

ATP Télédetection

(1)

(N)

2 01.10

Colloque "Hétérogénéité"
Strasbourg 6-7 Nov 1987

CARACTÉRISATION DE L'HÉTÉROGÉNÉITÉ DES UNITÉS DE PAYSAGE
SUR LES IMAGES DE TÉLÉDETECTION

Catherine Mering
Institut Français de Recherche Scientifique pour le Développement en
Coopération (ORSTOM)
70-74 route d'Aulnay 93140 Bondy

L'augmentation de la résolution spatiale des capteurs embarqués sur les satellites de télédétection (SPOT, THEMATIC MAPPER), tant appréciée par les spécialistes de la photointerprétation, souligne encore la difficulté de l'identification automatique des unités de paysage * (1). Les informations recueillies permettent désormais d'identifier visuellement nombre d'unités de paysage (UP) dont les dimensions au sol dépassent celles de la tâche élémentaire. Cependant, cette avancée dans le recueil des informations ne s'est pas encore soldée par des progrès correspondants dans le domaine du traitement des images satellitaires.

Ces difficultés sont en partie d'ordre méthodologique : il s'agit de parvenir à mettre systématiquement en relation l'hétérogénéité (2) de l'objet au sol (de l'UP par exemple) et celle de la texture * sur la portion de l'image qui lui correspond. Au début des travaux portant sur la télédétection des ressources terrestres (cf. par exemple [FRALIT, 77]), les méthodes utilisées pour la reconnaissance automatique des paysages ont, pour l'essentiel, transposé des algorithmes très généraux de classification automatique à la description par les mesures spectrales d'ensembles de pixels, considérés sans référence à leur organisation spatiale.

Ces méthodes regroupent en "classe de pixels", selon une métrique prédéterminée, les éléments pour lesquels les mesures (ici les valeurs radiométriques) sont "proches". Elles ont permis, en rupture avec l'interprétation purement visuelle, d'inaugurer l'analyse automatique des images de télédétection. Cependant, elles ont vite trouvé leur limite du fait que les pixels représentant une même unité de paysage sont souvent affectés à des classes distinctes, pour peu que cette unité présente une certaine hétérogénéité par rapport au reste de la scène considérée. Dans la pratique, seule l'assistance du thématicien permet, suivant des critères rarement formalisés (3), de regrouper ou de séparer les classes obtenues automatiquement, privant ainsi la démarche de tout caractère généralisable.

Dans les années 80, l'idée s'impose que les progrès dans l'automatisation de la reconnaissance des paysages à partir des images de télédétection passent par l'intégration des informations portant sur l'organisation spatiale des pixels. Cette idée se concrétise à travers plusieurs tentatives. L'utilisation des méthodes de traitement de l'image digitale [DESACHY, 1980] permet de quantifier la texture par une analyse directe "des structures de distribution spatiale de tons de gris" (4). D'autres recherches [FLOUZAT, 1984] se donnent pour but d'automatiser la démarche de photointerprétation analytique, en mettant en évidence des formes de paysages d'après des critères déterminés par des connaissances thématiques. Ce dernier courant applique à la télédétection les outils de la Morphologie Mathématique (dorénavant [M.M]). Enfin, certains auteurs (cf. par exemple : [SARRAT, 1978]),

O.R.S.T.O.M. Fonds Documentaire

M N° : B 25 863
Cote : ex 1
25.9 89

III P113

(LACAZE, 1986) étudient les images de télédétection à l'aide des outils de la Géostatistique. Issus d'approches et d'outils différents, ces travaux témoignent de l'importance de l'activité de recherche dans le domaine de l'analyse automatique des paysages sur les images spatiales.

Au cours des travaux auxquels nous avons participé, consistant pour l'essentiel à automatiser la production de cartes thématiques à partir des données de télédétection, nous avons expérimenté plusieurs de ces méthodes; nous en avons également proposé de nouvelles [BLAMONT et al., 1986], [MERING et al, 1986].

Loin de dresser un panorama des différentes méthodes d'analyse d'image, nous ne mentionerons ici que celles qui permettent de prendre en compte l'hétérogénéité des objets au sol, par l'analyse quantitative de la répartition des niveaux de gris sur l'image. Pour faciliter l'exposé, nous les grouperont d'après la nature des éléments sur lesquels elles opèrent. On distinguera quatre approches:

- le traitement de l'information de texture d'un pixel;
- le traitement de la texture d'une région;
- la dispersion et la distribution de taille;
- le variogramme.

Nous présenterons enfin quelques expériences, faites dans le cadre de recherches thématiques.

1.Approche de l'hétérogénéité par l'analyse texturale.

1.1 Méthodes relatives au pixel et à son environnement.

Nous rangeons dans cette catégorie les méthodes permettant d'affecter à chaque pixel un indice numérique fonction d'un voisinage élémentaire V de taille et de forme donnée. Il s'agira en général d'une maille carrée de côté N où N est choisi impair, afin de définir sans ambiguïté, la position du pixel central. La méthode consiste à faire glisser cette maille le long d'une des directions de l'image (l'axe horizontal par exemple) et à calculer à chaque pas, une grandeur que l'on affectera au pixel central.

Dans ce qui suit, nous rappelons la définition de quelques indicateurs du degré de variabilité radiométrique du pixel.

Dans les formules qui suivent, on adoptera les notations suivantes:

- (i,j) sont les coordonnées en lignes et colonnes du pixel;
- f(i,j) est le niveau de gris du pixel de coordonnées (i,j);
- V(N) est le voisinage de taille N c'est à dire l'ensemble des pixels contenus dans la fenêtre de taille N centrée sur le pixel courant de coordonnées (i,j);
- Σ symbolise la sommation sur les indices (i',j') décrivant les coordonnées des pixels à l'intérieur du voisinage V(N).

L'écart-type local s'écrit:

$$ec(i,j) = 1/N * (\Sigma (f(i',j') - m(i,j))^2)^{1/2} \tag{1}$$

où : - $m(i,j)$ est la moyenne des niveaux de gris à l'intérieur du voisinage $V(N)$;

Cet indice a été utilisé dans de nombreux travaux de télédétection pour caractériser localement la texture [LAPORTE, 1984]. Dans le cas des images de paysages à fort relief et par conséquent à éclaircissement variable, on préfère utiliser le *coefficient de variation local* $covi(i,j)$, obtenu en divisant l'écart-type local par la moyenne locale $m(i,j)$ [BLAMONT et al.,1984].

Ces indices permettent d'estimer la variabilité locale, mais ils ne quantifient pas directement l'hétérogénéité des niveaux de gris dans le voisinage $V(N)$. On peut exprimer de façon élémentaire l'hétérogénéité à l'intérieur de $V(N)$, en calculant l'*occurrence relative locale*, (BLAMONT et al.,1983) définie de la façon suivante:

$$occ(i,j) = 1/N * (\sum \delta^{(i,j),k}) \tag{II}$$

- où: - δ est le symbole de Kronecker;
- k est le niveau de gris du pixel de coordonnée (i,j) .

Ce calcul reste pertinent lorsqu'il est effectué à partir d'images déjà étiquetées où les niveaux de gris ne sont plus des mesures d'intensité mais des valeurs numériques issues d'un codage. Sur les figures A et B sont représentées respectivement les images du lissage majoritaire et de l'occurrence locale calculées à partir du canal Mss6 d'une vue Landsat de l'Himalaya au Népal Central.

Plus généralement, si l'on considère la distribution des niveaux de gris à l'intérieur d'un domaine D quelconque, en calculant les premiers moments de cette distribution ainsi que l'entropie (5), on construit un vecteur qui peut être considéré comme une signature de la texture [PRATT, 1978]. Mais de telles mesures ne permettent pas d'apprécier directement la morphologie de cette texture (structure en réseaux, aréolaire,...). Par contre, si le domaine D est un polygone symétrique, convexe et ayant un centre unique, on peut utiliser la technique évoquée plus haut en le faisant glisser le long d'un axe. On raffine les algorithmes de voisinage glissant en pondérant les pixels de $V(N)$ en raison inverse de leur éloignement au pixel central.

Ces méthodes sont couramment utilisées en raison de leur relative simplicité de mise en oeuvre. Elles fournissent des résultats sous forme d'image superposable à l'image d'origine. Cependant, il n'est pas possible d'associer aux images ainsi obtenues des propriétés mathématiques permettant de prévoir le domaine des niveaux de gris résultants ni les effets de la variation de la taille du voisinage choisi (6).

1.2 Méthodes régionales.

L'autre orientation de l'analyse de texture consiste à décrire une région (7) de l'image de taille et de forme arbitraire, par un ou plusieurs paramètres scalaires ou par une fonction des niveaux de gris intégrant l'information spatiale.

1.2.1 Occurrence moyenne d'un niveau de gris à l'intérieur d'une région .

Nous avons mis au point un indicateur permettant d'effectuer un seuillage automatique des niveaux de gris prenant en compte leur organisation spatiale ce que ne permet pas a priori le seuillage de l'histogramme [BLAMONT et al., 1984]. Cet

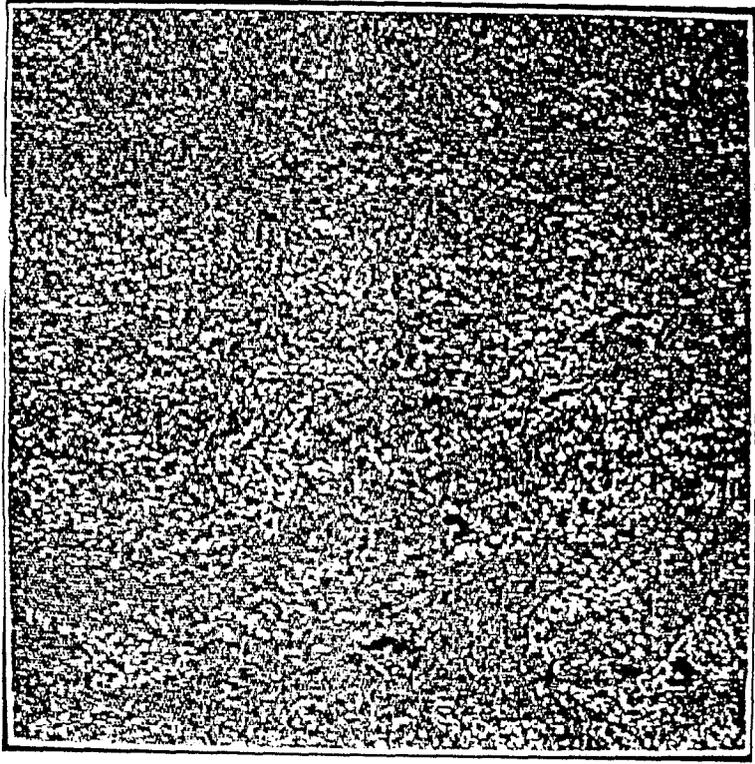


FIGURE A : Lissage majoritaire sur SALME1

FIGURE B : occurrence locale sur SALME1

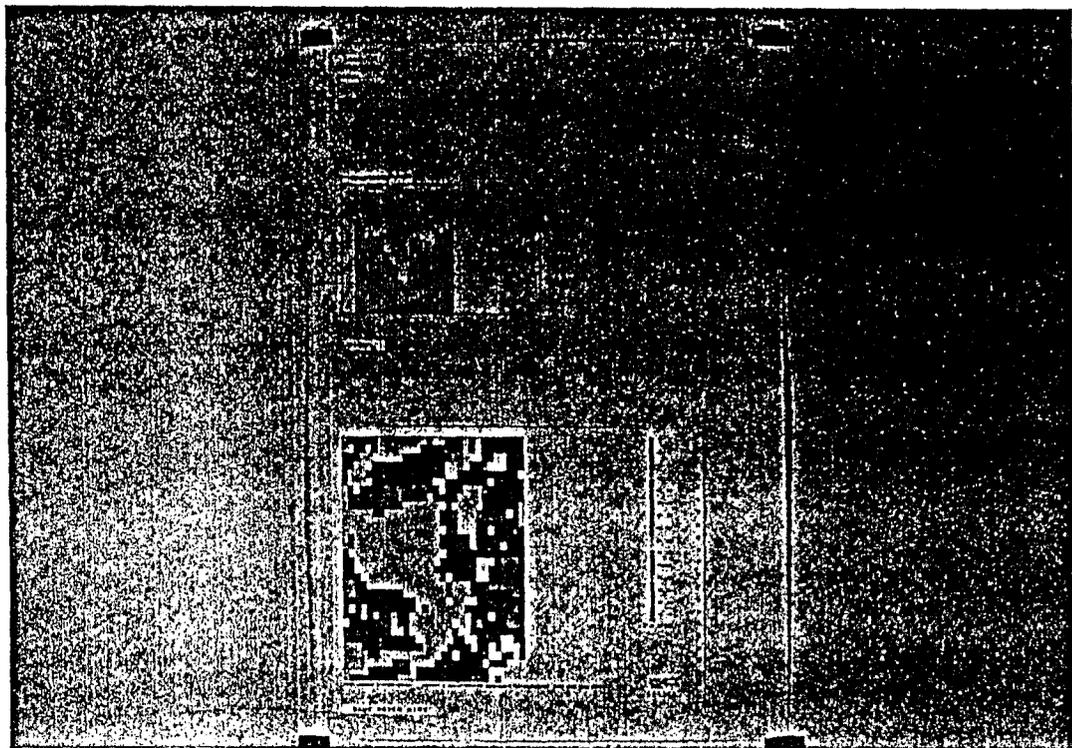


Figure C : La Fonction d'occurrence moyenne et le résultat de son seuillage sur une vue partielle de SALME1.

indicateur a été mis au point à partir de l'occurrence locale définie en (II) et il s'écrit:

$$F(k,R) = \sum (occ(i,j) * \delta^{(i,j),k}) / p(k) \tag{III}$$

- où
- $occ(i,j)$ est l'occurrence locale à l'intérieur d'une fenêtre 3*3.
- $p(k)$ est la fréquence relative du niveau de gris k dans la région
- R est la région
- \sum représente la sommation sur les indices i et j décrivant les coordonnées des pixels à l'intérieur de R

Le seuillage de F permet d'isoler les niveaux de gris en fonction de leur arrangement respectif à l'intérieur d'une région R, mais il ne permet pas une caractérisation systématique de la texture d'une région quelconque. Sur la figure C, on a représenté la variation de cette fonction, calculée sur une région de 30X30 pixels extraite d'une vue Landsat (canal MSS6) de la zone de Salmé au Népal Central (que l'on appellera désormais SALME1) ainsi que le résultat de son seuillage. Cette région de l'image correspond à la prise de vue d'une zone partagée par une ligne de crête orientée Nord-Sud, où les versants Est et Ouest sont couverts de différentes catégories de forêts denses (sapins, chênes) au Nord, plus dégradées vers le Sud et enfin par des prairies au Sud Est. Les maxima relatifs de la fonction correspondent aux valeurs radiométriques des unités les plus compactes (et non à celles des unités les plus étendues, comme c'est le cas pour les maxima de l'histogramme).

1.2.2 Matrices de cooccurrences.

L'analyse des relations spatiales entre niveaux de gris nécessite la formalisation préalable de ces relations et la détermination du nombre de niveaux de gris qu'elles mettent en jeu. On compte alors, pour chaque i et j fixés, les couples de pixels ayant respectivement les niveaux i et j et obéissant à une configuration spatiale déterminée (ex : les deux pixels sont à une distance D et le segment qui les relie fait un angle θ avec l'horizontale). C'est là le principe de base du calcul des matrices de cooccurrences. Pour une région donnée, on calcule une matrice carrée M qui a pour dimension le niveau de gris le plus élevé rencontré à l'intérieur de la région.

$$M(i,j) = \text{card}(\{(x,y),(x',y') \mid r((x,y),(x',y')), I(x,y)=i-1, I(x',y')=j-1\}) \tag{IV}$$

où r est la relation spatiale entre les couples (x,y) et (x',y').

On calculera autant de matrices qu'il y a de directions et de distances étudiées.

Si l'on représente graphiquement une matrice de cooccurrences pour une relation spatiale donnée, on pourra en déduire un certain nombre de renseignements qualitatifs sur la texture de la région pour laquelle elle a été calculée. C'est ce que montrent les trois exemples suivants.

- 1) La région est une zone de niveau de gris uniforme k. L'élément $m(k+1,k+1)$ a une valeur élevée, les autres éléments de la matrices étant petits ou nuls.
- 2) La région a une texture de type "poivre et sel". On constate alors de fortes valeurs d'autants plus éloignée de la diagonale principale que la texture est plus contrastée.

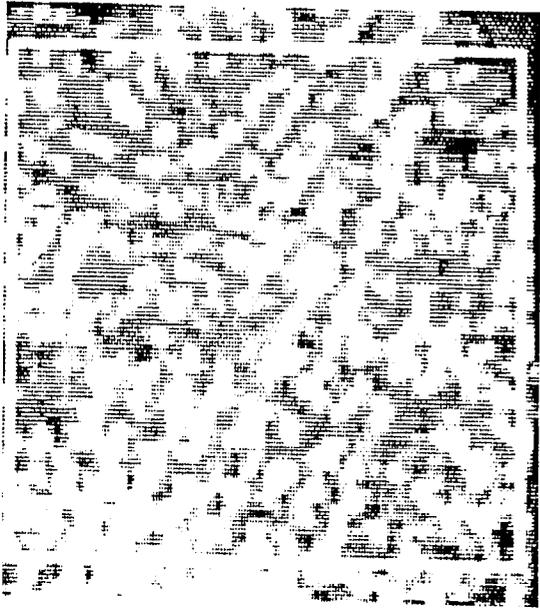


Figure D : QUITO1

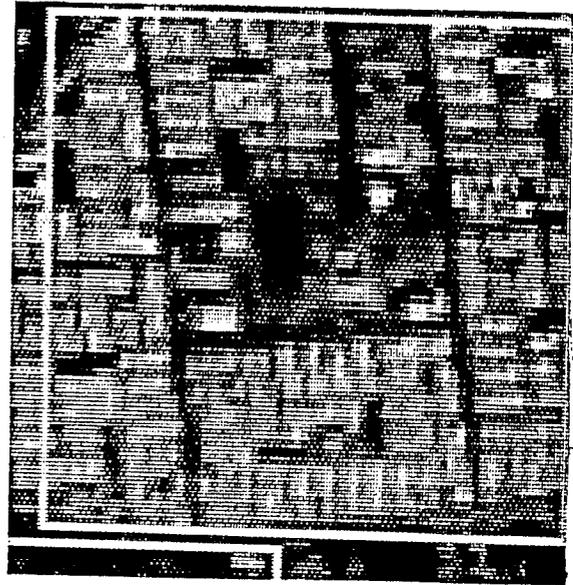


Figure E : QUITO2

Deux quartiers de la zone urbaine de Quito (Equateur)
vus par SPOT.
(d'après J.M. Eberhard, 1987)

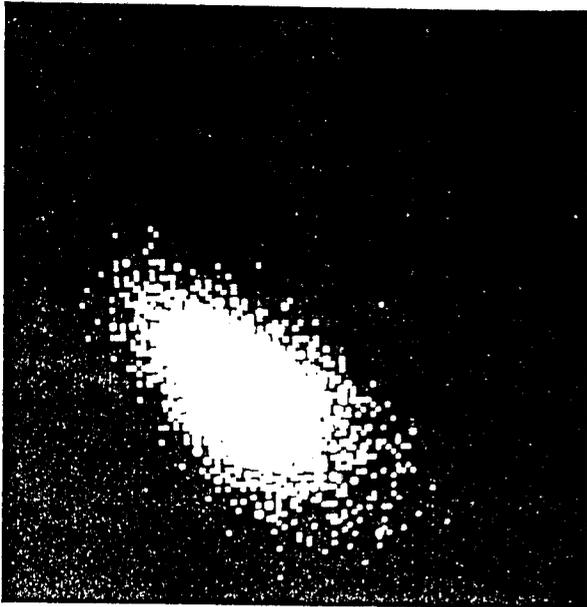


Figure F : matrice des cooccurrences
calculée à partir de QUITO1
(d'après J.M. Eberhard, 1987)

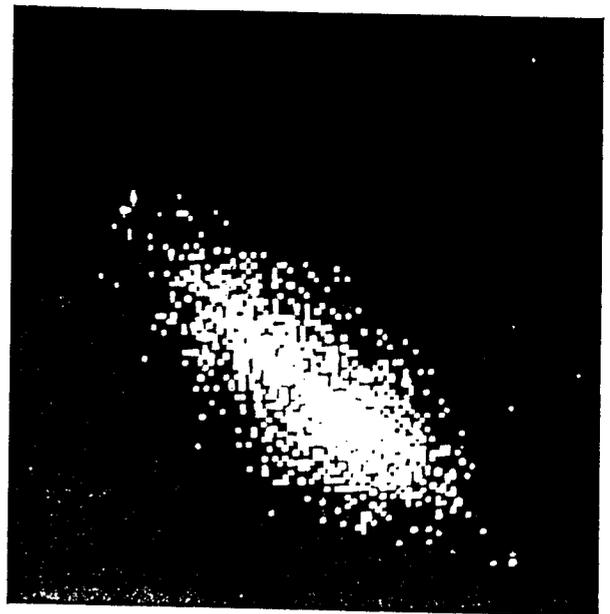


Figure G : matrice des cooccurrences
calculée à partir de QUITO2
(d'après J.M. Eberhard, 1987)

3) La région est composée d'ensembles connexes de grande taille et de niveau de gris constant. La matrice présentera alors deux ou plusieurs pics sur la diagonale principale et des pics plus petits à l'intersection des lignes et des colonnes passant par les pics principaux.

Mais l'interprétation directe des matrices de cooccurrences calculées à partir de régions à organisation complexe reste délicate. On trouve sur les figures F et G les images des deux matrices de cooccurrences correspondant aux portions d'image SPOT figurant en D et E, représentant chacune un quartier de la zone urbaine de Quito en Equateur. Les trois types de texture décrites ci-dessus ne permettent pas de différencier les deux régions E et F . Il n'en reste pas moins que l'analyse quantitative de la texture est plus accessible à partir des matrices qu'à partir des régions proprement dites. Aussi, certains auteurs [HARRALICK,1978] proposent-ils de synthétiser l'information obtenue sous forme de statistiques calculées à partir de la matrice (8). D'autres utilisateurs de la méthode [DESACHY,1980] négligent l'image constituée à partir de la matrice et assimilent les n éléments de la matrice à un vecteur de dimension n représentant la "signature de texture" de la région qui sera à la base d'une classification automatique des régions.

La méthode est relativement lourde à mettre en oeuvre, en particulier si l'on envisage de calculer les matrices correspondant à l'ensemble des relations spatiales possibles. D'autre part, les critères de choix de la taille de la région et du nombre de niveaux de gris à prendre en compte, restent à définir par l'utilisateur. C'est sans doute pour ces raisons que jusqu'ici, elle n'a pas été fréquemment utilisée dans les travaux de télédétection. Elle demeure cependant un outil de base pour caractériser les textures et les modalités de son utilisation sur les images satellitaires à haute résolution devraient faire l'objet d'études plus systématiques.

1.3 L'apport de la Morphologie Mathématique.

Les transformations d'image de la Morphologie Mathématique telles que l'érosion *, la dilatation *, l'ouverture *, la fermeture * possèdent des propriétés mathématiques (croissance, idempotence, anti-extensivité, semi-continuité...) qui garantissent leur degré de généralité. En particulier elles permettent de transformer puis de mesurer les objets sur une image indépendamment de la localisation de l'échantillon observé (compatibilité avec la translation), de l'échelle d'observation (compatibilité avec l'homotétie), du découpage parfois arbitraire des zones observées (principe de la connaissance locale), ou des petites déformations des objets pour une résolution donnée (semi-continuité) [SERRA,1982]. Elles n'opèrent pas à partir d'une maille glissante, mais à partir d'un élément structurant. Il s'agit d'une figure géométrique simple telle qu'un segment, un triangle, un disque, un hexagone, un dodécagone. Le choix de l'élément structurant dépend du critère retenu pour caractériser l'objet à analyser (connexité, convexité, anisotropie).

A l'aide des transformations morphologiques, il est possible d'analyser la texture d'une image binaire ou d'une image en teintes de gris.

Les fonctions descriptives des textures à l'aide de la [M.M] ont souvent servi à

l'étude des microstructures des matériaux [COSTER et al, 1985]. C'est pourquoi le vocabulaire utilisé dans les définitions fait souvent appel à des notions telles que la *particule* ou la *phase*. Mais les mêmes outils peuvent s'appliquer aux images de télédétection où une particule peut être assimilée à un ensemble connexe de pixels de même niveau de gris, et une phase à l'ensemble des pixels ayant un niveau de gris donné.

Parmi les nombreux outils de l'analyse de texture nous étudierons ceux qui mettent en évidence l'état de dispersion des phases et la distribution de taille des particules.

1.3.1 L'étude de la dispersion à l'aide de la covariance et de la fonction de voisinage

Considérons un ensemble X borné dans R², et l'élément structurant B_h = {0,h}, constitué par l'union des deux extrémités du vecteur Oh (module h, direction α) que l'on notera simplement h. La covariance K(X,h) est la mesure de l'ensemble X érodé par h.

Dans la pratique, on réalise une analyse locale c'est à dire qu' on examine l'état de dispersion à travers un masque de mesures Z. On définit alors la fonction de covariance C(X,h) de la façon suivante:

$$C(X,h) = A [E^h(X) \cap E^h(Z)] / A [E^h(Z)]$$

- où - E^h(X) est l'érodé de X par h;
- A [X] est la surface de l'ensemble X;
- Z est le masque de mesures.
- ∩ symbolise l'intersection ensembliste

on calculera alors le *covariogramme expérimental* de l'échantillon (cf fig. H)

Dans le cas de systèmes biphasés, on étend la notion de covariance à celle de covariance rectangle (cf fig. I) notée C(X₁:X₂,h) où X₁ et X₂ représentent les deux phases et qui se calcule de la façon suivante:

$$C(X_1:X_2,h) = C(X_1,0) - C(X_1,h)$$

Mais pour l'étude de la dispersion des phases dans un système multiphasé on peut plus simplement utiliser une fonction de voisinage permettant de calculer le pourcentage de la phase X_i situé à une distance λ de la phase X_j. Pour cela il suffit de dilater X_i conditionnellement à X_j à l'aide d'un élément structurant B(λ) convexe et isotrope dont on fait varier le rayon λ. Cette fonction se définit à partir de l'expression suivante:

$$G(X_i:X_j,\lambda) = \text{Mes} [(D^{B(\lambda)}(X_j) \cap X_i) \cap E^{B(\lambda)}(Z)] / \text{Mes} [X_i \cap E^{B(\lambda)}(Z)]$$

- où - D^{B(λ)}(X) est le dilaté de X par B(λ)
- E^{B(λ)}(X) est l'érodé de X par B(λ)
- Z est le masque de mesures

On trouvera une illustration de cette fonction de voisinage sur la figure J.

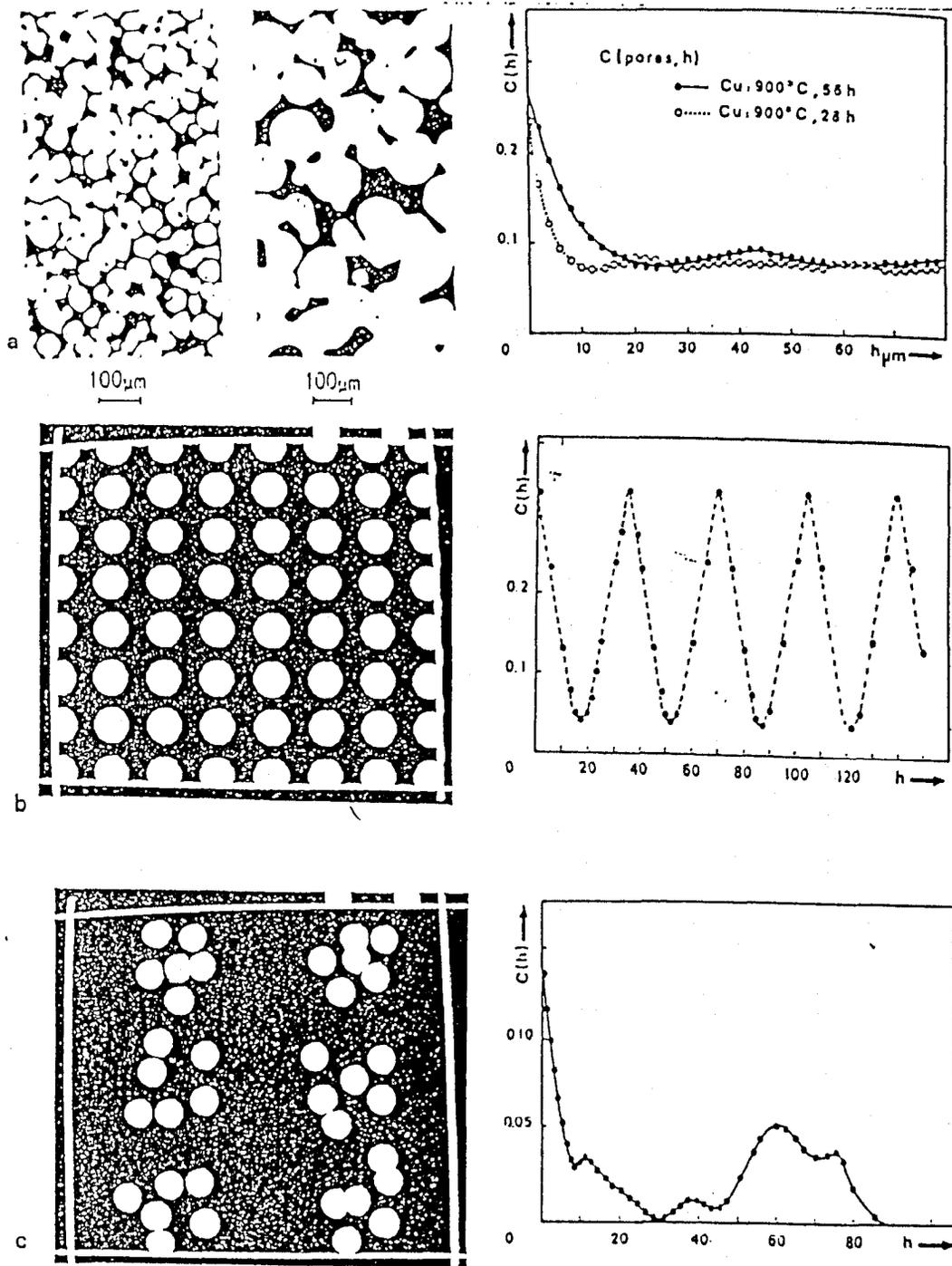


Fig. VII.5 : Différents covariogrammes expérimentaux pour : a) des échantillons de cuivre frittés à 900°C pendant 28 h. et 56 h. ; b) un réseau de disques réguliers; c) une structure présentant une certaine périodicité.

Figure H : exemples de covariogrammes
(document extrait de l'ouvrage "Précis d'analyse d'images"
de M. Coster et J.L. Chermant, ed. CNRS, 1985)

1.3.2 Granulométrie

Par analogie avec les méthodes utilisées pour analyser les matériaux pulvérulents, le terme de *granulométrie* a été adopté en analyse d'image pour décrire la distribution de taille des particules. G. Matheron (1975) a défini les axiomes de base (9) permettant d'obtenir une bonne granulométrie. On montre que l'ouverture d'un ensemble X par un élément structurant convexe B vérifie ces axiomes. On définit de la façon suivante une granulométrie par ouverture, $G(\lambda)$:

$$G(\lambda) = 1 - \text{Mes} [A_{B(\lambda)}] / \text{Mes} [A] \quad (V)$$

où - $B(\lambda)$ est un élément structurant convexe de taille λ

- $A_{B(\lambda)}$ est l'ouverture de l'ensemble A par $B(\lambda)$

- $\text{Mes} [A]$ est la surface de l'ensemble A

Ces granulométries s'emploient sur des images binaires pour mesurer la distribution de taille des particules. On peut envisager de décrire l'hétérogénéité d'une région de l'image à l'aide de cette méthode. Cependant les images de télédétection ne sont pas, dans le cas général, des images binaires (à moins d'avoir été préalablement soumises à une classification ; dans ce cas chaque classe peut être assimilée à une phase). Une autre solution consiste à construire une *granulométrie en teintes de gris* par analogie avec la granulométrie binaire où l'on remplace l'ouverture d'un ensemble par l'ouverture de la fonction en teintes de gris f et où l'on calcule l'intégrale de f que l'on assimile cette fois à une mesure de volume (au lieu de la mesure de surface dans le cas binaire). La formule (V) devient alors:

$$G(\lambda) = (\text{Mes} [f] - \text{Mes} [f_{B(\lambda)}]) / \text{Mes} [f] \quad (VI)$$

où - $f_{B(\lambda)}$ est l'ouverture de f par $B(\lambda)$

- $\text{Mes} [f]$ est l'intégrale de f

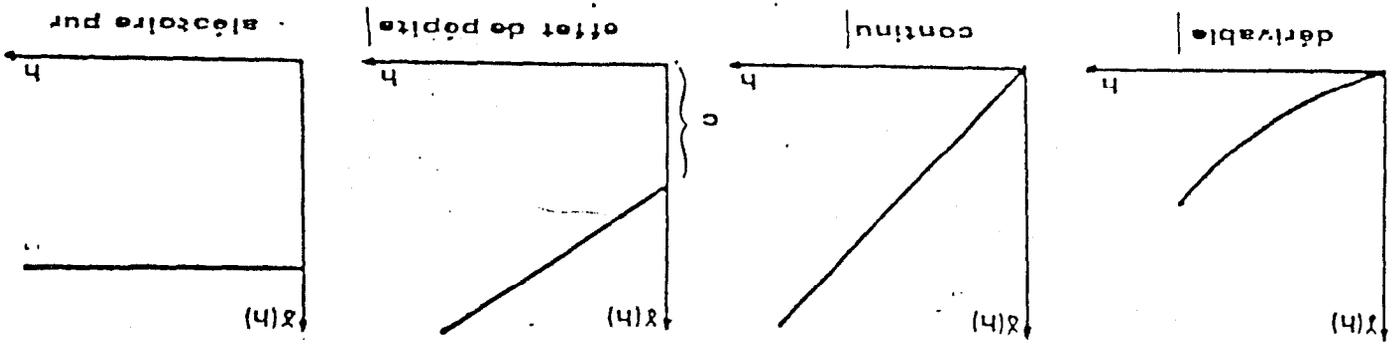
Cette mesure n'a d'intérêt pratique que si l'on étudie la distribution de taille des particules claires. Dans le cas général où l'on veut caractériser la distribution de taille de particules de niveau de gris quelconque, il faudra élaborer un autre indice. Pour étudier le cas des particules sombres, il suffit, par analogie avec le cas précédent, d'opérer des fermetures successives de f par l'élément $B(\lambda)$, puis d'analyser la courbe $H(\lambda)$ définie comme suit:

$$H(\lambda) = (\text{Mes} [f^{B(\lambda)}] - \text{Mes} [f]) / \text{Mes} [f] \quad (VII)$$

où $f^{B(\lambda)}$ est la fermeture de f par $B(\lambda)$

Les outils élaborés à partir des transformations morphologiques sont simples à mettre en oeuvre. Nous avons été conduits à les utiliser pour discriminer des unités de paysage ayant des signatures spectrales voisines mais une organisation spatiale différente (cf §2.4). Leur utilisation sur les images satellitaires permet d'intégrer l'analyse quantitative des textures et des formes au sein d'une démarche de reconnaissance automatique des unités de paysage.

Figure K : Comportement du variogramme à l'origine



(document extrait de l'ouvrage "Précis d'analyse d'images" de M. Coster et J.L. Chermant, ed CNRS, 1985)

Figure J : la fonction de voisinage

Fig. VII.13 : Exemple de l'utilisation d'une fonction de voisinage dans le cas de l'étude d'une figure théorique.

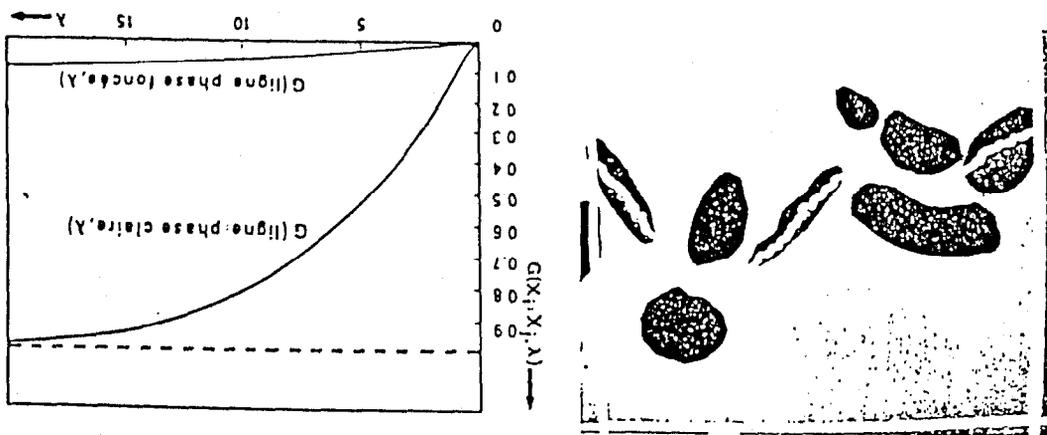
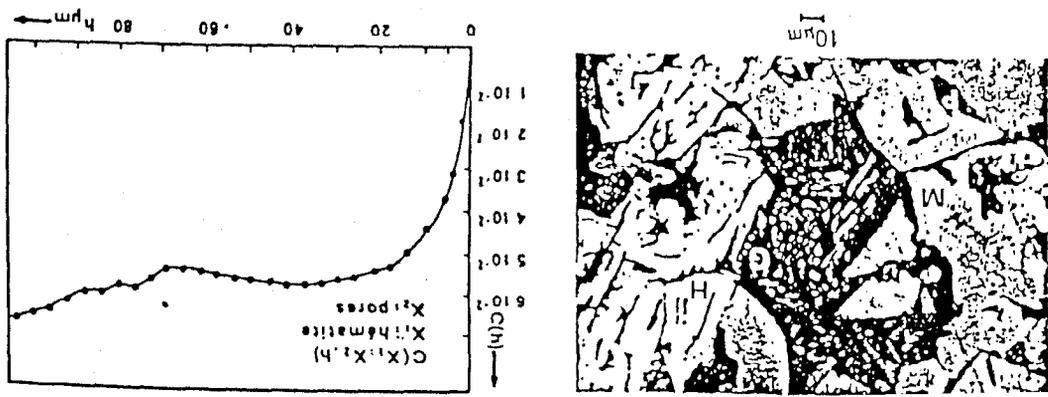


Figure I : exemple de covariogramme rectangulaire (document extrait de l'ouvrage "Précis d'analyse d'images" de M. Coster et J.L. Chermant, ed CNRS, 1985)

Fig. VII.10 : Micrographie d'un aggloméré de minerai de fer et covariogramme rectangulaire correspondant (G : gangue ; H : hématite ; M : magnétite ; P : pore).



1.4 Variogrammes.

L'analyse quantitative des structures spatiales n'a pas forcément pour support une image en teintes de gris. C'est ainsi que les outils de la Géostatistique ont été mis au point pour analyser des phénomènes se déployant dans l'espace et y manifestant une certaine structure. Les géostatisticiens ont développé en particulier l'usage du *variogramme* comme outil de base de l'analyse spatiale [MATHERON, 1965].

Rappelons la définition du variogramme: Si $F(x)$ est une fonction aléatoire, et h un déplacement quelconque dans R^2 , alors on appelle variogramme de $F(x)$ la fonction γ :

$$\gamma(h) = 1/2 E((F(x+h)-F(x))^2)$$

Les propriétés du variogramme théorique permettent, sous l'hypothèse de stationnarité de la fonction aléatoire (10), d'interpréter les variogrammes empiriques, par exemple :

- Une texture périodique entraîne un variogramme qui aura des oscillations de même période;
- des paliers dans le variogramme expliquent un emboîtement de plusieurs textures différentes. (SERRA, 1968)

En particulier, le comportement du variogramme à l'origine permet de détecter les types de régularité: (fig. K)

- l'allure parabolique caractérise une variable extrêmement régulière
- l'allure linéaire correspond à une variable moins régulière (i.e. non dérivable)
- une discontinuité à l'origine ou *effet de pépîte* traduit l'irrégularité de la variable due à une microrégionalisation inférieure à l'échelle des mesures ou encore à des erreurs de mesures.
- l'aspect plat correspond à une absence de structure.

A l'infini si le variogramme se stabilise autour d'un palier unique, on peut apprécier l'extension de la zone d'influence d'un point expérimental (la *portée*).

L'analyse mathématique des variogrammes passe par leur ajustement à un "bon" modèle (exponentiel, gaussien, sphérique, combiné, etc...), à la fois interprétable et correspondant à la réalité physique.

Dans la pratique, calculer les variogrammes empiriques sur des images revient à faire varier les paramètres suivants:

- la taille h de la région
- le pas d'échantillonnage sur l'image.
- l'angle θ du transect .

Il s'agit de procéder à un échantillonnage systématique des mesures (de réflectance), contenues dans l'image et correspondant au phénomène étudié, à une "bonne" échelle puis de les ajuster à un modèle continu.

On comprendra alors que jusqu'ici seuls quelques rares travaux [LACAZE et al, 1986] portant sur l'étude d'un phénomène unique (ici, la variation du couvert végétal) calculent des variogrammes à partir des images satellitaires. La totalité de la démarche a pu sembler assez lourde aux télédéTECTEURS qui disposent d'une information spatiale exhaustive. Néanmoins, les concepts de la Géostatistique permettent d'aborder sous un angle très général la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale. En particulier, ils pourraient servir de cadre théorique

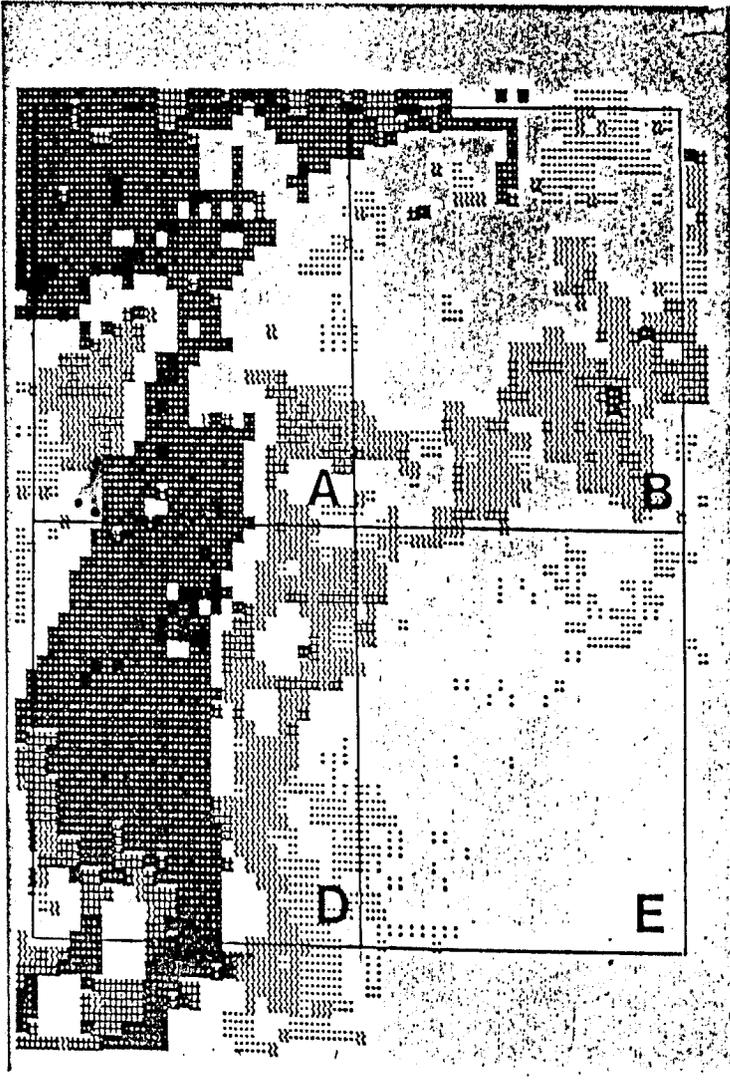


Figure L : carte des forêts denses
sur une partie de SALME1
(résultat d'un seuillage
du coefficient de variation
triant les plus faibles valeurs)

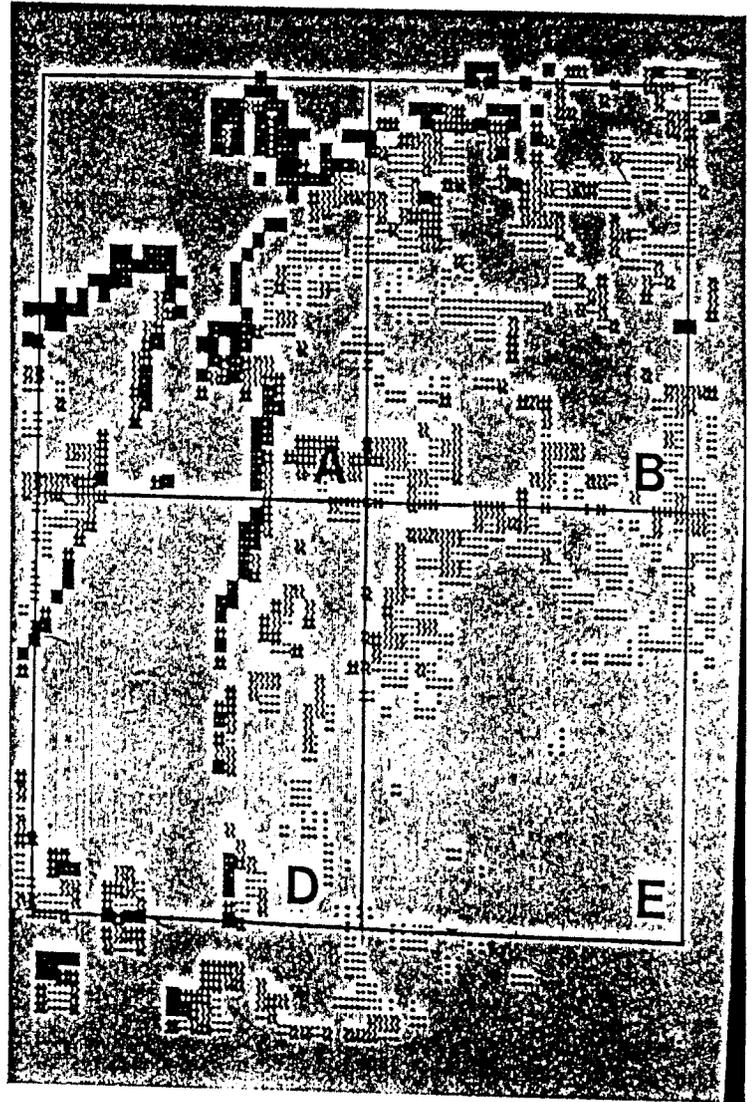


Figure M : carte des limites de forêts
sur une partie de SALME1
(résultat d'un seuillage
du coefficient de variation
triant les plus fortes valeurs)

à l'analyse comparative entre les structures présentes sur les images et les phénomènes mesurés in situ. [WACKERNAGEL, 1986].

2. Quelques applications au traitement des images Landsat MSS.

Il reste à définir la place des méthodes décrites ci-dessus dans une chaîne permettant de produire des cartes thématiques. Faut-il distinguer les phases de traitement en utilisant d'abord les données radiométriques et ensuite seulement les indices de texture [FLOUZAT, 1982], ou bien commencer par segmenter l'image en zones de même texture [LAPORTE 1984], ou bien encore adjoindre les indices de texture aux données radiométriques comme autant de nouvelles variables descriptives d'une même unité (le pixel par exemple) et les traiter par des analyses multivariées appropriées [GAMBART, 1982]

Sans revenir sur les points de vue, qui conduisent chaque auteur à choisir telle ou telle approche, nous avons quant à nous expérimenté plusieurs démarches de ce type lorsque l'analyse des seules données spectrales ne nous permettaient pas d'atteindre les objectifs qui étaient les nôtres [BLAMONT et al, 1986], [MERING et al, 1986]. Nous donnerons ici quatre exemples tirés de ces expériences:

2.1 Seuillage de deux indices de texture.

Le but de ce traitement est de cartographier, à partir d'une image du canal MSS6 Landsat (11), différentes catégories de couvert végétal en zone montagneuse en fonction de leur réponse spectrale et de leur densité, ceci indépendamment de l'éclairement. L'exemple de ce paragraphe provient du traitement de l'image SALME1 au Népal Central (cf § 1.2.1). Après avoir individualisé par seuillage de la fonction d'occurrence moyenne $F(k,R)$ (cf eq. (III)), une catégorie du couvert végétal (la forêt de sapins), on cartographie séparément les différents niveaux de densité de ce couvert en seuillant le coefficient de variation local (cf §1.1): Sur la figure L sont représentées les forêts denses de sapins sur les deux versants et sur la figure M, les limites entre ces forêts et les autres types de couverts (forêts dégradées, cultures, jachères).

2.2 Utilisation des indices de texture locaux dans une classification supervisée.

Aux quatre canaux MSS de la vue SALME1 on a adjoint trois indices de texture locaux calculés à partir de MSS6 afin de classer les pixels de l'image en sept catégories de couvert végétal (sapins, chênes, rhododendrons, forêt claire, prairies, cultures, sols nus) [BLAMONT et al, 1986]. Dans ce but, on fait appel à une méthode non paramétrique de discrimination par minimisation du risque de Bayes [CELEUX et al. 1982], permettant de déterminer les variables les plus discriminantes et le degré de séparabilité des classes en fonction d'échantillons jugés représentatifs. Aucun des indices locaux n'a été discriminant lors du partitionnement en sept classes. Nous n'avons donc pu contrôler le rôle de ces indices. A notre avis, un biais systématique est introduit par le choix des échantillons encore appelés "zones d'entraînements", qui sont à la base des classifications supervisées. En effet, ces zones sont sélectionnées par l'utilisateur en fonction de ses connaissances. Mais celui-ci privilégie de façon

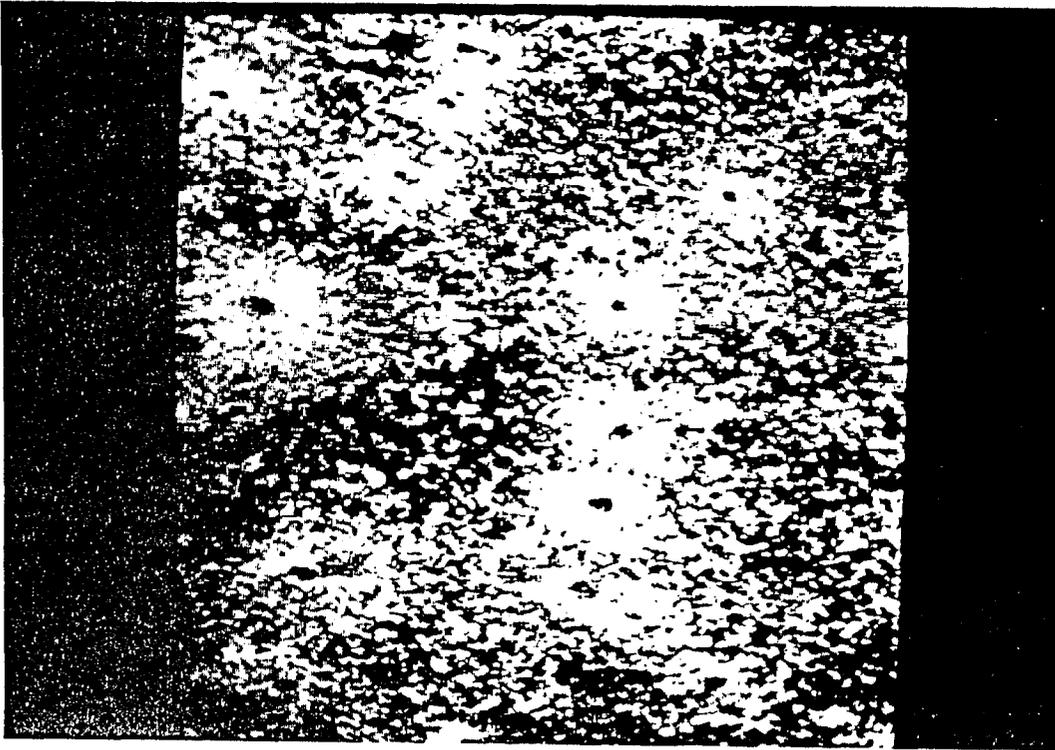
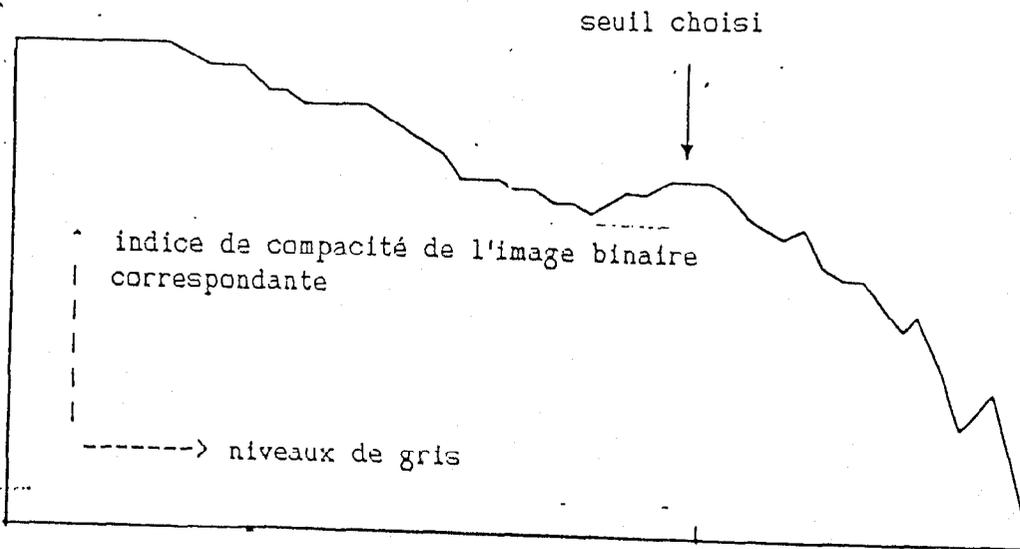


Figure N : image GONDO extraite d'une composition colorée effectuée à partir d'une vue Landsat MSS sur la vallée du Gondo au Mali: territoire organisé en auréoles concentriques autour des villages par l'occupation agricole



m

Figure O : Indice de compacité calculé à partir l'image GONDO (graphique extrait de "quantitative description of bare soils patterns in the West African Sahel" de C. Mering, Y. Poncet, C. Jacqueminet, M. Rakoto-Ravalontsalama, 1986)

implicite les zones dont la texture a un aspect homogène. C'est pourquoi, nous avons décidé lors de telles études:

- de choisir en qualité d'échantillons des zones dont la surface totale dépasse 30 pixels.
- de ne pas tracer les limites de ces zones à partir de l'image satellitaire mais à partir des cartes topographiques correspondantes après les avoir rendues superposables à l'image.

2.3 Seuillage d'une fonction intégrant la compacité des phases.

Dans ce cas, il ne s'agit pas d'utiliser un indice de texture comme descripteur supplémentaire pour effectuer une partition de toute l'image en un certains nombre de classes mais d'identifier automatiquement un type d'unité dont on connaît certaines des caractéristiques sur l'image : géométriques (convexe, isotrope), niveau de gris (le plus élevé), texture (uniforme). L'image que nous avons traitée est une portion de vue Landsat de la vallée du Gondo au Mali (cf fig. N). On cherche à identifier les cultures permanentes entourant les villages, qui croissent au dépend des jachères et de la brousse sous forme de d'auréoles circulaires tendant à se rejoindre.

Dans cet exemple on a construit une fonction permettant de prendre en compte les caractéristiques des aires de cultures permanentes définies plus haut : il s'agit d'un indice de compacité défini comme suit à partir d'une image binaire quelconque:

$$IC(X) = A [X^B] / A [X]$$

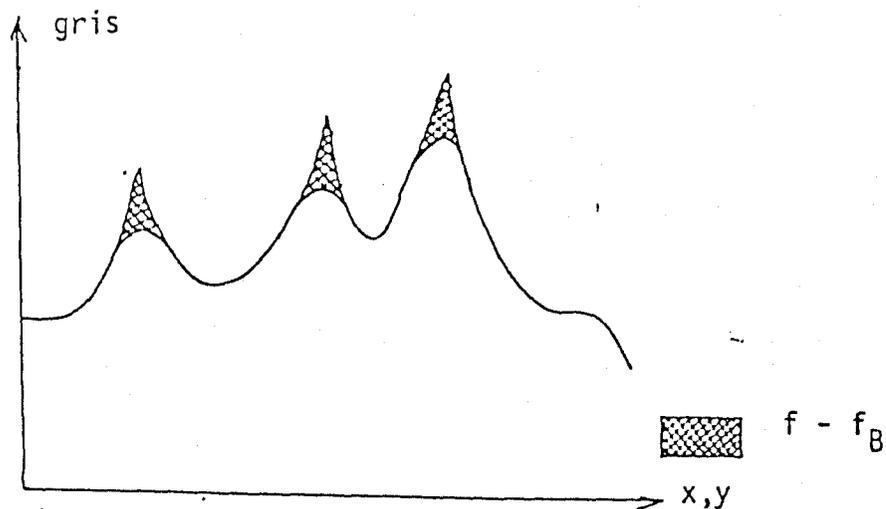
- où - X représente un ensemble quelconque sur l'image
- A [X] est la surface de X
- B est un élément structurant isotrope et convexe

Si f désigne la fonction en teintes de gris d'une image numérique, alors pour chaque niveau de gris g de l'image, on calcule l'indice correspondant à l'image binaire obtenue par le seuillage $f > g$. On construit ainsi une fonction IC(g) (cf fig. O) dont le dernier maximum relatif m permettra d'identifier les aires de cultures permanentes par seuillage de $f (f > m)$. Cette méthode a l'inconvénient de conserver les petits champs dispersés ayant même niveau de gris que l'auréole. Pour les éliminer, il suffira, après avoir seuillé f, d'opérer une ouverture de rayon convenable par un élément structurant convexe de la taille des petits champs.

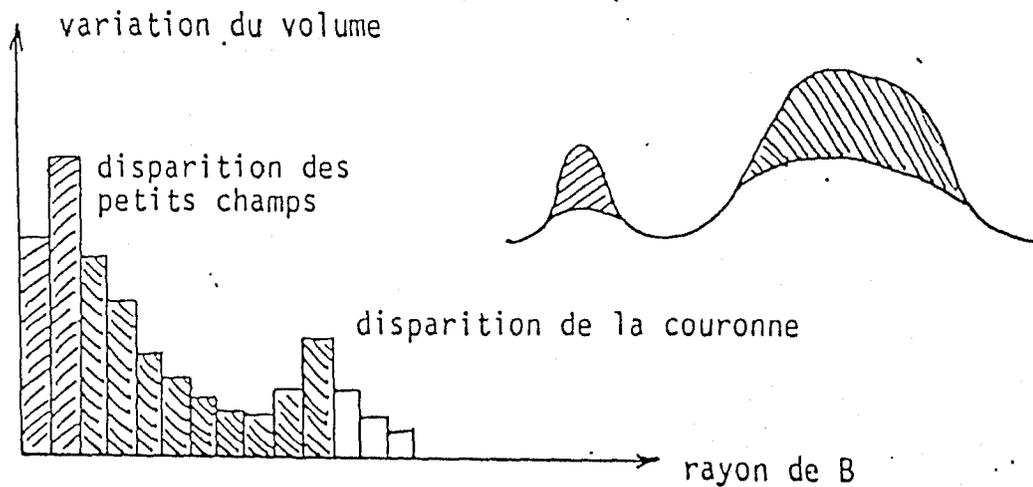
2.4 Seuillage d'une fonction granulométrique en teintes de gris.

Si l'on veut estimer les modifications spatio-temporelles dans l'étendue des auréoles de cultures permanentes, on utilisera la granulométrie G(λ) définie par la formule VI (§ 1.3.2)

Sur l'image du Gondo, l'ouverture par un élément structurant hexagonal de petite taille (ici, λ<2) élimine les petites tâches claires représentant les champs éparpillés. L'apparition puis la disparition des auréoles par ouverture de rayon croissant correspondent respectivement à la première puis à la deuxième décroissance brusque sur le diagramme représentant la variation de l'intégrale de



f_B : Ouverture de f par une boule de rayon B



v = "volume des petits champs"

V = "volume de la couronne"

Indice d'émiettement = $e = \frac{v}{V}$

Figure P : utilisation d'une granulométrie en teintes de gris pour l'étude de l'évolution spatio-temporelle des auréoles de cultures permanentes (cf image GONDO Fig. N) (graphique extrait de "Description quantitative des formes de dénudation des sols au Sahel Ouest-Africain" de C.Mering, Y. Poncet, C. Jacqueminet, M. Rakoto-Ravalontsalama, 1986)

la fonction en teintes de gris, encore appelée variation du volume, en fonction du rayon de l'élément structurant. Cette procédure est représentée graphiquement sur les schémas de la figure P.

L'hétérogénéité des objets à la surface du sol, la variabilité parfois non maîtrisée des mesures radiométriques enregistrées par les capteurs embarqués, et l'apparente incompatibilité entre les mesures d'un même phénomène effectuées à différentes échelles, ont longtemps constitué un frein à une interprétation des données de télédétection essentiellement basée sur l'analyse de la réponse spectrale de chaque pixel pris isolément.

Les méthodes présentées rendent compte de l'organisation spatiale des mesures radiométriques. Elles permettent d'élaborer différents concepts de texture qui servent à décrire et à différencier nombre d'objets au sol.

Le développement des méthodes d'analyse quantitative de l'image devrait apporter des améliorations importantes dans le domaine de l'identification et de la mesure des objets à partir des images de télédétection.

Notes

(1) on trouvera la définition des termes suivi d'une astérisque (*) dans le glossaire en fin d'article

(2) "Une espèce végétale a naturellement tendance à coloniser de façon aléatoire un milieu homogène. Elle va à terme y constituer un peuplement homogène ayant une densité résultant d'un équilibre entre les exigences de la plante et les conditions pédologiques et climatiques. C'est pourquoi toute variation de densité d'un peuplement d'une espèce naturelle doit être analysée car elle peut être la traduction d'un milieu non homogène. La variation sera d'autant plus contrastée que le facteur d'hétérogénéité est marqué : théoriquement suivant un gradient défini (profondeur du sol, salinité..), il devrait exister une valeur critique du facteur limitant totalement la croissance de l'espèce et qui séparerait donc deux zones contrastées ; il n'en est rien et dans la nature on observe une dispersion due aux hétérogénéités du milieu et aux variations de comportement et d'exigences des individus au sein du peuplement" [DIZIER et al, 1987]

(3) "Dans le domaine taxinomique, l'assistance s'exerce par la définition des catégories de paysages à reconnaître, ou taxons. Un taxon désiré peut par exemple regrouper plusieurs classes primitivement isolées; l'assistance consistera à décider la confusion de ces classes; une classe peut au contraire réunir des paysages qu'on souhaite répartir en des taxons distincts; l'assistance consistera alors à tenter une partition de cette classe" [VERGER, 1982].

(4) "L'environnement spatial peut être interprété comme une distribution spatiale d'objets de diverses surfaces ayant une taille et des qualités d'émission et de réflectance caractéristiques. L'organisation spatiale et les relations entre objets apparaissent alors comme une distribution spatiale de tons de gris, les structures de distribution spatiale de tons de gris sont appelées textures" [HARRALICK, 1978]

(5) On définit l'entropie des niveaux de gris à l'intérieur d'un domaine D de la façon suivante:

$$E(D) = \sum p(k) \log_2(p(k))$$

où $p(k)$ est la fréquence relative d'apparition du niveau de gris k à l'intérieur du domaine D

\sum représente la sommation sur k

(6) Si B le domaine de définition des niveaux de gris de l'image d'origine (ex: (1,255)) ou tout autre intervalle de \mathbb{N} , dépendant de l'étalonnage des mesures), ϕ est la fonction définissant la transformation des niveaux de gris, et B' le support de la fonction ϕ , aucune relation de type ensembliste (égalité ou inclusion) ne peut être établie a priori entre B et B'. Cette dernière lacune a comme conséquence de réduire la généralisation de la méthode puisqu'elle suppose des implémentations particulières permettant notamment de se ramener au cas où B' est inclus dans B.

(7) "Une région de texture donnée doit être considérée comme un échantillon d'un phénomène stochastique à deux dimensions défini par ses paramètres statistiques. Le phénomène stochastique étant défini à une corrélation spatiale donnée près". [PRATT, 1978]

(8) HARRALICK calcule 14 paramètres de texture à partir des matrices de cooccurrence parmi lesquels : le moment angulaire du 2^{ème} ordre, le contraste, la corrélation, la variance, l'entropie...

(9) Les règles que doit vérifier une transformation d'images T_λ pour être une bonne granulométrie peuvent s'énoncer comme suit:

anti-extensivité :

$$T_\lambda(X) < X \quad \text{quel que soit } \lambda > 0$$

croissance :

$$Y < X \Rightarrow T_\lambda(Y) < T_\lambda(X)$$

idempotence :

$$T_\lambda(T_\lambda(X)) = T_\lambda(X)$$

compatibilité avec la grossièreté du tamis:

$$T_{\lambda_1}(T_{\lambda_2}(X)) = T_{\lambda_2}(T_{\lambda_1}(X)) = T_{\sup(\lambda_1, \lambda_2)}(X)$$

(10) Une fonction aléatoire est dite stationnaire si la loi de probabilité des valeurs prises par cette fonction en k points arbitraires est invariante par translation de l'ensemble de ces points

(11) De nombreux travaux de télédétection portant sur l'étude de l'occupation du sol, on montré que le canal MSS6 rendait mieux compte des variations dans la texture du couvert que les trois autres canaux.

Références bibliographiques

BLAMONT D., MERING C, PARROT J.F. -1984- "Essai de classification des unités de paysage en région montagneuse (Centre du Népal)". L'espace géographique, tome XIII, n°3.

BLAMONT D.,MERING C, PARROT J.F. -1984- "Numerical processes for identification of landscape units in montaneous areas" XVth International Congress of International Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Rio de Janeiro, 17-29 June 1984

BLAMONT D., MERING C -1986- "Cartography of vegetation in montaneous areas by Remote Sensing", XXth International Symposium of Remote Sensing and Environment, ERIM, Nairobi, 4-10 December, 1986, E14, 6p.

CELEUX G., LECHEVALLIER Y. -1982- "Méthodes de segmentation non paramétriques". Revue de statistique appliquée, vol. XXX, n°4? 1982, 39-53.

COSTER M, CHERMANT J.L -1985- "Précis d'Analyse d'images". CNRS.

DIZIER O., LEO J.L. -1987- "Télédétection Techniques et applications cartographiques". Forhom BDPA.

DESACHY J. -1980- "Contribution à l'étude de la texture en télédétection"..Thèse de docteur de spécialité. Université Paul Sabatier, Toulouse.

EBERHARD J.M. -1987- "Télédétection urbaine". Mém. DEA : Géographie et pratique du développement, EHESS, Paris.

FLOUZAT G. -1982- "Modélisation de la compréhension visuelle des images de télédétection: essai de simulation numérique de la photointerprétation analytique". Actes Colloque de la Comm.VII de la SIPT, 13-17 Septembre 1982, Toulouse. 7-23.

FLOUZAT G., GUICHOU C., MERGHOUB Y, GUILLEMIN D. -1984- "Recherche de fonctions texturantes et cartographie automatique de l'occupation des terres". L'espace géographique, Tome XIII, n°3.

FRALIT (équipe) -1977- "Télédétection du littoral océanique de la France" Montrouge, ENSJF.

GAMBART D. -1982- "Applications de transformations locales texturales à la cartographie automatique d'une zone de végétation tropicale". Actes Colloque de la Comm. VII de la SIPT, 13-17 Septembre 1982, Toulouse. 39-47.

GEORGE P. -1984- "Dictionnaire de la géographie". P.U.F.

HARRALICK R.M. -1978- "Statistical and structural approaches to texture". Dept of computer science. University of Kansas. Proceedings IEEE, 67, 1978. 786-804.

LACAZE B. -1986- "Etude des possibilités d'intervention de la télédétection dans la caractérisation des zones défavorisées méditerranéennes". Rapport multigr. 54 p. CNRS. Montpellier.

LAPORTE J. - 1984- "Analyse de la texture sur les images de simulation SPOT". Thèse de 3ème cycle. Université Paris. 6

MATHERON G. -1965- "Les variables régionalisées et leur estimation". Masson.

MATHERON G. -1975- "Random sets and integral geometry". Wiley, New York.

MERING C., PONCET Y., JACQUEMINET C., RAKOTO-RAVALONTSALAMA M. -1986- "Description quantitative des formes de dénudation au Sahel Ouest-Africain". Communication au XXVI ème COSPAR, 29 juin-4 juillet 1986, Toulouse, 3.1.6, 14p.

PRATT W. -1978- "Digital image processing". Wiley, New York.

SARRAT M. -1978- "Analyse de la texture des images de réflectance terrestre". Thèse de 3ème cycle. Université Paul Sabatier, Toulouse.

SERRA J. -1968- "les structures gigognes : morphologie mathématique et interprétation métallogénique". Mineral. Deposita (Berl.) 3, 135-154.

SERRA J. -1982- "image analysis and mathematical morphology". Academic Press, London.

VERGER F. -1985- "Les satellites d'observation de la terre". P.U.F.

WACKERNAGEL H. -1986- "Geostatistical techniques for interpreting multivariate spatial information". Rapport multigr. Centre de Géostatistique, ENSMP, Fontainebleau.

Glossaire

hétérogène : qui est composé d'éléments de nature différente

paysagé : portion d'espace analysée visuellement, résultat de la combinaison dynamique d'éléments physico-chimiques, biologiques et anthropiques qui en réagissant les uns sur les autres, en font un ensemble unique et indissociable en perpétuelle évolution. [GEORGE, 1984]

texture : Toute image est composée d'unités élémentaires que l'on nomme éléments texturaux. Dans le cas d'une zone ayant un niveau de gris constant, on parle de texture de niveau 0 ou de texture uniforme. Les éléments texturaux doivent être dénombrés et décrits : ils ont une forme, une taille, un niveau de gris. Un ensemble d'éléments texturaux identiques continus et répétés forment une texture [DIZIER et al, 1987].

érosion et dilatation : Soient un ensemble $X \subset \mathbb{R}^2$ et B un élément structurant muni d'un centre x et noté B_x . On appelle érodé de X par B et on note $E^B(X)$ ou encore $X \ominus B$ (où \tilde{B} est le symétrique de B par rapport à son origine) le lieu des centres x de B_x tels B_x soit inclus dans X.
On appelle dilaté de X par B et on note $D^B(X)$ ou encore $X \oplus B$, le lieu des centres x de B tels que B_x rencontre X.
On démontre que dilater un ensemble X revient à éroder son complémentaire X^c .

dilatation conditionnelle: Soient deux ensembles quelconques X et Y. On appelle dilatation conditionnelle par B de Y conditionnellement à X, l'intersection entre l'ensemble X et le dilaté de Y par B.

ouverture et fermeture: on réalise l'ouverture d'un ensemble X par un élément structurant B en érodant X par B et en dilatant l'ensemble résultant par B. On note X_{\ominus} le résultat de cette transformation.
De même, on réalise la fermeture de X par B en dilatant X par B et en érodant l'ensemble résultant par B. On note X_{\oplus} le résultat de cette transformation.