Télédétection, 2003, vol. 3, n° 2-3-4, p. 187–200
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2003 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

CLASSIFICATION TEXTURALE D'UNE IMAGE RADAR À SYNTHÈSE D'OUVERTURE DANS UNE RÉGION VOLCANIQUE : LE CAS DE LA RÉGION DU MONT CAMEROUN

ALAIN AKONO [a†*], EMMANUEL TONYÉ [a‡] et JEAN-PAUL RUDANT [b].

a École Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé,
Laboratoire d'Électronique et de Traitement du Signal (LETS), B.P. 8390, Yaoundé, Cameroun.
Téléphone : (237)988-8643 ; télécopieur : (237)222-4547.
Courriel (†,‡) : aakono@msn.com ; tonyee@hotmail.com

b Université de Marne-la-Vallée, Institut Francilien des Géosciences, Laboratoire des Géomatériaux,
5, boulevard Descartes, Champs-sur-Marne, 77454 Marne-la-Vallée, France
Téléphone : 33 01 49 32 90 72 ; télécopieur : 33 01 49 32 91 37.
Courriel (*) : jean-paul.rudant@univ-mlv.fr

(soumis le 13 janvier 2002 ; révisé le 24 mai 2002 ; accepté le 3 juillet 2002)

Le but de cette étude consiste à réaliser une classification des principales couvertures du sol dans la région du mont Cameroun, à partir d'une image radar à synthèse d'ouverture (RSO). Ne disposant que d'une seule image RSO sur cette région et étant donné qu'il est difficile d'extraire des informations d'une telle image à partir des seules données radiométriques, on a eu recours à l'analyse de texture pour atteindre l'objectif visé. Six paramètres de texture issus de la méthode des matrices de cooccurrence ont été utilisés à cette fin. Cinq classes ont d'abord été identifiées sur l'image de texture issue du paramètre de la moyenne. Ensuite, la corrélation a été calculée entre toutes les combinaisons possibles des paires de classes, pour chaque paramètre de texture, afin de déterminer les paramètres qui permettent mieux de distinguer les classes. Les trois meilleurs paramètres de texture ont été retenus et utilisés pour produire les cinq classes identifiées sur la zone d'étude. Cette étude comporte trois aspects novateurs. Le premier aspect concerne l'utilisation de la corrélation pour la sélection des paramètres de texture, contrairement à l'utilisation des critères généralement connus tels que la distance de Battacharrya et la divergence. La mise en œuvre de la corrélation est beaucoup plus simple que celle des méthodes classiques de sélection des paramètres et elle produit les mêmes résultats que ces méthodes. Le deuxième aspect novateur de cette étude concerne la détermination de la taille de fenêtre appropriée pour le calcul des paramètres de texture. Les tailles de fenêtre ont été déterminées de manière à produire la corrélation maximale pour chaque paramètre de texture choisi. Enfin, chaque classe a été extraite séparément de l'ensemble des images de texture choisies et les cinq classes ont été ensuite fusionnées pour produire l'image classifiée finale. Cette méthode permet une meilleure observation de chaque classe et un calcul aisé de sa superficie.

Mots-clefs : analyse de texture ; corrélation ; classifications d'images.

TEXTURAL CLASSIFICATION OF A SYNTHETIC APERTURE RADAR (SAR) IMAGE ON A VOLCANIC AREA : THE CASE OF THE CAMEROON MOUNTAIN REGION

The goal of this study is to realize a classification of the main soil covers in the Mount Cameroon region, from a SAR image. Considering that only one SAR image was available on this area and that it is very difficult to extract informations from radiometric data stemming from SAR images, one has resorted to the use of the textural analysis to reach the targeted goal. Six textural parameters stemming from the grey levels co-occurrence matrixes method have been used for this end. Firstly, five classes have been identified on the textural image stemming from the mean parameter. Afterwards, the correlation was calculated among all the possible pair of classes combinations, for each textural parameter, in order to determine the parameters which allow a better discrimination of classes. The best three textural parameters were retained and used to produce the five classes identified in the area study. This study has three innovative aspects. The first aspect concerns the utilization of the correlation product for the selection of the textural parameters, contrary to the utilization of the generally known criteria like the Battacharrya distance and the divergence. The implementation of the correlation product is much easier than that of the classical methods of parameters selection, and it produces the same results as these methods. The second innovative aspect of this study concerns the determination of the appropriated size of window for the calculation of the textural parameters. The windows sizes were determined in a manner to produce the maximal correlation product for each chosen textural parameter. At last, each class was extracted separately from the set of the chosen textural images, and the five classes were then merged to produce the final classified image. This method allows a better observation of each class and an easy calculation of its area.

Keywords : textural analysis ; correlation ; image classification.

---

[*] Correspondant principal

1. INTRODUCTION

Cette étude a pour but principal la réalisation de la classification des principales couvertures du sol dans la région du mont Cameroun. Cette région est une zone volcanique qui a fait l'objet de plusieurs études (Fairhead, 1985 ; Ateba and Ntepe, 1997). Le mont Cameroun a fréquemment été en éruption ces dernières années et a souvent causé des dégâts considérables. Dans cette étude, l'analyse de texture est utilisée pour classifier une image RSO de ERS-1 acquise sur la région du mont Cameroun.

Il est généralement admis que les données radiométriques contenues dans les images RSO sont peu utiles pour la réalisation d'une classification, parce qu'elles sont souvent altérées par le bruit du chatoiement. L'analyse de texture est un processus efficace et utile pour la discrimination des différentes entités se trouvant sur les images RSO. Plusieurs études ont déjà été effectuées dans le domaine de la classification par analyse de texture. Ulaby *et al.* (1986) ont utilisé des paramètres de texture issus de la méthode de cooccurrence pour identifier quatre classes de couverture du sol dans les images radar. Anys et He (1995) ont évalué la contribution des statistiques du premier ordre dans la classification des images radar multipolarisation en milieu agricole. Plus récemment encore, Jukka et Aristide (1998) ont utilisé des statistiques texturales du premier ordre dans la classification de l'occupation du sol en milieu urbain, en utilisant des données optiques de TDM de Landsat et de RSO de ERS-1. Franklin et Peddle (1989) ont utilisé un mélange de données spectrales, topographiques (altitude, pente, aspect, courbure, relief) et des statistiques de cooccurrence du second ordre pour la classification d'images optiques HRV de SPOT et radar en milieu boréal. Leurs travaux ont montré que les matrices de cooccurrence du second ordre contiennent une information texturale importante qui améliore la discrimination des classes ayant une hétérogénéité interne et des formes structurales. Les classes homogènes sur le sol sont caractérisées adéquatement par l'information spectrale seule, mais les classes contenant des mélanges de types de végétation ou fortement structurelles ont été caractérisées avec plus de précision en utilisant un mélange de texture et de données spectrales. Les méthodes rencontrées dans la littérature consistent généralement à créer des néo-canaux de l'image originale par calcul de différents paramètres de texture de cette image. Les néo-canaux créés sont ensuite combinés entre eux, et parfois avec l'image originale, pour la production d'une image classifiée.

Dans cette étude, trois paramètres de texture choisis parmi six paramètres issus de la méthode des matrices de cooccurrence sont utilisés pour extraire une seule classe à la fois sur une image RSO. Contrairement à la plupart des méthodes de classification texturale, cette méthode ne nécessite pas la création de plusieurs canaux de texture, mais la création d'un vecteur de paramètres de texture pour un point de référence représentant la classe devant être identifiée, dans le but de produire une carte de ladite classe. Cinq classes de texture, à savoir : les laves récentes, les laves anciennes, la forêt dense humide, les cultures et la mangrove, ont été extraites par cette méthode. Les images des cinq classes produites ont ensuite été fusionnées pour produire l'image classifiée finale. La corrélation, qui est un paramètre permettant de mesurer le degré de ressemblance de deux zones sur une image, a été utilisée pour déterminer les paramètres de texture les plus discriminants. Ce paramètre est souvent utilisé dans la mise en correspondance d'images, pour mesurer le degré de ressemblance entre des petites zones homologues situées sur des images distinctes (Horaud et Monga, 1993). La corrélation a été utilisée dans cette étude pour mesurer le degré de dissemblance entre des petites zones distinctes situées sur une même image, pour différentes images de texture. Elle permet donc de déterminer les paramètres de texture les plus discriminants. La taille de fenêtre appropriée pour le calcul des paramètres de texture a aussi pu être déterminée grâce à l'utilisation de la corrélation.

2. SITE D'ÉTUDE

Le mont Cameroun est situé au fond du golfe de Guinée, entre les latitudes 3°56' Nord et 4°25' Nord et les longitudes 9° Est et 9°25' Est (figure 1). Il est limité au sud par l'océan Atlantique, au nord-est par le bas plateau de Kumba, au sud-est par la mangrove et au nord-ouest par l'estuaire du rio del Rey. Cette région volcanique fait l'objet de nombreuses recherches géologiques. Le mont Cameroun fait partie de ce qu'on appelle la Ligne volcanique du Cameroun (LVC). Il s'agit d'un alignement d'anciens volcans continentaux et océaniques du Cameroun. La LVC se situe à l'ouest du Cameroun, dans la direction NE–SO et s'étend sur une distance d'environ 1 500 km. Une moitié de la LVC est continentale et l'autre moitié se situe dans l'océan Atlantique.



(Lemarchand, 1994)

FIGURE 1 Site d'étude. *Site of area.*

3. DONNÉES UTILISÉES

Une image RSO du satellite européen ERS-1, acquise le 7 novembre 1998, en orbite ascendante, en bande C avec une polarisation verticale VV a été analysée. Ces données ont été réceptionnées à la station de l'Agence spatiale européenne située à Libreville (Gabon). L'image traitée dans cette étude a une résolution initiale de 25 m.

4. MÉTHODOLOGIE

4.1. Analyse de texture par la méthode des matrices de cooccurrence

Un ensemble de mesures de texture basées sur le calcul des matrices de cooccurrence des niveaux de gris a été proposé par Haralick *et al.* (1973). Le principe de ces mesures est rappelé ici. Supposons que $c = (\Delta x, \Delta y)$ soit un vecteur du plan image (x,y), où Δx et Δy sont des entiers. Alors, pour toute image f(x,y), il est possible de calculer la distribution de probabilité des paires de niveaux de gris correspondant à des paires de pixels séparés par $c = (\Delta x, \Delta y)$. Habituellement, le vecteur de séparation $c = (\Delta x, \Delta y)$ est défini par une distance inter-pixels d et un angle inter-pixels θ. Si les valeurs de niveaux de gris varient de 0 au plus grand niveau de quantification de l'image (par exemple, $N_q = 255$), cette probabilité prend la forme d'une matrice p_c, où $p_c(i,j) = p_c(i,j;c)$. La grandeur (i,j) est la probabilité que les paires de valeurs de niveaux de gris (i, j) apparaissent à la séparation $c = (\Delta x, \Delta y)$. C'est une matrice carrée d'ordre N_q. On calcule la matrice p_c pour une image f(x,y) en comptant le

nombre de fois que chaque paire de niveaux de gris apparaît dans l'image à la séparation $c = (\Delta x, \Delta y)$. Il est généralement admis que toute l'information texturale dérivable des matrices de cooccurrence est obtenue pour les angles 0°, 45°, 90° et 135°, avec une distance inter-pixels égale à 1 ou 2. En règle générale, plus grands sont les éléments diagonaux de la matrice de cooccurrence, plus la texture est homogène dans la zone d'image considérée.

Dans le cadre de cette étude, une distance inter-pixels de 1 a été utilisée et les paramètres de texture ont été calculés en prenant la moyenne des valeurs sur les quatre directions précédemment mentionnées (0°, 45°, 90° et 135°). Haralick *et al.* (1973) et d'autres auteurs (Anys and He, 1995) ont proposé une variété de mesures pour caractériser l'information texturale à partir des matrices de cooccurrence. Les expressions des mesures de texture utilisées dans cette étude et leur signification sont présentées sur le tableau 1. Sur le tableau 1, l'expression de la corrélation, μ_x, μ_y, σ_x et σ_y représentent les moyennes et les écart types. N_g représente le niveau de quantification maximal des niveaux de gris. Les paramètres de texture présentés permettent de caractériser un aspect différent de la texture d'une image. Il est donc courant que l'on procède à une sélection de paramètres pour déterminer les plus appropriés pour une application donnée. L'un des paramètres les plus couramment utilisés pour la sélection des paramètres de texture est la distance de Battacharrya (Anys and He, 1995). Ce paramètre permet de mesurer le degré de séparabilité des classes à l'issue d'un processus de classification et donne donc une indication sur la précision de la classification. Les paramètres de texture sont évalués en fonction de la précision des classifications qu'ils produisent. Dans cette étude, la corrélation est utilisée pour évaluer le pouvoir de discrimination des différents paramètres de texture. Ce paramètre est présenté à la section suivante.

TABLEAU 1 Paramètres de texture utilisés et leur signification. *Utilized textural parameters and their signification.*

Paramètre de texture	Formulation	Signification
Second moment angulaire (Énergie)	$F_1 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} [p(i,j)]^2$	Ce paramètre a une valeur faible lorsque les p(i,j) ont des valeurs très proches et une grande valeur lorsque certaines valeurs sont grandes et d'autres petites.
Moyenne	$F_2 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} i \times p(i,j)$	Comme son nom l'indique, ce paramètre mesure la moyenne de la distribution des niveaux de gris.
Corrélation	$F_3 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{(i-\mu_x)(j-\mu_y) \times p(i,j)}{\sigma_x \sigma_y}$	Ce paramètre a une grande valeur quand les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice de cooccurrence et une faible valeur dans le cas contraire.
Variance	$F_4 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i - F_2)^2 \times p(i,j)$	Ce paramètre mesure la distribution des niveaux de gris autour de la moyenne.
Groupe de proéminence (*Cluster prominence*, en Anglais)	$F_5 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i + j - 2F_2)^4 \times p(i,j)$	Comme la variance, ce paramètre mesure aussi la distribution des niveaux de gris autour de la moyenne, mais avec une plus grande capacité de discrimination (ordre 4).
Groupe de nuance (Cluster shade, en Anglais)	$F_6 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i + j - 2F_2)^3 \times p(i,j)$	Comme les 2 paramètres précédents, le groupe de nuance mesure la distribution des niveaux de gris autour de la moyenne, avec une capacité de discrimination élevée à l'ordre 3.

4.2. Corrélation

La corrélation est souvent utilisée dans le processus de mise en correspondance d'images (Horaud et Monga, 1993). Ce paramètre mesure le degré de ressemblance entre des petites zones homologues situées sur des images distinctes. Considérons deux régions homologues de taille $2M \times 2N$ chacune, situées sur deux images distinctes et centrées respectivement sur deux pixels de niveaux de gris I(u,v) et I'(u',v'), de coordonnées respectives (u,v) et (u',v'). La corrélation entre ces deux régions est donnée par l'équation 1 :

$$C(r,r') = \sum_{x=-M}^{M} \sum_{y=-N}^{N} [I(u-x, v-y) - I'(u'-x, v'-y)]^2 \quad (1)$$

La corrélation est nulle pour une ressemblance parfaite entre les deux régions r et r'. Elle est strictement positive dans le cas contraire. Dans le cadre de cette étude, la corrélation est utilisée pour mesurer le degré de ressemblance ou de dissemblance de deux régions i et j, de taille $2M \times 2N$ chacune, situées sur une même image de texture I et centrées en deux pixels de niveaux de gris I(u,v) et I'(u',v'), de coordonnées respectives (u,v) et (u',v'). Dans ce cas, la corrélation prend la forme présentée par l'équation 2 :

$$C(i,j) = \sum_{x=-M}^{M} \sum_{y=-N}^{N} [I(u-x, v-y) - I(u'-x, v'-y)]^2 \quad (2)$$

Afin de mieux apprécier ce paramètre, il est exprimé en pourcentage par rapport à la corrélation maximale, dans le cadre de cette étude. La valeur maximale de la corrélation entre deux régions de taille $2M \times 2N$ est présentée par l'équation 3 :

$$C_{max} = \sum_{x=-M}^{M} \sum_{y=-N}^{N} [NGmax]^2 \quad (3)$$

Dans l'équation 3, NG_{max} représente le niveau de gris maximal dans les deux régions considérées. La valeur maximale de la corrélation correspond à la dissemblance maximale. Les valeurs de corrélation sont données en pourcentage par rapport à la corrélation maximale, d'après l'équation 4 :

$$Cij(\%) = \frac{\sum_{x=-M}^{M} \sum_{y=-N}^{N} [I(u-x, v-y) - I(u'-x, v'-y)]^2}{\sum_{x=-M}^{M} \sum_{y=-N}^{N} [NGmax]^2} \times 100 \quad (4)$$

La corrélation a aussi été utilisée dans cette étude pour déterminer la taille de fenêtre appropriée pour le calcul des paramètres de texture. En effet, le succès d'une classification par analyse de texture dépend grandement de la taille de fenêtre utilisée pour le calcul des paramètres de texture. Si la fenêtre est trop petite, on ne pourra en extraire une information spatiale suffisante pour caractériser la zone étudiée. Si la fenêtre est trop large, elle risque de couvrir des types de texture différents, ce qui introduit des erreurs dans l'information spatiale obtenue. Pour faciliter le choix d'une taille de fenêtre optimale, une stratégie consiste à calculer le coefficient de variation (c'est-à-dire l'écart type divisé par la moyenne) d'un paramètre de texture donné pour chaque classe et pour plusieurs tailles de fenêtre. La taille optimale est celle pour laquelle le coefficient de variation commence à être stable au fur et à mesure que la taille des fenêtres devient petite (Anys and He, 1995).

Dans cette étude, la corrélation moyenne de l'ensemble des classes a été calculée pour chacun des trois paramètres de texture retenus, pour les cinq tailles de fenêtre suivantes : 3×3, 5×5, 7×7, 9×9, 11×11. La taille optimale est celle pour laquelle la corrélation moyenne a la plus grande valeur. En effet, elle correspond à la plus grande discrimination des classes par le paramètre de texture considéré. Pour montrer qu'on ne peut augmenter indéfiniment la taille de fenêtre pour améliorer la valeur de la corrélation, on a aussi calculé la corrélation entre deux classes voisines pour neuf tailles de fenêtre (3×3, 5×5, 7×7, 9×9, 11×11, 13×13, 15×15, 17×17, 19×19) et pour chacun des trois paramètres de texture retenus. Dans cette étude, les tailles de fenêtre utilisées pour le calcul de la corrélation (valeurs de M et N de l'équation 4) étaient de $M = 10$ et $N = 10$. Pour le calcul de la corrélation entre deux classes voisines, les valeurs $M = 30$ et $N = 30$ étaient les mieux adaptées à la démonstration qui devait être mise en évidence.

4.3. Classification des images

L'image originale est préalablement filtrée par un filtre de Lee (1981) pour réduire le bruit du chatoiement. Ensuite, on produit l'image de texture issue du paramètre de la moyenne. Cette image de texture a permis d'identifier cinq zones distinctes sur l'image : la zone des laves récentes (zone 1), la zone des laves anciennes recouvertes par la végétation (zone 2), la zone de la forêt dense humide (zone 3), la zone de la mangrove (zone 4) et la zone des cultures (zone 5). Ces différentes zones sont présentées sur le tableau 2. Elles ont pu être identifiées grâce à une mission de terrain

effectuée sur le site d'étude en début de novembre 2001. Ensuite, la corrélation est évaluée entre les différentes zones pour les six paramètres de texture présentés à la section 4.1. Les trois meilleurs paramètres, c'est-à-dire ceux ayant la plus grande valeur moyenne de corrélation pour l'ensemble des classes, ont été retenus. Les trois paramètres retenus sont : le groupe de proéminence, le groupe de nuance et la variance. On extrait ensuite une seule zone à la fois (classification en une seule classe) en utilisant les trois paramètres de texture retenus. À cet effet, ces paramètres sont calculés pour un pixel de référence, identifié sur l'image comme étant sur une zone de la classe devant être mise en évidence. On obtient ainsi un vecteur de référence V_r pour la recherche des points de la classe ciblée (système d'équations 5). Sur le système d'équations 5, il y a un vecteur de paramètre V_x pour un pixel quelconque de l'image.

$$\begin{cases} V_r = \begin{bmatrix} p1_r \\ p2_r \\ p3_r \end{bmatrix} \quad V_x = \begin{bmatrix} p1_x \\ p2_x \\ p3_x \end{bmatrix} \end{cases} \tag{5}$$

TABLEAU 2 Zones identifiées sur l'image traitée.
Identified zones on the processed image.

Zones	*Noms*
Zone 1	Laves récentes
Zone 2	Laves anciennes, recouvertes par la végétation
Zone 3	Forêt dense humide
Zone 4	Mangrove
Zone 5	Cultures

Dans le système d'équations 5, les éléments des vecteurs représentent les paramètres de texture retenus et évalués au point de référence et en chacun des pixels de l'image. Les autres pixels appartenant à la classe ciblée sont ceux dont la distance vectorielle par rapport au vecteur de référence est suffisamment faible, inférieure à un seuil déterminé d'avance. La distance utilisée dans cette étude est la distance euclidienne. Ainsi, la distance entre le vecteur de référence d'une classe et un vecteur représentant un pixel de l'image est présentée par l'équation 6 :

$$D(V_r, V_x) = \sqrt{(p1_r - p1_x)^2 + (p2_r - p2_x)^2 + (p3_r - p3_x)^2} \tag{6}$$

Dans cette étude, la distance présentée par l'équation 6 est calculée en pourcentage par rapport à la distance maximale possible entre deux vecteurs. Cela permet de mieux apprécier le taux d'erreur admis dans la classification. La distance maximale possible entre deux vecteurs, pour une image dont la valeur maximale possible des niveaux de gris est égale à 255 est présentée par l'équation 7 :

$$D_{max} = \sqrt{255^2 + 255^2 + 255^2} = 255\sqrt{3} \tag{7}$$

La distance entre un vecteur de référence représentant une classe et un vecteur représentant un pixel de l'image peut donc être exprimée en pourcentage de la distance maximale possible, selon l'équation 8 :

$$(D(V_r, V_x))(\%) = \left(\frac{\sqrt{(p1_r - p1_x)^2 + (p2_r - p2_x)^2 + (p3_r - p3_x)^2}}{255\sqrt{3}} \right) \times 100 \tag{8}$$

Un pixel de l'image appartiendra à une classe considérée, si la distance entre le vecteur représentant ce pixel et le vecteur de référence de ladite classe est inférieure à un seuil donné. Le seuil maximal utilisé dans cette étude est de 5 %. Ce seuil indique l'erreur maximale tolérée pour la classification. La méthodologie utilisée pour la classification texturale en une classe est illustrée sur le schéma de la figure 2.

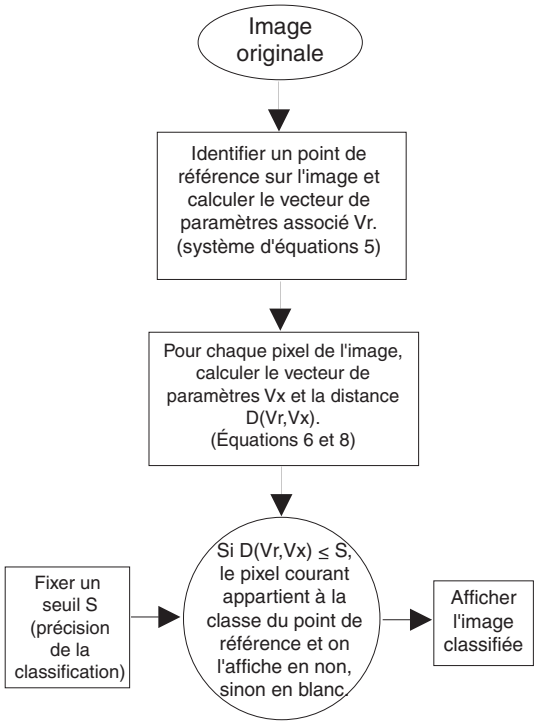


FIGURE 2 Méthodologie de la classification texturale.
General methodology of the textural classification.

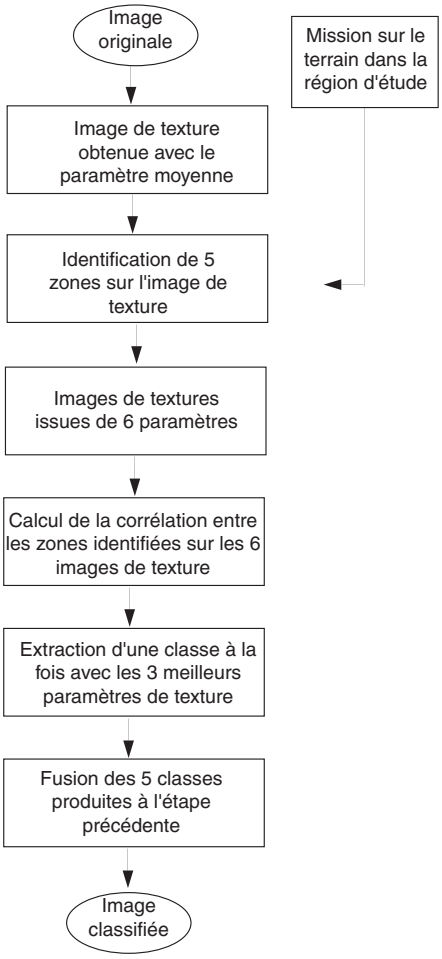


FIGURE 3 Méthodologie générale des traitements. *Flowchart of the general methodology.*

Après la classification texturale, on procède à la fusion des classes produites en attribuant une couleur distincte à chaque classe et on obtient l'image classifiée finale. La méthodologie générale utilisée dans ce travail est présentée sur la figure 3. Les modules algorithmiques de ce travail ont été mis en œuvre par programmation avec le langage informatique C++ dans l'environnement Builder de Borland. Sur la figure 4a, on présente l'interface du module de calcul de la corrélation entre deux zones pour un paramètre de texture quelconque. Sur cette interface on voit l'image de texture choisie en aperçu, l'indication des coordonnées des pixels représentant les zones ciblées (points centraux des zones) et les valeurs M et N utilisées pour le calcul de la corrélation, selon l'équation 4. L'interface du module de classification texturale est présentée sur la figure 4b. Sur cette interface, on voit le choix des canaux de texture, l'indication des coordonnées du pixel de référence d'une classe quelconque et l'indication du taux d'erreur admis pour la classification, comme cela a été précédemment expliqué dans ce paragraphe. Le logiciel VOIR (Vision par ordinateur des images radar) de l'École polytechnique de Yaoundé a aussi été utilisé (Tonyé *et al.*, 2000).

5. PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

Sur la figure 5, on présente l'image de texture issue du paramètre de la moyenne. Sur cette figure, on montre aussi les différentes zones de couverture du sol identifiées sur le site d'étude. Le résultat de la classification texturale est présenté sur la figure 6. Sur cette figure, on montre l'image de chaque classe identifiée, extraite de l'image originale à partir des trois paramètres de texture suivants : groupe de proéminence, groupe de nuance et variance. Cinq classes sont présentées sur la figure 6, à savoir : la classe des laves récentes (figure 6a), la classe des laves anciennes, recouvertes par la végétation (figure 6b), la classe de la forêt dense humide (figure 6c), la classe de la mangrove (figure 6d) et la classe des cultures (figure 6e). Les images de ces classes résultent de la mise en œuvre de l'algorithme de classification texturale présenté sur la figure 2. Sur la figure 7, on montre les courbes de variation de la corrélation entre les classes 2 et 3, en fonction de la taille de fenêtre utilisée pour le calcul des paramètres de texture. Ces courbes ont été produites pour les trois paramètres utilisés dans la classification texturale. Sur le tableau 3, on présente la corrélation entre les zones identifiées pour les six paramètres de texture utilisés. Enfin, sur la figure 8 on montre l'image classifiée résultant de la fusion des cinq images issues de la classification texturale.

6. DISCUSSION DES RÉSULTATS

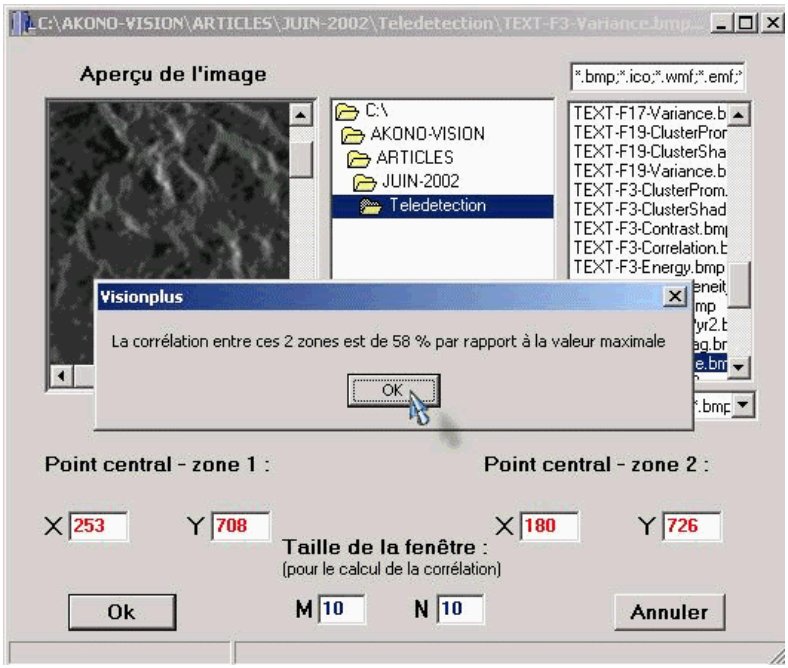
L'image de texture obtenue avec le paramètre de la moyenne permet de distinguer les différentes zones de couverture du sol se trouvant sur le site d'étude (figure 5). L'identification de ces zones a été possible grâce à une mission de terrain effectuée sur le site d'étude en début novembre 2001, avec une équipe de géologues. Au cours de cette mission, on a effectivement observé qu'il y a deux types de laves au pied du mont Cameroun : des laves récentes, comme celles des précédentes éruptions (1999 et 1959) et des laves plus anciennes comme celle de l'éruption de 1922. La distinction entre ces deux types de laves s'est faite aisément, car la plupart des laves anciennes sont recouvertes par la végétation, ce qui n'est pas le cas pour les laves récentes. Lors de la mission

effectuée sur le site d'étude, on disposait de l'image RSO traitée dans cette étude et d'une carte géographique de cette région, ce qui a permis de faire le repérage des différentes zones identifiées. L'algorithme de classification texturale mis en œuvre a permis d'extraire les différentes classes avec une assez bonne précision (taux d'erreur maximal de 5 %). Le choix du taux d'erreur admis est très déterminant dans ce type de classification. Un taux d'erreur trop grand (supérieur à 5 %) aurait causé une superposition des classes, c'est-à-dire qu'il y aurait eu des pixels appartenant à plusieurs classes à la fois, ce qui n'est pas réaliste. En revanche, un taux d'erreur trop petit (inférieur à 5 %) aurait fait que certains pixels devant appartenir à certaines classes soient plutôt non identifiés. Cette deuxième situation n'est pas réaliste non plus, car il est possible que l'écart de niveaux de gris entre deux pixels appartenant à la même classe soit altéré à cause du chatoiement inhérent aux images RSO. Dans une telle situation, on placerait, à tort, l'un des pixels dans sa classe et l'autre pixel dans une autre classe ou dans le groupe des pixels non identifiés. Il est donc nécessaire de tolérer une marge d'erreur telle que 5 %, afin que tous les pixels soient convenablement classés. En observant les images des différentes classes sur la figure 6, on peut constater que ces classes ne se chevauchent pas, ce qui permet de les fusionner convenablement et d'obtenir l'image classifiée finale apparaissant sur la figure 8. Un avantage qu'on a à produire des classes séparément, c'est qu'on peut facilement mesurer leur superficie. Avec cette méthode, on peut aussi retourner sur le terrain et observer une classe en particulier, en superposant l'image de cette classe à une carte géographique.

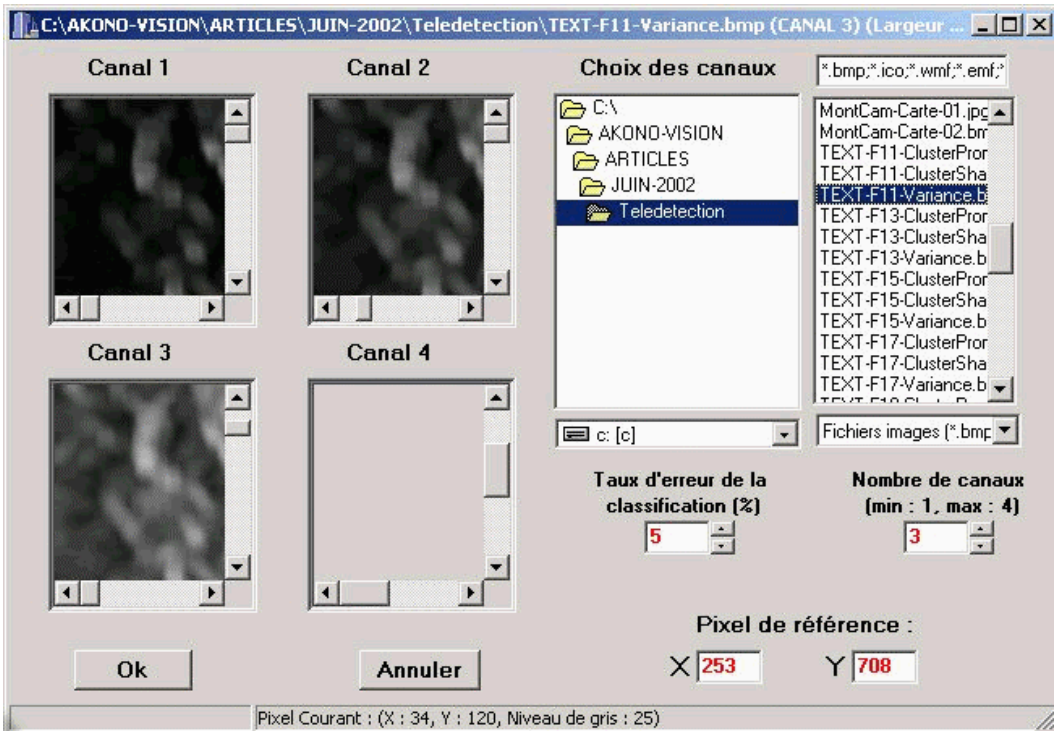
La corrélation est utile pour le choix de la taille de fenêtre appropriée pour le calcul des paramètres de texture. La taille de fenêtre idéale est celle qui produit la corrélation maximale. Pour mieux étudier l'effet de l'augmentation de la taille de fenêtre sur la valeur de la corrélation, celle-ci a été calculée entre les classes 2 et 3 pour plusieurs tailles de fenêtre, avec des valeurs $M = 30$ et $N = 30$ (équation 4). La corrélation a été calculée pour les trois paramètres de texture suivants : groupe de proéminence, groupe de nuance et variance (figure 7). Les classes 2 et 3 ont été choisies parce qu'elles sont voisines. En effet, le choix de deux classes trop distantes l'une de l'autre n'aurait pas été intéressant, puisque la corrélation entre elles peut maintenir une valeur élevée malgré la variation de la taille de fenêtre du calcul des paramètres de texture. Sur la figure 7, on voit que la corrélation augmente généralement avec la taille de fenêtre, pour les trois paramètres de texture utilisés. Cependant, cette figure montre qu'on ne peut pas augmenter indéfiniment la taille de fenêtre pour améliorer la corrélation. Au-delà d'un certain seuil, la corrélation commence à décroître. Sur la figure 7, on voit qu'une taille de fenêtre de 9×9 est optimale pour chacun des trois paramètres de texture précédemment mentionnés. Au-delà de cette valeur, les classes de texture commencent à se chevaucher et il devient difficile de les distinguer. La corrélation permet aussi de faire une sélection appropriée des paramètres de texture. Le tableau 3 permet de classer les paramètres de texture utilisés selon leur pouvoir de discrimination. Les résultats présentés sur ce tableau confirment l'utilité de l'analyse de texture pour l'amélioration de la discrimination des classes par rapport à l'image RSO initiale. En effet, on a une corrélation moyenne de 21,7 % pour l'image RSO initiale filtrée, tandis que la moyenne, la variance, le groupe de nuance et le groupe de proéminence produisent respectivement des corrélations moyennes de : 26 %, 45,5 %, 53,8 % et 58,5 %.

7. CONCLUSION

Le but de cette étude consistait à réaliser une classification des principales couvertures du sol sur une région volcanique avec une image RSO. Ceci a été possible par l'analyse de texture. Les classes ont pu être identifiées grâce à une mission effectuée sur le site d'étude. Cette étude comporte plusieurs innovations, notamment l'utilisation de la corrélation pour mesurer l'aptitude d'un paramètre de texture à discriminer des classes de texture. Ce paramètre permet ainsi une sélection plus aisée des paramètres de texture, par rapport aux paramètres classiques tels que la distance de Battacharrya et la divergence dont on a constaté la complexité de la mise en œuvre, par expérience. Il a aussi été montré que la corrélation permet de faire un choix approprié de la taille de fenêtre à utiliser pour le calcul des paramètres de texture. Dans ce travail, une méthodologie de classification texturale permettant d'extraire une classe à la fois a été implémentée. Par un choix approprié du taux d'erreur de classification, on peut produire des classes distinctes qui ne se chevauchent pas quand on les superpose. Cette méthode peut être utile pour l'étude d'une zone en particulier sur le terrain. Il est envisagé de poursuivre cette étude avec d'autres images RSO acquises à des dates ultérieures sur le site du mont Cameroun.



a)



b)

FIGURE 4 Interfaces logicielles : a) du calcul de la corrélation entre deux zones sur une image de texture ; b) du module de classification texturale. *Software interface : a) for the calculation of the correlation between two zones on a textural image ; b) for the textural classification module.*

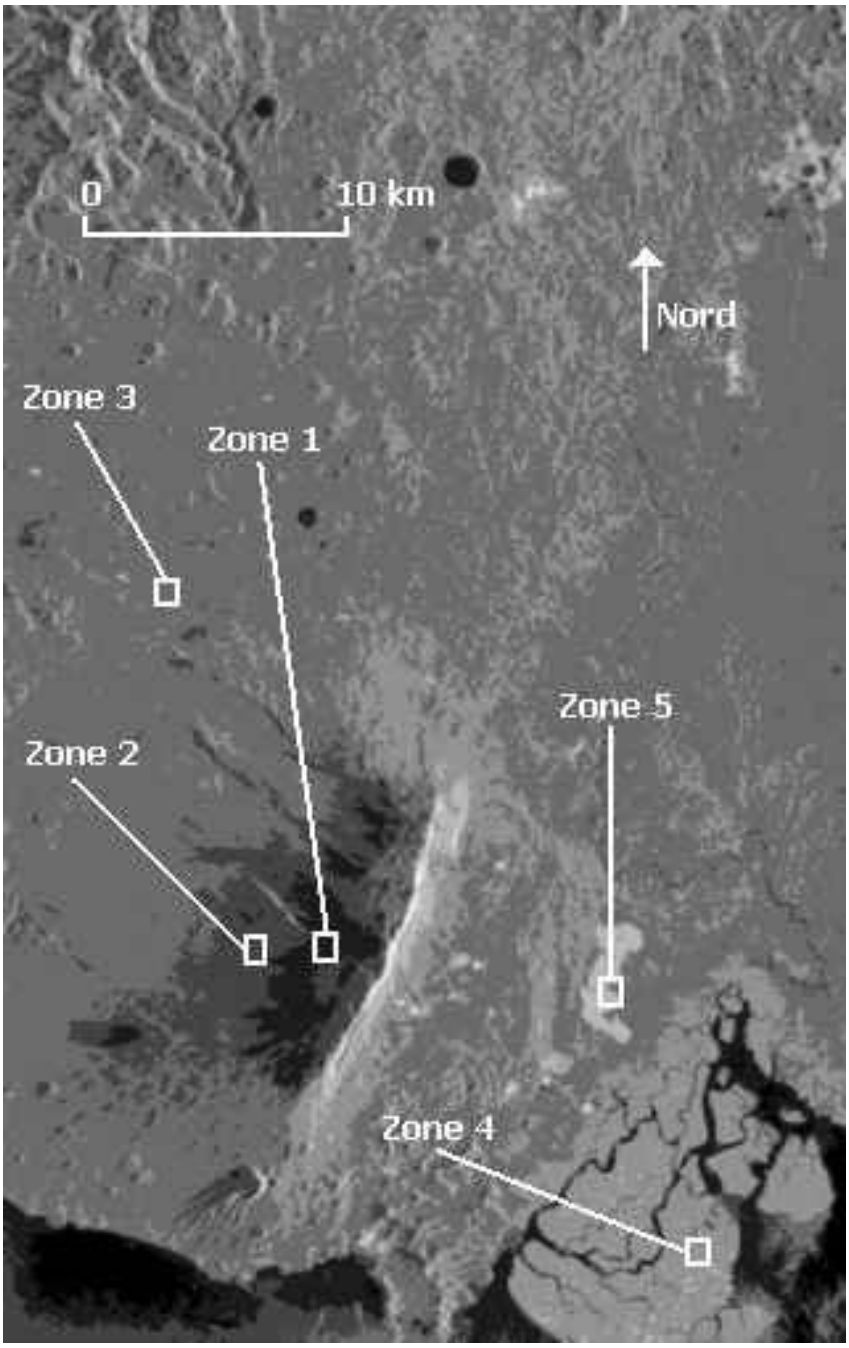


FIGURE 5 Image de texture issue du paramètre de la moyenne. *Textural image stemming from the mean parameter.*

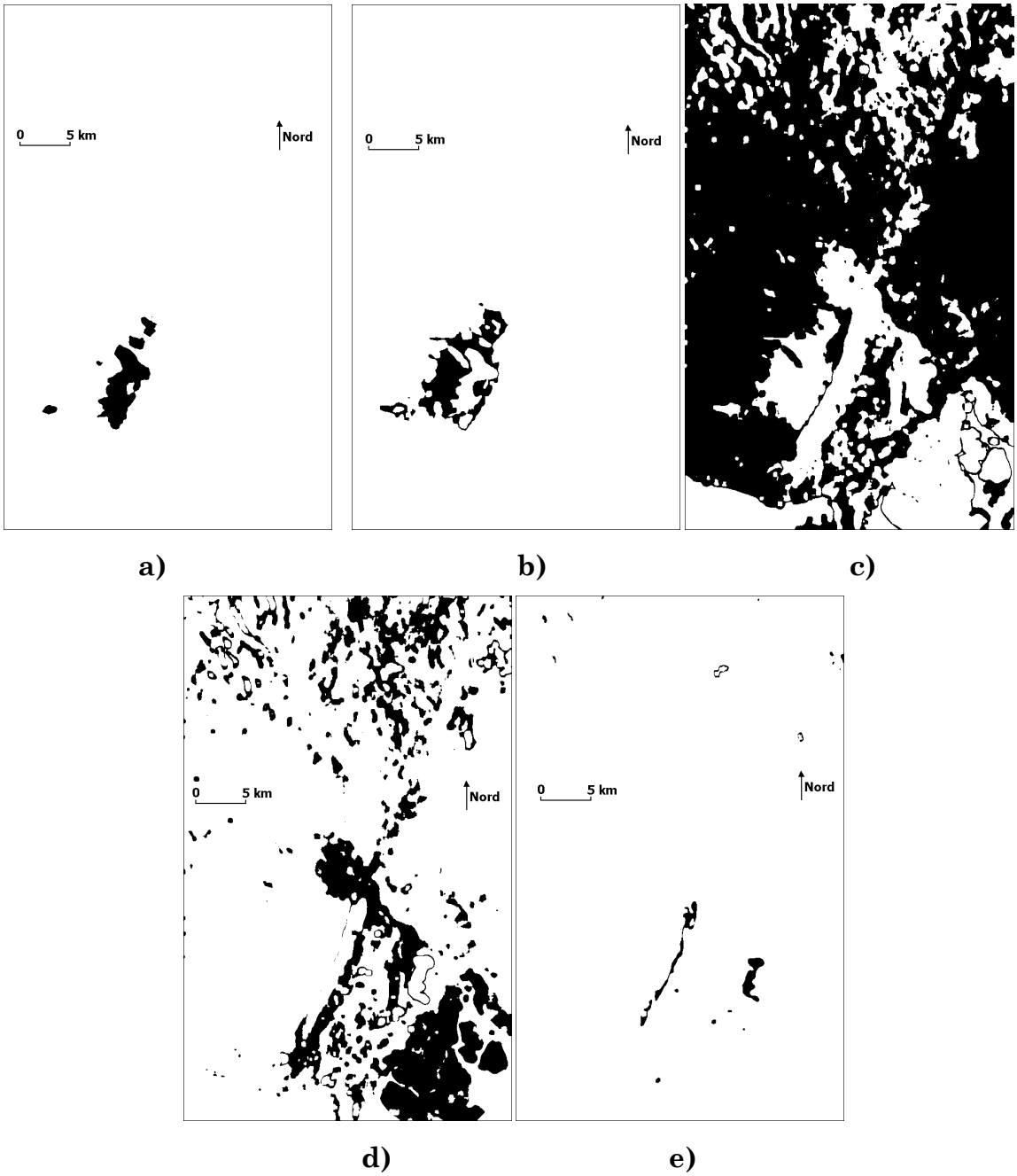


FIGURE 6 Résultat de la classification texturale : a) image de la zone 1 (laves récentes) ; b) image de la zone 2 (laves anciennes, recouvertes par la végétation) ; c) image de la zone 3 (forêt dense humide) ; d) image de la zone 4 (mangrove) ; e) image de la zone 5 (cultures). Les zones identifiées sont affichées en noir sur chaque image. *Result of the textural classification : a) image of zone 1 (recent lavas) ; b) image of zone 2 (old lavas, covered by the vegetation) ; c) image of zone 3 (moist dense forest) ; d) image of zone 4 (mangrove) ; e) image of zone 5 (cultivations). The identified zones are displayed in black color on each image.*

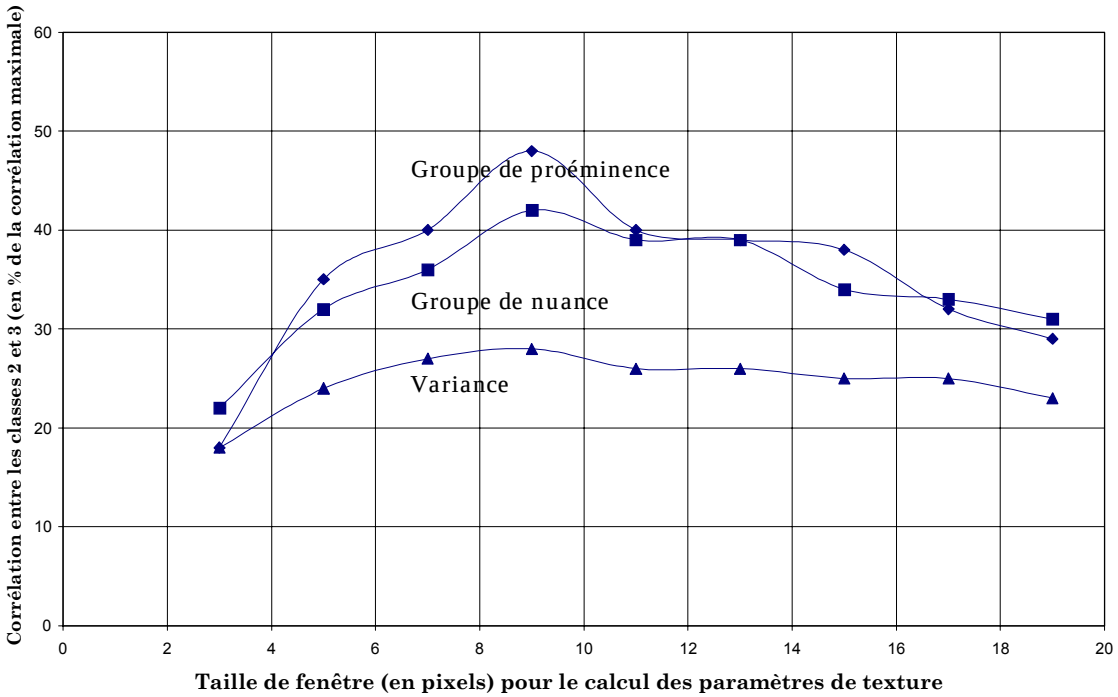


FIGURE 7 Courbes de variation de la corrélation entre les classes 2 et 3, en fonction de la taille de fenêtre utilisée pour le calcul des paramètres de texture. Ces courbes concernent les trois paramètres suivants : groupe de proéminence, groupe de nuance, variance. La corrélation a été calculée dans ce cas avec des valeurs M = 30 et N = 30 (équation 4). *Curves of variation of the correlation between classes 2 and 3, in relation with the size of window used for the calculation of the textural parameters. These curves concern the following three parameters : cluster prominence, cluster shade, variance. The correlation was calculated in this case with the values M = 30 and N = 30 (equation 4).*

TABLEAU 3 Corrélation entre les zones identifiées pour les six paramètres de texture utilisés. La corrélation a été évaluée ici avec des valeurs M = 10 et N = 10 (équation 4). *Correlation between the identified zones for the six used textural parameters. The correlation was evaluated here with the values M = 10 and N = 10 (equation 4).*

	Image RSO filtrée	Moyenne	Énergie	Corrélation	Variance	Groupe de nuance	Groupe de proéminence
C_{12}	23 %	25 %	0 %	56 %	58 %	69 %	100 %
C_{13}	36 %	41 %	0 %	41 %	61 %	64 %	56 %
C_{14}	44 %	48 %	6 %	24 %	62 %	59 %	53 %
C_{15}	50 %	60 %	8 %	27 %	85 %	88 %	89 %
C_{23}	7 %	10 %	0 %	18 %	24 %	36 %	34 %
C_{24}	17 %	21 %	6 %	17 %	40 %	47 %	46 %
C_{25}	24 %	33 %	8 %	22 %	64 %	79 %	84 %
C_{34}	4 %	4 %	6 %	6 %	13 %	20 %	25 %
C_{35}	10 %	14 %	7 %	13 %	36 %	54 %	67 %
C_{45}	2 %	4 %	7 %	5 %	12 %	22 %	31 %
Valeurs moyennes	21,7 %	26 %	4,8 %	22,9 %	45,5 %	53,8 %	58,5 %

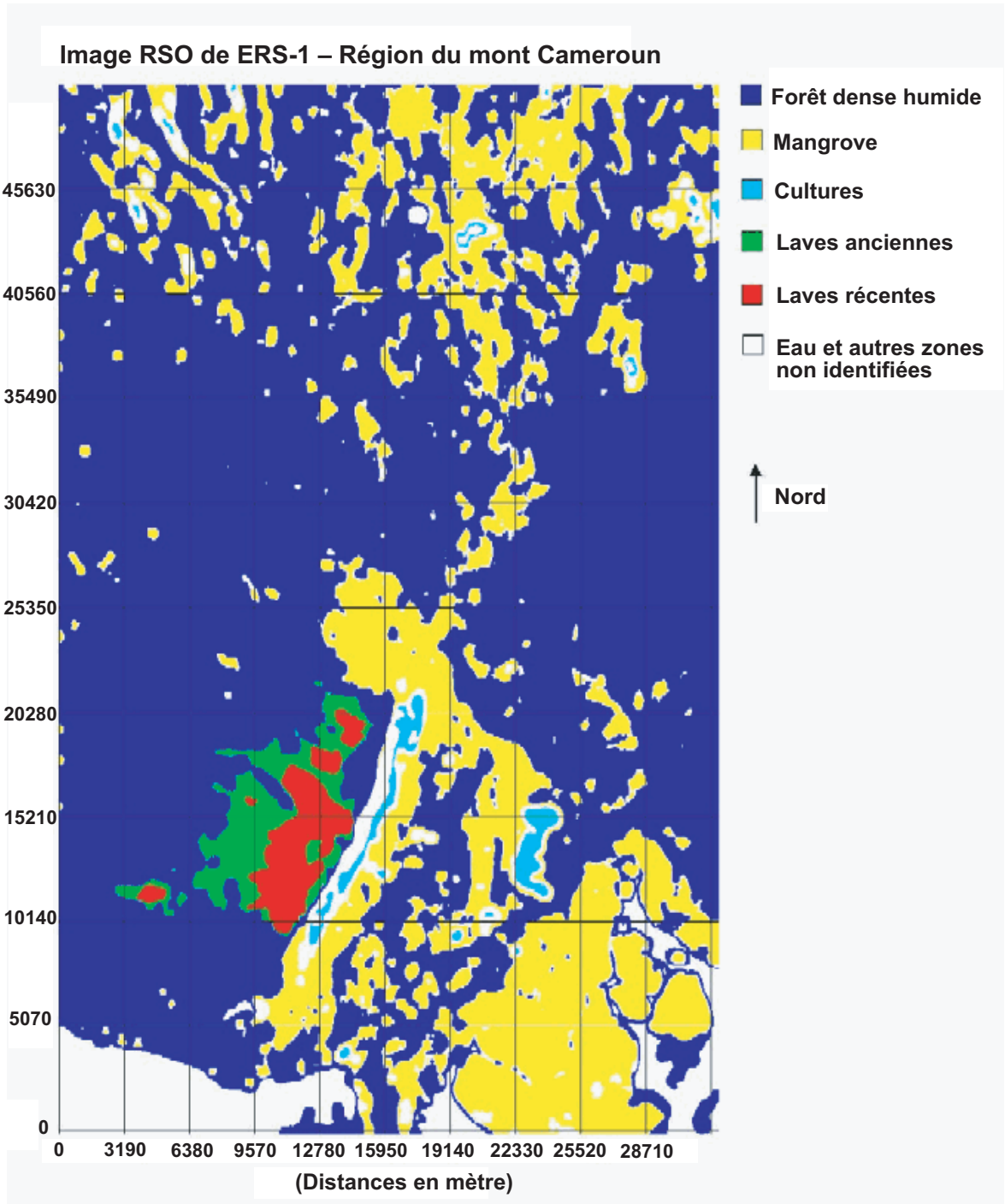


FIGURE 8 Image RSO de la région du mont Cameroun classifiée résultant de la fusion des cinq images issues de la classification texturale. *Classified image of the Mount Cameroun arearesulting from the merging of the five images stemming from the textural classification.*

Remerciements

Cette étude a été réalisée grâce au support financier de l'Agence universitaire de la Francophonie (AUF), dans le cadre du projet d'Action de recherche partagée (ARP) n° 1.10.04.01.1 du Réseau Télédétection. L'image RSO de ERS-1 a été fournie par l'Agence spatiale européenne (ESA), dans le cadre du projet AO3-402. Nous remercions les professeurs Jean-Marie Dubois et Goze Bertin Bénié de l'Université de Sherbrooke (Canada), André Ndi Nyoungui de l'Université de Ngaoundéré (Cameroun), Richard Ghogomu et Dieudonné Bitom de l'Université de Yaoundé 1 (Cameroun), pour leur coopération à nos projets.

Références

Anys, H. and He, D.C. (1995) Evaluation of textural and multipolarization radar features for crop classification. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, vol. 23, n° 5, p. 1169-1181.

Ateba, B. and Ntepe, N. (1997) Post-eruption seismic activity of Mount Cameroon (Cameroon), West Africa : a statistical analysis. Journal of Volcanology and Geothermal Research, vol. 79, p. 25-45.

Fairhead, J.D. (1985) Preliminary study of the seismicity associated with the Cameroon volcanic province during the volcanic eruption of Mount Cameroon in 1982. Journal of African Earth Sciences, vol. 3, p. 197 - 201.

Franklin S.E. and Peddle R.D. (1989) Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain. International Journal of Remote Sensing, vol. 10, n°8, p. 1437-1443.

Haralick, R.M., Shanmugam, K. and Dinstein, I. (1973) Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 3, n° 6, p. 610 - 621.

Horaud, R. et Monga, O. (1993) Vision par ordinateur–Outils fondamentaux. Hermès, Paris, 200 p.

Jukka, H. and Aristide V. (1998) Land cover/land use classification of urban areas : a remote sensing approach. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 12, n°4, p. 475-489.

Lee, J.S. (1981) Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. Computer Graphics and Image Processing, vol. 17, p. 24-32.

Lemarchand, P. (dir.) (1994) L'Afrique et l'Europe. Atlas du 20ème siècle. Éditions Complexes, Bruxelles.

Tonyé, E., Akono, A. et Ndi Nyoungui, A. (2000) Le traitement des images de télédétection par l'exemple. Gordon and Breach Sciences Publishers, Paris, 179 p.

Ulaby, F.T., Kouyate F., Brisco B. and Lee W.T.H. (1986) Texture information in SAR images. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, vol. 24, n° 2, p. 235-245.