminons par la suite le niveau de gris de fréquence maximale dans chaque iso-segment et nous l'affectons à tous les pixels qui le constituent. Nous obtenons ainsi des iso-segments dont chacun est caractérisé par sa longueur  $l$  et son intensité  $i$  correspondant respectivement au nombre de pixels qui le constituent et leur intensité. Nous appelons les iso-segments ainsi définis, *les iso-segment primaires*. Cette première étape est illustrée par la figure 2-2.

Dans cet exemple, nous considérons une suite de pixels dans une direction donnée, nous choisissons un seuil de colinéarité de valeur égale à 1 et nous générons selon l'approche proposée les iso-segments primaires.

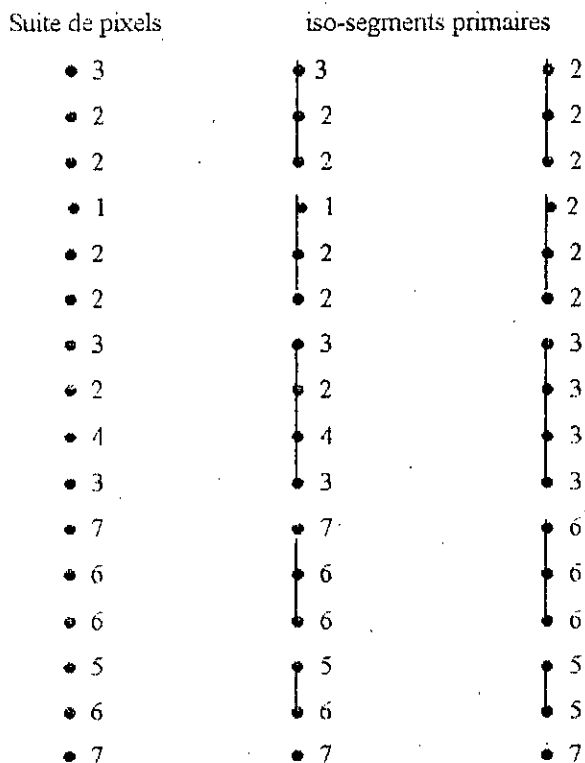


Figure 2-2 : exemple d'illustration de la génération d'iso-segments d'ordre 1

Après cette première étape, nous pouvons obtenir, dans une direction donnée des iso-segments primaires successifs ayant des intensités égales ou appartenant à un intervalle de niveau de gris correspondant au seuil de colinéarité choisi. Nous effectuons, dans une deuxième étape, un regroupement de ces iso-segments primaires, selon toujours le seuil de colinéarité choisi, en d'autres plus longs ou *iso-segment d'ordre deux*. Nous caractérisons

chaque nouvel iso-segment (d'ordre 2) par sa longueur et son intensité correspondant respectivement à la somme des longueurs des iso-segments primaires qui le constituent et à l'intensité de fréquence maximale de ces iso-segments primaires. Cette deuxième étape est illustrée par la figure 2-3.

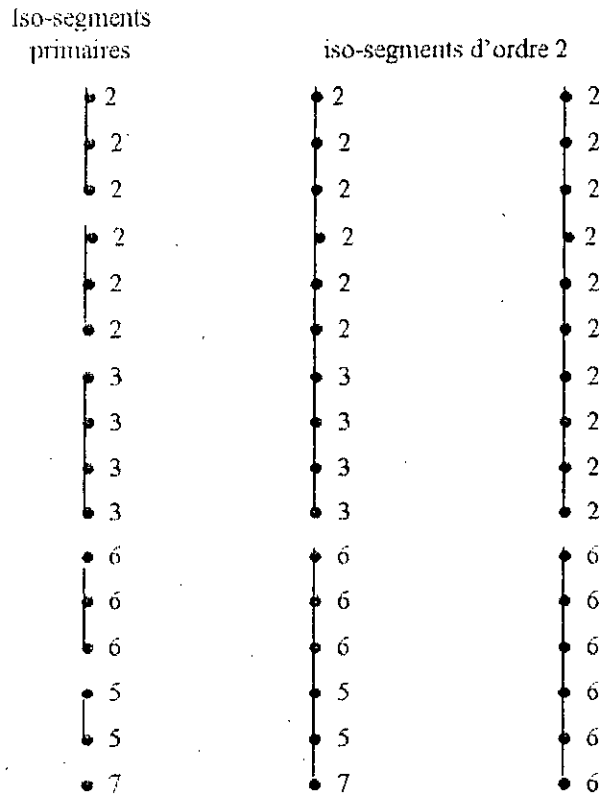


Figure 2-3 : Exemple d'illustration de la génération des iso-segments d'ordre 2 à partir d'iso-segments primaires

La matrice d'iso-segment  $M[i, l(d, \theta, s)]$  est ainsi définie de la même manière que celle définie précédemment, sauf que chaque élément de cette matrice,  $f(i, l(d, \theta, s))$ , représente la fréquence d'occurrence d'un iso-segment d'ordre deux, d'intensité "  $i$  " et de longueur "  $l$  " selon une direction "  $\theta$  ", une distance "  $d$  " et un seuil de colinéarité "  $s$  ".

### I.2.2. formulations

Avant de définir la formulation qui nous donne l'expression générale de chaque élément de la matrice des iso-segments (d'ordre deux), nous devons d'abord établir les opérations définies dans la première étape et qui engendrent une transformation de certains niveaux de gris de l'image.

Soit une image numérique  $I(x, y)$  de dimensions  $[M, N]$ , constituée de pixels  $p(x_1, y_1), p(x_1, y_2), \dots, p(x_1, y_j), \dots, p(x_m, y_n)$ . A chaque pixel  $p(x_i, y_j)$  correspond un niveau de gris  $I(x_i, y_j)$ .

Soit  $E$  l'ensemble des lignes parallèles formant une image " I " selon chacune des directions principales.

$$E = \{N_1, N_2, \dots, N_j, \dots, N_k\}$$

Chaque élément  $N_j$  de  $E$  est donc un ensemble de pixels consécutifs et colinéaires.

Soient  $p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jk}, \dots, p_{jg}$  les pixel constituant  $N_j$  et à chaque pixel  $p_{jk}$  correspond un niveau de gris  $I_{jk}$ .

$$N_j = \{p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jk}, \dots, p_{jg} / p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jg} \in I(x, y), \text{ et } p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jg} \text{ consécutifs}\} \quad (2-2)$$

Chaque ensemble  $N_j$  est composé de partitions (sous-ensembles de  $N_j$ ) constituant des iso-segments primaires.

Soit  $M_j$  l'ensemble des partitions de  $N_j$  ainsi définies.

$$M_j = \{IS_{j1}, IS_{j2}, \dots, IS_{jk}, \dots, IS_{jp}\} \quad (2-3)$$

Soit  $IS_{jk}$  le  $k^{\text{ième}}$  iso-segment primaire, élément de  $M_j$  et constitué de pixels éléments de  $N_j$ .

$$IS_{jk} = \{p_{jk}^1, p_{jk}^2, \dots, p_{jk}^r, \dots, p_{jk}^l\} \quad (2-4)$$

Et à chaque pixel  $p_{jk}^r$  correspond une intensité  $i_{jk}^r$ .

L'expression générale de chaque partition (iso-segment  $IS_{jk}$ ) est donné par la formule suivante :

$$IS_{jk}(l_{jk}, l_{jk}(d, \theta, s)) = \{p_{jk}^1, p_{jk}^2, \dots, p_{jk}^r, \dots, p_{jk}^l / p_{jk}^1, p_{jk}^2, \dots, p_{jk}^r, \dots, p_{jk}^l \in N_j, \text{ et } |i_{jk}^1 - i_{jk}^r| \leq s, \text{ sachant } \det \theta\} \quad (2-5)$$

Avec :  $l_{jk}$  = nombre de pixels constituant  $IS_{jk}$

$i_{jk}$  = intensité de fréquence maximale des pixels de l'iso-segment  $IS_{jk}$

$$i_{jk}^r \in [i_{jk}^1 - s, i_{jk}^1 + s]$$

En effet, aux éléments  $IS_{j1}, IS_{j2}, \dots, IS_{jk}, \dots, IS_{jp}$  (iso-segments primaires) de l'ensemble  $M_j$ , correspondent respectivement les intensités  $i_{j1}, i_{j2}, \dots, i_{jk}, \dots, i_{jp}$  et les longueurs  $l_{j1}, l_{j2}, \dots, l_{jk}, \dots, l_{jp}$

Dans une deuxième étape, nous effectuons une partition de  $M_j$  par rapport aux iso-segments primaires au lieu de pixels. Chacune de ces partitions va constituer un iso-segment d'ordre deux.

Soit  $R_j$  l'ensemble de ces partitions.

$$R_j = \{LIS_{j1}, LIS_{j2}, \dots, LIS_{jp}, \dots, LIS_{jm}\} \quad (2-6)$$

$$LIS_{jp} = \{IS_{jp}^1, IS_{jp}^2, \dots, IS_{jp}^e, \dots, IS_{jp}^L\} \quad (2-7)$$

Avec  $i_{jp}^1, i_{jp}^2, \dots, i_{jp}^e, \dots, i_{jp}^L$  les intensités correspondant aux iso-segments primaires  $IS_{jp}^1, IS_{jp}^2, \dots, IS_{jp}^e, \dots, IS_{jp}^L$ .

On obtient ainsi les iso-segments d'ordre deux, intervenant dans le calcul de la matrice des iso-segments.

La nouvelle formulation de la matrice des iso-segments devient alors:

$$f(i_{jp}^1, L_{jp}(d, \theta, s)) = \text{Card}\{IS_{jp}^1, IS_{jp}^2, \dots, IS_{jp}^e, \dots, IS_{jp}^L / IS_{jp}^1, IS_{jp}^2, \dots, IS_{jp}^e, \dots, IS_{jp}^L \in M_j, \text{ et } |i_{jp}^1 - i_{jp}^e| \leq s, \text{ sachant}\} \quad (2-8)$$

Avec :  $i_{jp}$  = intensité de fréquence maximale des iso-segments primaires constituant

l'iso-segment d'ordre deux  $LIS_{jp}$

$L_{jp}$  = Nombre de pixels constituant  $LIS_{jp}$   $L_{jp} = l_{jp}^1 + l_{jp}^2 + \dots + l_{jp}^L$

$$i_{jp}^e \in [i_{jp}^1 - s, i_{jp}^1 + s]$$

**Remarque :** Pour  $s = 0$  nous retrouvons la matrice des iso-segments initiale.

Les iso-segments primaires, d'une ligne d'une image et selon une direction choisie, sont générés selon l'organigramme donné par la figure 2-4 et les iso-segments d'ordre 2 sont générés de la même manière à partir de  $N_j'[G]$  au lieu de  $N_j[G]$ .

Un exemple d'illustration, pour la détermination des matrices d'iso-segments, est donné par les tableaux 2-6 à 2-14. Cet exemple est appliqué à une petite image de taille 5x5.

Dans l'organigramme figure 2-4:

$N_j[G]$  : Vecteur constitué d'une suite de G pixels selon une direction donnée et leurs intensités dans l'image.

G : Nombre total de pixels dans  $N_j[G]$

$N_j'[G]$  : Vecteur constitué d'une suite de G pixels selon une direction donnée et dont les intensités sont celles des pixels constituant les iso-segments primaires.

$k$  : Compteur de pixels dans  $N_j[G]$ .

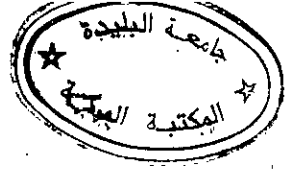
$a$  : Numéro d'ordre dans  $N_j[G]$  du premier pixel d'un iso-segment primaire.

$b$  : Intensité du premier pixel d'un iso-segment primaire avant égalisation des intensités.

$p$  : Compteur de pixels dans un iso-segment primaire.

$i$  : Représente l'intensité de fréquence maximale dans un iso-segment primaire avant égalisation des intensités.

$l$  : Une variable.



## ***DEDICACES***

*A la mémoire de mon père, à la mémoire de ma mère.*

*A ma femme Malika, à mes enfants Yakout, Thinhinène, Karim pour tant de moments de loisirs reportés.*

*A mes frères et sœur et particulièrement Hamza.*

*A mes beaux parents et en particulier mon beau père TILIKETE Ammar et mon beau frère Said*

*Merzouk BELKACEMI*

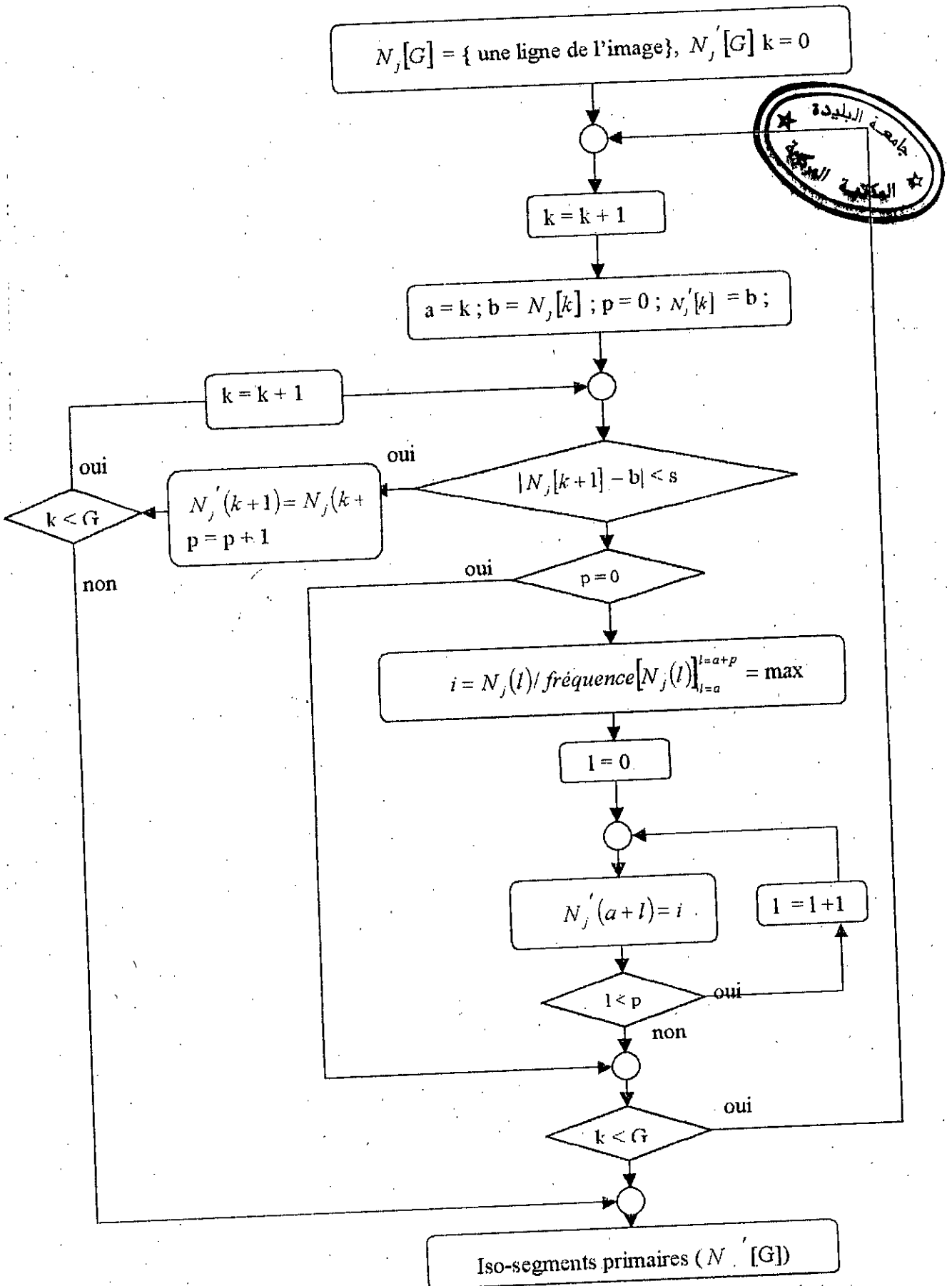


Figure 2-4 : Schéma fonctionnel de l'algorithme qui génère les iso-segments primaires

Exemple d'illustration sur une petite image

Nous considérons comme dans l'exemple traité précédemment, une petite image " I " de dimension [ 5 X 5 ] représentée en 4 niveaux de gris [ 0 - 3]. nous définissons les matrices d'iso-segments relatives à " I " dans les quatre directions principales (0°, 45°, 90°, 135°) avec  $d = 1$ .

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 2 & 0 & 1 \\ 3 & 3 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Tableau 2-6 : Image de taille 5 x 5 représentée en 4 niveau de gris

Selon un seuil de colinéarité choisi égal à un (1), après la première étape nous obtenons les images transformées suivantes selon les quatres directions:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & 3 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 3 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Tableau 2-7: Image transformée direction 0°

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 3 & 1 & 2 \\ 3 & 3 & 1 & 2 & 1 \\ 0 & 3 & 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Tableau 2-8 : Image transformée direction 45°

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 3 & 3 \\ 1 & 1 & 2 & 0 & 1 \\ 3 & 3 & 2 & 2 & 1 \\ 0 & 3 & 2 & 2 & 1 \\ 0 & 3 & 2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Tableau 2-9 : Image transformée direction 90°

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 2 & 0 & 1 \\ 3 & 2 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Tableau 2-10: image transformée direction 135°



Les matrices d'iso-segments correspondant aux images précédentes, selon un seuil de colinéarité égal à un (1) sont :

$i \backslash l$	1	2	3	4	5
0	1	2	0	0	0
1	0	2	2	0	0
2	0	0	1	0	0
3	1	3	0	0	0

Tableau 2-11: Matrice d'iso-segments direction 0°

$i \backslash l$	1	2	3	4	5
0	2	0	0	0	0
1	3	3	0	0	0
2	1	1	0	1	0
3	4	1	1	0	0

Tableau 2-12: Matrice d'iso-segments direction 45°

$i \backslash l$	1	2	3	4	5
0	3	1	0	0	0
1	0	2	0	1	0
2	0	1	0	1	0
3	3	0	1	0	0

Tableau 2-13: Matrice d'iso-segments direction 90°

$i \backslash l$	1	2	3	4	5
0	2	0	1	0	0
1	2	0	0	0	1
2	1	0	1	1	0
3	2	0	1	0	0

Tableau 2-14: Matrice d'iso-segments direction 135°

## II. GENERATION DES MATRICES D'ISO-SEGMENTS ET LEUR REPRÉSENTATION EN 3D.

### II.1. Définition

Nous définissons une *matrice d'iso-segments globale*, comme étant une matrice constituée d'éléments  $f(i, l / (d, \theta, s))$  dont chacun représente la fréquence d'occurrence, d'un iso-segment d'intensité  $i$ , de longueur  $l$ , selon la nouvelle formulation.

Ces matrices, nous permettent d'établir un inventaire des *primitives* qui constituent les objets ou les phénomènes physiques dans une image donnée.

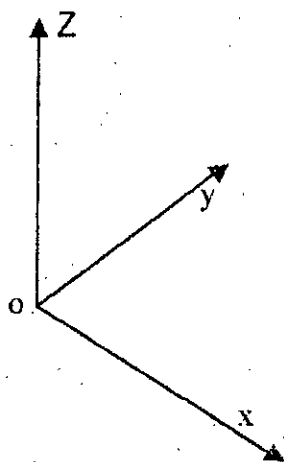
Pour une image " I " de taille  $M \times N$ , représentée en  $Ng+1$  niveaux de gris  $[0-Ng]$ , la taille maximale d'une matrice d'iso-segments relative à cette image est égale au produit du maximum de  $M$  et  $N$  par le nombre de niveaux de gris ( $Ng + 1$ )

Par exemple, pour une image de dimensions  $128 \times 256$  représentée en 64 niveaux de gris  $[0 - 63]$ , les matrices d'iso-segments peuvent atteindre la taille  $256 \times 64$ .

## II.2. Histogrammes des iso-segments

Une interprétation graphique des matrices d'iso-segments globales, sous forme d'*histogrammes à trois dimensions (3 D)*, nous permet d'apprécier la répartition de ces primitives selon leurs longueurs et leurs intensités pour chacune des directions principales.

Les histogrammes sont représentés dans un repère orthonormé dans l'espace à trois dimensions  $(o, x, y, z)$  où :



- L'axe ox correspond aux niveaux de gris.
- L'axe oy correspond aux longueurs d'iso-segments
- L'axe oz correspond aux fréquences d'occurrence

Figure 2-5: Repère orthonormé à 3D pour représentation des matrices d'iso-segments

Le repérage interactif selon l'axe oy, nous permet de mettre en avant de l'écran l'histogramme de fréquences relatives à une longueur choisie " l ". Un curseur nous permet de parcourir cet histogramme selon l'axe ox pour indiquer et lire la fréquence d'occurrence correspondant à chaque niveau de gris.

### II.3. Réalisations, résultats et commentaires

Nous avons développé et réalisé des procédures permettant la détermination des matrices d'iso-segments globales, dans les quatre directions principales, pour des images de dimensions quelconques et avec la possibilité de choix du seuil de colinearité par l'utilisateur.

Pour l'interprétation qualitative des primitives de texture dans l'image étudiée, nous avons développé des outils nécessaires à la représentation en 3D des matrices d'iso-segments, ainsi qu'à l'accès interactif aux fréquences d'occurrences des segments selon leurs niveaux de gris et leurs longueurs.

Les algorithmes développés et réalisés sont testés dans un premier temps sur l'image Damier et par la suite appliqués sur une image réelle.

#### II.3.1. Résultats obtenus sur l'image Damier

Les répartitions des iso-segments selon leurs longueurs et leurs intensités sont représentés dans les tableaux (2-15 et 2-16) et les résultats obtenus sur cette image sont donnés par les figures( 2-6, 2-7, 2-8 et 2-9).

Longueurs des iso-segments	Nombre total d'iso-segments	Nombre d'iso-segments d'intensité 0	Nombre d'iso-segments d'intensité 200
32	2048	1024	1024

Tableau 2-15 : Répartition des iso-segments selon leurs longueurs et leurs intensités pour l'image damier dans les directions 0° et 90°

Longueurs d'iso-segment	Nombre d'iso-segments par longueur	Nombre d'iso-segments d'intensité 0° Direction 45°	Nombre d'iso-segments d'intensité 200° Direction 45°	Nombre d'iso-segments d'intensité 0° Direction 135°	Nombre d'iso-segments d'intensité 200° Direction 135°
1	128	64	64	64	64
2	128	64	64	64	64
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
31	128	64	64	64	64
32	2	0	2	2	0
64	2	2	0	0	2
96	2	0	2	2	0
128	2	2	0	0	2
160	2	0	2	2	0
192	2	2	0	0	2
224	2	0	2	2	0
256	1	1	0	0	1

Tableau 2-16: repartition, des iso-segments selon leurs longueurs et leurs intensités pour l'image damier dans les directions 45°et 135°.

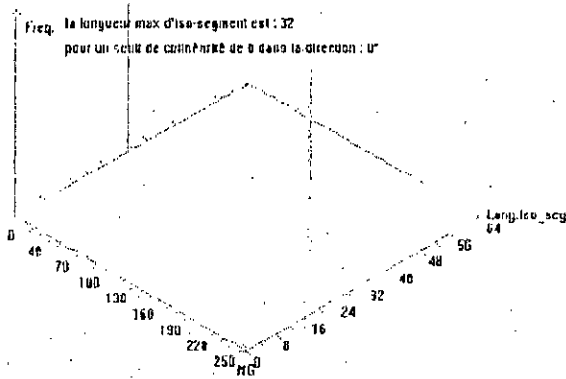


Figure 2-6: Histogramme d'iso-segments de l'image damier (direction 0°)

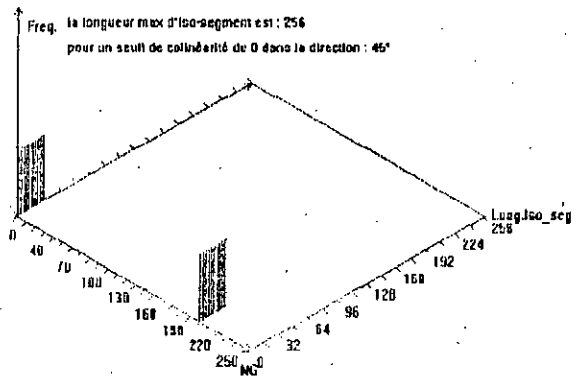


Figure 2-7: Histogramme d'iso-segments de l'image damier (direction 45°)

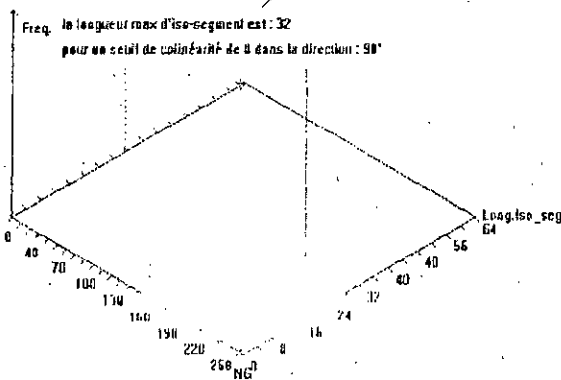


Figure 2-8: Histogramme d'iso-segments de l'image damier (direction 90°)

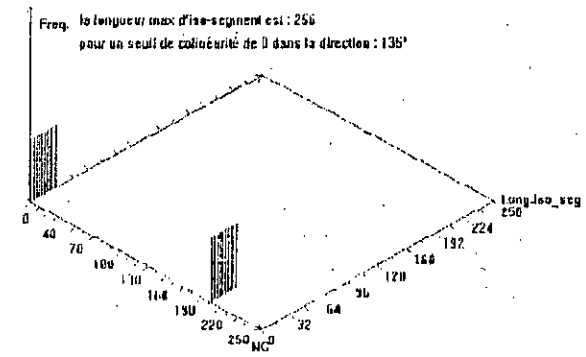


Figure 2-9: Histogramme d'iso-segments de l'image damier (direction 135°)

Nous remarquons que les fréquences d'occurrences d'iso-segments déterminés et représentés par les différents algorithmes sur l'image damier correspondent en longueurs et en intensités aux résultats prévus. Ceci nous a permis de confirmer le bon fonctionnement des algorithmes.

### II.3.2. Résultats obtenus sur l'image satellitaire

Nous avons appliqué les mêmes algorithmes pour la génération des matrices d'iso-segments de l'image satellitaire « Imagtest » selon les quatre directions principales et des valeurs de seuils de colinéarité différentes. Les résultats obtenus sont représentés par les tableaux 2-17, 2-18, 2-19 et 2-20 et les figures 2-10, 2-11, 2-12 et 2-13.

Seuil de colinéarité	Après la première étape		Après la deuxième étape	
	Nombres total d'iso-segments primaires	Longueur maximale d'iso-segment primaire	Nombres total d'iso-segments d'ordre deux	Longueur maximale d'iso-segment d'ordre deux
0	55419	10	55419	10
1	40699	35	38697	43
2	31277	50	28197	50
3	24704	50	21035	74
4	20056	54	16141	102
5	16431	88	12497	102
6	13577	98	9896	116
7	11442	114	7843	129
8	9573	114	6300	139
9	8234	114	5067	155
10	7103	114	4141	223

Tableau 2-17 : Image Imagtest direction 0° : Nombres et longueurs maximales des iso-segments selon différentes valeurs de seuil de colinéarité

Seuil de colinéarité	Après la première étape		Après la deuxième étape	
	Nombres total d'iso-segments primaires	Longueur maximale d'iso-segment primaire	Nombres total d'iso-segments d'ordre deux	Longueur maximale d'iso-segment d'ordre deux
0	57921	8	57921	8
1	45075	21	43514	28
2	35639	27	32787	33
3	28754	30	25148	56
4	23686	46	19612	81
5	19647	52	15539	89
6	16563	69	12493	95
7	14026	79	10001	100
8	11958	88	8081	108
9	10271	95	6635	108
10	8818	95	5512	119

Tableau 2-18 : Image Imagtest direction 45° : Nombres et longueurs maximales des iso-segments selon différentes valeurs de seuil de colinéarité

Seuil de colinéarité	Après la première étape		Après la deuxième étape	
	Nombres total d'iso-segments primaires	Longueur maximale d'iso-segment primaire	Nombres total d'iso-segments d'ordre deux	Longueur maximale d'iso-segment d'ordre deux
0	55311	8	55311	8
1	41622	21	39922	25
2	32348	26	29422	36
3	25848	37	22233	43
4	20824	41	17037	53
5	17240	43	13216	76
6	14475	53	10506	94
7	12104	55	8401	106
8	10327	78	6847	108
9	8867	85	5534	140
10	7611	98	4578	209

Tableau 2-19 : Image Imagtest direction 90° : Nombres et longueurs maximales des iso-segments selon différentes valeurs de seuil de colinéarité

Seuil de colinéarité	Après la première étape		Après la deuxième étape	
	Nombres total d'iso-segments primaires	Longueur maximale d'iso-segment primaire	Nombres total d'iso-segments d'ordre deux	Longueur maximale d'iso-segment d'ordre deux
0	58420	8	58420	8
1	45980	19	44584	23
2	37146	27	34521	30
3	30534	35	27313	35
4	25477	45	21667	41
5	21455	38	17349	55
6	18191	49	14010	59
7	15558	49	11395	71
8	13275	51	9324	87
9	11614	71	7779	103
10	10085	81	6384	125

Tableau 2-20: Image Imagtest direction 135° : Nombres et longueurs maximales des iso-segments selon différentes valeurs de seuil de colinéarité

Nous constatons que plus le seuil de colinéarité est grand, plus le nombre total d'iso-segments diminue avec un nombre plus élevé des iso-segments longs. Cette interprétation est illustrée par les courbes 3D de  $(i, l, f(i, l))$  en offrant à l'utilisateur l'outil interactif pour consulter et analyser les données.

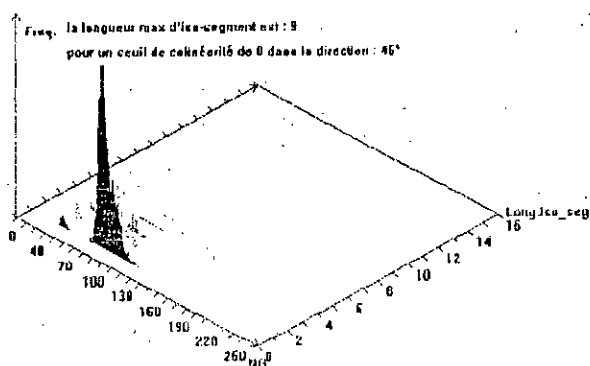


Figure 2-10 : image Imagtest: Histogramme d'iso-segment dans la direction 45° avec un seuil de colinéarité égal à 0.

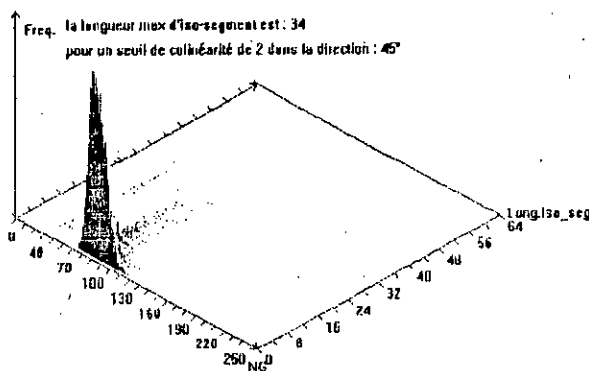


Figure 2-11 : image Imagtest: Histogramme d'iso-segment dans la direction 45° avec un seuil de colinéarité égal à 2.

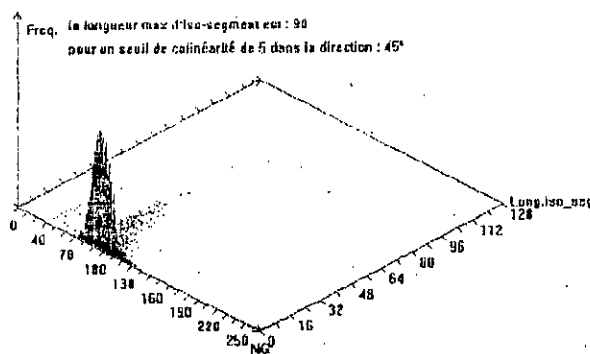


Figure 2-12 : image Imagtest: Histogramme d'iso-segment dans la direction 45° avec un seuil de colinéarité égal à 5.

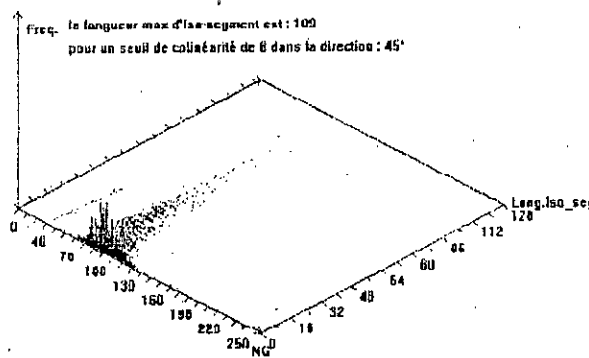


Figure 2-13 : image Imagtest: Histogramme d'iso-segment dans la direction 45° avec un seuil de colinéarité égal à 8.

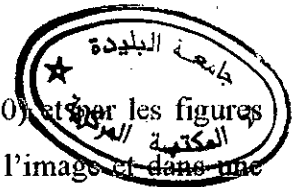
## Conclusion

Les résultats représentés par les tableaux ( 2-17, 2-18, 2-19 et 2-20) et par les figures (2-10, 2-11, 2-12 et 2-13) montrent que le nombre d'iso-segments dans l'image et dans une direction donnée diminue avec l'augmentation du seuil de colinéarité. Les longueurs d'iso-segments, par contre, augmentent avec l'augmentation du seuil de colinéarité.

Nous pouvons conclure qu'avec l'augmentation du seuil de colinéarité : Dans la première étape de calcul, des pixels successifs et de niveaux de gris voisins ( selon le seuil de colinéarité), sont affectés à un même iso-segment primaire. Dans la deuxième étape de calcul, des iso-segments primaires, de niveaux de gris voisins, sont rassemblés pour constituer un iso-segment d'ordre deux..

Les tableaux ( 2-17, 2-18, 2-19 et 2-20) montrent que les iso-segments déterminés dans la deuxième étape sont plus longs que ceux déterminés dans la première étape pour un seuil de colinéarité donné. Ceci nous permet de conclure que l'introduction d'une deuxième étape de calcul, pour la détermination des iso-segments, nous évite le choix d'un seuil de colinéarité trop élevé. Le choix d'un seuil de colinéarité trop élevé peut engendrer la confusion d'objets différents ayant des réponses spectrales voisines.

La figure 2-10 représente la matrice d'iso-segments globale de l'image Imagtest avec un seuil de colinéarité égal à zéro. Une analyse de cet histogramme nous montre que l'image est constituée d'iso-segments courts (de longueurs inférieures à neuf) avec une majorité concentrée aux longueurs un et deux. Ceci peut nous amener à conclure que l'image est très hétérogène. Une analyse des figures 2-11, 2-12 et 2-13 montre que la considération d'un seuil de colinéarité, acceptable par rapport à la dynamique de l'image, nous permet de réduire le nombre d'iso-segments de longueurs un et deux et de déterminer des iso-segments plus longs. Nous pouvons conclure que le choix d'un seuil de colinéarité optimal peut nous aider à mettre en évidence des structures linéaires non détectables par la méthode traditionnelle.



### III. LOCALISATION SPATIALE DES MARQUEURS

Nous appelons « *marqueur* », tout iso-segment (primitive) ayant une longueur supérieure à une longueur donnée. Les iso-segments seront déterminés selon la nouvelle formulation.

#### III.1. But envisagé

L'objectif essentiel est de localiser spatialement dans l'image, des marqueurs, selon les quatre directions principales. Cette localisation se traduit, soit par une visualisation sur écran de ces marqueurs, soit par un stockage des informations, relatives à leurs positions et leurs intensités, dans un fichier de données dans le but d'établir ultérieurement des cartes d'iso-segments et enfin la reconstruction d'une structure allongée ou linéaire par le principe de 4 ou 8 connexités entre marqueurs.

#### III.2. Procédés de localisation des marqueurs

Les procédés de localisation des marqueurs que nous avons développés sont basés sur un balayage de l'image par une fenêtre. Le balayage s'effectue de gauche à droite et de haut en bas avec un pas de " 1 " dans les deux sens. La taille de la fenêtre dépend du type de marqueurs à localiser et du choix de l'utilisateur.

a) Le premier procédé développé consiste en la représentation, pour chaque déplacement de la fenêtre de balayage, de la primitive la plus longue, contenue dans cette fenêtre, selon les quatre directions principales et avec un seuil de colinéarité choisi. Ce procédé met donc en évidence les iso-segments les plus longs localement.

Par ce procédé, les longueurs des marqueurs dépendent de la taille de la fenêtre de balayage. Plus cette fenêtre est grande, plus les iso-segments courts sont ignorés. A la limite, si les dimensions de la fenêtre équivalent celles de l'image, nous aurons un seul marqueur représenté et ce sera l'iso-segment le plus long de toute l'image selon les quatre directions.

b) Le second procédé consiste en la localisation de primitives de longueurs supérieures à une longueur choisie (de référence), selon l'une ou l'autre des directions principales ou des quatre à la fois. Cette longueur de référence est considérée comme un seuil minimum de longueur et est choisie par l'utilisateur sur les histogrammes des iso-segments définis précédemment. Ce seuil est appliqué à toute l'image et la taille de la fenêtre de balayage doit obligatoirement lui être supérieure ou égale.



## **REMERCIEMENTS**

*Ce mémoire est réalisé au laboratoire de traitement d'images de l'institut d'électronique de l'Université de BLIDA , sous la direction de Madame A. BELHADJ-AISSA Maître de conférence et directeur de recherche au laboratoire de traitement d'images et rayonnement de la faculté de génie électrique de l'USTHB.*

*Je remercie particulièrement Mme. A. BELHADJ-AISSA pour m'avoir intégré dans son équipe de recherche et pour avoir dirigé mes travaux tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Qu'il me soit permis de lui exprimer toute ma gratitude pour sa confiance et sa constante disponibilité.*

*Je tiens à remercier le Professeur A. GUESSOUM, Doyen de la faculté des sciences de l'ingénieur de l'Université de BLIDA, pour ses encouragements et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de ce mémoire.*

*Je remercie également Mademoiselle N. BENBLIDIA, Chargée de recherche au laboratoire de traitement d'images de l'institut d'électronique de l'université de BLIDA, pour avoir accepté de prendre de son temps pour examiner mon travail et faire partie du jury.*

*Je remercie vivement Monsieur Y. SMARA Maître de conférence à la faculté de génie électrique de l'USTHB pour m'avoir accueilli chaleureusement au sein du laboratoire de traitement d'images, pour ses précieux conseils et pour avoir pris de son temps pour examiner mon travail et faire partie du jury.*

*Je remercie, très sincèrement Monsieur M. BENSEBTI Maître de conférence et Directeur adjoint de la DRPG à l'institut d'électronique de l'Université de BLIDA, pour ses conseils, pour avoir mis à ma disposition tous les moyens matériels sans aucune hésitation et pour avoir accepté de prendre de son temps pour examiner mon travail et faire partie du jury.*

*Enfin, j'exprime toute ma gratitude à ceux qui de près ou de loin ont contribué à l'élaboration de ce mémoire.*

### III.3. Réalisation, résultats et commentaires

Nous avons implémenté ces deux procédés de localisation des marqueurs et appliqué les algorithmes, en un premier temps sur l'image Damier pour une validation algorithmique. Par la suite, nous avons appliqué ces algorithmes sur l'image réelle « Imagtest » pour apprécier l'apport des différents procédés.

L'utilisateur a la possibilité de choisir :

- Le seuil de colinéarité.
- La taille de la fenêtre de balayage.
- Le seuil minimum de longueur des primitives.



#### III.3.1. Application à l'image Damier

Les résultats obtenus sur l'image damier sont donnés par les images 2-1, 2-2 et 2-3. Ces résultats correspondent bien aux résultats attendus et qui confirme le bon fonctionnement des algorithmes.



image 2-1 : direction 45°

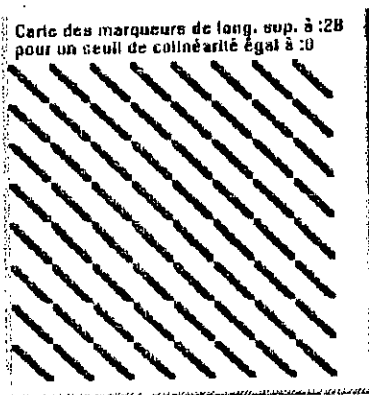


image 2-2 : direction 135°

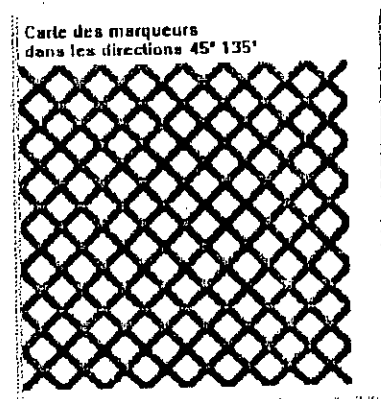


image 2-3 : directions 45° et 135°

Les image 2-1, 2-2 et 2-3 représentent les iso-segments de longueurs supérieures à 28 dans l'image damier respectivement dans les directions 45°, 135° et des deux directions à la fois avec un seuil de colinéarité égal à 0 et un seuil minimum de longueur égal à 28.

III.3.2. Application à l'image réelle

Le tableau suivant nous donne une estimation numérique des marqueurs selon différents seuils de colinéarité, dans la direction 45°. Selon les lignes, nous avons les seuils de colinéarité " S " et selon les colonnes, les longueurs des marqueurs " L ".

	$L \geq 1$	$L \geq 2$	$L \geq 5$	$L \geq 10$	$L \geq 20$	$L \geq 30$	$L \geq 50$
S = 0	57921	6347	50	0	0	0	0
S = 1	43514	11846	1131	148	12	0	0
S = 2	32787	12911	2482	457	64	6	0
S = 3	25148	12343	3413	882	146	24	3
S = 4	19612	11282	3972	1263	269	59	6
S = 5	15539	9942	4218	1609	430	140	13

Tableau 2-21 : nombre de marqueurs selon différents seuils de colinéarité et différentes longueurs.

La représentation des marqueurs selon certaines valeurs de seuils de colinéarité et dans la direction 45°, nous donne les images suivantes :

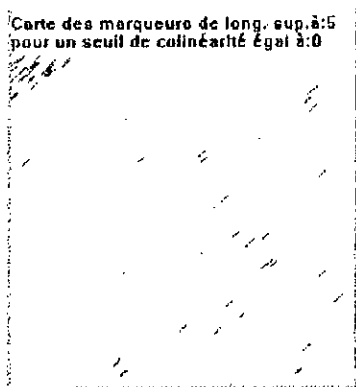


image 2-4 : 50 marqueurs

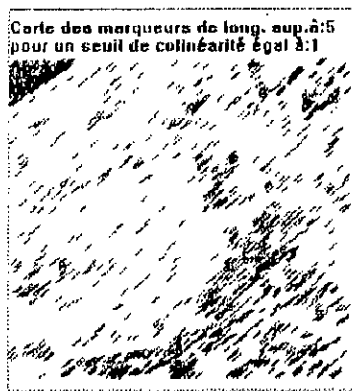


image 2-5 : 1131 marqueurs



image 2-6 : 2482 marqueurs

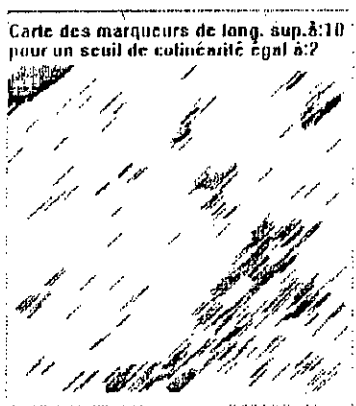


image 2-7 : 457 marqueurs

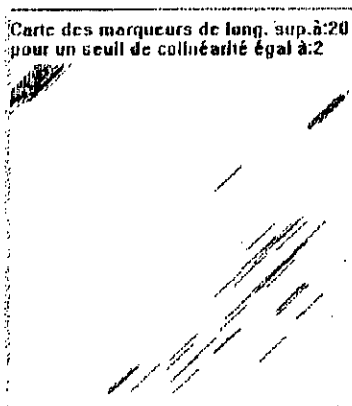


image 2-8 : 64 marqueurs

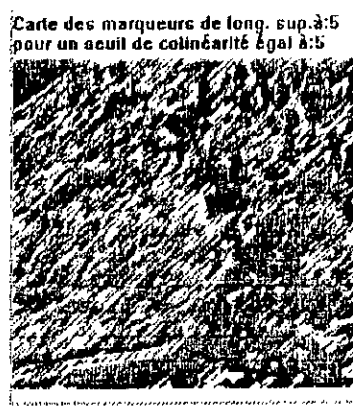


image 2-9 : 4218 marqueurs

Carte des marqueurs de long. sup. à:10  
pour un seuil de colinéarité égal à:5

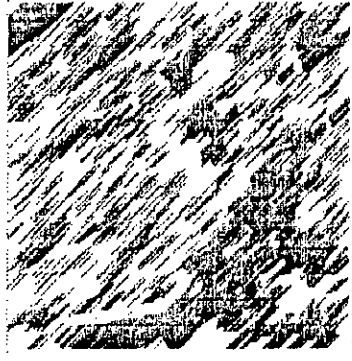


Image 2-10 : 1609 marqueurs

Carte des marqueurs de long. sup. à:20  
pour un seuil de colinéarité égal à:5



Image 2-11 : 430 marqueurs

Carte des marqueurs de long. sup. à:30  
pour un seuil de colinéarité égal à:5



Image 2-12 : 140 marqueurs

Carte des marqueurs de long. sup. à:50  
pour un seuil de colinéarité égal à:5

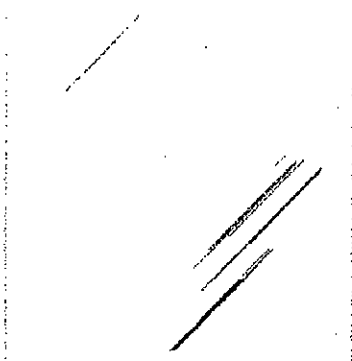


Image 2-13 : 13 marqueurs

Carte des marqueurs de long. sup. à:30  
pour un seuil de colinéarité égal à:5

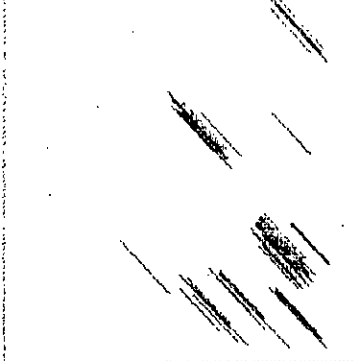


Image 2-14 : 59 marqueurs à 135°

Carte des marqueurs  
dans les directions 45° 135°

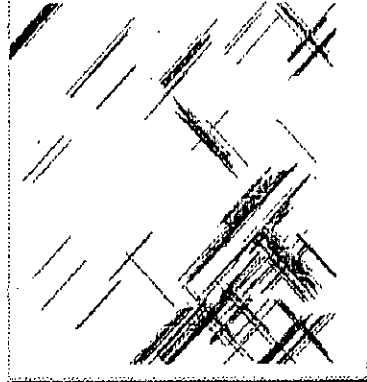


Image 2-15 : 140 et 59 marqueurs  
à 45° et 135°

## Conclusion

Une analyse du tableau 2-21 montre que de faibles variations du seuil de colinéarité engendrent une diminution importante d'iso-segments de longueurs égales à un (1). Ceci montre qu'il y a des adjonctions de pixels isolés (iso-segments de longueurs égales à un) et avec d'autres pixels, dans leur voisinage immédiat, pour générer des iso-segments plus longs. La considération d'un seuil de colinéarité nous permet donc de mettre en évidence des iso-segments longs représentant le même type d'objet, ce qui n'est pas possible selon l'approche traditionnelle. Les images 2-4, 2-5 et 2-6 nous permettent une meilleure appréciation de ce phénomène.

L'image 2-4 représente les marqueurs de longueurs supérieures à cinq (5) (au nombre de 50) avec un seuil de colinéarité égal à zéro (0). Ces marqueurs sont donc déterminés par la

méthode initiale. Nous constatons que l'image obtenue ne ressort aucune structure particulière. Nous remarquons que même la partie mer de l'image qui est une zone homogène présente une hétérogénéité. Ceci était prévisible par l'analyse de l'histogramme figure 2-12 qui donne une longueur maximale d'iso-segment égale à neuf (9).

L'image 2-5 montre que pour un seuil de colinéarité égal à un, la partie mer de l'image « Imagtest » apparaît plus homogène. Ceci montre que la considération d'un seuil de colinéarité est nécessaire pour adapter cette méthode aux images de télédétection.

Pour un seuil de colinéarité égal à un, le tableau 2-21 montre que le nombre d'iso-segments de longueurs égales à un, est passé de 51574 (pour  $S = 0$ ) à 31668 (pour  $S = 1$ ).

D'après les résultats représentés par les images (2-6, 2-7 et 2-8), nous constatons que pour un seuil de colinéarité égal à 2 et pour différentes valeurs du seuil minimum de longueur, un marqueur peut représenter une structure linéaire mince comme il peut représenter une primitive d'une zone homogène à laquelle il appartient. Alors pour un seuil de colinéarité donné, un seuil de longueur minimum élevé nous permet de différencier entre une zone homogène, constituée de primitives longues, et un regroupement de zones homogènes constituées de primitives courtes. Ceci est visible sur la zone côtière des images 2-6, 2-7.

Par une comparaison des images 2-7 et 2-10, nous constatons que le nombre de marqueurs de longueurs supérieures à 10 est plus important sur l'image 2-10 ( $s = 5$ ) que sur l'image 2-7 ( $s = 2$ ). Ceci met en évidence des zones homogènes caractérisant des types d'objets plutôt que des objets sur l'image.

La superposition des images 2-12 ( $45^\circ$ ) et 2-14 ( $135^\circ$ ) donne l'image 2-15. Nous constatons qu'un croisement de marqueurs de directions opposés met en évidence des zones homogènes selon un seuil de colinéarité choisi.

Des structures linéaires d'images satellitaires, dans l'une ou l'autre des directions principales et de longueurs données, peuvent donc être mise en évidence par cette méthode d'analyse et selon un seuil de colinéarité approprié.

Dans ce chapitre, nous avons fait une analyse globale et qualitative pour déterminer des structures allongées. Chaque pixel est affecté à un iso-segment selon sa réponse spectrale et celles des pixels voisins. Une estimation quantitative de la texture au voisinage de chaque pixel, nous permettra de déterminer leurs propriétés de texture définies par des paramètres descripteurs. Ceci fait l'objet du chapitre suivant.

**ANALYSE LOCALE**



**INTRODUCTION**

L'objet de ce chapitre est de déterminer les propriétés de texture, par des paramètres descripteurs caractérisant la texture par des attributs, et d'en déduire des images de texture. Ces attributs sont calculés à partir de matrices d'iso-segments locales. L'organigramme ci dessous montre les différentes étapes du processus de génération des images de texture.

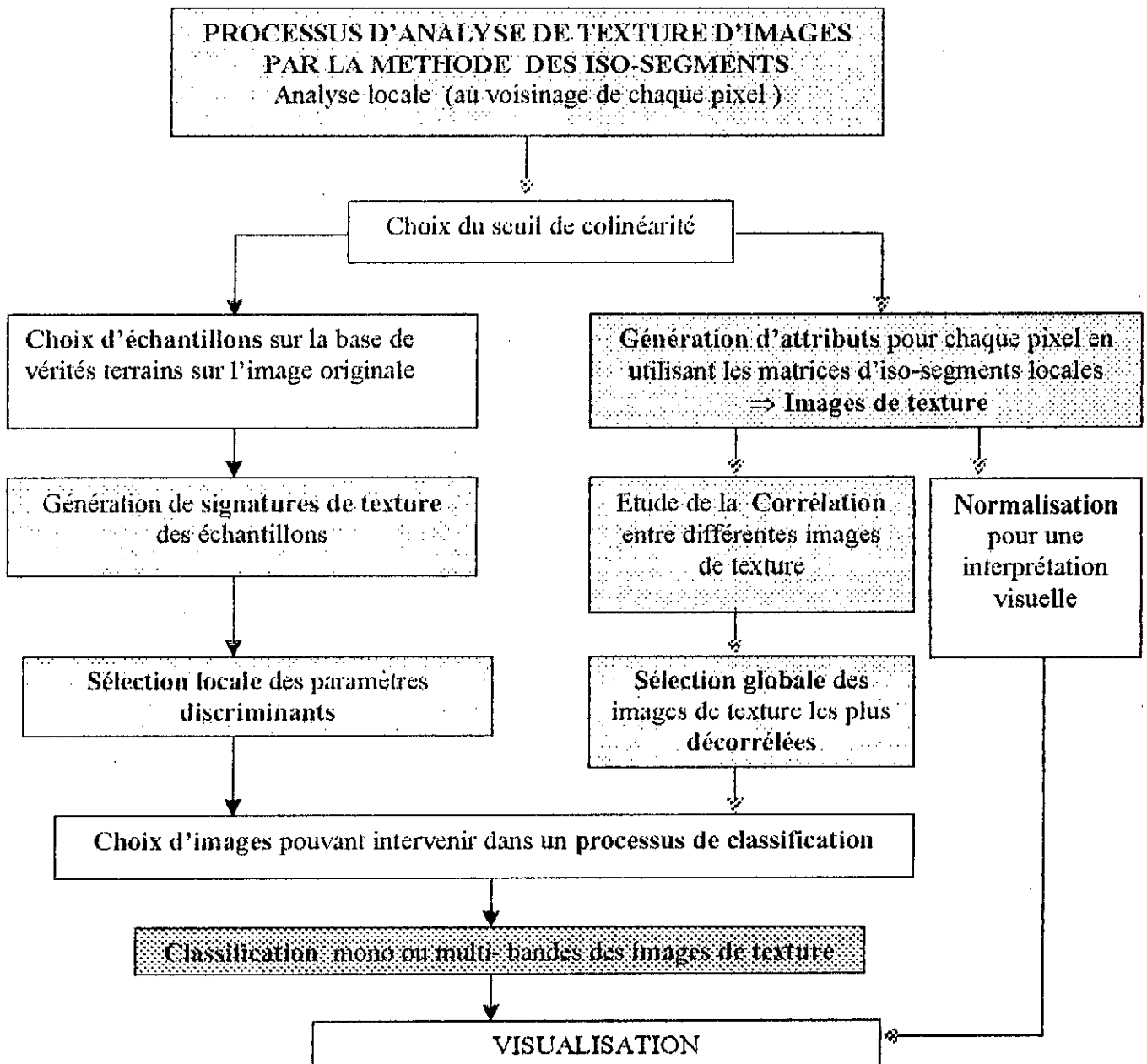


Figure 3-1 : Organigramme pour la génération des images de texture

## I. GENERATION DES PROPRIETES DE TEXTURE

### I.1. Principe utilisé

Le principe utilisé pour la génération des propriétés de texture par les iso-segments est analogue à celui utilisé par les matrices de cooccurrence. Ce principe est basé, pour chaque pixel de l'image, sur l'exploitation des matrices des iso-segments locales, c'est à dire des matrices d'iso-segments d'une fenêtre de taille variable ayant comme point central le pixel considéré. Cette fenêtre constitue un voisinage optimal du pixel central. La généralisation à tous les points de l'image se fait par un balayage de cette image par la fenêtre de voisinage, avec un pas de " 1 ".

Pour traiter les pixels constituant la frontière de l'image, nous générons des lignes et des colonnes supplémentaires, par effet miroir, en haut, en bas, à droite, et à gauche de l'image. Le nombre de lignes et de colonnes ainsi générées dépend de la taille de la fenêtre de balayage choisie.

### I.2. Critères des propriétés de texture

Sachant que l'analyse de texture par la méthode des iso-segments consiste en la détermination de primitives sous forme de segments de droites, nous pouvons imaginer alors des propriétés de texture qui ont trait essentiellement :

- Aux longueurs relatives de ces primitives
- A leur répartition selon leurs intensités
- A l'écart de niveaux de gris entre des primitives voisines.

En utilisant les trois critères offerts par les matrices d'iso-segments à savoir les intensités, les longueurs et les fréquences d'occurrence des primitives, plusieurs chercheurs ont défini des paramètres [XIA.98] mettant en évidence certaines propriétés de texture telles que les iso-segments longs, les iso-segments courts, la répartition des iso-segments en niveaux de gris et leur répartition en longueurs.

### I.3. Les paramètres de texture

Les paramètres de texture, dérivés des matrices d'iso-segments locales, mettent en évidence diverses propriétés de texture. Certaines ont une signification physique précise, d'autres intuitives.

Dans notre étude, nous avons introduit des modifications dans le calcul des éléments des matrices d'iso-segments locales, en considérant un seuil de colinéarité. Les éléments des matrices d'iso-segments interviennent dans le calcul de paramètres de texture définis ultérieurement [XIA 98]. Leur modification entraîne une redéfinition de ces paramètres.

Nous définissons donc onze nouveaux paramètres comme suit :

- Les iso-segments longs ISL
- Les iso-segments courts ISC
- Répartition en niveaux de gris RNG
- Répartition en longueurs RL
- Le pourcentage d'iso-segments PIS
- Les iso-segments de niveaux de gris bas ISNGB
- Les iso-segments de niveaux de gris hauts ISNGH
- Les iso-segments courts de niveaux de gris bas ISCNGB
- Les iso-segments courts de niveaux de gris hauts ISCNGH
- Les iso-segments longs de niveaux de gris bas ISLNGB
- Les iso-segments longs de niveaux de gris hauts ISLNGH

Avant de donner leurs formulations et leurs significations, nous adoptons les notations et les conventions suivantes :

--  $f(i, l/(d, \theta, s))$ : L'élément  $(i, l)$  de la matrice des iso-segments.

--  $L_{max}$  : La longueur de l'iso-segment le plus long.

--  $N_g$  : Le nombre de niveaux de gris dans l'image.

--  $T$  : Le nombre total d'iso-segments dans l'image.

--  $P_g [ i ]$  : Un vecteur dont chaque élément  $P_g [ i ]$  représente le nombre d'iso-segments ayant une intensité "  $i$  " .

--  $PI [ l ]$  : Un vecteur dont chaque élément  $PI [ l ]$  représente le nombre d'iso-segments ayant une longueur "  $l$  " .

$$P_g [ i ] = \sum_{l=1}^{L_{max}} f(i, l/(d, \theta, s)) \quad (3-1)$$

$$PI [ l ] = \sum_{i=1}^{N_g-1} f(i, l/(d, \theta, s)) \quad (3-2)$$



$$T = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{\max}} f(i, l/(d, \theta, s)) = \sum_{i=0}^{Ng-1} Pg[i] \quad (3-3)$$

Les paramètres de texture se présentent comme suit :

1) *ISC* : iso-segments Courts

$$ISC = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{\max}} \frac{f(i, l/(d, \theta, s))}{l^2} = \frac{1}{T} \sum_{l=1}^{L_{\max}} \frac{Pl[l]}{l^2} \quad (3-4)$$

*ISC* est défini par une fonction qui divise la fréquence d'occurrence d'un iso-segment par la longueur au carré. Cette expression est relativement élevée si les  $f(i, l/(d, \theta, s))$  sont élevés pour des primitives de petites longueurs. Ce paramètre met donc en relief les iso-segments courts. Le dénominateur  $T$  étant le nombre total d'iso-segments dans la fenêtre d'analyse, il représente un facteur de normalisation.

2) *ISL* : iso-segments Long

$$ISL = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{\max}} f(i, l/(d, \theta, s)) \cdot l^2 = \frac{1}{T} \sum_{l=1}^{L_{\max}} Pl[l] \cdot l^2 \quad (3-5)$$

*ISL* est défini par une fonction qui multiplie la fréquence d'occurrence d'un iso-segment par le carré de sa longueur. Ce paramètre est d'autant plus élevé que les  $f(i, l/(d, \theta, s))$  sont élevés pour des iso-segments relativement longs. *ISL* met donc en évidence les iso-segments long.

3) *RNG* : Répartition en Niveau de Gris

$$RNG = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \left[ \sum_{l=1}^{L_{\max}} f(i, l/(d, \theta, s)) \right]^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} [Pg[i]]^2 \quad (3-6)$$

*RNG* est d'autant plus élevé que les iso-segments sont répartis en peu de niveaux de gris dans une image donnée ( Répartition en Niveaux de Gris ). Ce paramètre nous renseigne donc sur l'homogénéité de l'image.

4) *RL* : Répartition en Longueurs

$$RL = \frac{1}{T} \sum_{l=1}^{L_{\max}} \left[ \sum_{i=0}^{Ng-1} f(i, l/(d, \theta, s)) \right]^2 = \frac{1}{T} \sum_{l=1}^{L_{\max}} [Pl[l]]^2 \quad (3-7)$$

$RL$  est d'autant plus élevé que les iso-segments sont répartis en peu de longueurs. Contrairement au précédent, ce facteur met en évidence l'hétérogénéité de l'image.

5)  $PIS$  : pourcentage d'iso-segments

$$PIS = \frac{T}{\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{max}} f(i,l)(d,\theta,s) \cdot l} = \frac{T}{\sum_{l=1}^{L_{max}} PI[l] \cdot l} \quad (3-8)$$



$PIS$  est le rapport entre le nombre d'iso-segments dans une image donnée et le nombre total de pixels dans cette image. Ce paramètre nous renseigne sur le taux d'iso-segments dans l'image.  $PIS$  est inférieur ou égal à " 1 ".

6)  $ISNGB$  : iso-segments de Niveaux de Gris Bas

$$ISNGB = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{max}} \frac{f(i,l)(d,\theta,s)}{(i+1)^2} = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \frac{Pg[i]}{(i+1)^2} \quad (3-9)$$

$ISNGB$  met en évidence les iso-segments de niveaux de gris bas. Ce paramètre est d'autant plus élevé qu'il y a d'iso-segments de faibles intensités dans une image ou partie d'image donnée.

7)  $ISNGH$  : iso-segments de Niveaux de Gris Haut

$$ISNGH = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{max}} f(i,l)(d,\theta,s) \cdot (i+1)^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} Pg(i) \cdot (i+1)^2 \quad (3-10)$$

$ISNGH$  met en relief les iso-segments de niveaux de gris élevés. Il est d'autant plus élevé qu'il y a d'iso-segments d'intensités élevées dans l'image considérée indépendamment de leurs longueurs.

8)  $ISCNGB$  : iso-segments Courts de Niveaux de Gris Bas

$$ISCNGB = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{max}} f(i,l)(d,\theta,s) \cdot \frac{1}{(l)^2} \cdot \frac{1}{(i+1)^2} \quad (3-11)$$

$ISCNGB$  est d'autant plus élevé qu'il y a d'iso-segments de courtes longueurs et niveaux de gris bas. Il met donc en évidence les iso-segments courts d'intensités basses.

9) *ISCNGH* : iso-segments Courts de Niveaux de Gris Hauts

$$ISCNGH = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{max}} f(i,l)(d,\theta,s) \cdot \frac{1}{(l)^2} \cdot (i+1)^2 \quad (3-12)$$

*ISCNGH* met en évidence les iso-segments de courtes longueurs et de d'intensités élevées dans une image donnée.

10) *ISLNGB* : iso-segments Longs de Niveaux de Gris Bas

$$ISLNGB = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{max}} f(i,l)(d,\theta,s) \cdot (l)^2 \cdot \frac{1}{(i+1)^2} \quad (3-13)$$

*ISLNGB* met en évidence les iso-segments de niveaux de gris bas ayant de grandes longueurs. Ce paramètre est d'autant plus élevé que le nombre d'iso-segments, ayant de grandes longueurs et des intensités basses, est élevé.

11) *ISLNGH* : Iso-Segments Longs de Niveaux de Gris Hauts

$$ISLNGH = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{l=1}^{L_{max}} f(i,l)(d,\theta,s) \cdot (l)^2 \cdot (i+1)^2 \quad (3-14)$$

*ISLNGH* est d'autant plus élevé qu'il y a d'iso-segments de niveaux de gris élevés et de longueurs élevées.

#### 1.4. Réalisation, résultats et commentaires

Nous avons développé les procédures relatives aux paramètres descripteurs définis plus haut. Ces paramètres de texture se traduisent par des images de texture.

Chaque pixel, d'une image donnée, est caractérisé par des attributs calculés à partir des paramètres correspondants aux différentes propriétés de texture.

Les attributs de texture sont calculés selon un seuil de colinéarité donné et une taille de fenêtre de balayage choisie. Le calcul des paramètres de tous les pixels qui constituent l'image originale nous conduit à la génération de quarante quatre images de texture selon les quatre directions principales. Par la suites, les attributs de ces images sont normalisés en 256 niveaux de gris pour les besoins de visualisation et d'interprétation qualitative.

## TABLE DES MATIERES

Introduction générale.....	1
 <b>CHAPITRE 1 : ANALYSE DE TEXTURE</b> 	
Introduction à l'analyse de texture.....	3
I. Méthodes d'analyse de texture.....	3
I.1. Approche statistique.....	5
I.1.1. Analyse de texture par la matrice de cooccurrence.....	5
I.1.2. Estimation de la texture par la fonction d'auto corrélation.....	8
I.2. Approche structurale.....	9
I.2.1. Analyse de texture par la méthode des iso-segments.....	9
I.2.2. Analyse de texture par la morphologie mathématique.....	10
II. Présentation des images utilisées.....	12
 <b>CHAPITRE 2 : ANALYSE GLOBALE DE TEXTURE D'UNE IMAGE</b> 	
Organigramme général de la méthode.....	15
Introduction.....	16
I. Généralités sur les matrices d'iso-segments.....	16
I.1. Définitions et formalismes.....	16
I.2. Approche proposée.....	18
I.2.1. Définitions.....	18
I.2.2. Formulations.....	20
II. Génération des matrices d'iso-segments et leur représentation en 3D.....	26
II.1. Définitions.....	26
II.2. Histogrammes des iso-segments.....	27
II.3. Réalisations, résultats et commentaires.....	28
Conclusion.....	32
III. Localisation spatiale des marqueurs.....	33
III.1. But envisagé.....	33
III.2. Procédés de localisation des marqueurs.....	33
III.3. Réalisation, résultats et commentaires.....	34
Conclusion.....	36

## Remarques

L'espace mémoire nécessaire au stockage des images de texture ainsi obtenues n'est lui aussi pas négligeable. A titre d'exemple, pour une image de dimension 256x256 pixels soit 65.536 octets, l'espace mémoire nécessaire aux images de texture lui correspondant est de 11.534.336 octets, plus 2.883.584 octets pour les images normalisées.

La remarque que nous devons surtout souligner, est le temps de calcul relativement important, pour l'exécution de ces algorithmes. Ce temps d'exécution était prévisible vu le nombre élevé d'opérations à effectuer pour le calcul des attributs relatifs à chaque pixel de l'image. Pour un pixel donné, le temps de calcul des attributs est lié principalement à la dimension de son voisinage, c'est à dire à la taille de la fenêtre de balayage.

Le tableau 3-1 donne les temps d'exécution obtenus pour la génération de 44 images de texture relatives à une image de dimension 32x32 pixels. Ces temps, correspondant à différentes tailles de la fenêtre de balayages, sont obtenus sur un système à base d'un pentium III, de 64 Méga-octets de RAM et de 450 Mega-hertz.

Taille de la Fenêtre de balayage	5 x 5	7 x 7	9 x 9	11 x 11	13 x 13	15 x 15
Temps d'exécution Global	10 mn 8 sec	14 mn 8 sec	18 mn 25 sec	22 mn 19 sec	25 mn 46 sec	30 mn 5 sec
Temps d'exécution par pixel	# 0,6 sec	# 0,83 sec	# 1,08 sec	# 1,3 sec	# 1,51 sec	# 1,76sec

Tableau 3-1 : temps d'exécution pour la génération des 44 images d'attributs d'une image de taille 32x32

Les images d'attributs représentées dans le chapitre qui suit, sont calculées avec un seuil de colinéarité de 2 et une fenêtre de balayage de taille 7x7, pour une image de dimensions 256x256. Le temps d'exécution nécessaire à la génération de ces 44 images d'attributs est de 14 heures 52 minutes 41 secondes.



## II. NORMALISATION DES IMAGES D'ATTRIBUTS

Pour visualiser les images d'attributs générées en virgule flottante, il est nécessaire de les ramener dans l'échelle de niveaux de gris 0-255. Nous avons choisi d'effectuer une transformation des attributs selon deux procédés. Le premier procédé consiste en une transformation des attributs par une fonction linéaire pour les ramener dans cette échelle de niveaux de gris. Pour chaque image, nous affectons les niveaux de gris 0 pour l'attributs de valeur minimale, 255 pour l'attribut de valeur maximale et les valeurs intermédiaires sont calculées par une fonction linéaire dont les coefficients sont déterminés par rapport aux valeurs minimale et maximale. Le second procédé consiste en la multiplication des attributs relatifs à un même paramètre par une puissance de dix, de sorte que la valeur maximale soit la plus grande possible et inférieure à 256.

### II.1. Résultats et commentaires

Les quarante quatre images de texture, relatives à l'image « imagtest » ( extraite de l'image foraxel) selon les différentes directions sont représentées par les images (image 3-1 à image 3-44). Les attributs sont calculés avec un seuil de colinéarité égal à 2 et une fenêtre de voisinage de dimensions 7x7.

La génération des images de textures et leur visualisation, est certes une étape très importante dans le processus d'analyse de texture par les iso-segments, mais ne constitue pas une fin en soit. Néanmoins à cette étape, nous pouvons faire certaines constatations et tirer des conclusions. De plus nous aurons généré des informations utiles à des traitements ultérieurs tels que l'intégration des images de texture dans un processus de classification multi-bandes.

Sur les 44 images présentées en pages 43, 44,45 et 46, Nous constatons que certaines d'entre elles, mettent en évidence des structures particulières et ressortent certains traits non visibles sur l'image originale. Nous remarquons aussi que certains paramètres mettent en relief des structures linéaires même si ces dernières ne sont pas selon l'une des directions principales.

La mise en évidence très nette de la bande côtière sur les images 3-8, 3-19, 3-30 et 3-40 nous a incité à appliquer l'algorithme à une autre partie de l'image foraxel (Image1) ayant une bande côtière importante et nous avons obtenu les images 3-46, 3-47, 3-48 et 3-49 où la bande côtière est mise en évidence.

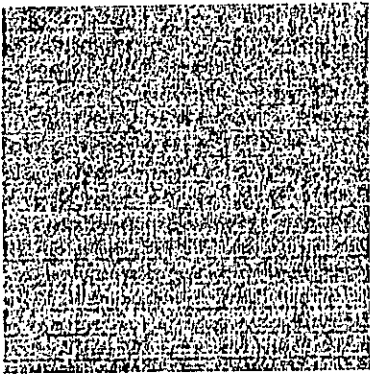


Image 3-1 : ISC, direction 0°

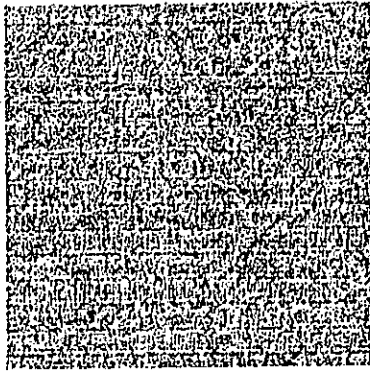


Image 3-2 : ISL, direction 0°

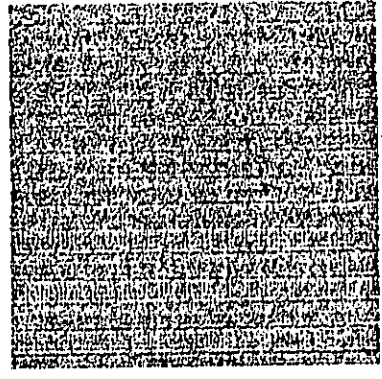


Image 3-3 : RNG, direction 0°



Image 3-4 : RL, direction 0°



Image 3-5 : PIS, direction 0°

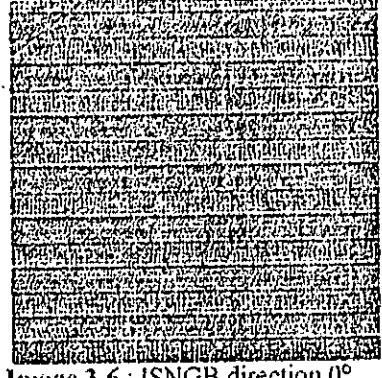


Image 3-6 : ISNGB, direction 0°



Image 3-7 : ISNGH, direction 0°

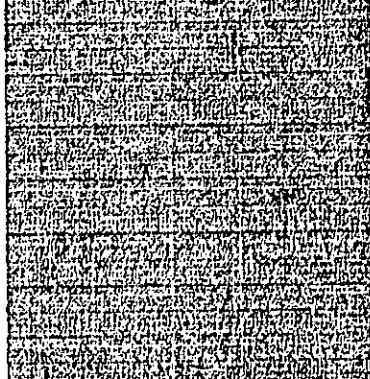


Image 3-8 : ISCNGB, direction 0°

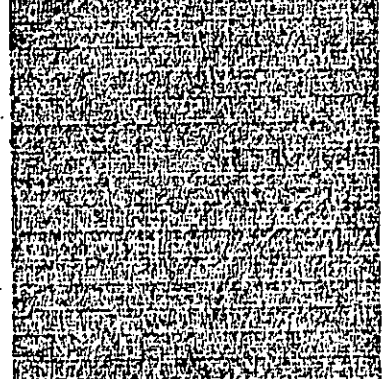


Image 3-9 : ISCNHG, direction 0°

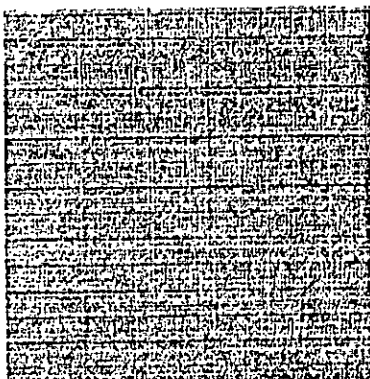


Image 3-10 : ISLNGB, direction 0°



Image 3-11 : ISLNHG, direction 0°



Image 3-12 : ISC, direction 45°

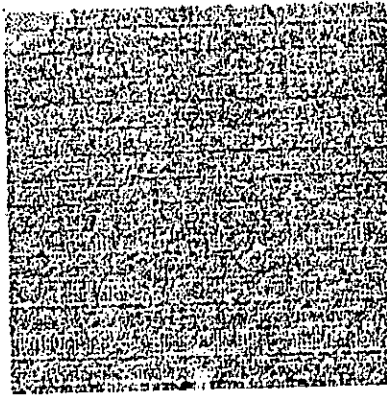


Image 3-13 : ISL, direction 45°

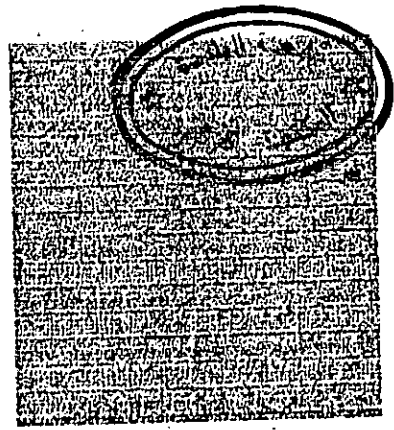


Image 3-14 : RNG, direction 45°



Image 3-15 : RL direct. 45°

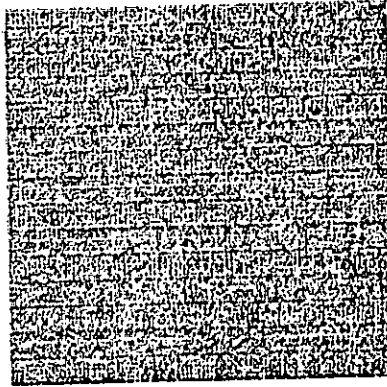


Image 3-16 : PIS, direct. 45°

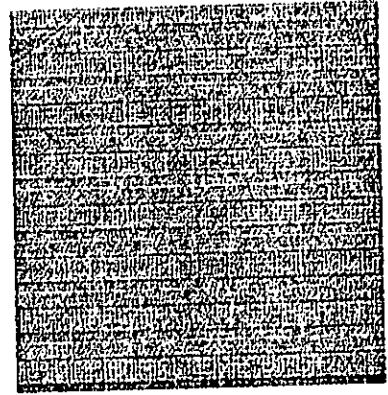


Image 3-17 : ISNGB, direct. 45°

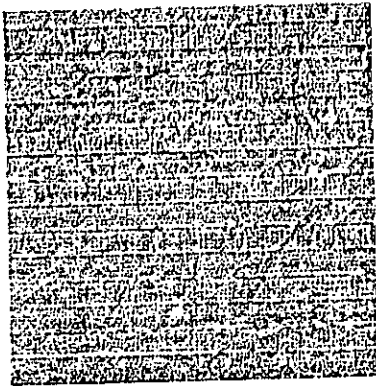


Image 3-18 : ISNGH direct. 45°

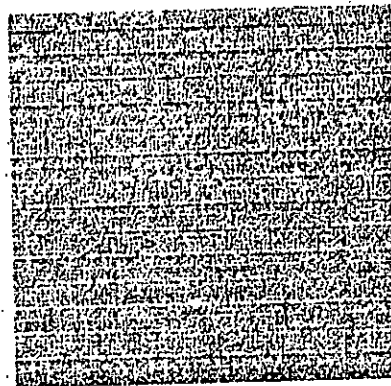


Image 3-19 : ISCNGB direct. 45°

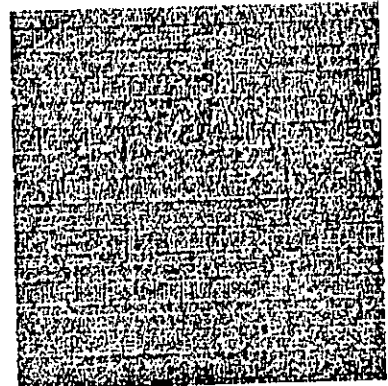


Image 3-20 : ISCNGB direct. 45°

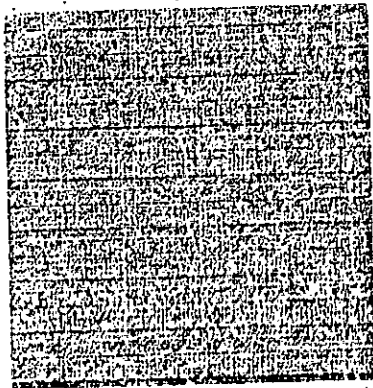


Image 3-21 : ISLNGB direct. 45°

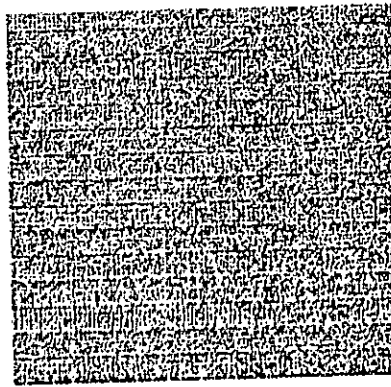


Image 3-22 : ISLNGB direct 45°



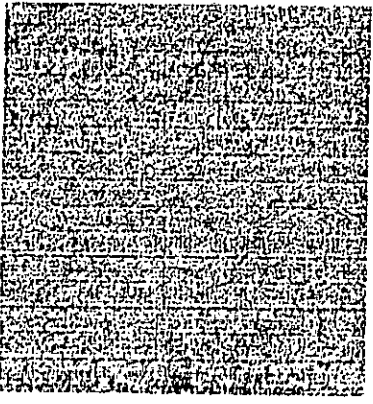


Image 3-23: ISC direct. 90°



Image 3-24 : ISL direct. 90°



Image 3-25 : RNG, direct. 90°



Image 3-26 : RL direct. 90°



Image 3-27 : PIS, direct. 90°

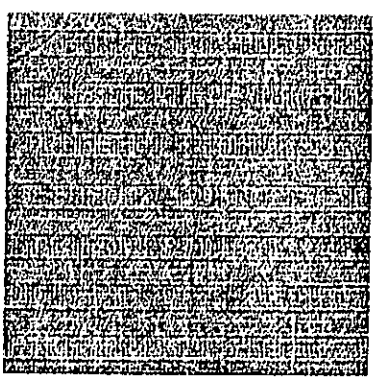


Image 3-28 : ISNGB, direct. 90°



Image 3-29: ISNGH direct. 90°



Image 3-30: ISCNGB direct. 90°



Image 3-31: ISCNGH direct. 90°



Image 3-32: ISLNGB direct. 90°

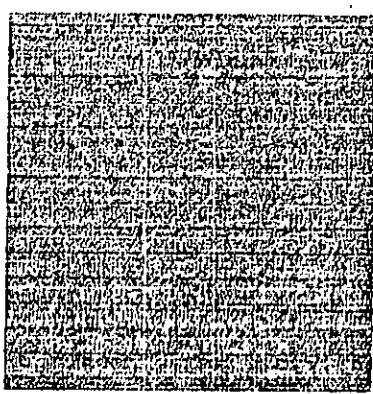


Image 3-33 : ISLNCH direct 90°



Image 3-34: ISC direct. 135°



Image 3-35: ISL direct. 135°

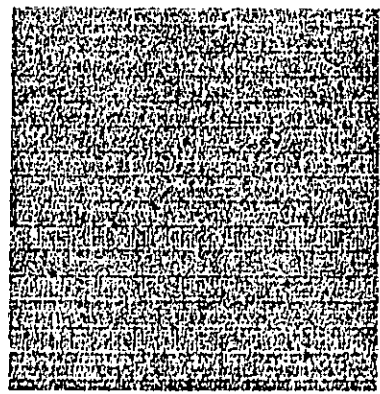


Image 3-36: RNG, direct. 135°



Image 3-37: RL direct. 135°

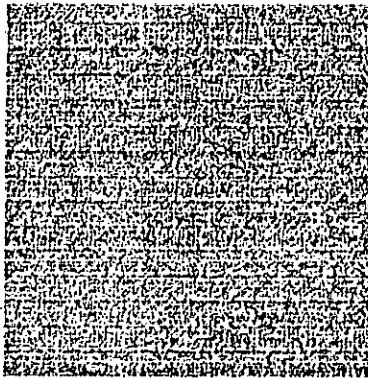


Image 3-38: PIS, direct. 135°

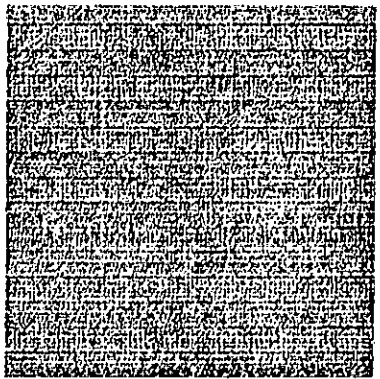


Image 3-39: ISNGB, direct. 135°



Image 3-40: ISNGH direct. 135°

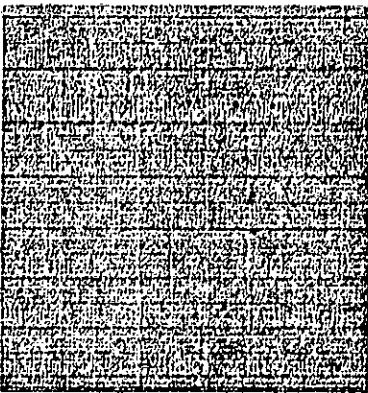


Image 3-41: ISCNGB direct. 135°

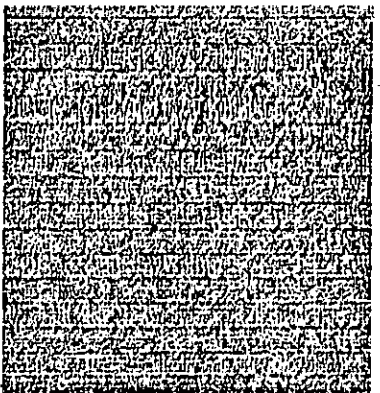


Image 3-42: ISCNHG direct. 135°



Image 3-43: ISLNCB direct. 135°

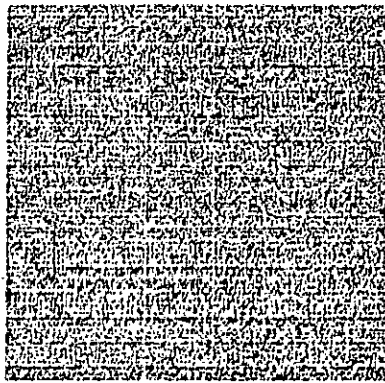


Image 3-44: ISLNHG direct. 135°

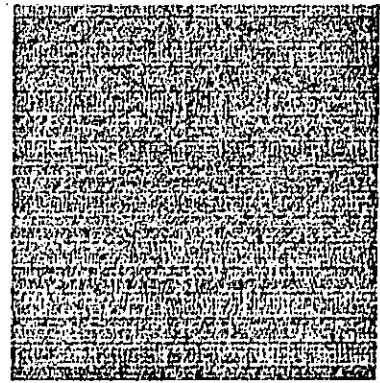


Image 3-45: image étudiée



Image 3-46: ISCNGB direct. 0°

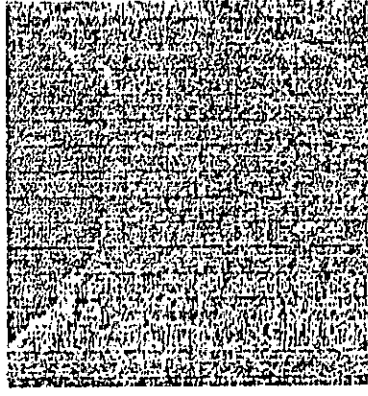


Image 3-47 : ISCNGB direct. 45°



Image 3-48: ISCNGB direct. 90°



Image 3-49 : ISCNGB direct. 135°

### Remarques

L'interprétation visuelle dépend de la palette de couleurs utilisée pour la représentation des images et du contraste de ces images. Pour permettre au lecteur de ce mémoire de faire une comparaison, nous avons représenté ces mêmes images de paramètres en 256 niveau de gris. Les images 3-50 à 3-94 correspondent respectivement aux images 3-1 à 3-45.

Les images de texture ainsi générées sont nombreuses et présentent des redondances quant à leur apport dans un processus de classification multibandes. Une étude de la corrélation inter « images de paramètres » et une estimation des signatures de texture d'échantillons choisis sur la base de vérités terrains, nous permettra de sélectionner le minimum d'images possibles et les paramètres les plus discriminants. Ceci fait l'objet du chapitre 4.

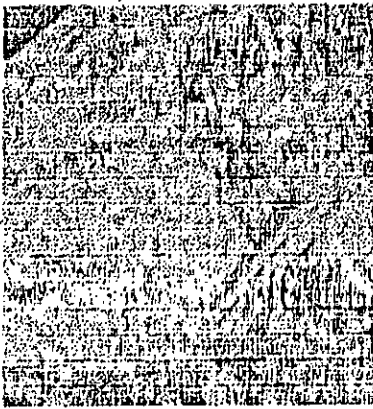


image 3-50 :ISC, direction 0°

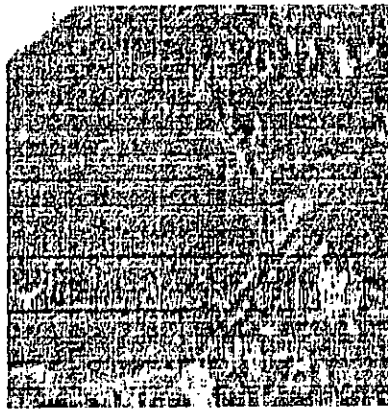


Image 3-51 :ISL, direction 0°

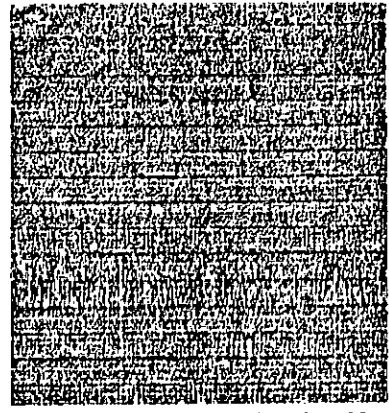


Image 3-52 : RNG, direction 0°

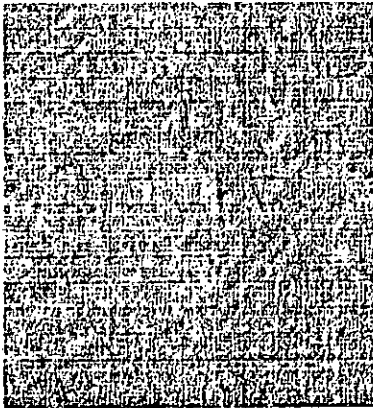


Image 3-53 : RL, direction 0°

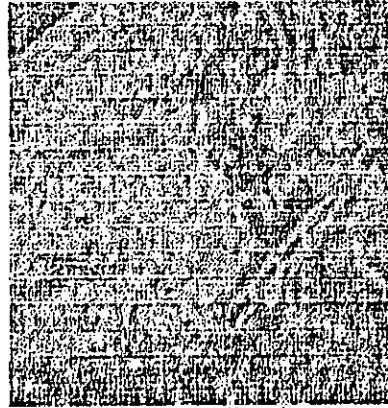


Image 3-54 : PIS, direction 0°

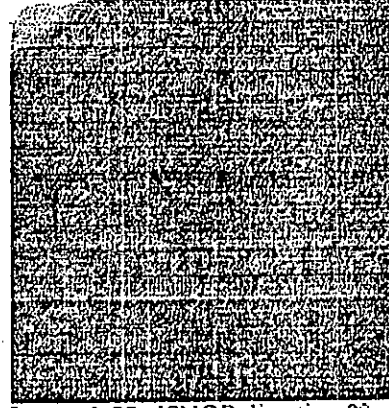


Image 3-55 : ISNGB, direction 0°

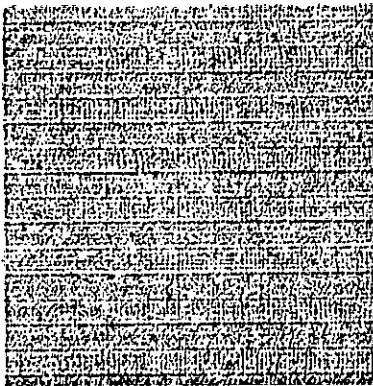


Image 3-56 :ISNGH direction 0°

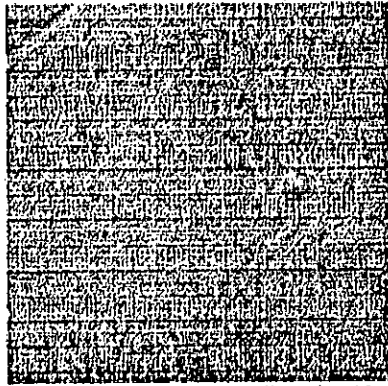


Image 3-57 :ISCNGB direction 0°



Image 3-58 :ISCNGH direction 0°

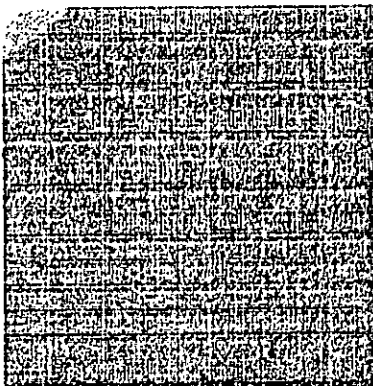


Image 3-59 :ISLNGB direction 0°



Image 3-60 :ISLNGB direction 0°

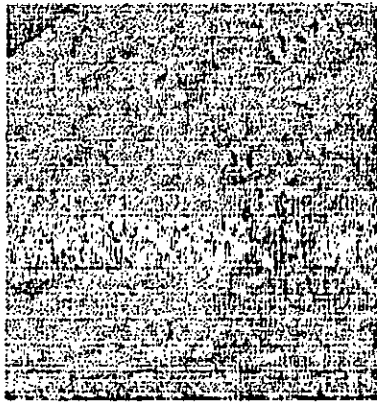


Image 3-61 : ISC, direction 45°



Image 3-62 : ISL, direction 45°

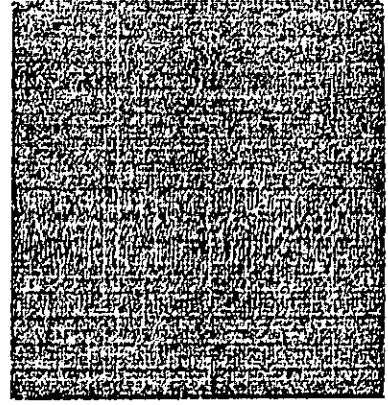


Image 3-63 : RNG, direction 45°

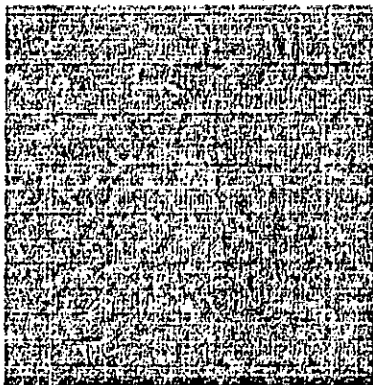


Image 3-64 : RL, direct. 45°

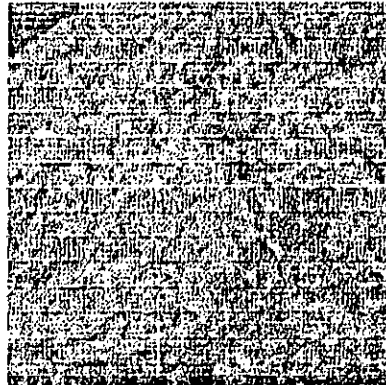


Image 3-65 : PIS, direct. 45°

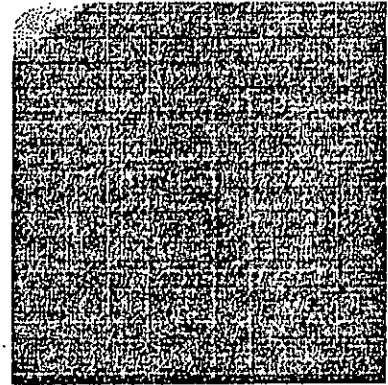


Image 3-66 : ISNGB, direct. 45°

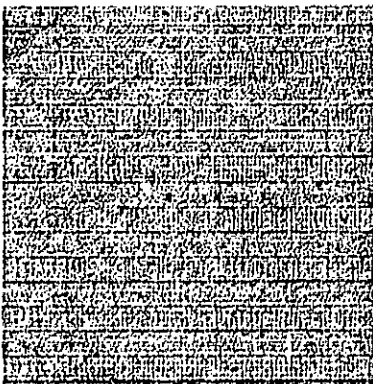


Image 3-67: ISNGH direct. 45°

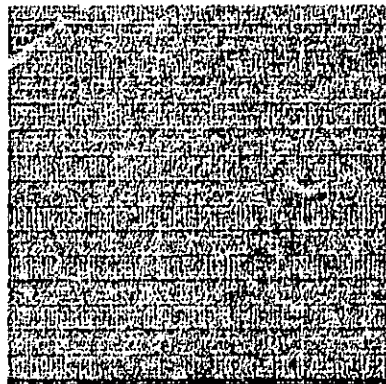


Image 3-68: ISCNGB direct. 45°

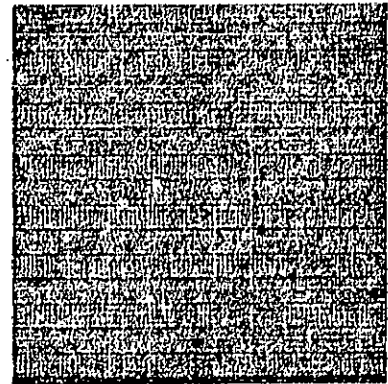


Image 3-69: ISCNHG direct. 45°

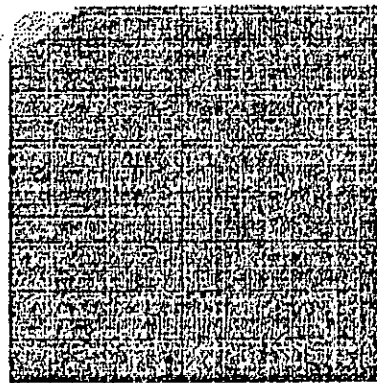


Image 3-70: ISLNGB direct. 45°

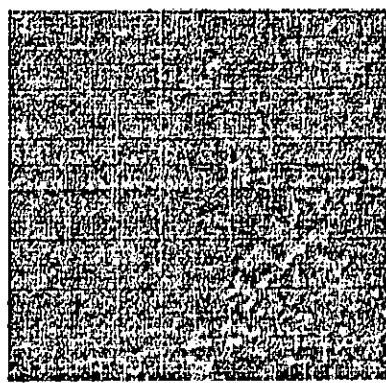


Image 3-71 : ISLNHG direct 45°

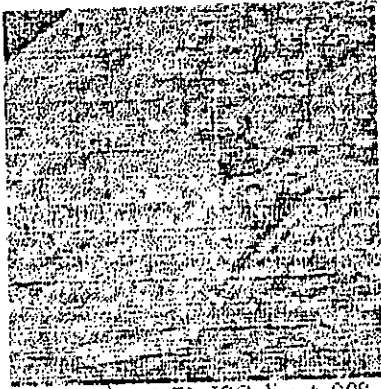


Image 3-72: ISC direct. 90°

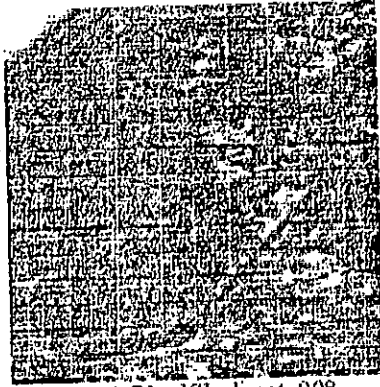


Image 3-73 : ISL direct. 90°

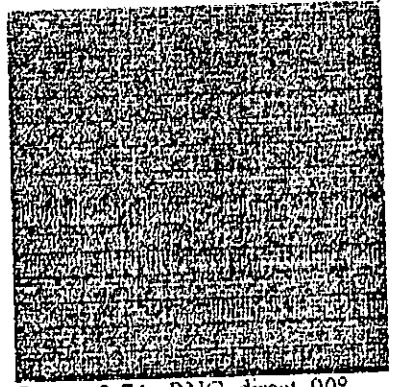


Image 3-74 : RNG, direct. 90°

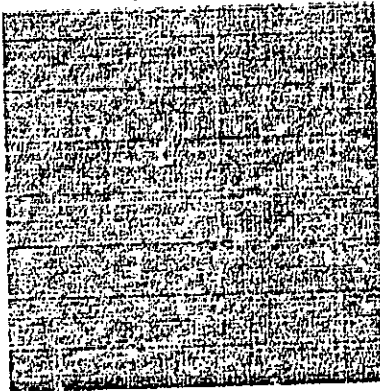


Image 3-75 : RL direct. 90°

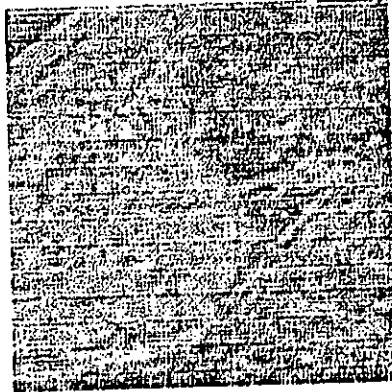


Image 3-76 : PIS, direct. 90°

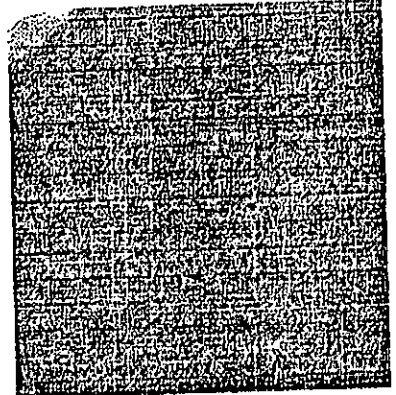


Image 3-77 : ISNGB, direct. 90°

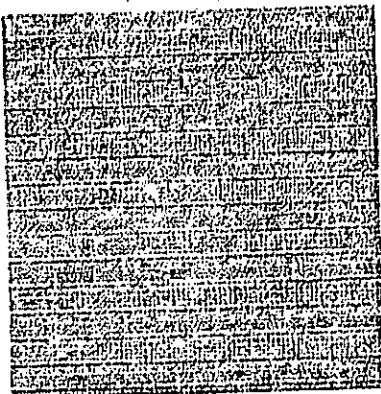


Image 3-78: ISNGH direct. 90°

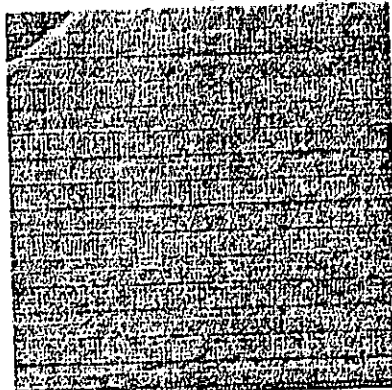


Image 3-79: ISCNGB direct. 90°

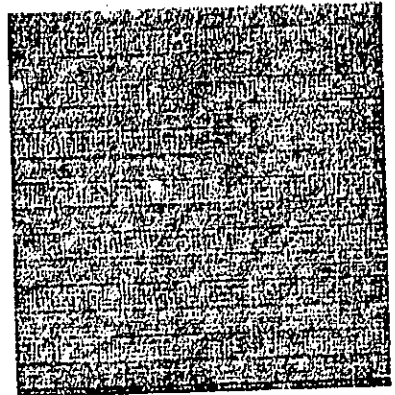


Image 3-80: ISCNGH direct. 90°

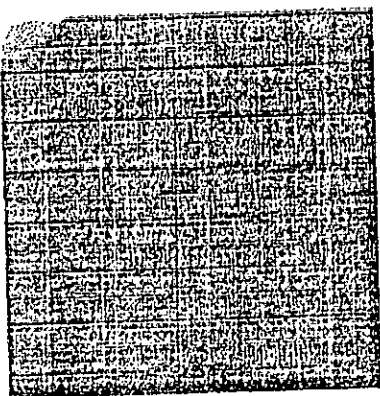


Image 3-81: ISLNGB direct. 90°

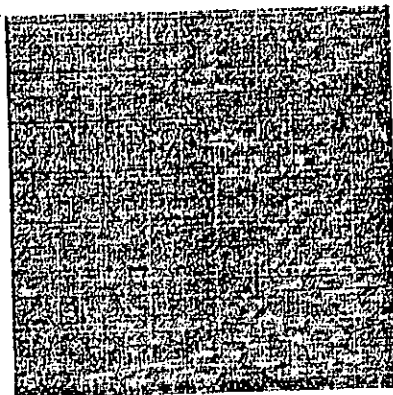


Image 3-82 : ISLNGB direct 90°

**CHAPITRE 3 : ANALYSE LOCALE**

I. Génération des propriétés de textures.....	39
I.1. Principe utilisé.....	39
I.2. Critères et Propriétés de texture.....	39
I.3. Les paramètres de texture.....	39
I.4. Réalisation, résultats et commentaires.....	43
II. Normalisation des images d'attributs.....	45
II.1. Résultats et commentaires.....	45

**CHAPITRE 4 : ESTIMATION, CORRELATION ET CLASSIFICATION**

I. Estimation des paramètres de texture.....	55
I.1. Analogie avec les paramètres spectraux.....	55
I.2. Variables et mode d'estimation.....	55
I.3. Résultats et commentaires.....	56
II. Etude de la corrélation.....	60
II.1. Intérêt de l'étude de la corrélation.....	60
II.2. Estimation de la corrélation par la matrice de variance covariance.....	61
II.3. Estimation graphique de la corrélation et du contraste.....	65
III. Classification.....	67
III.1. Généralités.....	67
III.2. Critère d'affectation d'un pixel à une classe.....	68
III.2.1. Résultats.....	69

**CHAPITRE 5 : PRESENTATION DU LOGICIEL**

I. Présentation du logiciel.....	74
I.1. Environnement et structure du logiciel.....	74
I.2. Présentation de l'application.....	74
I.3. Présentation des différentes fonctions.....	75
Conclusion générale.....	82

**ANNEXE A : GENERALITES SUR LA TELEDETECTION**

I. Introduction à la télédétection.....	84
II. Performances et caractéristiques des différents systèmes d'acquisition des données images en télédétection.....	89

**ANNEXE B : DEFINITIONS DE LA TEXTURE.....93**

Bibliographie.....	95
--------------------	----



Image 3-83: ISC direct. 135°

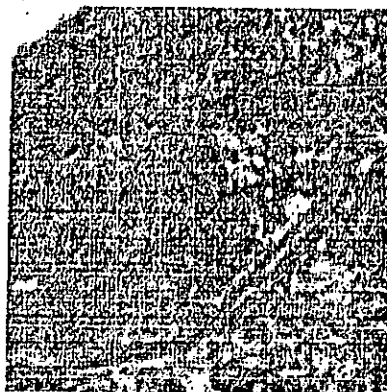


Image 3-84: ISL direct. 135°

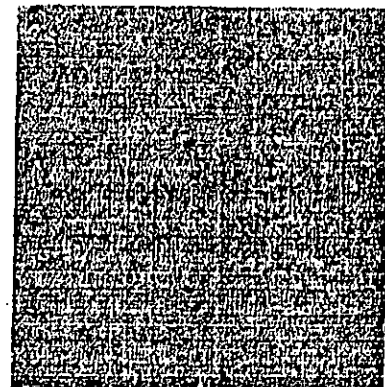


Image 3-85: RNG, direct. 135°

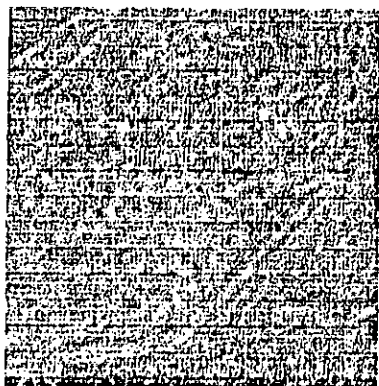


Image 3-86: RL direct. 135°



Image 3-87: PIS, direct. 135°

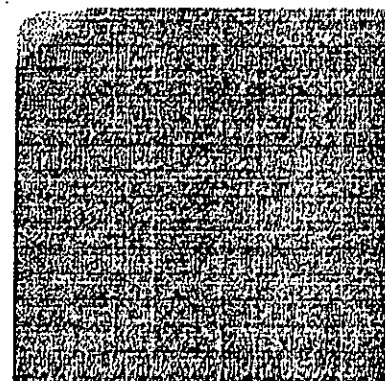


Image 3-88: ISNGB, direct. 135°



Image 3-89: ISNGH direct. 135°

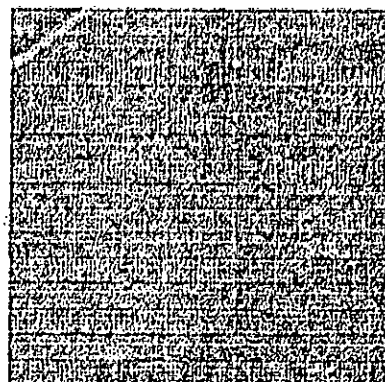


Image 3-90: ISCNGB direct. 135°

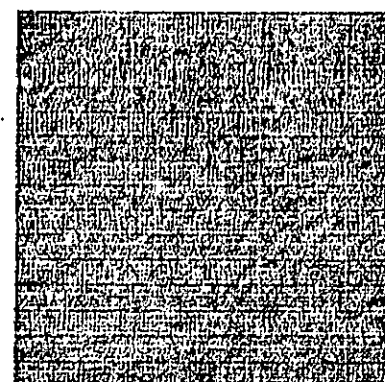


Image 3-91: ISCNHG direct. 135°

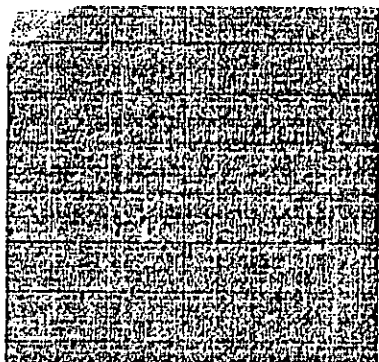


Image 3-92: ISLNGB direct. 135°



Image 3-93: ISLNGH direct 135°

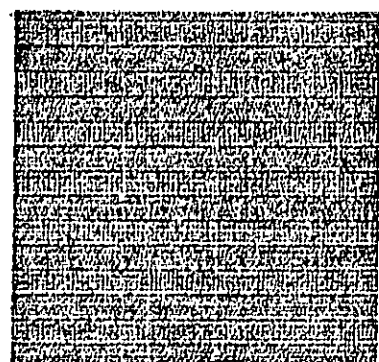


Image 3-94: image étudiée



## ESTIMATION, CORRELATION ET CLASSIFICATION

### I. ESTIMATION DES PARAMETRES DE TEXTURE

L'estimation des paramètres de texture est une opération qui précède la classification des images de texture. Cette opération consiste en un calcul des paramètres de texture de plusieurs échantillons choisis sur la base de vérités terrains sur une image donnée.

Chacun des échantillons correspond à un objet ou type d'objet dans l'image à analyser et constitue le voisinage d'un pixel. Il sera caractérisé par un attribut relatif à chaque paramètre de texture.

Une estimation des valeurs des paramètres calculées pour les différents échantillons, nous permettra de sélectionner le ou les paramètres susceptibles de mettre en évidence certains objets de l'image.

#### I.1. Analogie avec les paramètres spectraux

Des objets de natures différentes peuvent avoir des signatures spectrales identiques ou très proches dans une bande spectrale donnée. Pour différencier entre ces objets, nous devons déterminer leurs signatures spectrales dans d'autres bandes de longueurs d'ondes (annexe A).

Par analogie avec les images spectrales, un paramètre de texture qui caractérise une propriété de texture, peut engendrer des attributs identiques ou très proches pour des échantillons relatifs à des objets différents dans une image donnée. Il est alors difficile de dissocier ces objets sur la base de cette propriété de texture. Une analyse d'autres propriétés de texture nous permettra de les différencier. Afin d'identifier le ou les paramètres qui nous permettent une meilleure discrimination entre les différents échantillons, il est nécessaire de procéder à une estimation de tous les paramètres de texture pour tous les échantillons considérés.

#### I.2. Variables et mode d'estimation

##### a) Les variables d'estimation

La génération d'attributs est basée sur l'exploitation des matrices d'iso-segments locales dont les éléments dépendent essentiellement de la taille des échantillons, représentant les voisinages des pixels centraux, et du seuil de colinéarité. De ce fait, les valeurs des paramètres de texture sont liées aux choix des valeurs de ces deux variables.

### b) Mode d'estimation

La représentation graphique est le meilleur moyen d'estimation de l'évolution ou de la variation d'un phénomène physique quelconque. Le choix de l'échelle de représentation dépend de l'ordre de grandeur de la *variation* de ce phénomène physique.

Dans notre cas, nous avons représenté la variation des valeurs des paramètres de texture en fonction des échantillons choisis. Par conséquent, la choix de l'échelle de représentation dépend de la variation des attributs d'un échantillon à un autre, pour un paramètre donné. Nous avons alors considéré l'ordre de grandeur des valeurs des attributs de tous les échantillons et pour chacun des paramètres.

## I.3. Résultats et commentaires

### I.3.1. Ordre de grandeur des attributs

Nous avons choisi à titre d'exemple 6 échantillons de dimensions 40x40 sur l'image réelle « imagtest » et nous avons calculé les valeurs des attributs relatifs à ces échantillons pour tous les paramètres de texture et pour différents seuils de colinéarité selon la direction 45°. Nous avons déterminé les valeurs minimales et maximales des attributs de tous les échantillons et pour chaque paramètre dans le but d'apprécier l'ordre de grandeur et la variation des attributs de tous les échantillons pour chaque paramètre donné.

Les tableaux 4-1 et 4-2 donnent les ordres de grandeurs des attributs relatifs à tous les échantillons et pour chacun des paramètres selon différentes valeurs de seuil de colinéarité.

Nous remarquons que pour un seuil de colinéarité donné et pour un paramètre donné, les valeurs des attributs sont du même ordre de grandeur ( de manière générale le rapport entre le maximum et le minimum n'excède pas 10). Nous pouvons de ce fait représenter graphiquement la variation de chaque paramètre en fonction des échantillons sur un même graphe à l'échelle décimale et estimer l'apport de chaque paramètre quant à la discrimination des objets représentés par ces échantillons.



	Seuil de colinéarité égal à 0		Seuil de colinéarité égal à 1	
	Valeurs minimales	Valeurs Maximales	Valeurs minimales	Valeurs Maximales
ISC	0.74756	0.93990	0.56888	0.83210
ISL	1.27497	3.69267	1.91688	46.8612
RNG	28.3834	54.1703	8.83265	32.5025
RL	32.5179	761.111	74.0653	498.284
PIS	0.63562	0.92140	0.24305	0.79136
ISNGB	0.00012	0.00067	0.000122	0.000459
ISNGH	2.52168	8282.10	4181.29	8302.13
ISCNGB	0.000115	0.000468	0.0000914	0.000161
ISCNGH	2135.43	7799.01	3205.33	6937.29
ISLNGB	0.000157	0.002917	0.000236	0.038417
ISLNGH	6143.49	12100.20	15848.74	62261.92

**Tableau 4-1 :** ordre de grandeur des valeurs des paramètres des 6 échantillons dans la direction 45°, pour des seuils de colinéarité égaux à 0 et 1.

	Seuil de colinéarité égal à 2		Seuil de colinéarité égal à 4	
	Valeurs minimales	Valeurs Maximales	Valeurs minimales	Valeurs Maximales
ISC	0.48511	0.72320	0.30138	0.538306
ISL	32.0560	81.048	8.76279	123.7320
RNG	6.71649	27.4875	6.38815	17.05813
RL	54.159	313.001	18.5088	123.3604
PIS	0.19169	0.65310	0.14931	0.431293
ISNGB	0.000122	0.000395	0.000121	0.000399
ISNGH	4722.814	8345.047	4737.95	8422.98
ISCNGB	0.0000683	0.0001144	0.0000390	0.0000966
ISCNGH	3465.93	6073.53	2393.39	4545.51
ISLNGB	0.000396	0.65926	0.001053	0.956096
ISLNGH	26392.56	151915.32	73998.3	467143.6

**Tableau 4-2 :** ordre de grandeur des valeurs des paramètres des 6 échantillons dans la direction 45°, pour des seuils de colinéarité égaux à 2 et 4.

### I.3.2. Estimation graphique des paramètres

Nous avons développé des procédures dans le but de représenter graphiquement la variation des paramètres de texture en fonction des échantillons. Ces procédures offrent à l'utilisateur la possibilité de choisir et de manière interactive la direction et les paramètres à représenter, ceci pour un seuil de colinéarité donné.

Les graphes de variation des paramètres correspondants aux tableaux 4-1 et 4-2 sont représentés par les figures 4-1, 4-2, 4-3 et 4-4.

Nous constatons, d'après les tableaux 4-1 et 4-2, que les valeurs correspondant à chaque paramètre, sont du même ordre de grandeur pour tous les échantillons et pour un seuil de colinéarité donné. Ceci nous permet de représenter graphiquement ces paramètres et de les comparer en les ramenant sur une même échelle. Les graphes ci-après nous donnent une estimation relative des paramètres de texture d'un échantillon par rapport à un autre ainsi que les variations de ces paramètres selon divers seuils de colinéarité.

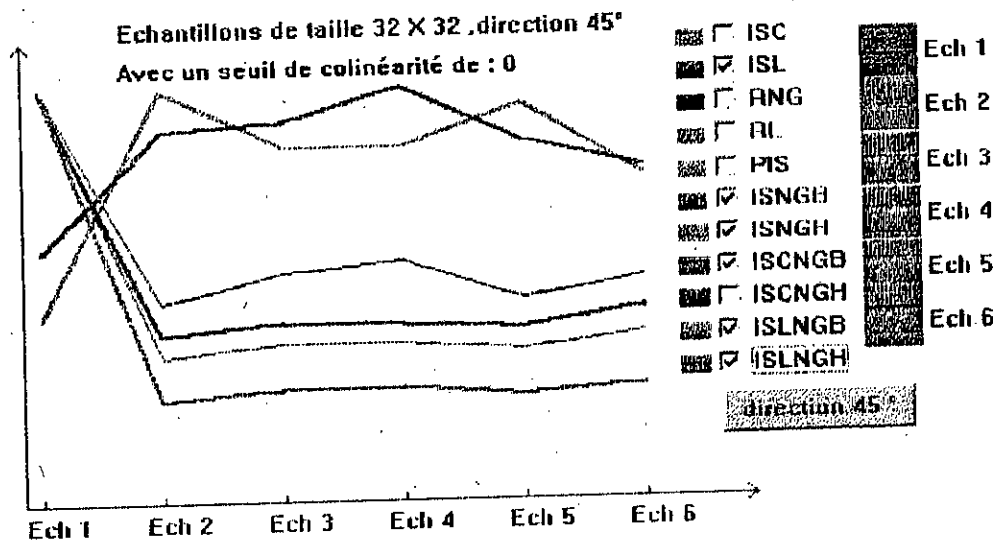


Figure 4-1 : Graphes d'estimation des paramètres correspondant au tableau 4-1, S = 0

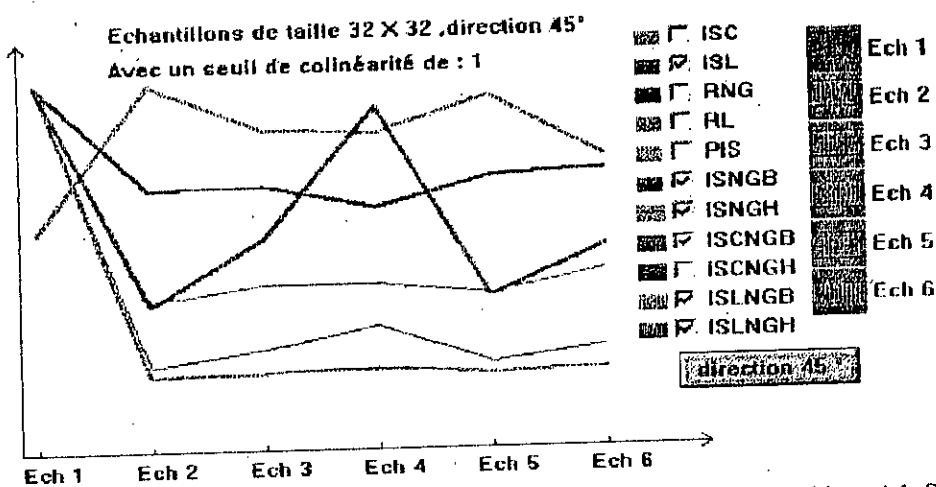


Figure 4-2 : Graphes d'estimation des paramètres correspondant au tableau 4-1, S = 1

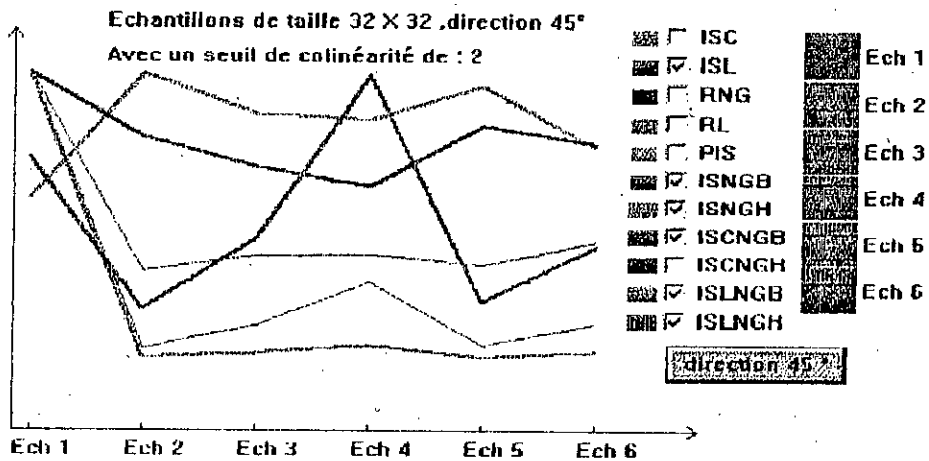


Figure 4-3 : Graphe d'estimation des paramètres correspondant au tableau 4-2, S = 2

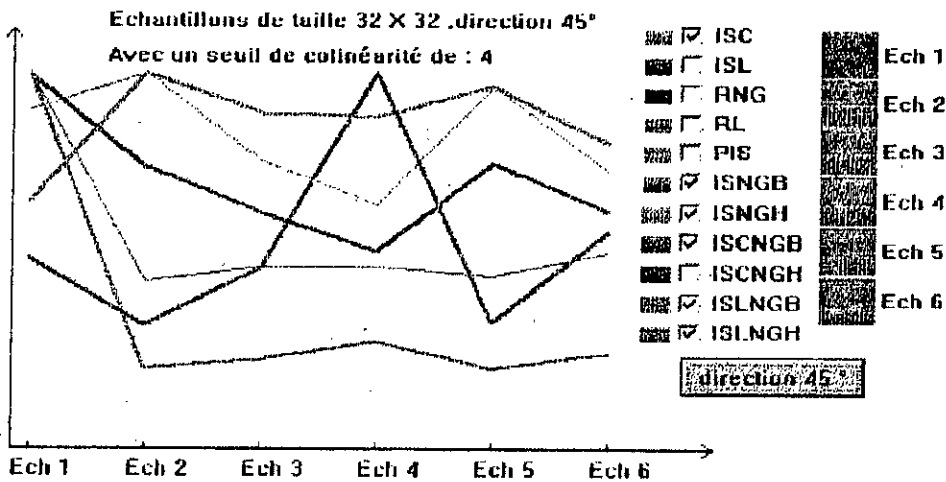


Figure 4-4 : Graphe d'estimation des paramètres correspondant au tableau 4-2, S = 4

Nous constatons a priori que certains paramètres caractérisent un échantillon plus que d'autres. Ceci peut nous amener à conclure que l'objet relatif à cet échantillon peut être mis en évidence dans les images d'attributs correspondant à ces paramètres.

A titre d'exemple, nous pouvons remarquer que le paramètre ISLNGB (iso-segments long de niveaux de gris bas) est relativement élevé pour l'échantillon 1. Ceci montre que cet échantillon est constitué de pixels de niveaux de gris bas et d'iso-segments relativement longs. Nous pouvons éventuellement conclure que cet échantillon représente une grande zone homogène. Un thématicien peut donc faire une analogie entre les valeurs de niveaux de gris, les dimensions de iso-segments et les objets susceptibles d'exister sur l'image traitée.

Nous pouvons constater, sur pratiquement tous les graphes, que l'échantillon 1 présente de fortes valeurs, relativement aux autres échantillons pour les paramètres ISL, ISNGB, ISLNGB. Nous pouvons remarquer que les deux premiers paramètres confirment le troisième. Le premier paramètre (ISL) indique que cet échantillon est constitué d'iso-segments longs, le second indique qu'il est constitué d'iso-segment de niveaux de gris bas.

Nous savons que l'échantillon 1 représente en grande partie la mer qui, par conséquent est une zone homogène et constitué d'iso-segment longs (relativement à la taille de l'échantillon) dont les niveaux de gris sont de l'ordre de 30.

Ces constatations et remarques peuvent nous amener à nous assurer du bon fonctionnement des algorithmes.

Toutes ces caractéristiques ou ces propriétés de texture peuvent aider par leur implication dans un processus de classification multi-bandes à la sélection de paramètres discriminant.

## II. ETUDE DE LA CORRELATION

### II.1. Intérêt de l'étude de la corrélation

Les images de texture générées dans le chapitre trois sont nombreuses et présentent parfois des redondances d'informations quant à leur apport dans un processus de classification multibandes. Pour optimiser le nombre d'images à prendre en considération il est nécessaire de procéder à une étude de la corrélation entre ces images de paramètres.

Cette optimisation du nombre d'images, consiste en l'élimination de certaines images, dans chacune des directions principales, présentant une redondance d'information par rapport à d'autres. Pour ce faire, nous devons, soit effectuer une analyse en composantes principales et en déduire des pseudo-images dont les attributs seront une combinaison linéaire des attributs des images de texture initiales, soit éliminer certaines images par une étude succincte de la corrélation en considérant les matrices de variances covariances et les histogrammes à deux dimensions représentant la corrélation entre les différentes images prises deux à deux. Dans notre étude, nous avons opté pour la deuxième alternative.

## II.2. Estimation de la corrélation par la matrice de variance covariance

### II.2.1. Matrice de variance covariance

La matrice de variance covariance nous permet d'une part, d'estimer l'inter-corrélation entre les différentes images de paramètres dans une direction donnée et d'autre part, d'apprécier le contraste de chaque image par les variances représentées par les éléments de la diagonale principale de la matrice.

Chaque élément de la matrice de covariance montre l'inter-corrélation entre deux images et est défini de la manière suivante :

Soient deux images U et V constituées respectivement de pixels  $d^2(x, \mu_j) = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_{ji})^2$  et telles qu'à chaque pixel  $pu_i$  ou  $pv_i$  correspond un niveau de gris  $I_i$  ou  $J_i$ .

Donc à U et à V correspondent  $(I_1, I_2, \dots, I_n)$  et  $(J_1, J_2, \dots, J_n)$ .

Soit  $\mu_u$  et  $\mu_v$  les moyennes des niveaux de gris des images U et V.  $\mu_u$  et  $\mu_v$  sont donnés par les formules suivantes ;

$$\mu_u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} I_i \quad (4-1)$$

$$\mu_v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} J_i \quad (4-2)$$

Chaque élément de la matrice de variance covariance est donné par la formule suivante :

$$c(U, V) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (I_i - \mu_u)(J_i - \mu_v) \quad (4-3)$$

#### Remarques

La matrice de variance covariance ainsi obtenue est une matrice symétrique par rapport à la diagonale principale.

Nous avons constaté que la valeur de la covariance de deux images ne nous donne pas à elle seule la possibilité d'affirmer si les deux images sont corrélées ou non. Ceci est prévisible par un analyse de la formule (équation 4-3) dans laquelle la covariance dépend de la différence du niveau de gris de chaque pixel par rapport au niveau de gris moyen de chaque image ou de sa variance. Alors nous avons réfléchi à l'implication d'un facteur de corrélation qui nous permettra à lui seul d'apprécier la corrélation entre deux images.

### II.2.2. Facteur de corrélation

#### Formulation du problème

Soit deux images U et V.  $Var(U)$  et  $Var(V)$  leurs variances respectives et  $Cov(U,V)$  leur covariance. le facteur de corrélation  $\rho$  que nous nous suggérons de calculer sera donné par l'expression suivante :

$$\rho = \left( Cov(U,V) / \left( \sqrt{Var(U)} * \sqrt{Var(V)} \right) \right) * 100 \quad (4-4)$$

La matrice de covariance étant symétrique, nous représentons les valeurs de covariances dans la partie triangulaire supérieure de la matrice. La matrice triangulaire inférieure sera réservée aux valeurs des facteurs de corrélations correspondants. Ceci nous permettra d'avoir sur le même tableau les covariances et les facteurs de corrélation.

### II.2.3. Application aux images de texture

Nous avons développé une procédure pour le calcul des matrices de variance - covariance et l'avons appliqué aux images de paramètres représentés dans le chapitre 3. Les images utilisées pour la détermination des matrices de variance - covariance sont les images de paramètre normalisées par le deuxième procédé de normalisation. Ce procédé consiste en la multiplication des attributs relatifs à un même paramètre par une puissance de 10. Le choix de ce procédé est justifié par le soucis de conserver la dynamique des niveaux de gris dans une image donnée. Chaque matrice de variance - covariance correspond à des images de paramètres relatives à une même direction. Les matrices de variances - covariances ainsi générées sont représentées ci dessous par les tableaux 4-3, 4-4, 4-5 et 4-6.



	im0	im1	im2	im3	im4	im5	im6	im7	im8	im9	im10
	ISC	ISL	RNG	RL	PIS	INGB	INGH	ICNGB	ICNGH	ILNGB	ILNGH
im0	356	-724	10	674	262	-50	160	45	294	-42	-67
im1	73	2012	-39	-1632	-621	113	-360	-87	-610	93	151
im2	9	14	30	43	12	9	-9	2	4	4	-4
im3	82	71	18	1889	677	-62	301	80	696	-46	-121
im4	98	60	14	90	217	-37	127	32	222	-31	-54
im5	35	28	20	16	33	59	-71	-2	-50	32	1
im6	63	51	13	52	64	69	102	10	182	-37	-21
im7	87	61	7	67	73	10	25	8	31	-4	9
im8	34	70	4	83	91	40	87	67	278	-33	-52
im9	52	40	13	25	49	93	63	34	46	20	6
im10	38	64	17	63	83	0	36	76	71	26	20

Tableau 4-3 : matrice de variance covariance, direction 0°

	im11	im12	im13	im14	im15	im16	im17	im18	im19	im20	im21
	ISC	ISL	RNG	RL	PIS	INGB	INGH	ICNGB	ICNGH	ILNGB	ILNGH
im11	327	-608	-37	707	249	-56	149	358	285	-191	-277
im12	88	1437	88	-1438	-404	155	-310	-640	-516	513	619
im13	31	35	46	-76	-26	23	-36	-21	-39	56	18
im14	90	78	24	2304	655	-115	362	839	707	-403	-696
im15	9	98	28	94	204	-41	118	265	221	-143	-227
im16	39	51	41	30	36	65	-74	5	-59	149	-1
im17	62	62	41	56	62	70	177	28	187	-166	-65
im18	82	70	13	71	77	3	9	586	236	-108	-385
im19	93	88	34	85	91	44	53	57	291	-167	-217
im20	55	70	43	43	52	95	65	23	51	370	87
im21	79	65	14	74	82	1	26	82	66	23	377

Tableau 4-4 : matrice de variance covariance, direction 45°

	im22	im23	im24	im25	im26	im27	im28	im29	im30	im31	im32
	ISC	ISL	RNG	RL	PIS	INGB	INGH	ICNGB	ICNGH	ILNGB	ILNGH
im22	378	-741	0	818	291	-54	162	48	315	-41	-59
im23	76	2549	-10	-1799	-653	117	-358	-89	-629	89	136
im24	0	4	30	26	3	13	-14	1	-5	7	-1
im25	82	70	10	2630	716	-65	338	98	718	-52	-127
im26	95	82	3	89	251	-41	134	36	249	-31	-50
im27	36	30	29	17	34	60	-72	-2	-54	31	2
im28	62	53	20	50	63	70	180	9	189	-34	-18
im29	85	62	0	67	76	10	21	9	32	-4	8
im30	93	72	6	81	91	41	81	63	303	-32	-46
im31	50	42	27	24	47	92	60	34	44	18	5
im32	78	68	5	63	81	4	35	72	68	24	16

Tableau 4-5 : matrice de variance covariance, direction 90°

## INTRODUCTION GENERALE



Ce mémoire est orienté vers le traitement numérique d'images en télédétection, le traitement et d'analyse de texture des images satellitaires et aériennes.

La télédétection est la mesure à distance des rayonnements électromagnétiques émis ou réfléchis par la surface de la terre dans plusieurs bandes de longueurs d'ondes. L'information enregistrée par les capteurs des satellites d'observation, décrit le comportement spectral et la distribution spatiale des objets au sol. Ses domaines d'investigation sont principalement orientés vers l'inventaire des objets au sol, leurs natures, leurs quantités et leurs dynamiques.

L'évolution technologique des systèmes d'acquisition (capteurs) a porté essentiellement sur l'amélioration des résolutions spatiales et spectrales des images. Cette évolution nous permet de disposer d'une base d'informations la plus fine et la plus représentative possible.

Plusieurs méthodes d'analyse d'images telles que le concept de détection de contours, la classification et la segmentation peuvent s'appliquer à ces images. Ces méthodes d'analyse sont basées sur le traitement numérique des informations (données) relatives aux images. Ces informations peuvent être soit des paramètres spectraux correspondant aux réponses spectrales des objets constituant une image donnée, soit des propriétés de texture correspondant à des attributs définis à partir de paramètres spectraux selon une méthode d'analyse de texture.

Notre travail consiste en l'étude et la mise en œuvre d'un *logiciel d'analyse de texture des images de télédétection*. L'analyse est basée sur la *méthode des iso-segments* et a pour but de détecter et d'identifier des structures linéaires, particulièrement en milieu urbain.

Pour adapter cette méthode à la nature des images de télédétection, nous avons apporté des modifications au principe initial de la méthode, tel qu'il est défini par M. M. Galloway [GAL.75]. Ces modifications ont porté sur l'intégration d'un seuil de colinéarité pour la détermination des iso-segments et la définition des marqueurs (structures linéaires les plus représentatives).

Nous avons décomposé notre analyse en trois parties :

La première partie consiste en une analyse globale de l'image. Cette analyse présente deux aspects, un aspect stochastique où l'on détermine les matrices d'iso-segments globales dans les quatre directions principales ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ) avec leurs représentations sous forme d'histogrammes 3D, et un aspect spatial où l'on localise spatialement des marqueurs pour une interprétation qualitative.

	im33	im34	im35	im36	im37	im38	im39	im40	im41	im42	im43
	ISC	ISL	RNG	RL	PIS	INGB	INGH	ICNGB	ICNGH	ILNGB	ILNGH
im33	327	-585	-47	820	252	-58	150	37	283	-189	-261
im34	85	1330	106	-1438	-471	140	-296	-62	-494	480	565
im35	39	43	46	-98	-33	27	-39	2	-45	66	24
im36	88	78	28	2607	691	-118	375	81	734	-404	-680
im37	97	99	34	94	210	-41	118	28	222	-141	-219
im38	40	50	40	29	35	60	-77	3	-62	144	-2
im39	62	61	44	55	61	71	178	2	189	-160	-61
im40	72	61	11	64	67	9	3	0	23	-10	-36
im41	92	88	40	85	89	45	83	47	291	-163	-203
im42	56	70	52	43	52	51	64	20	51	354	82
im43	79	85	19	74	83	2	25	71	65	24	138

Tableau 4-6 : matrice de variance covariance, direction 135°

### II.2.3. Interprétation des matrices de variance covariance

Nous prenons à titre d'exemple dans la matrice de variance – covariance( tableau 4-6) correspondant à la direction 135°. Les images im40, im34 et im36 relatives aux paramètres ISCNGB, ISL et RL . Ces images présentent respectivement sur la diagonale principale des valeurs de variances égales à 8, 1330 et 2607. Ces variances nous renseignent sur la largeur de la bande de niveaux de gris de l'image et par conséquent sur son contraste. Pour une image donnée, plus sa variance est grande, plus les pixels sont répartis sur une large bande de niveau de gris.

Nous constatons que la valeur (734) de la covariance des images im36 et im41, est positive et est relativement élevée par rapport à la valeur (222) de la covariance des images im37 et im41, alors que leurs facteurs de corrélation sont égaux respectivement à 51 et 89. Ceci montre que la corrélation entre deux images ne dépend pas uniquement de leur covariance mais aussi de leurs variances respectives. Les mêmes constatations peuvent être faites pour deux images de covariance négative. Mais dans ce cas, plus la valeur absolue de la covariance est élevée, plus ces deux images sont corrélées.

Si deux image sont corrélées et que leur valeur de covariance est positive, alors les intensités des pixels, correspondants à une même position spatiale sur les deux images, sont du même ordre de grandeur. Par contre si deux images sont corrélées et que leur covariance est négative alors les intensités des pixels correspondants sont complémentaires dans l'échelle des niveaux de gris. Toutes ces constatations et ces conclusions peuvent être interprétées graphiquement dans le paragraphe suivant.

## II.3. Estimation graphique de la corrélation et du contraste

### II.3.1 Le contraste et la complémentarité

Nous avons développé des procédures pour une représentation graphique du contraste d'une image donnée ou la corrélation entre deux images, pour une interprétation qualitative.

La représentation des histogrammes de fréquences de niveaux de gris dans une image donnée nous permet d'apprécier le contraste d'une images. Pour conforter ou confirmer les conclusions tirées dans le paragraphe précédent, nous représentons graphiquement les histogrammes de fréquences des images im40 et im34 et im36 respectivement par les figures 4-5, 4-6 et 4-7. Nous remarquons que l'histogramme de la figure 4-5 est étroit. Ce qui signifie que l'image n'est pas contrastée. Tandis que l'histogramme des images im34 et im36 s'étalent sur une bande de niveaux de gris beaucoup plus large (im36 plus que im34). Ces histogrammes confirment les déductions du paragraphe précédent.

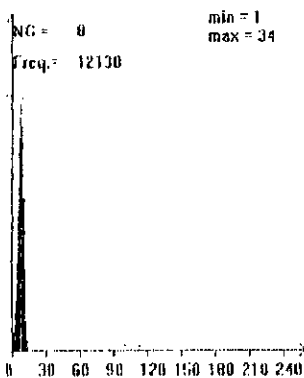


Figure 4-5 : image im40

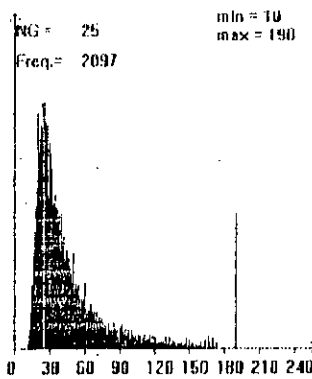


Figure 4-6 : image im34

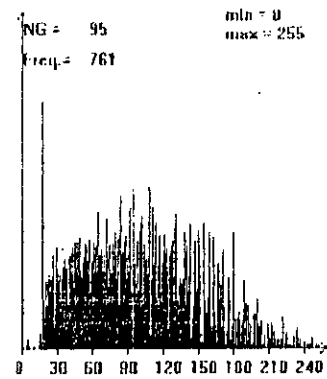


Figure 4-7 : image im36

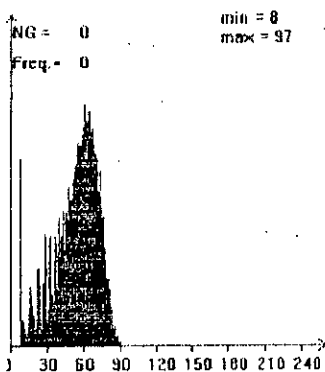


Figure 4-8 : image im11 (ISC)

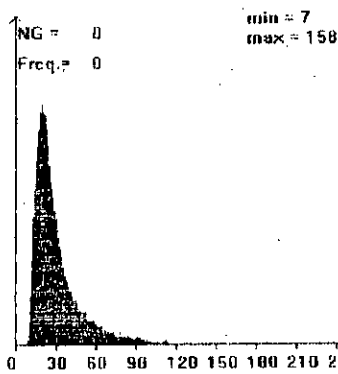


Figure 4-9 : image im21 (ISLNGH)

Nous remarquons sur le tableau 4-3 que les images im11 et im21 dont les histogrammes de fréquences sont représentés par les figures 4-8 et 4-9, ont des variances du même ordre de grandeur. Ces deux images ont un facteur de corrélation égal à 79 et une valeur de covariance négative. Nous concluons d'après le tableau 4-5 que ces images sont assez corrélées et que l'une est le cliché de l'autre.

Les figures 4-8 et 4-9 le confirment car nous constatons que pratiquement tous les pixels de ces deux images appartiennent à une même plage de niveaux de gris et que, pour l'une, la majorité des pixels ont des intensités supérieures à 50, et pour l'autre, la majorité de ses pixels ont des intensités inférieures à 50. La visualisation de ces deux images donnée par les images 3-12 et 3-22 du chapitre 3 le confirme aussi.

### II.3.2 Corrélation de deux images

Le graphe qui nous permet d'apprécier la corrélation, entre deux images X et Y données, est une représentation dans un espace à deux dimensions d'une matrice  $M(i, j)$ . Chaque élément  $f(i, j)$  de cette matrice, représente la fréquence d'occurrence de deux pixels  $p_x$  et  $p_y$  occupant la même position spatiale sur les deux images et ayant respectivement les niveaux de gris  $i$  et  $j$ .

La formulation de cette matrice peut être comme suit :

Soient deux images X et Y constituées respectivement de pixel  $(px_1, px_2, \dots, px_n)$  et  $(py_1, py_2, \dots, py_n)$  telles qu'à chaque pixel  $px_i$  ou  $py_i$  correspond un niveau de gris  $x_i$  ou  $y_i$ . Aux images X et à Y correspondent donc les niveaux de gris  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  et  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$

L'expression générale de chaque élément de la matrice  $M(i, j)$  est donné par la formule suivante :

$$f(i, j) = \text{Card}\{px_k \in X, py_k \in Y, k=1, 2, \dots, n, \text{ et } x_k = i, y_k = j\} \quad (D-5)$$

Nous avons appliqué ces algorithmes aux paires d'images (im33, im37), (im37, im43), (im36, im40) et (im15, im12) et avons obtenu les graphes représentés par les figures 4-10, 4-11, 4-12.

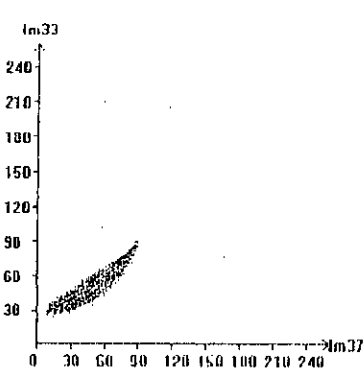


Figure 4-10 : images (im33, im37)

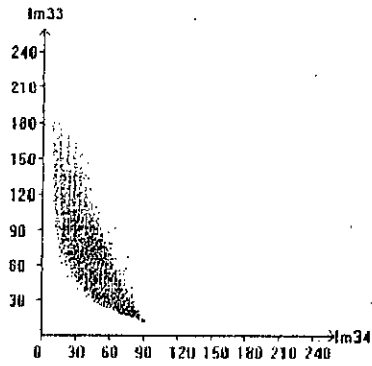


Figure 4-11 : images (im33, im34)

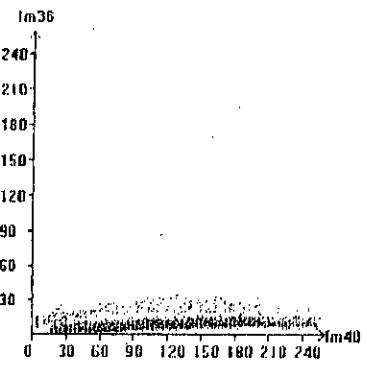


Figure 4-12 : images (im36, im40)

Deux images sont d'autant plus corrélées que le nuage de points représentant leur corrélation est mince et allongé. Si de plus, le nuage de point est selon une pente positive, nous pouvons conclure que ces deux images sont corrélées et que les intensités de pixels correspondant à de mêmes positions spatiales sont à peu près du même ordre de grandeur.

Si par contre le nuage présente un pente négative, nous pouvons déduire que ces deux images sont corrélées mais les intensités de pixels correspondant à de mêmes positions spatiales sont complémentaires dans l'échelle de niveau de gris.

Deux images sont considérées comme décorrélées si le nuage de points qui représente leur corrélation a une forme quelconque et occupe une surface relativement grande ou bien a une pente nulle ou infinie.

### III. CLASSIFICATION

#### III.1. Généralités

Une image plane est stockée en mémoire sous forme d'une grille de points ou pixels, définis chacun par un triplet  $(i, j, n)$  où :

- $(i, j)$  sont les coordonnées du pixel dans la plan,
- $n$  est le niveau de gris NG proportionnel à l'intensité émise par une surface élémentaire.

Ce niveau de gris correspond à la valeur radiométrique du pixel qui varie entre une valeur égale à 0 pour un objet qui n'a aucune réflectance et qui paraîtra en noir et une valeur égale à 100% pour un objet qui a une réflectance maximum et qui paraîtra blanc.

En télédétection, la caractérisation des surfaces observées est liée à leur réflectance qu'on appelle aussi signature spectrale. Les signatures spectrales varient suivant les conditions de prise de vue, la saison, les conditions météorologiques, et cetera .

A ces signatures spectrales vont correspondre les différents thèmes d'occupation du sol. Le problème revient à établir un formalisme de classification, associé à un espace de classification qui nous permettra de retrouver ces thèmes par différentes méthodes [SMA.98].

Pour les images de paramètres, ces définitions restent valables, sauf que le niveau de gris  $n$  est proportionnel à la valeur de l'attribut déterminé par un paramètre de texture et qui caractérise une propriété de texture.

La classification est une étape importante dans un processus d'analyse d'images satellitaires. Elle permet de regrouper les éléments de l'image au mieux de leur ressemblance de façon à ce qu'ils forment des classes homogènes susceptibles de représenter les mêmes objets au sol. En effet le caractère de ressemblance utilisé est le niveau de gris qui peut représenter une densité optique ou un paramètre de texture. Une classe est définie soit par ses limites (bornes de classe), soit par son centre (noyau de la classe).

Les méthodes de classification sont nombreuses et sont essentiellement réparties en deux groupes : les méthodes supervisées et les méthodes non supervisées.

Dans le cas d'une classification par la méthode supervisée, nous disposons d'informations supplémentaires sur certaines zones (des échantillons) de la scène étudiée « des vérités terrains ». Ces informations nous permettent de dissocier les différentes classes et d'affecter les points de l'image à l'une ou l'autre des classes définies par ces échantillons.

Dans le cas d'une classification par la méthode non supervisée, la classification consiste à répartir les éléments de l'image en fonction de leur degré de ressemblance selon des classes choisies suivant un critère de discrimination fixé. Le nombre de classes peut être ou ne pas être fixé au départ. Par la suite, l'utilisateur tentera de trouver la correspondance entre les classes ainsi définies et la réalité au sol. Les critères de discrimination sont basés uniquement sur les niveaux de gris qui peuvent représenter des réponses spectrales d'objets au sol ou des propriétés de texture. L'inconvénient de ces méthodes est le fait que deux objets identiques pris dans des conditions différentes (de températures ou d'éclairements) peuvent être affectés à deux classes distinctes.

### III.2. Critères d'affectation d'un pixel à une classe

De manière générale, la classification regroupe les objets en classes, en se basant sur la ressemblance entre ces objets. Tout algorithme de classification comprend donc les éléments essentiels suivants :

- Un critère de ressemblance.
- Un critère de décision.

Plusieurs critères de ressemblance existent [SMA.98]. Nous avons choisi le critère de similarité métrique. La mesure de similarité la plus évidente entre deux éléments est la mesure de la distance radiométrique entre eux.

Plusieurs distances métriques sont proposées. La distance la plus couramment utilisée est la distance euclidienne simple dont l'expression est donnée par la formule suivante :

$$d^2(x, \mu_j) = \|x - \mu_j\|^2 = (x - \mu_j)^T (x - \mu_j) \quad (4-6)$$

où  $x$  représente l'intensité d'un pixel à classer et  $\mu_j$  le noyau de la classe  $j$ .

Dans la cas où nous avons  $n$  variables, la distance euclidienne s'écrit :

$$d^2(x, \mu_j) = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_{ji})^2 \quad (4-7)$$

où  $x$  représente le pixel à classer et  $\mu_j$  le noyau ou le centre de la classe  $j$ .

Nous avons développé des procédures pour une classification d'images mono-spectrales en mode supervisé. Le critère d'affectation d'un pixel à une classe est la distance minimale de niveaux de gris. L'utilisateur a la possibilité de choisir plusieurs échantillons relatifs à une même classe.

### III.2.1. Résultats

Les algorithmes développés pour la classification d'images mono spectrale sont appliqués sur différentes images. les résultats se présentent comme suit.

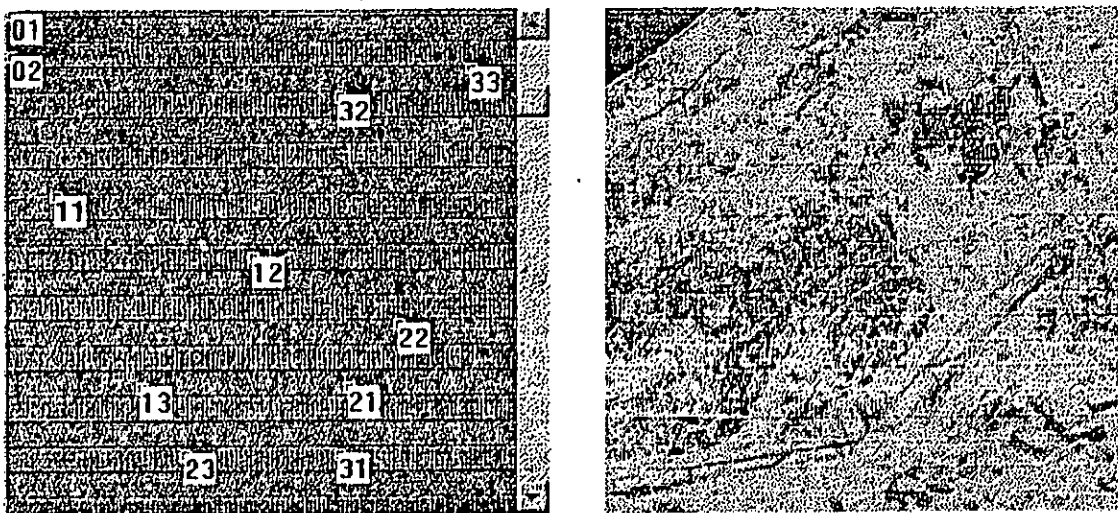


Image 4-1: image originale classée en 4 classes



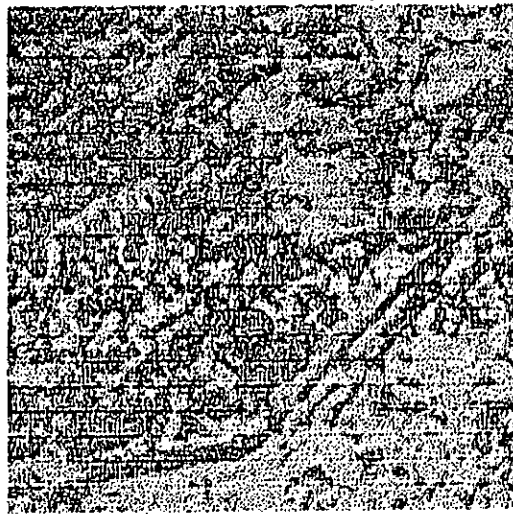
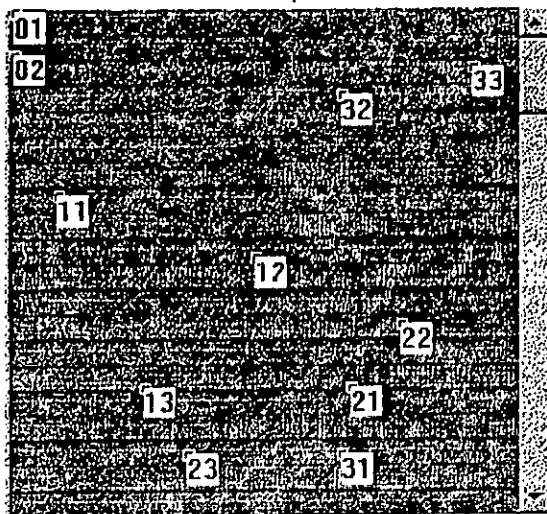


image 4-2 : image im43 classée en 3 classes

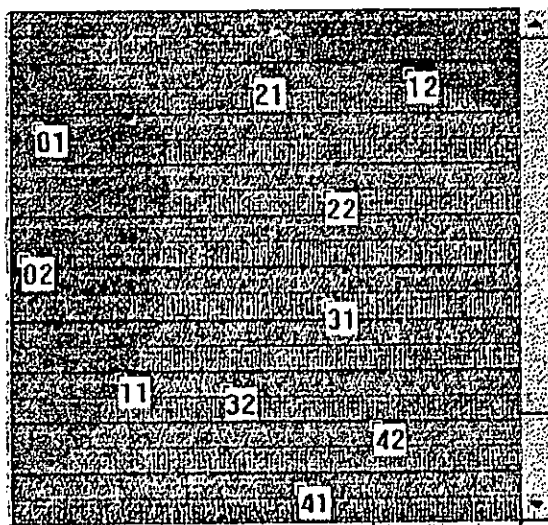


image 4-3 : image l classée en 4 classes

- Les image 4-1 et 4-2 représentent la même zone d'étude. pour faire une comparaison et apprécier l'apport des images de paramètres, nous avons pris le même nombre de classes pour ces deux images et les mêmes position spatiales pour les échantillons relatifs à chaque classe la taille des échantillon est choisie de 5x5.

Ces images sont classées en 4 classes:

La classe « 0 » représente la mer.

La classe « 1 » représente des zones urbainés à forte densité.

La classe « 2 » est représentée par des échantillons pris sur la piste d'atterrissage.

La classe « 4 » représente des zone urbainés de faible densité.

Les positions spatiales par rapport à l'image des différents échantillons sont données par la tableau 4-7

Classes		Classe 0		Classe 1			Classe 2			Classe 3		
Echantillons		1	2	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Positions	X	0	0	22	121	65	169	194	87	164	1644	230
spatiales	Y	0	21	92	123	189	189	157	223	223	42	28

Tableau 4-7 : Tableau relatifs aux positions spatiales des échantillons des images 4-1 et 4-2

- L'image 4-3 est classée en 5 classes :

2 échantillons pour la classe 0, 2 échantillons pour la classe 1, 2 échantillons pour la classe 2, 2 échantillons pour la classe 3, 2 échantillons pour la classe 4. Les dimensions de l'échantillon sont 5x5.

Nous remarquons que des zones appartenant à des classes différentes sur l'image originale « imagtest » sont regroupées dans une même classe sur l'image in43. Cela signifie que ces zones ont la même propriété de texture malgré le fait qu'elles ne représentent pas forcément le même objet. Une superposition de ces images nous permettra certainement d'identifier les zones représentant un objet donné selon une propriété de texture choisie.

Nous pouvons également identifier des zones représentant un même objet et selon plusieurs propriétés de texture. Ceci peut être réalisé par une classification multi-bandes en intégrant les images de paramètres dans un processus de classification multi-spectral.

Selon la même méthode de classification, Nous avons développé des procédures pour une classification d'images multi-spectrales. La localisation spatiale des échantillons se fait sur l'image originale. L'utilisateur a la possibilité de choisir plusieurs échantillons relatifs à une même classe. L'algorithme de la méthode est donné par l'organigramme figure 4-14.

Les images 4-4 et 4-5 représentent une classification multi-bandes. Dans la première nous avons intégré des images de paramètres différents selon une seule direction et dans la deuxième, nous avons intégré des images relatives à un même paramètre « ISLNGH » mais selon les quatre directions principales.

Pour apprécier l'apport de la classification multi-bande, nous avons choisi les mêmes positions spatiales des échantillons que pour la classification en mono-bande effectuée précédemment. Les résultats des classifications sont donnés par les images 4-4 et 4-5.

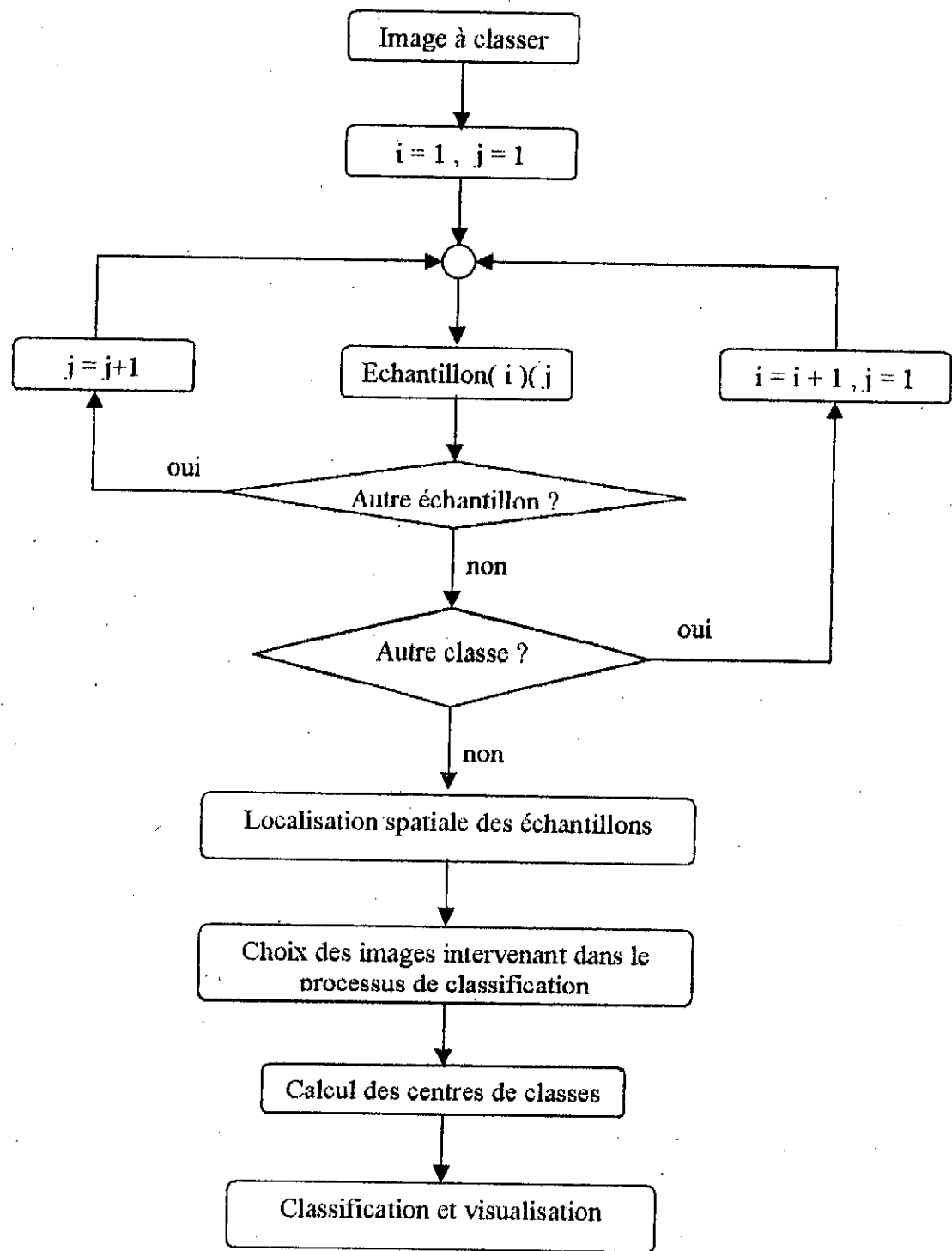


Figure 4-13 : organigramme pour la classification multi-spectrale

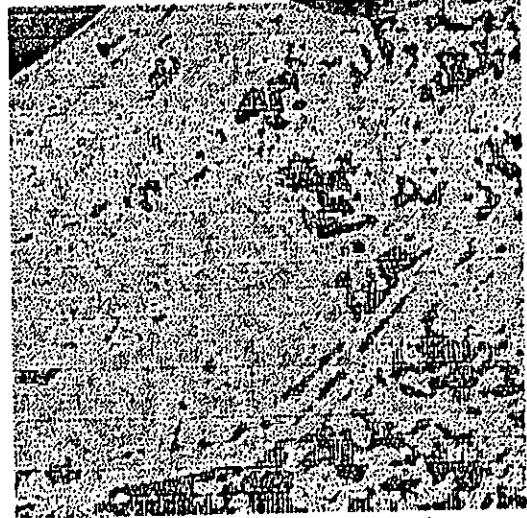
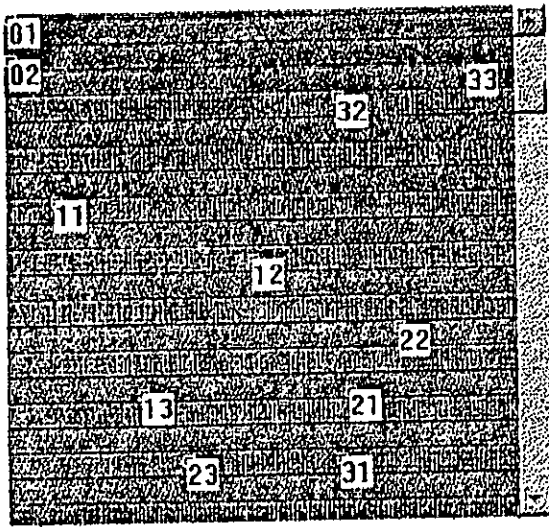


Image 4-4 : classification multi bandes des images im34 , im36, im43 et imagtest. Les échantillons sont choisis sur l'image « imagtest ».

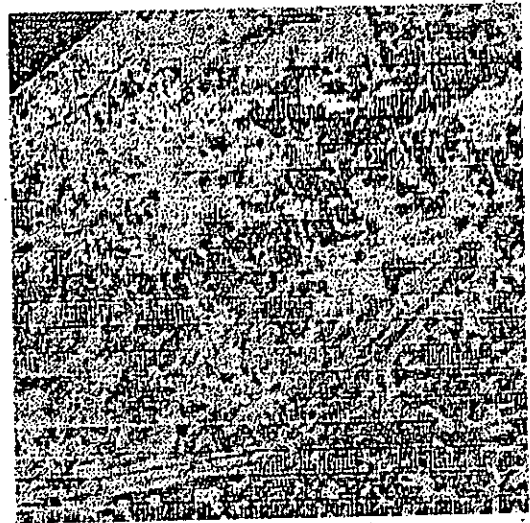
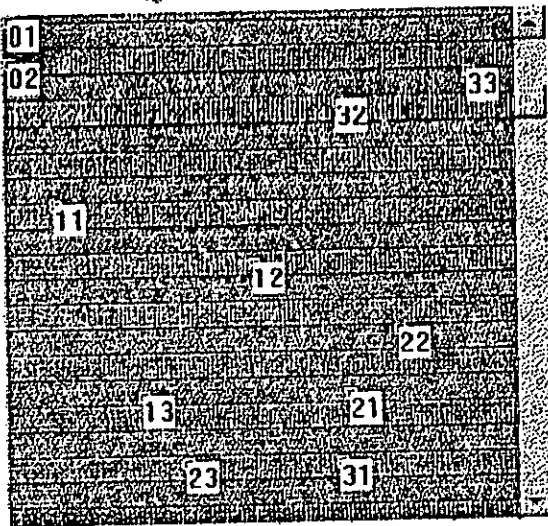


image 4-5 : Classification multi bandes des images im10, im21, im32, im43 et imagtest. Echantillons choisis sur l'image « imagtest ».

Nous remarquons que les résultats de classification obtenus par l'intégration d'images de paramètres selon plusieurs directions sont plus significatifs que ceux obtenues par l'intégration d'images de paramètres selon une même direction. Ceci nous permet de vérifier que pour une propriété de texture donnée, les informations contenues dans les images de texture correspondantes, selon les différentes directions, sont complémentaires.

La deuxième partie consiste en une analyse quantitative de la texture. Cette analyse a pour but la détermination des propriétés de texture par des paramètres descripteurs caractérisant la texture par des attributs. Ces attributs relatifs à chaque pixel, sont dérivés de matrices d'iso-segments locales (au voisinage de chaque pixel). Ceci nous conduit à la génération d'images de texture au nombre de quarante quatre en sortie pour une image en entrée.

Les images de texture ainsi obtenues sont nombreuses et présentent des redondances d'informations quant à leur apport dans un processus de classification multibandes. Pour cela, nous avons complété le travail par une troisième partie qui consiste en une étude de la corrélation inter images de paramètres et un calcul des signatures texturales déterminées sur des échantillons choisis sur la base de vérités terrains. L'étude de la corrélation s'effectue par la détermination des matrices de variances – covariances et des coefficients de corrélation pour sélectionner les images les plus décorréelées, et les signatures texturales sont calculées pour sélectionner les paramètres discriminants.

Ce mémoire se compose de cinq chapitres :

Le premier volet du premier chapitre est consacré à une synthèse bibliographique qui se résume en une introduction à l'analyse de texture et à la présentation de quelques méthodes d'analyse de texture. Le deuxième volet consiste en la présentation des images utilisées.

Dans le deuxième chapitre, nous avons étudié et développé des algorithmes pour la génération des matrices d'iso-segments globales, leurs représentation 3D et la localisation des marqueurs.

Le chapitre trois correspond à la partie deux de l'analyse. Il consiste en la conception et la réalisation d'algorithmes pour la détermination des propriétés de texture et la génération des images de texture.

Le quatrième chapitre est consacré d'une part à l'étude de la corrélation inter « images de paramètres » ainsi qu'à la génération et l'estimation des signatures de texture, et d'autre part à la classification multi-bandes des images de texture.

Dans le cinquième chapitre, nous présentons le logiciel conçu et réalisé en langage C++ Builder 3.

## PRESENTATION DU LOGITIEL

### I. PRESENTATION DU LOGICIEL

#### I.1. Environnement et structure du logiciel

Le logiciel que nous avons conçu pour l'analyse de texture a été réalisé, en partie et en un premier temps sous DOS et avec le langage Borland C++. Par la suite, nous l'avons translaté sous environnement Windows 98, pour augmenter sa maniabilité et ses possibilités. Nous avons pour cela utilisé le langage Borland C++ Builder 3 et l'avons développé sous forme d'une application MDI.

Le logiciel est structuré sous forme de modules indépendants effectuant chacun une fonction particulière. Cette structure rend sont extension très aisée.

#### I.2. Présentation de l'application

L'application présente une fenêtre principale, des fenêtres filles, des boîtes de dialogues et de messages.

La fenêtre principale qui gère l'application, dispose d'un menu relatif à toutes les fonctions principales et des sous-menus relatifs aux fonctions secondaires. Les fenêtres filles nous permettent de visualiser les résultats relatifs à une fonction donnée sous forme d'image, de graphe ou autres.

Les boîtes de dialogues se présentent de deux types : le premier type a pour but de choisir le ou les chemins de fichiers désirés pour une lecture d'un fichier de données ou d'un fichier image, le second permet à l'utilisateur de transmettre de manière interactive des informations numérique ou alpha numériques utiles à son application.

Les boîtes de messages informent l'utilisateur sur une erreur éventuelle au cas d'un dépassement quelconque ou d'une information erronée.

Les programmes nécessaires à l'exécution des différentes fonctions résident soit dans le programme principal, soit dans des bibliothèques prévues à cet effet.

Ce logiciel est constitué de douze fonctions principales renfermant plusieurs fonctions secondaires . La figure 5-1 nous donne la configuration de la fenêtre principale.

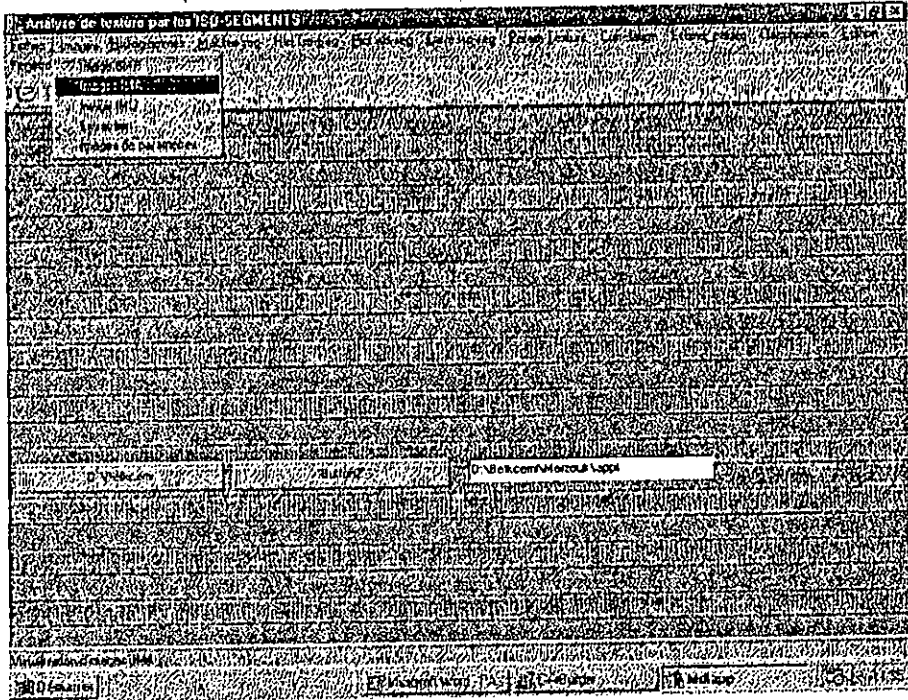


Figure 5-1 : Fenêtre principale de l'application

### I.3. Présentation des différentes fonctions

- **Fichier** : Cette fonction renferme 2 fonctions secondaires. La première (**Close**) sert à fermer la fenêtre fille active, la seconde (**Quitter**) sert à fermer l'application.
- **Images** : cette fonction nous permet d'exécuter 4 fonctions secondaires. La première (**Images BMP**) nous permet de visualiser une ou plusieurs images à la fois et chacune dans une fenêtre fille. La deuxième (**Image IMA**) est analogue à la première mais pour les images d'extention IMA. La troisième (**Extraction**) nous permet d'extraire un échantillon de dimension quelconque à partir d'une image, cet échantillon est récupéré sous forme d'image d'extention IMA. La quatrième (**Images de paramètres**) nous permet de visualiser les images d'attributs avec la possibilité de choix de la direction et du type de paramètre à.

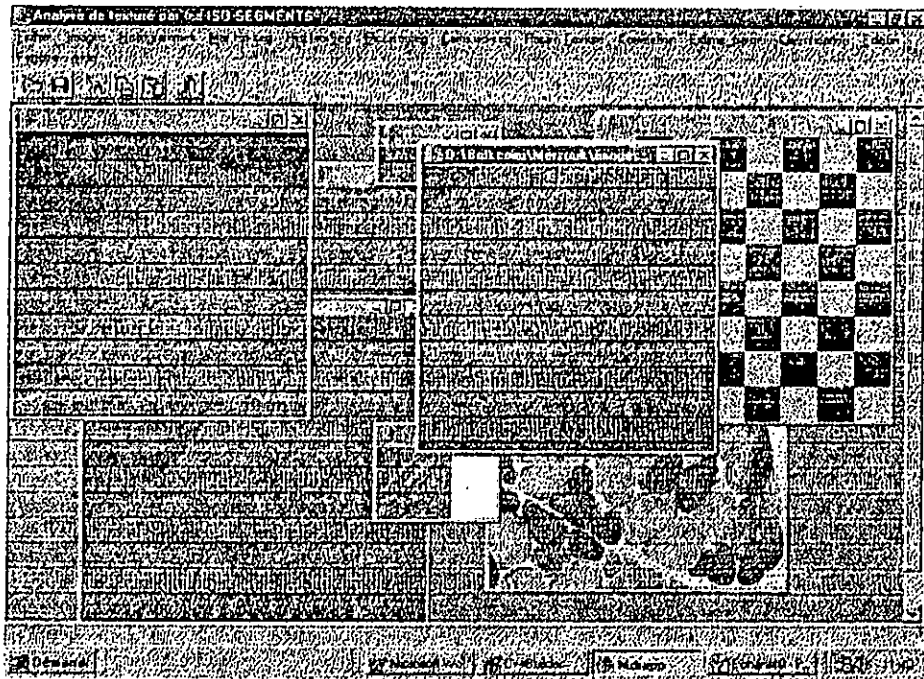


Figure 5-2 : Visualisation de plusieurs images d'extension ima.

- **Histogrammes** : cette fonction renferme 2 fonctions secondaires. La première (Tracé) nous permet de représenter des histogrammes de fréquences de niveaux de gris (calculés auparavant). La seconde (Calculé) nous permet de calculer ces histogrammes et de les visualiser.

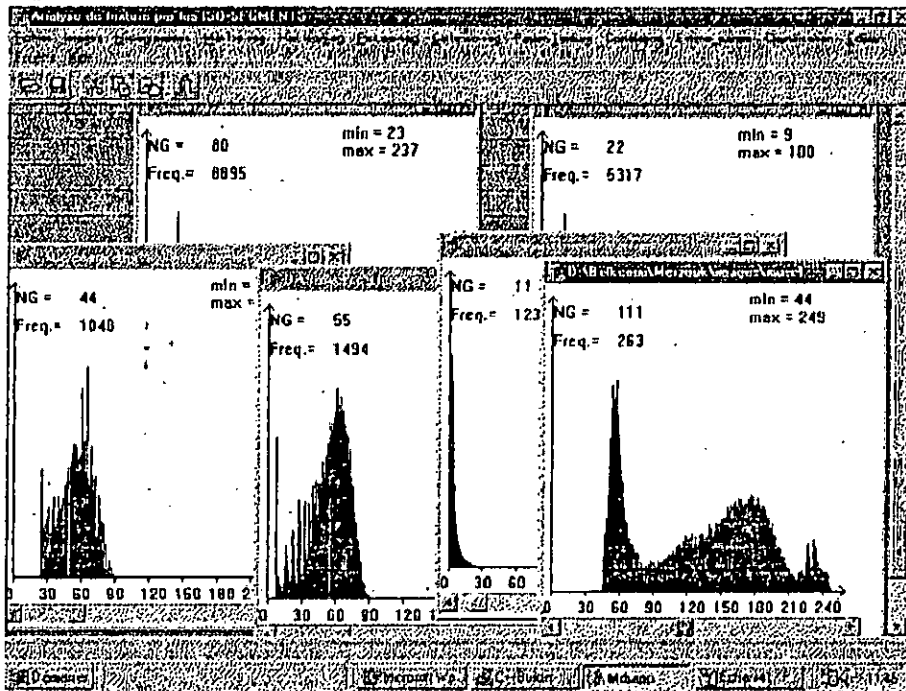


Figure 5-3: Présentation de plusieurs histogrammes de fréquences de niveaux de gris



- **Mat.Iso-seg** : elle renferme 4 fonctions secondaires (**Direction0°**, **Direction45°**, **Direction90°**, **Direction135°**) nous permettant chacune de générer les matrices d'iso-segments dans une direction choisie et avec un seuil de colinéarité choisi.
- **Hist.Iso-seg** : elle renferme 4 fonctions secondaires (**Direction0°**, **Direction45°**, **Direction90°**, **Direction135°**) nous permettant chacune de tracer les histogrammes représentant les matrices d'iso-segments (générées par **Mat.Iso-seg**) dans une direction choisie.

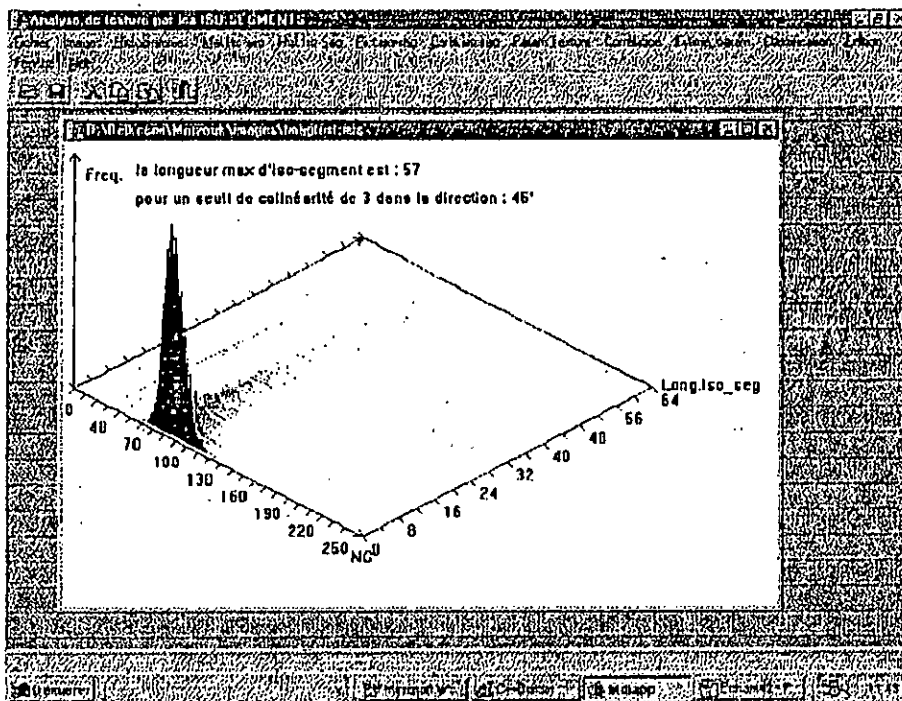


Figure 5-4 : Représentation 3D d'une matrice d'iso-segments

- **Pict.Iso-seg** : Cette fonction renferme 2 fonctions secondaires. La première (**Enregistrement sur fichier**) nous permet de localiser des marqueurs et d'enregistrer sur fichier les positions et l'intensité de chaque marqueur selon la ou les direction choisies, le seuil de longueur minimum et le seuil de colinéarité choisis. La seconde ( ) nous permet de visualiser sur une fenêtre filles les iso-segments les plus longs dans un voisinage de taille choisie, selon les quatre directions principales et le seuil de colinéarité choisi.
- **Carteiso-seg** : elle renferme 5 fonctions secondaires nous permettant de représenter visuellement des marqueurs à partir de fichiers selon l'une ou l'autre des direction principales ou des quatre à la fois.

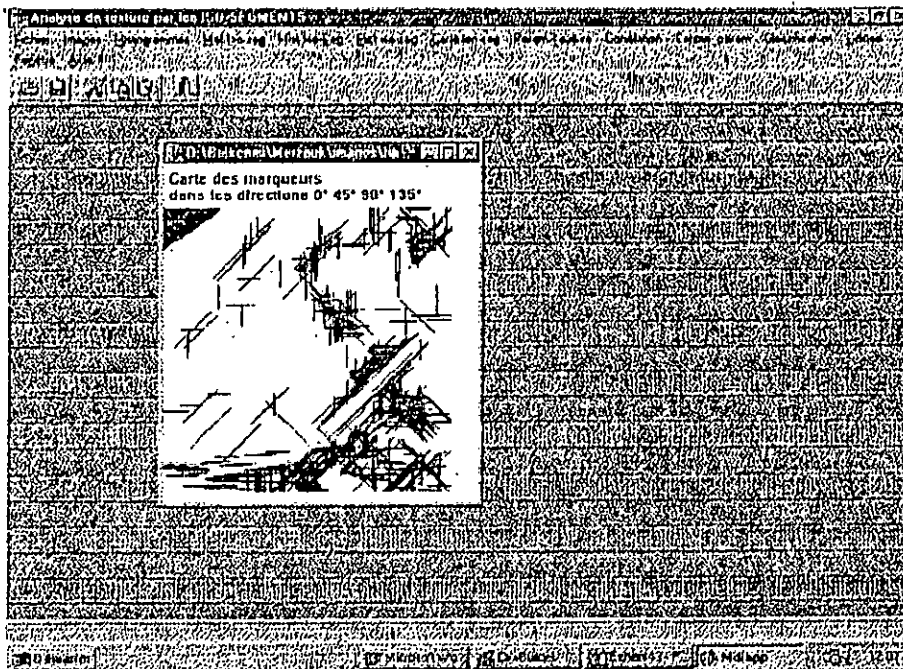


Figure 5-5 : Représentation d'une carte des marqueurs dans les 4 directions à la fois

- **Param.Texture** : Cette fonction renferme 2 fonctions secondaires. La première (**Génération**) nous permet de générer les propriétés de texture d'une image par des paramètres descripteurs et d'en déduire des images d'attributs en virgule flottante. La seconde (**Normalisation**) nous permet de normaliser les images d'attributs et d'en déduire 44 images d'extension IMA en 256 niveaux de gris.
- **Corrélation** : Elle renferme 2 fonctions secondaires. La première (entre deux images) nous permet de représenter par un nuage de point la répartition des niveaux de gris de deux images de paramètre et d'en apprécier la corrélation entre ces deux images. La seconde (facteur de corrélation) nous permet d'apprécier la corrélation entre les différentes images de paramètres prise deux à deux et dans une direction choisie, par le calcul de la matrice de covariance des différentes images dans une direction choisie.

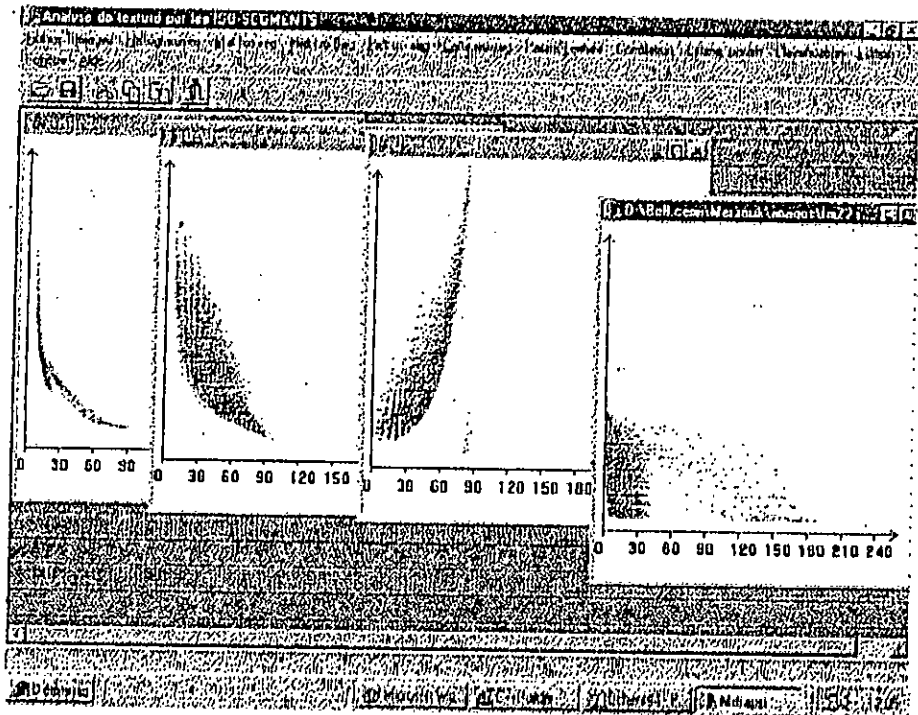


Figure 5-6 : Représentation graphique de la corrélation entre deux images

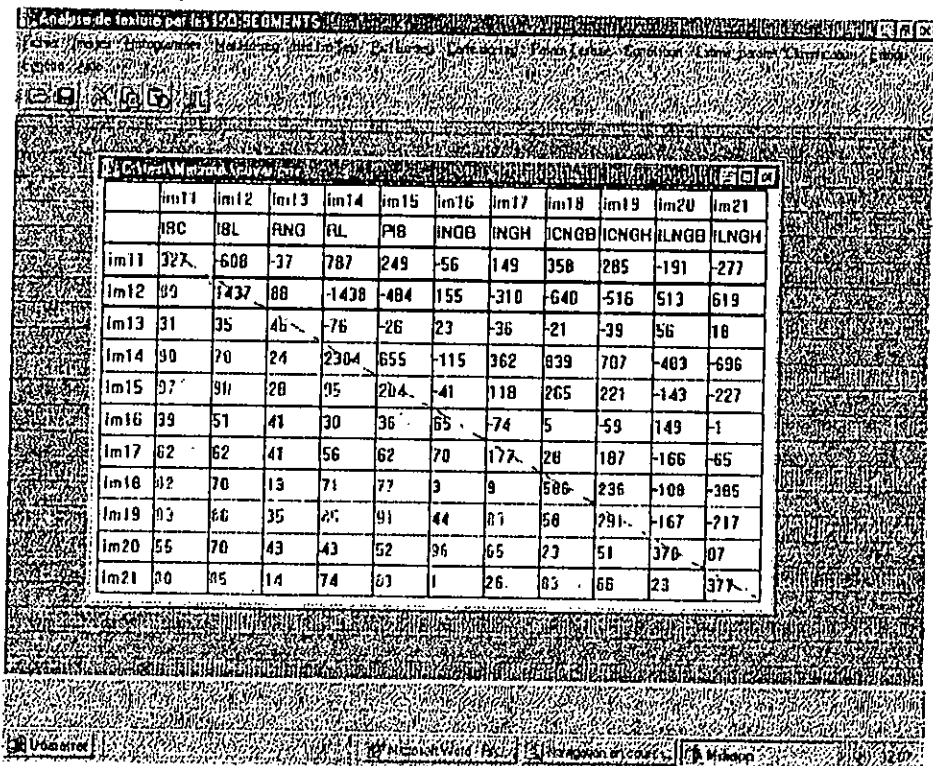


Figure 5-7 : représentation de la matrice de variance covariance

- Estim-Param : cette fonction renferme 2 fonctions secondaires. La première (Cholx des échantillons) nous permet de sélectionner les échantillons dont nous voulons

estimer les paramètres. La seconde (Estimation) nous permet de calculer les attributs relatifs à tous les échantillons selon les quatre directions principales et le seuil de colinéarité choisi ainsi que la représentation graphique de la variation de ces paramètres par rapport aux différents échantillons.

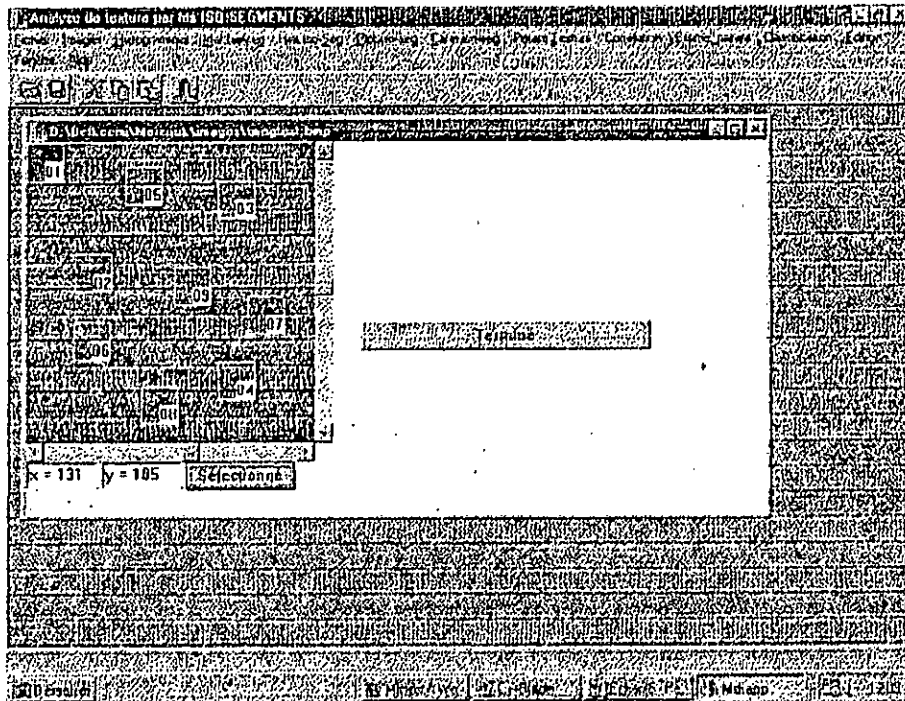


Figure 5-8 : Choix d'échantillons pour l'estimation des paramètres

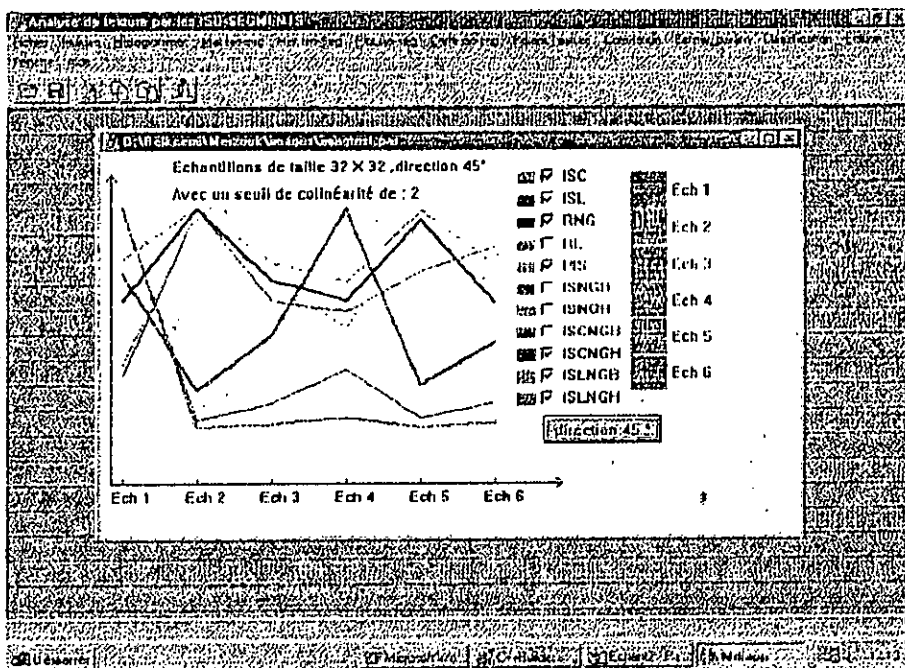


Figure 5-9 : Graphes d'estimation des paramètres

- **Classification** : cette fonction renferme deux fonctions secondaires, la première (mono dimensionnelle ) pour la classification mono-spectrale, la seconde (multi bandes) pour la classification multi-spectrale.

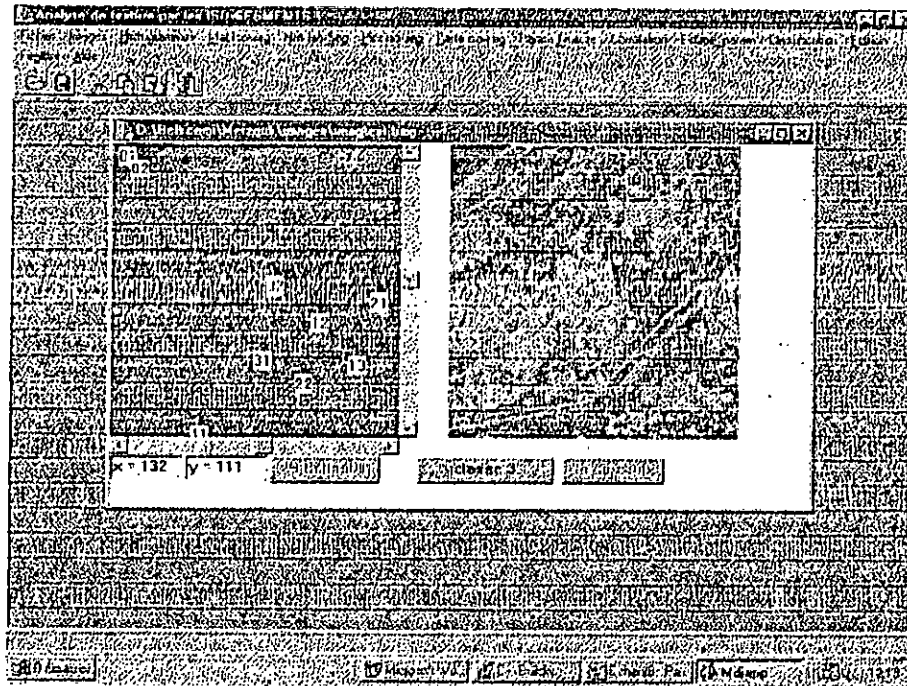


Figure 5-10 : classification d'images

## CONCLUSION GENERALE

Ce travail a consisté en l'étude et le développement d'un processus d'analyse de texture basé sur la méthode des iso-segments. Ce processus renferme des fonctions qui constituent des outils d'aide à la réalisation des cartes de structures allongées telles que : les routes, les pistes, les aérodromes ou d'autres phénomènes physiques dans les images de télédétection. Ces outils peuvent être : des images, des histogrammes, des tableaux de valeurs, des graphes.

Le travail effectué a comporté trois parties essentielles :

-- La première partie a consisté en l'analyse qualitative de la texture par des matrices d'iso-segments, la représentation graphique de ces matrices ainsi que la localisation de structures allongées appelées « marqueurs ». Une contribution personnelle à ce niveau a été faite en introduisant des modifications sur la méthode initiale [GAL.75]. Ces modifications consistent en la définition et l'intégration d'un seuil de colinéarité pour la détermination des iso-segments. Ceci a conduit à la proposition d'une nouvelle formulation. Les algorithmes relatifs à cette partie ont été testés dans un premier temps sur des images simulées pour leurs validations et ensuite, appliquée sur des images satellitaires, extraites d'une scène de LANDSAT Thematic Mapper de la région d'ALGER.

-- La deuxième partie a porté sur l'analyse quantitative de la texture. Cette analyse a pour but la détermination des propriétés de texture par des paramètres descripteurs et la génération d'images de texture. Les attributs relatifs à ces images de texture sont calculés des éléments des matrices de voisinages d'analyse.

-- Les images de texture ainsi générées sont nombreuses et présentent des redondances quant à leur apport dans un processus de classification multi-bandes. Pour cela, nous avons dans une troisième partie complété le travail par une étude de la corrélation inter « images de paramètre », une estimation des signatures de texture et une classification multi-bandes des images de texture. L'étude de la corrélation s'effectue par la détermination des matrices de variance - covariance et des facteurs de corrélation pour sélectionner les images les plus décorréelées. L'estimation des signatures de texture a pour but de sélectionner les paramètres les plus discriminants.

Les résultats obtenus, sur les images étudiées dans les différentes parties, nous ont permis d'une part, de vérifier le bon fonctionnement des algorithmes développés dans ce logiciel réalisé en Borland C++ Builder 3, et d'autre part de mettre en évidence certaines structures telles que la bande côtière et l'aérodrome.

Ce travail rentre dans le cadre d'un projet global pour la réalisation de cartes de structures linéaires. Les outils fournis par cette étude nous ont permis de déterminer et de localiser des primitives de formes linéaires constituant des régions de l'image. ces régions peuvent représenter de larges zones homogènes ou des structures minces et allongées.

Afin de dissocier entre les larges zones homogènes et les structures minces, il serait nécessaire d'enrichir ce travail par une étude de l'homogénéité. cette étude de l'homogénéité nous amènera à la génération de nouvelles images de paramètres. L'intégration des images de paramètres d'homogénéité dans un processus de classification, nous permettra de mettre en évidence des structure minces et allongées dans les quatre directions principales. Une étude de la connexité entre ces structures nous aidera à enchaîner des primitives adjacentes susceptibles de représenter le même objet.

La nature des structures allongées que nous pouvons mettre en évidence dépend essentiellement des résolutions spatiales et spectrales des images étudiées.

## ANALYSE DE TEXTURE

### INTRODUCTION A L'ANALYSE DE TEXTURE

Plusieurs auteurs tels que ROSENFELD [ROS.70], HARALICK [HAR.73], IRON [IRO.81], SUN [SUN.83], UNSER [UNS.86] et VILNROTTER[VIL.86], ont proposés diverses définitions de la texture selon les domaines d'application et suivant la manière dont elle est perçue et extraite (annexe B). Néanmoins, la texture est définie généralement comme étant un terme utilisé pour caractériser les structures spatiales qui constituent la surface d'un objet ou d'une région donnée. L'information texturale représente un paramètre important parmi plusieurs paramètres utilisés en traitement numérique d'images.

L'analyse de texture, d'une image numérique, est une analyse spatiale qui consiste en la définition des relations spatiales qui existent entre les niveaux de gris de pixels voisins (dans un voisinage optimal). Cette analyse regroupe les processus de détection de contours et la segmentation des sous-ensembles d'images présentant des propriétés particulières, ainsi que, la caractérisation, la description et la classification de la texture dans les images numériques [BEL.98].

L'analyse de texture permet, de mettre en évidence des structures géométriques fondamentales (des primitives) qui se répètent dans l'image et les interactions où les dépendances spatiales entre ces primitives pour constituer des objets ou des régions de l'image. Elle nous permet aussi d'extraire des propriétés de texture par des paramètres descripteurs et d'en déduire des images caractéristiques. Ces images de texture, traitées séparément ou par combinaison entre elles, nous mettent en évidence certains caractères particuliers de la texture. En les combinant avec des images spectrales, elles peuvent contribuer à la caractérisation quantitative des états de surface par leur implication dans un processus de classification multibandes.

### 1. METHODES D'ANALYSE DE TEXTURE

Il existe plusieurs méthodes d'analyse de texture essentiellement réparties selon deux approches qui sont : *l'approche statistique et l'approche structurale*.

Selon l'approche statistique, l'analyse de texture est basée sur l'intensité (niveau de gris) d'un pixel et les caractéristiques statistiques de variation de cette intensité dans un voisinage optimal. Elle nous permet de générer des images de texture dont les attributs sont des propriétés stochastiques de la distribution spatiale des intensités dans l'image.



## ANNEXE A : GENERALITES SUR LA TELEDETECTION

### I. INTRODUCTION A LA TELEDETECTION

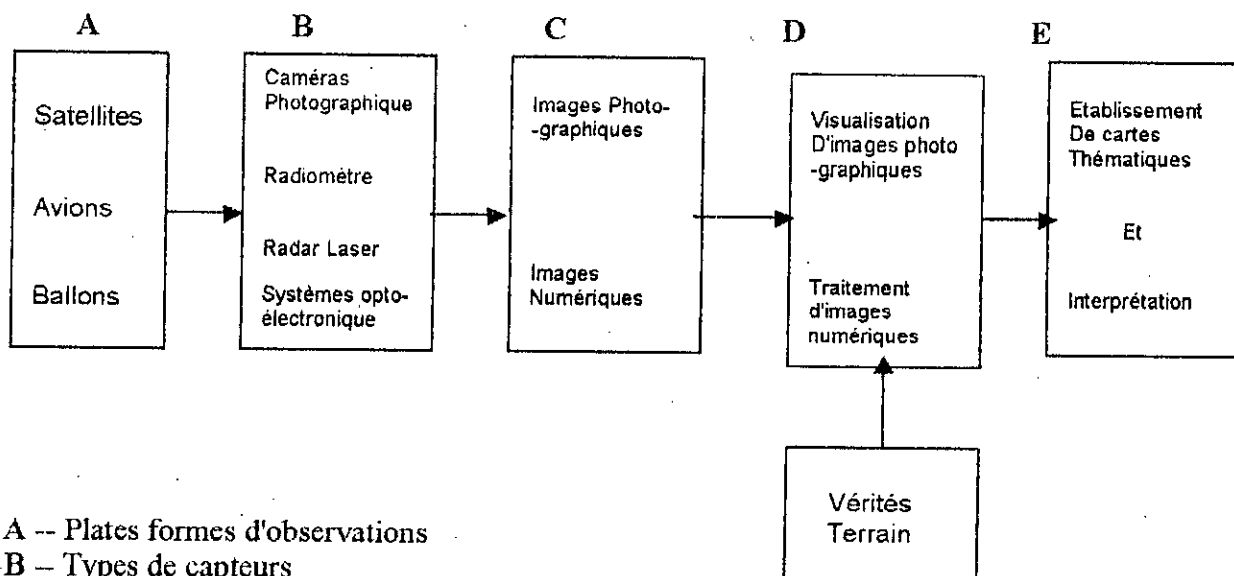
En termes simples, la télédétection signifie l'obtention, à distance, d'informations relatives à un objet (ou un phénomène physique) situé sur la surface de la terre ou dans l'atmosphère. Ces informations sont généralement disponibles sous forme d'images analogiques (photographiques) ou digitales (numériques) représentant une parcelle (ou scène) de la surface de la terre.

La télédétection ne se limite pas qu'à des applications militaires, mais s'étend de plus en plus à des applications civiles, non moins stratégiques, telles que l'établissement de documents cartographiques, l'inventaire et l'estimation des ressources terrestres dans les domaines forestier, agricole, hydraulique et minier.

#### I.1. Déroulement d'une opération de télédétection

*Une opération de télédétection s'effectue en trois étapes :*

- L'acquisition des données
- Traitement de ces données
- Interprétation des résultats des traitements



- A -- Plates formes d'observations  
 B -- Types de capteurs  
 C -- Types de données images fournis par les capteurs  
 D -- Traitements de données avec l'aide de vérités terrains  
 E -- Sorties des images et leurs interprétations

Figure A-1 : Schéma de principe d'une opération de télédétection

## I.2. Principe d'acquisition des données images

L'acquisition d'images aéro-satellitaires s'effectue par l'intermédiaire de capteurs optoélectroniques embarqués à bords de plates-formes d'observation telles que les ballons sondes, les avions et les satellites. Les images ainsi acquises sont soit stockées à bord de la plate-forme, soit acheminées vers le sol par le biais de réseaux de transmission.

### I.2.1. Les plates formes d'observation

Selon l'objectif visé, la collecte d'informations doit s'effectuer à différentes altitudes. On utilise pour cela l'une ou l'autre des plates formes d'observation.

Les différents type de plates formes et leurs altitudes correspondantes sont schématisées sur la figure (I - 2).

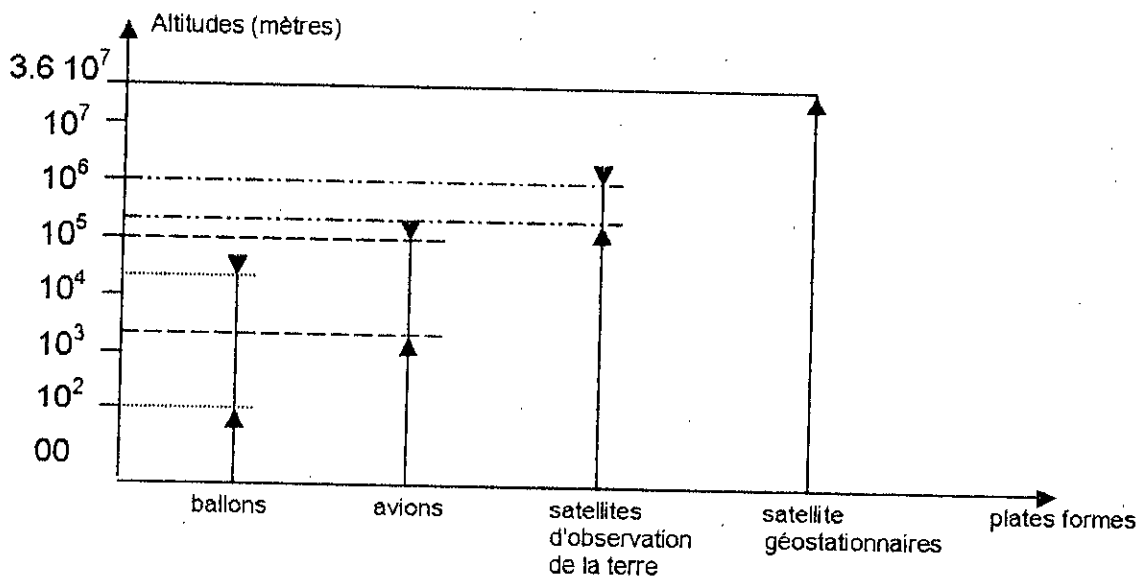


Figure A-2 : Altitudes correspondant aux différentes plates formes

### I.2.2. Les capteurs

Deux principaux types de capteurs sont utilisés pour l'acquisition d'images aéro-satellitaires : les capteurs à dispositifs optiques et les capteurs à semi-conducteurs.

a) *Les capteurs à dispositifs optiques* : Ceux sont des caméras photographiques (panchromatiques ou multi bandes ) qui fournissent des images analogiques par enregistrement sur films photographiques d'éclaircements solaires réfléchis par les objets au sol dans les bandes de longueurs d'ondes de l'ultraviolet, du visible et du proche infrarouge (  $0.3 + 0.9 \mu\text{m}$  )

b) *Les capteurs à semi-conducteurs* : Ceux sont des caméras à photodiodes (CCD) ou des radiomètres optoélectroniques qui nous fournissent des images numériques représentant les rayonnements électromagnétiques émis ou réfléchis par les objets au sol dans les longueurs d'ondes de l'ultraviolet, du visible, du proche infrarouge , de l'infrarouge thermique et des micro-ondes (figure I - 3).

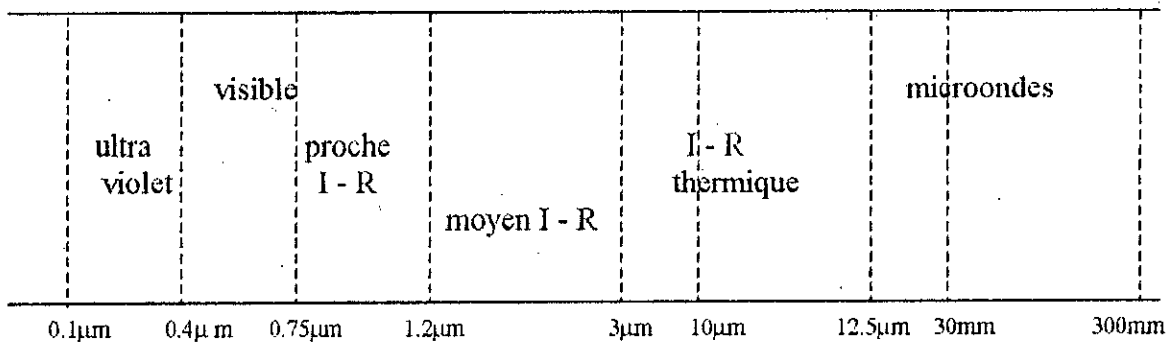


Figure A-3 : spectre des rayonnements électromagnétiques utilisé en télédétection

### I.3. Les images numériques en télédétection

Une image numérique en télédétection est représentée dans un espace à deux dimensions par un ensemble de points élémentaires appelés *pixels*, auxquels sont associées des valeurs numériques constituant les données images .

Le pixel correspond au plus petit élément de surface au sol détectable par le capteur. Les dimensions de cet élément de surface constitue la résolution spatiale de l'image.

Les valeurs associées aux pixels représentent des niveaux de gris allant de 0 à 255 soit au total 256 niveaux de gris. Dans cette échelle, le " 0 " équivaut au noir et " 255 " au blanc. Chacun de ces niveaux de gris correspond à une réponse spectrale

d'une surface élémentaire . La réponse spectrale étant l'intensité du rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par un objet au sol.

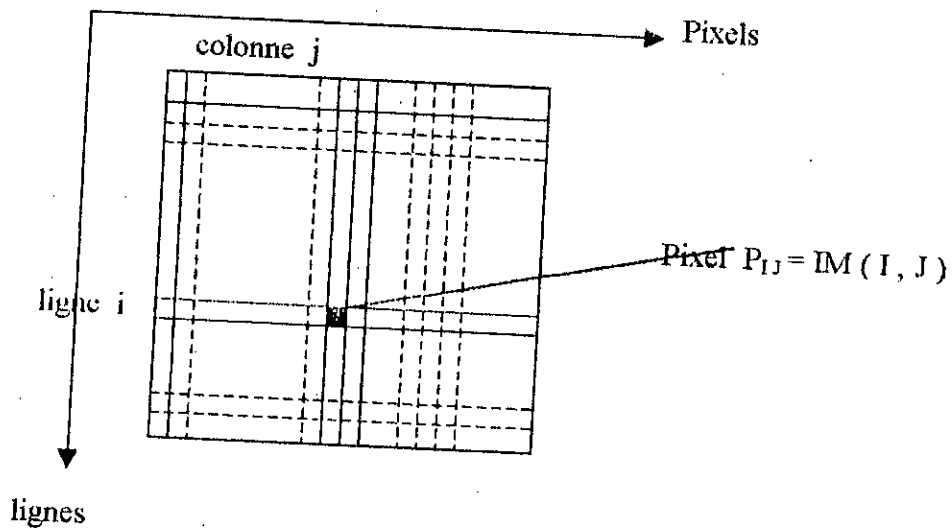


Figure A-4 : représentation spatiale de l'image numérique IM.

### I.3.1. Caractère multispectral d'une image en télédétection

Certaines images nous renseignent sur la réflexion, par la surface du sol , des rayonnements solaires dans l'ultraviolet , le visible et le proche infrarouge (0.3 - 0.9  $\mu\text{m}$ ) . D'autres images nous renseignent sur l'énergie émise par les objets au sol et ceci dans l'infrarouge thermique ( 10 - 12.5  $\mu\text{m}$  ). Et d'autres encore nous renseignent sur la mesure relative de l'intensité de l'onde réfléchie, par la surface de la terre, par rapport à l'onde émise par un émetteur embarqué sur la plate forme d'observation et ceci dans la bande des micro-ondes ( 30 - 300 mm ).

Nous pouvons donc avoir pour une même scène, plusieurs images correspondant à différentes bandes spectrales. Ceci constitue la caractère multi- spectral d'une image numérique en télédétection (figure I-5).

Pour une image donnée, la bande de longueur d'onde dans laquelle elle est exprimée représente sa résolution spectrale.

Les résolutions spatiale et spectrale d'une image sont d'autant plus hautes que les dimensions de la surface au sol correspondant au pixel sont réduites et que la largeur de la bande spectrale qui caractérise cette image est étroite.

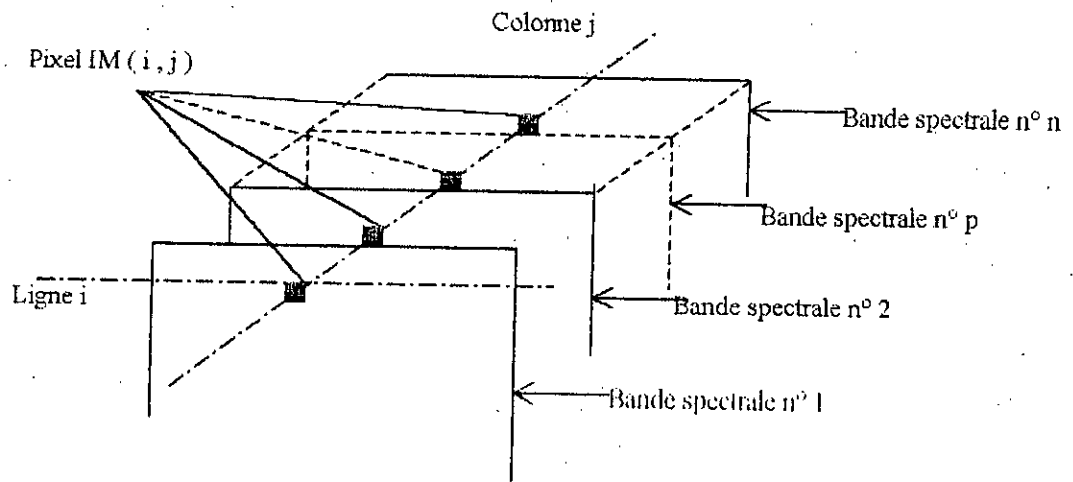


Figure A-5: Représentation schématique d'une image multi spectrale.

### I.3.2. Intérêt de l'image numérique

Par rapport à l'image photographique, qui nous permet uniquement d'avoir des informations sur la géométrie et les couleurs des objets, l'image numérique nous offre l'avantage d'avoir des informations sur les propriétés physiques de ces objets et en outre nous donne la possibilité de manipuler les données images comme par exemple :

- procéder à des corrections géométriques et radiométriques de l'image
- superposer des images de différentes sources
- ségmenter l'image (morceler l'image en zones homogènes par niveaux de gris ou par propriétés de texture).
- Procéder à une classification de l'image (rassembler dans une même classe les pixels au mieux de leur ressemblance en fonction de leurs niveaux de gris selon une ou plusieurs bandes spectrales).

### I.3.2. Intérêt du caractère multispectral de l'image

Dans chaque bande de longueur d'onde du spectre électromagnétique, chaque type d'objet à la surface du sol réfléchit ou émet les rayonnements avec une intensité qui dépend de ses caractéristiques physiques. Ainsi avec l'utilisation des réponses spectrales dans l'une ou bien

l'autre des bandes de longueurs d'ondes, il doit être possible de différencier entre les différents types d'objets ( sol nu, végétation, eau, etc... ). Néanmoins deux types d'objets différents, sous certaines conditions, peuvent avoir une même réponse spectrale dans une bande de longueur d'onde donnée. Il est alors impossible de les dissocier, une analyse des réponses spectrales de ces deux types d'objets dans d'autre bandes de longueurs d'ondes nous permet de les différencier. Ceci montre l'intérêt du caractère multi spectral de l'image numérique en télédétection.

## II. PERFORMANCES ET CARACTERISTIQUES DES DIFFERENTS SYSTEMES D'AQCQUISITION DE DONNEES IMAGES EN TELEDETECTION

La performance d'un système d'acquisition de données images s'estime par rapport à la qualité, à la précision, à la richesse des informations qu'il fournit et à la rapidité avec laquelle il les fournit. Tous ces paramètres sont liés à l'altitude du système, à sa résolution spatiale et spectrale ainsi qu'à sa maniabilité.

### II.1. Les avions comme systèmes d'acquisition

Les avions ont généralement pour mission l'acquisition d'images photographiques. La nature et la qualité de ces images dépendent des avions en tant que plates formes d'observation et des capteurs (caméras) embarqués à leurs bords.

Etant pilotés par un être humain, les avions sont des systèmes assez maniables. Ils nous offrent l'avantage de pouvoir intervenir, pour l'acquisition d'informations, sur un site de notre choix, à un moment précis et à une altitude précise . Les avions nous permettent d'avoir également des images avec visée verticale ou visée oblique ( pour des vues stéréoscopiques ).

Ces images photographiques peuvent être panchromatiques ou multi spectrales. La richesse et la précision, des informations qu'elles contiennent, dépendent de la qualité des capteurs (caméras ) c'est à dire des performances de leurs systèmes optiques ( lentilles ) et de la résolution des films photographiques utilisés.

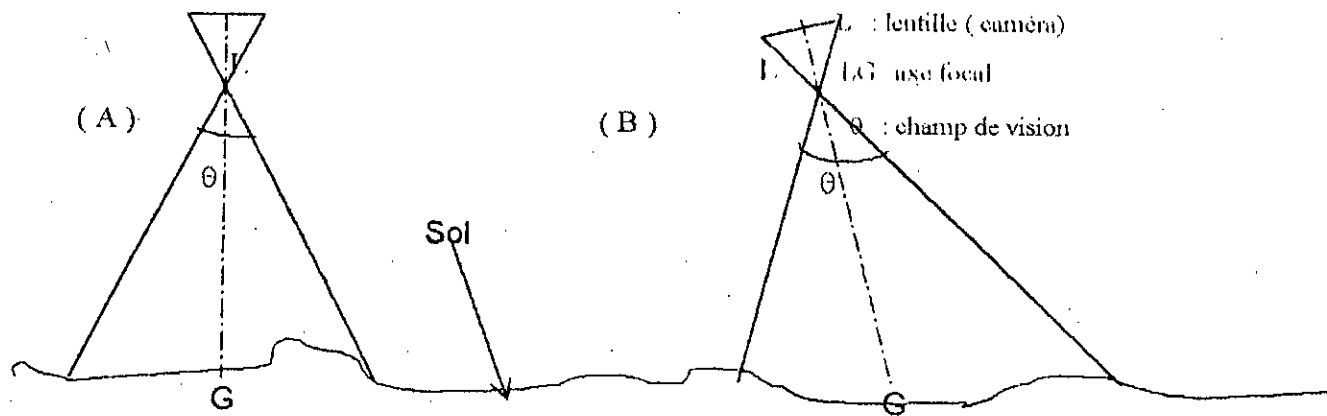


Figure A-6: principe d'acquisition d'images aériennes (A) : à visée verticale (B) : à visée oblique

## II.2. Les satellites comme systèmes d'acquisition

Les satellites d'observation de la terre sont nombreux et ont généralement comme missions d'acquérir des images numériques, multi spectrales et de manière périodique. Ces images représentent les rayonnements électromagnétiques émis ou réfléchis par la surface de la terre dans différentes bandes spectrales.

Ces satellites diffèrent par leurs altitudes, leurs période de révolution ainsi que les résolution spatiales et spectrales des capteurs embarqués à leurs bords.

Cependant, ils utilisent les mêmes principes pour couvrir la surface de la terre et pour acquérir les données images.

### I.2.1. Les satellites LANDSAT

Le premier satellite d'observation de la terre de la série LANDSAT fut envoyé par les USA en juillet 1972. Landsat-1 a été suivi par quatre autres, Landsat-2-3-4 et 5, mis sur orbites respectivement en 1975, 1978, 1982 et 1984.

La rotation de tous ces satellites autour de la terre est synchronisée avec le mouvement relatif du soleil par rapport à la terre. Cette synchronisation signifie que deux scène adjacentes sont prises à la même heure locale, donc, avec le même angle d'inclinaison des rayonnements solaires par rapport à la surface de la terre. Ceci est particulièrement très important, pour l'étude comparative d'images prises par un même satellite à différentes périodes ou par différents satellites. Les principales caractéristiques des satellites Landsat sont données au tableau (A - 1)

• Caractéristiques des images Landsat

Les principales caractéristiques des images acquises par les satellites Landsat

Sont présentées au tableau ( A - 2 ). [ RAV , 91].

Satellites	Date de mise sur orbite	Date de mise hors service	Altitude ( km )	Inclinaison orbitale( ° )	Période orbitale	Période de révolution	Type de capteurs
Landsat 1	Juillet 1972	Janvier 1978	918	99°	103 mn	18 jours	MSS 4 bandes RVB 3 bandes
Landsat 2	Janvier 1975	Juillet 1983	918	99°	103 mn	18 jours	MSS 4 bandes RVB 3 bandes
Landsat 3	Mars 1978	Sept. 1983	918	99°	103 mn	18 jours	MSS 5 bandes RVB 1 bande
Landsat 4	Juillet 1982	-----	705	98.2°	98.9 mn	16 jours	MSS 4 bandes TM 7 bandes
Landsat 5	Mars 1984	-----	705	98.2°	98.9 mn	16 jours	MSS 4 bandes TM 7 bandes

**Tableau A-1:** Caractéristiques générales des satellites Landsat-1, 2, 3, 4, 5

Satellites	Bandes MSS	Bandes TM	Largeur de la bande spectrale	Couleur	Résolution spatiale (m)	Format de l'image(km)
Landsat 1-2-3-4-5	MSS4 ou MSS1		0.5 à 0.6 $\mu\text{m}$	Vert	79 X 79	185 X 185
	MSS5 ou MSS2		0.6 à 0.7 $\mu\text{m}$	Rouge	79 X 79	185 X 185
	MSS6 ou MSS3		0.7 à 0.8 $\mu\text{m}$	Proche I.R	79 X 79	185 X 185
	MSS7 ou MSS4		0.8 à 0.9 $\mu\text{m}$	Proche I.R	79 X 79	185 X 185
Landsat 3	MSS8		104 à 125 $\mu\text{m}$	I.R Thermique	120 X 120	185 X 185
Landsat 4 et Landsat 5		TM 1	0.45 à 0.52 $\mu\text{m}$	Bleu-Vert	30 X 30	185 X 185
		TM 2	0.52 à 0.60 $\mu\text{m}$	Vert	30 X 30	185 X 185
		TM 3	0.63 à 0.69 $\mu\text{m}$	Proche I.R	30 X 30	185 X 185
		TM 4	0.76 à 0.90 $\mu\text{m}$	Proche I.R	30 X 30	185 X 185
		TM 5	1.55 à 1.75 $\mu\text{m}$	Moyen I.R	30 X 30	185 X 185
		TM 6	2.08 à 2.35 $\mu\text{m}$	Moyen I.R	30 X 30	185 X 185
		TM 7	10.4 à 12.5 $\mu\text{m}$	I.R Therm.	120 X 120	185 X 185

**Tableau A-2:** principales caractéristiques des images Landsat



### I.2.2. Les satellites SPOT

Le système SPOT ( Système Probatoire d'Observation de la Terre ) est un satellite Français mis en œuvre par le CNES (Centre National d'Etudes Spatiale).

Spot est le premier satellite envoyé par l'Europe pour l'observation de la terre. Ce satellite est destiné à la reconnaissance, le suivi, la prévision et la gestion des ressources terrestres.

Quatre satellites de la série SPOT ont été mis sur orbite à ce jour. *Spot-1* fut mis sur orbite en février 1986, suivi par *spot-2*, *spot-3* et *spot-4* envoyés respectivement en janvier 1990, septembre 1993 et mars 1998. Pour assurer la continuité au delà de l'an 2000, *spot-5* est prévu pour l'an 2002.

Comme pour les satellites Landsat, la rotation des satellites Spot est synchronisée avec le mouvement relatif du soleil par rapport à la terre. Les principales caractéristiques des satellites Spot sont données au tableau (A - 3)

#### Caractéristiques des images spot

Les systèmes spot nous permettent d'acquérir des images multi spectrales représentant des scènes de 60 Km de coté, avec une résolution spatiale de 10 m en panchromatique et de 20m en multi-spectral. Ces images peuvent être de visée verticale ou de visée oblique.

Sur spot-1, 2, 3, le mode multi-spectral de prise de vues est appelé XS. Il comporte les bandes B1 ( Vert :  $0.5 \div 0.59 \mu\text{m}$  ); B2 ( Rouge :  $0.61 \div 0.68 \mu\text{m}$  ); et B3 ( Proche Infrarouge  $0.79 \div 0.89$  ).

Sur spot - 4 , le mode multi spectral est appelé XI. Il comprend les mêmes bandes B1 , B2 , B3 que spot -1,2,3 , plus une quatrième bande B4 dans le moyen infrarouge ( MIR :  $1.58 \div 1.73 \mu\text{m}$  ). [SPO. 98]

Satellites	Date de mise sur orbite	Durée de vie ( années )	Altitude ( km )	Heure locale	Cycle de rotation	Format de l'image
Spot 1	Février 1986	3	830	10h 30mn	26 jours	2 x (60 x 60)
Spot 2	Janvier 1990	3	830	10h 30mn	26 jours	2 x (60 x 60)
Spot 3	Sept. 1993	3	830	10h 30mn	26 jours	2 x (60 x 60)
Spot 4	Mars 1998	5	830	10h 30mn	26 jours	2 x (60 x 60)

Tableau A-3 : principales caractéristiques des satellites SPOT

## ANNEXE B : DEFINITIONS DE LA TEXTURE

### I. QU'EST CE QUE LA TEXTURE ?

La texture est le terme utilisé pour caractériser la distribution spatiale des éléments d'une surface dans l'image. Diverses formulations de la définition de la texture ont été proposées, elles sont généralement liées à la manière dont les auteurs ont procédé pour décrire les caractéristiques de la répartition spatiale des niveaux de gris. Nous pouvons les classer en trois orientations :

**a) Une orientation qualitative :** où la texture est caractérisée par ses différentes qualités à savoir : la directivité, le contraste, l'ordre, la connexité et les caractéristiques morphologiques. Dans cette orientation, on cherche à fixer une liste de caractéristiques de la texture. Mais ces paramètres présentent souvent une grande corrélation, et ne sont pas toujours quantifiables.

**b) Une orientation stochastique :** Une région de texture donnée est considérée comme un échantillon d'un phénomène stochastique à deux dimensions. La texture est décrite ainsi par les paramètres statistiques d'ordre 1, 2 et d'ordre supérieur du phénomène stochastique.

**c) Une orientation morphologique :** Dans cette orientation, il est tenu compte pour la définition de la texture, des formes, des objets élémentaire plus généraux. La notion de texture peut être considérée comme ayant trois composantes :

- Un ordre local répété sur une région grande par rapport à cet ordre local.
- Cet ordre consiste en un arrangement déterminé d'objets élémentaires.
- Ces objets élémentaires sont des entités globalement uniformes ayant à peu près partout dans la région des dimensions identiques.

Suivant ces orientations, plusieurs définitions ont été données à la texture dans les images numériques.

ROSENFELD et al [ROS.70] décrivent la texture *comme comprenant un grand nombre d'éléments de base similaires, chacun d'entre eux étant petit par rapport à la région considérée.* Une propriété de texture est une statistique sur des propriétés locales de ces éléments de base.