

MÉTHODES NUMÉRIQUES DE RECONNAISSANCE DE PAYSAGES

BORNE F.

Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique
pour le Développement CIRAD - GERDAT
Laboratoire SCI/Analyse d'Images
av. du Val de Montferrand, B.P. 5035, 34032 Montpellier Cédex,
FRANCE

Commission III MATHEMATIC ANALYSIS OF DATA

But

Nous présentons ici une méthode globale de segmentation d'image utilisant les propriétés texturales. Elle se décompose en deux sous-méthodes complémentaires, une qui calcule l'hétérogénéité texturale de l'image, l'autre qui effectue la segmentation proprement dite. Le résultat est un découpage en unités de paysages, un produit plus cartographique qu'une classification traditionnelle. Ces méthodes tentent d'apporter à l'expert des critères numériques lui permettant de guider objectivement la segmentation de l'image.

Abstract

We present a global method for image segmentation using textural features. It can be split in two complementary sub-methods, one to compute the textural heterogeneity of the image, the other one to do the segmentation itself. The result is a cutting in landscape units, which is a more cartographical product than a traditional classification. These methods try to give to the expert numerical features to guide objectively the image segmentation.

MOTS CLÉS : paysages, unités de paysages, texture, segmentation, classification, entropie

1. PRÉSENTATION

Les méthodes que nous allons présenter ont été développées dans le cadre d'un projet de recherche et développement agronomique sur des zones rizicoles à Madagascar. Aussi l'importance de la connaissance du terrain était-elle fondamentale, et une large part a été accordée à l'interactivité des méthodes. Il fallait que les agronomes puissent intervenir à différents stades afin de cartographier précisément les phénomènes qui les intéressaient. Cependant, comme nous le verrons, les méthodes mises en oeuvre permettent d'aller plus loin dans l'automatisation du processus de segmentation des images, elles constituent une méthode globale autonome de segmentation automatique.

Notre but était d'élaborer des méthodes numériques favorisant une approche plus naturelle du paysage, plus cohérente avec la démarche habituelle des agronomes que les méthodes traditionnelles en traitement d'images. Nous nous sommes donc intéressés à la notion de paysage, à sa formalisation numérique et à des méthodes d'interprétation plus naturalistes. Les méthodes mises au point sont au nombre de trois, la dernière étant l'intégration des deux autres à laquelle nous avons rajouté une boucle de retour:

-PAPRI (PAYSages a PRIori) permet de segmenter une image de manière supervisée, après qu'un expert ait défini sur l'image de départ des zones d'entraînement pour chaque paysage à identifier. C'est cette méthode qui sera le plus longuement présentée car elle introduit les notions fondamentales utilisées. De plus c'est la première à avoir été implémentée et testée dans un grand nombre de cas.

-PAPOS (PAYSages a POSTeriori) se place en amont de PAPRI et analyse l'image de départ afin d'y quantifier en tout point la variabilité numérique de son voisinage. Nous verrons plus loin comment la connaissance de cette "entropie" permet une automatisation accrue de la segmentation.

-PAPRICA (PAYSages a PRIori à Correction Assistée) est la synthèse des deux méthodes précédentes.

2. LA NOTION DE PAYSAGE

Le paysage a été défini de plusieurs manières (Borne, 1990). Celle qui correspond le mieux à l'interprétation d'images satellitaires est celle de

(Bruneau et Kilian, 1984) qui fait référence à la notion d'états de surface. Nous entend par état de surface la résultante de l'ensemble des caractéristiques propres à décrire cette surface, la synthèse de leurs interactions. Le paysage est alors défini comme une combinaison d'états de surface qui constitue une portion homogène de l'image.

Nous utiliserons directement cette dernière définition en considérant le paysage comme caractérisé par une répartition particulière des couleurs. Ces couleurs traduisent des réponses radiométriques sur des images brutes issues de capteurs passifs comme ceux des satellites Spot ou Landsat, ou des classes sur une image interprétée comme nous allons voir plus loin.

3. LA TEXTURE

3.1 La notion de texture

La texture reflète l'agencement spatial des couleurs et les relations qu'elles ont entre elles (Kaiser, 1955). C'est une propriété intrinsèque de la plupart des surfaces mais difficile à prendre en compte. Ainsi, en 1982 dans une étude liée à la vision à base de modèles, Binford note que la texture n'est encore utilisée par aucun système (Binford, 1982). C'est pourtant une propriété discriminante importante des objets. Elle a été étudiée avec des fonctions d'autocorrélation (Kaiser, 1955), (Thompson, 1977), (Sarrat, 1977), (Pratt, 1978), avec le spectre de puissance (Bajcsy, 1973), avec les modèles de Markov (Bixby et al., 1967), (Chellapa et al., 1985), avec les fréquences relatives des niveaux de gris sur l'image brute (Dar et al., 1968), avec des statistiques du 2ème ordre (Haralick et al., 1973) et (Haralick et al., 1978), (Chen et al., 1979), avec les méthodes "Run Length" (Weska et al., 1976), (Borne, 1989), avec les différences statistiques (Weska et al., 1976), et encore bien d'autres techniques qui, souvent, peuvent se classer dans une des grandes familles précédentes.

Haralick, (Haralick et al., 1973) et (Haralick et al., 1978) a été un des premiers à formaliser de manière rigoureuse et numérique les propriétés texturales d'une image grâce au calcul des matrices de cooccurrence. Pourtant, les indicateurs déduits de ces matrices restent difficiles à utiliser et sont difficilement applicables sur des cas réels.

3.2 Texture sur une image classée

L'image classée est pour nous le document de départ. Elle est en effet porteuse d'une partie de la connaissance de terrain du spécialiste. Cette "sémantique" représente pour nous une

valeur ajoutée considérable à l'image brute bien qu'étant une réduction de l'information de départ à traiter.

Cette réduction de l'information se traduit d'autre part par un gain en temps de calcul appréciable, et par un meilleur contrôle de la segmentation.

Cependant des précautions sont à prendre en utilisant des images classées: les valeurs sont des valeurs de classes. Elles sont donc non additives, certains paramètres statistiques tels que moyenne, écart-type... n'ont aucune signification.

3.3 Notre utilisation de la texture

Nous nous sommes intéressés à la texture d'une image classée d'un point de vue statistique: c'est le pourcentage des différentes classes dans le paysage qui caractérise celui-ci et non les positions respectives de ces classes. En fait ces positions ont aussi un rôle mais le caractère naturel (donc plutôt aléatoire) de la distribution des phénomènes rend souvent la composition beaucoup plus discriminante que la position. Aussi nous avons privilégié l'aspect stochastique avec l'étude de la distribution des couleurs à l'aspect structural cherchant à mettre en évidence les relations spatiales entre ces couleurs.

4. LA MÉTHODE PAPRI

4.1 Présentation de la méthode

PAPRI (PAYSages définis a PRIori) est une méthode originale de segmentation d'image. Elle permet une cartographie fine des "paysages" - au sens défini plus haut - à une échelle donnée, en fonction des phénomènes auxquels nous nous intéressons. PAPRI a été conçue afin de laisser une grande liberté de manoeuvre au thématicien, en l'occurrence un agronome.

4.2 Champ d'application, données

Cette méthode d'analyse a été utilisée sur des images classées; elle pourrait également porter sur une image brute: seuls les temps de calcul s'en trouveraient affectés, la méthode elle-même reste valable. Il faut noter toutefois que PAPRI a été conçue pour utiliser des données non additives, ce qui a orienté en particulier le choix d'une distance adaptée. PAPRI consiste à caractériser chaque paysage par une composition et une échelle idéale.

4.3 Démarche

La première étape est donc aujourd'hui une classification de l'image faite par le spécialiste de terrain. Cette classification est fondamentale car elle conditionne la qualité de la suite de l'analyse.

Puis, sur cette classification, il doit définir des paysages qu'il juge importants et caractéristiques du milieu étudié. Il établit donc une *typologie* des paysages, en créant la base de connaissances qui va servir à analyser l'image. Cette base est constituée de la composition type de chaque paysage, de l'échelle d'observation préférentielle pour chaque paysage et d'un seuil de rejet propre à chaque paysage.

Soit une image classée I à N classes, numérotées de 1 à N, la classe 0 étant constituée des points non classés. Un paysage P est alors caractérisé par:

- N+1 pourcentages,
- une échelle préférentielle
- un seuil de rejet.

Exemple: soit l'image classée à 6 classes, dont la légende est:

- classe 1: rizières à bonne maîtrise de l'eau
- classe 2: rizières à maîtrise de l'eau plus aléatoire
- classe 3: rizières à mauvaise maîtrise de l'eau
- classe 4: boisements
- classe 5: eau
- classe 6: nuages

Nous dirons qu'un paysage de rizières bien irriguées se compose de:

- 50% de rizières à bonne maîtrise de l'eau
- 25% de rizières à maîtrise de l'eau plus aléatoire
- 10% de boisements (eucalyptus, bocages)
- 10% d'eau
- 5% d'autres phénomènes

Ce paysage est caractérisé par un "vecteur-composition" à 7 composantes, une par classe et une pour les non classés (la première). Ici ce vecteur est donc (0,50,25,0,10,10,0)

Nous procédons alors à une analyse de l'image en cherchant les régions qui correspondent à chaque type de paysage décrit par l'expert dans la base de connaissance.

Pour cela, en tout point de l'image, nous recherchons quelle composition de paysage se rapproche le plus de celle de son voisinage et nous classons ce point dans ce paysage. Ainsi, nous examinons une fenêtre centrée sur ce point, nous calculons sa composition en pourcentage de chacune des classes, et nous comparons cette composition à chacune des compositions idéales définies pour chaque paysage. La composition "la plus proche" détermine le paysage auquel sera attribué le point. Nous verrons plus loin quelle distance utiliser pour effectuer cette mesure.

4.4 Résultats

Nous obtenons donc, en fin de calcul, pour chaque point, un paysage et une distance, la distance entre la composition théorique de ce paysage et la composition réelle de la fenêtre étudiée.

4.5 Taille de fenêtre

En fait, nous faisons varier la taille de la fenêtre d'étude dans un intervalle. Pour chaque taille de fenêtre, nous calculons le paysage "le plus proche" et la distance correspondante (distance entre la composition théorique du paysage et la composition réelle de la fenêtre). Enfin, parmi cet ensemble de paysages, nous ne conservons que le paysage pour lequel la distance est minimale, ainsi que la taille de la fenêtre associée.

Quelle taille de fenêtre considérer? Rogala (Rogala, 1982) souligne que "la recherche d'un voisinage préférentiel, lié aux données, est un faux problème car une image est interprétable à plusieurs niveaux", celui des parcelles, celui du terroir, celui de la région... Mais en fait, l'analyse que l'on fait du paysage a toujours des échelles privilégiées, celles correspondant aux aires de référence des paysages.

Pour un paysage donné, le meilleur choix pour obtenir un résultat cohérent avec l'analyse préalable, est une taille de fenêtre dont la surface est voisine de la surface moyenne des aires de référence.

L'échelle préférentielle est un élément important qui vient pondérer l'analyse fréquentielle des paysages. Nous en tenons compte en choisissant les dimensions de la fenêtre d'étude. Nous pouvons voir figure 1 l'influence de cette échelle: elle détermine ici (voir ligne en pointillé) le choix entre le paysage 3 (30 sur l'axe des ordonnées) et le paysage 4 (40 sur l'axe). Elle se révèle particulièrement importante dans le cas de minimums locaux multiples proches, comme c'est le cas figure 1.

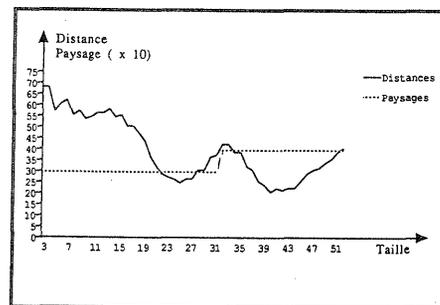


FIGURE 1

Influence de l'échelle préférentielle sur l'analyse fréquentielle des paysages.

Ainsi, si les tailles de fenêtre varient entre 21x21 et 25x25 (donc 3 valeurs de tailles de fenêtre: 21, 23 et 25), nous obtenons, en tout point de l'image, les données suivantes:

-Paysages: P_1, P_2, P_3
 -Distances: D_1, D_2, D_3
 -Tailles de fenêtre: T_1, T_2, T_3

Nous choisissons alors la distance D_i minimale, et nous gardons P_i et T_i . Nous obtenons, après traitement de l'image complète, 3 plans images supplémentaires, un plan "Paysages", un plan "Distances" et un plan "Tailles de fenêtre".

Les tailles de fenêtre sont un paramètre fondamental de l'analyse. Momal (Momal, 1988) soulignait qu'une faible variation de T pouvait changer beaucoup la valeur de la distance associée. Nous avons aussi montré ce phénomène comme l'illustrent les courbes suivantes, figure 2. Il s'agit des variations, en fonction de la taille de fenêtre, de la distance D (trait plein) et du choix du paysage (trait pointillé, la valeur du paysage est multipliée par 10). Nous pouvons noter la forte variabilité des résultats pour les petites tailles. En effet, le rapport (Couronne ajoutée / Surface de la fenêtre) est d'autant plus grand que la fenêtre est petite. Aussi observons-nous une forte variabilité de composition pour les petites fenêtres.

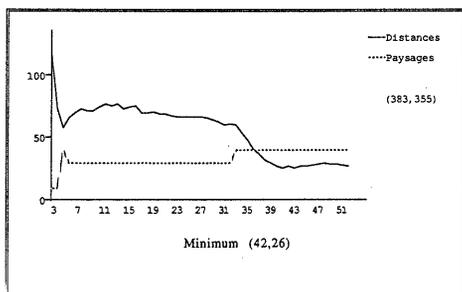
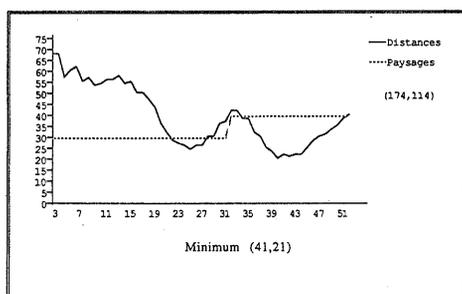


Figure 2

Variabilité des critères Distance et Paysage en fonction de la taille de fenêtre choisie

4.6 Distance

La distance utilisée est indépendante de la taille de la fenêtre étudiée (voisinage). Elle est de plus normée entre 0 et 255.

4.7 Aires de référence

Pour caractériser un paysage par une composition type et un paysage, nous nous définissons quelques polygones jugés représentatifs de ce paysage. Ainsi, nous obtenons, pour chaque polygone, une composition et une surface. Nous prenons alors la moyenne des compositions et des surfaces afin d'avoir une composition théorique et une surface idéales. La surface est bien sûr directement liée à la taille de fenêtre donc à l'échelle préférentielle.

4.8 Seuil de rejet

Le seuil de rejet est une sécurité. Il permet d'éviter d'affecter à un paysage des points dont la composition du voisinage en est trop éloignée.

Si l'ensemble des paysages identifiés par l'expert est complet, chaque point doit être associable à un paysage dont il est assez proche. Pour évaluer la complétude de la décomposition, il suffit de ne pas faire intervenir les seuils de rejet et d'observer l'histogramme de l'image des distances. Si un pic apparaît dans les fortes valeurs, alors certainement un paysage a été oublié.

4.9 Application

Nous pouvons voir, figures 3 à 11, l'application de cette méthode à une zone rizicole du lac Alaotra à Madagascar.

- La figure 3 est l'image Spot de la zone d'étude en niveaux de gris.



FIGURE 3

Image Spot de la zone d'étude (10 km x 10 km)

- La figure 4 en est la classification. Elle a servi de base à la suite des travaux.

- Les figures 5, 6 et 7 correspondent à différentes fourchettes d'échelles préférentielles, pour des phénomènes compris respectivement entre:

60m x 60m et 460m x 460m, figure 5
420m x 420m et 740m x 740m, figure 6
700m x 700m et 1060m x 1060m, figure 7

- La figure 8 est un résultat obtenu avec une échelle fixe pour un voisinage de 660m x 660m.

Nous constatons ici que pour une échelle fixe choisie dans la fourchette idéale, le résultat est relativement bon et permet une bonne approche. Cependant, la forme des différentes zones de l'image est beaucoup moins précise. Nous pouvons considérer que le résultat permet d'avoir rapidement (en temps de calcul) une estimation du résultat final.

Par contre, les autres tailles fines amènent à des résultats trop différents. L'estimation de la qualité de ces segmentations s'est faite grâce à une bonne connaissance de la zone étudiée et à l'appui de spécialistes travaillant sur le site. En outre les résultats ont été comparés à une étude précédente (Féau et Marlet, 1989) sur le même site. Pour celle-ci le découpage en unités de paysages avait été fait visuellement. Le résultat était très proche de celui de la figure 6.

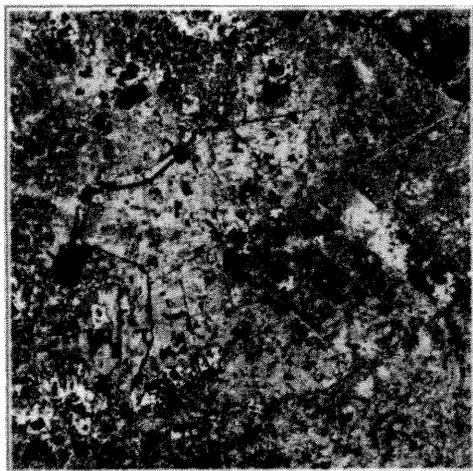


Figure 4
Classification supervisée de l'image

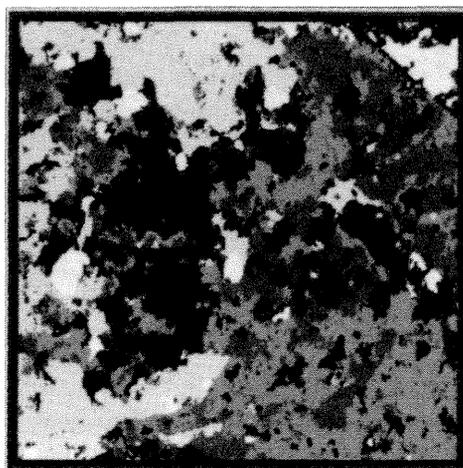


Figure 5
Voisinages de 3x3 à 23x23

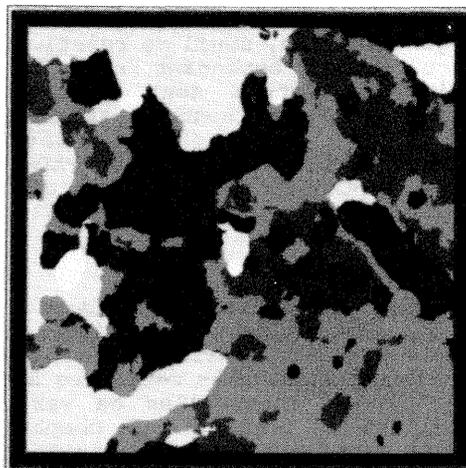


Figure 6
Voisinages de 21x21 à 37x37



Figure 7
Voisinages de 35x35 à 53x53



Figure 8
Voisinsages 33x33 fixe

La difficulté de la mise en oeuvre de la méthode réside dans le choix des différents paramètres (compositions des paysages, échelle, seuil de rejet). Cette difficulté est cependant relative car certains paramètres sont facultatifs. Mais nous nous sommes attachés à développer une autre méthode, complémentaire de la méthode PAPRI, la méthode PAPOS. Celle-ci doit aider à rechercher les paysages caractéristiques.

4.10 Conclusion

PAPRI est une méthode qui demande une certaine rigueur dans la définition des paysages au départ (aires de référence). Elle donne d'excellents résultats dans la mesure où les intervalles de variation des tailles de fenêtre sont compatibles avec les paysages à mettre en évidence.

5. LA MÉTHODE PAPOS

5.1 Présentation

PAPOS (Paysages a POSTeriori) est une méthode d'analyse d'images qui se place en amont de PAPRI. Elle vise à aider le thématique dans le choix des polygones de caractérisation des paysages. Pour cela PAPOS propose au thématique les zones de l'image les plus homogènes texturalement.

Comme nous l'avons vu précédemment, la caractérisation des paysages se fait par le choix de certains polygones représentatifs de leur paysage respectif. Mais le choix de ces polygones n'est ni facile, ni toujours exhaustif: il est possible d'oublier un paysage ou de mal choisir un contour d'aire de référence. PAPOS a été conçu pour palier à ces problèmes. Ainsi, en suivant les "conseils" de PAPOS, le thématique peut

éviter de tenir compte de zones peu caractéristiques, mais par contre il est prévenu de toutes les zones présentant une homogénéité texturale. Nous appelons ces zones les "noyaux durs" des paysages. Il s'agit des zones où l'entropie de la classification est la plus faible.

5.2 Application

La figure 9 nous montre, en sombre, les noyaux durs correspondants à l'image de la figure 3.

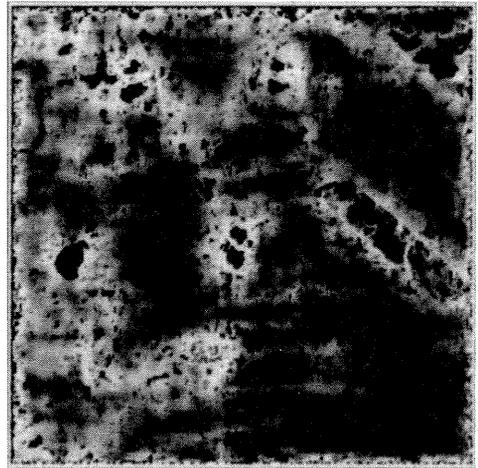


FIGURE 9

Entropie de la classification, calculée avec PAPOS. Les zones de faible entropie sont sombres.

PAPOS est actuellement utilisé dans la première phase d'étude, celle de la classification. Nous nous en servons en tant qu'outil d'aide au choix des zones-tests. Ces zones-tests sont à choisir dans les zones de faible variabilité (zones sombres figure 9).

Les tailles de fenêtre varient dans un intervalle fixé au départ, mais sans échelle préférentielle comme avec PAPRI.

5.3 Conclusion

PAPOS permet d'apporter une aide à l'expert dans le choix des aires de références à choisir. Nous avons pu nous rendre compte que c'était très important, le choix des aires de référence étant toujours très difficile à faire de manière précise et relativement objective. En effet il faut éviter de vouloir mettre en évidence des paysages qui ne seraient pas caractérisables numériquement par les méthodes utilisées. PAPOS est une manière qui nous paraît intéressante d'aborder les paysages numériquement. Elle se prête tout à fait à un pré-processing systématique des images, et notre prochain objectif est de la tester sur des canaux bruts.

6. LA MÉTHODE PAPRICA

6.1 La méthode

PAPRICA (PAYSAGES a PRIORI à Correction Assistée) est une synthèse des méthodes PAPRI et PAPOS. Loin de supprimer l'intervention du thématicien, elle est destinée à lui offrir une assistance maximale dans sa démarche d'analyse des paysages sur une image. Elle consiste à appliquer d'abord PAPOS pour isoler les noyaux durs sur l'image classée, puis à les proposer au thématicien pour qu'il choisisse ses polygones de caractérisation, avant d'appliquer PAPRI. Ici PAPRI est en outre enrichi d'un processus de "backtracking" (retour arrière) à l'étape de définition des polygones si le résultat des paysages n'est pas jugé satisfaisant.

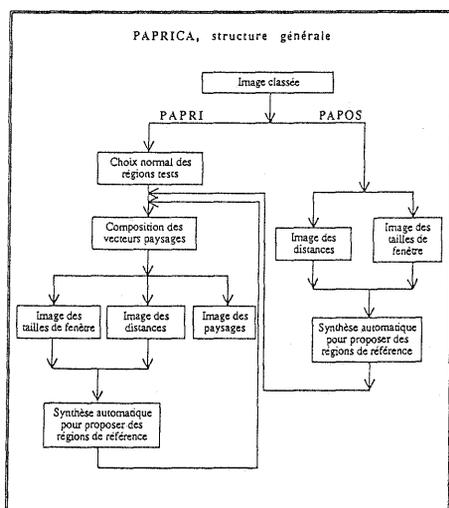


FIGURE 10

Paprica, structure générale

6.2 Application

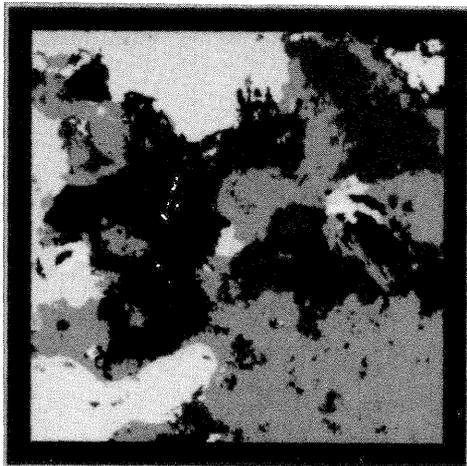


FIGURE 11

Application de la version simplifiée de PAPRICA à l'image de la figure 3

La figure 11 nous montre l'application de PAPRICA à la figure 3. Nous constatons un morcellement plus important, dû en partie à un choix hétérogène des échelles préférentielles des paysages et à la non utilisation du backtracking dans cet exemple-là.

6.3 Conclusion

La méthode présentée autorise une interprétation des images plus rapide et plus objective que celles qui existent aujourd'hui. Elle n'est pas entièrement automatique car il nous paraît important de laisser à l'expert la possibilité de définir des aires de référence, en fonction de sa thématique et de l'échelle des phénomènes qui l'intéressent. Nous avons essayé de développer une méthode de segmentation qui réunisse les avantages des méthodes automatiques et des méthodes supervisées, tout en minimisant les inconvénients.

7. LIMITES DES MÉTHODES

Les méthodes présentées ici sont une combinaison de processus humains et automatiques. Cependant les processus automatiques sont toujours soumis au contrôle de l'expert, chose essentielle pour répondre vraiment aux objectifs fixés. Actuellement les limites sont surtout liées à la définition des paramètres descripteurs de paysages par l'expert, en particulier l'échelle préférentielle et le seuil de rejet. La composition des paysages est assez facile à estimer. Nous pouvons espérer obtenir une bonne adéquation des méthodes aux besoins, grâce à une implémentation conviviale du backtracking et à une réduction des temps de calcul.

Ces méthodes donnent de bons résultats dans tous les cas où les paysages se caractérisent plus de manière statistique que morphologique. Il faut désormais développer un outil qui intègre la dimension morphologique dans l'analyse des paysages, dimension peu importante c'est vrai pour la majorité des cas mais qui intervient parfois pour certains types de paysages.

8. CONCLUSION

L'analyse de texture telle que nous l'avons définie sur une image classée, permet d'y cartographier précisément les unités de paysage, moyennant ainsi que nous l'avons vu, un bon intervalle de variation des tailles de fenêtre.

La recherche se poursuit pour une intégration complète des différentes méthodes exposées et pour une assistance encore accrue de certaines phases. Par exemple, quel est l'impact d'une classification semi-automatique ou automatique sur la reconnaissance des

paysages? Il semble actuellement que certaines images se prêtent assez bien à cette démarche. Encore faut-il que les paysages à distinguer y soient caractérisés numériquement. S'il faut passer par des masques, des plans conditions ou des données exogènes, il est bien évident qu'une automatisation, même partielle, de la classification n'est pas envisageable.

Ces méthodes permettent d'espérer prochainement une interprétation plus rapide des images satellitaires et l'obtention de documents répondant mieux aux demandes du terrain. Les produits sont désormais géo-référencés, il ne leur manque plus qu'un véritable aspect cartographique, une interprétation de l'organisation spatiale du paysage, ce que proposent PAPRI, PAPOS et PAPRICA.

Bibliographie

- Bajcsy, R., 1973. Computer Description of Textured Surfaces. Proc. 3rd Int. Joint. Conf. Artificial Intelligence, pp. 572-579.
- Binford, T., 1982. Survey of Model-Based Image Analysis Systems. Int. Journal of Robotics Research 1, 18-64.
- Bixby, R., Elerding, G., Fish, V., Hawkins, J.K., Loewe, R., 1967. Natural Image Computer. Aeronutronic Division, Philco-Ford Corp., Newport Beach, California, Final Tech. Rep., Vol. 1, publ. C-4035
- Borne, 1989. La Télédétection. Sciences d'Oc. Ecole des Mines d'Alès, n°1, pp. 6-8.
- Borne, 1990. Méthodes Numériques de Reconnaissance de Paysages. Thèse de 3ème cycle, Université Paris 7, 213 p.
- Bruneau et Kilian, 1984. Inventaires Agroécologiques, Paysages et Télédétection en Milieu Tropical. Essai Méthodologique. L'Espace Géographique n°3, pp. 215-224.
- Chellapa, R., Chatterjee, S., 1985. Classification of Textures Using Gaussian Markov Random Fields. IEEE vol. assp-33, n°4, august 1985, pp. 959-963.
- Chen, P., Pavlidis, T., 1979. Segmentation by Texture Using a Co-occurrence Matrix And a Split-and-Merge Algorithm. Computer Graphics and image Processing, vol. 10, n°2, pp. 172-182.
- Darling, E.M., Joseph, R.D., 1968. Pattern Recognition From Satellite Altitude. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC-4, pp. 38-47.
- Féau et Marlet, 1989. Utilisation de l'imagerie satellitaire SPOT pour la mise en évidence des interactions des systèmes de culture rizicole et de la maîtrise de l'eau au lac Alaotra (Madagascar) -BULL. de la Commission Internationale du Riz.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I., 1973. Textural Features For Image Classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC-3, n°6, november 1973, pp. 610-621.
- Haralick, R.M., 1978. Statistical And Structural Approach To Texture. Inter Symposium On Remote Sensing on Inventories Of Environmental Ressources And Endangered E. Freiburg, pp. 379-431.
- Kaiser, H., 1955. A Quantification Of Textures On Aerial Photographs. Boston University Research Laboratories, Technical Note 121, AD 69484.
- Momal, F., 1988. Structuration et Exploitation Numérique des Informations Géographiques. Institut National Agronomique de Paris-Grignon. Thèse en Géologie Appliquée, pp. 45-50.
- Pratt, W.K., 1978. Digital Image Processing. Wiley and Sons.
- Rogala, J.P., 1982. Approche Numérique de l'Espace Agricole. Analyse de l'Hétérogénéité et de la Structure des Unités Cartographiques. Thèse de l'Institut National Agronomique de Paris-Grignon.
- Sarrat, 1977. Analyse de la Texture des Images de Réflectance Terrestre. Thèse de l'Université Paul Sabatier de Toulouse.
- Thompson, W.B., 1977. Textural Boundary Analysis. IEEE Trans. Computers, vol. C-25, n°3, pp. 272-275.
- Weska, J.S., Dyer, C.R., Rosenfeld, A., 1976. A comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC-6, n°4, april 1976, pp. 269-285.