

1. Introduction

L'analyse de texture est une technique utilisée dans le traitement d'images en général et radar RSO en particulier. Cette technique est basée sur un ensemble d'outils mathématiques conduisant à quantifier les différents niveaux de gris des pixels présents dans l'image en termes d'intensité, de rugosité et de leur distribution spatiale. On distingue plusieurs classes de méthodes d'analyse de texture parmi lesquelles les méthodes structurelles [1] et les méthodes statistiques [2]. Les méthodes structurelles décrivent la texture par un ensemble de primitives et des différentes règles qui les relient. Quant aux méthodes statistiques, celles-ci décrivent les dépendances entre chaque pixel et les autres pixels proches en termes de niveau de gris.

L'utilité de l'analyse de texture n'est plus à démontrer de nos jours [3]. En effet, dans [4], les auteurs ont utilisé les matrices de cooccurrence pour développer une approche de segmentation d'image basée sur la préservation de la frontière dans une texture d'image. [5]Blaes et al. quant à eux ont combiné les textures d'images RSO et satellitaires optiques pour mettre sur pied une technique robuste d'identification des cultures. Hubert a développé une approche de classification d'images en combinant les informations dérivées des mesures observées sur une série d'images radar RSO acquises à des dates différentes sur le même site [6]. [7]Chorowicz et al. ont utilisé l'analyse texturale pour reconnaître les courbes de relief dans des images RSO. Ils ont transformé les images SAR en symboles topographiques élémentaires avant d'y extraire les lignes de crêtes et de vallées.

Dans ce papier, nous proposons une approche de classification supervisée, combinant les méthodes statistiques et structurelles. Cette méthode exploite l'analyse variographique de l'image RSO pour d'une part déterminer la taille optimale de la fenêtre d'image à adopter dans le processus de classification. D'autre part, les paramètres principaux du variogramme, notamment le *pallier*, la *portée*, la *pente* et la *dimension fractale* extraits de l'analyse variographique sont utilisés dans une approche statistique pour la classification d'image.

Dans la suite du papier, la section 2 présente la notion de variogramme, la section 3 est consacrée à l'analyse de texture et le processus de classification d'images proposé. Avant la conclusion, la section 4 présente les résultats de l'expérimentation.

2. Paramètres structuraux.

2.1. Variogrammes

Un variogramme caractérise la variabilité spatiale de deux variables. En traitement d'image, les variogrammes permettent de quantifier la variabilité d'intensités de deux pixels en fonction de la distance inter-pixels h .

Habituellement, trois variables caractérisent un variogramme. Il s'agit de *l'effet de Nugget*, de la *portée* et du *pallier* [8]. L'effet de Nugget décrit le comportement du variogramme à l'origine. Cette valeur est généralement nulle dans le cas des images radar RSO, en considérant la description du variogramme théorique lorsque $h=0$. La portée exprime le rayon d'influence d'une variable donnée. Dans le cas d'images RSO, ce paramètre est utilisé pour estimer les résolutions spatiales optimales des structures dans l'image. La valeur de ce même paramètre est aussi adoptée comme valeur optimale des fenêtres d'image utilisées dans l'analyse d'images [9, 10, 11]. Le paramètre *pallier* reflète l'absence ou la présence de structuration spatiale dans l'image. D'après [12], le *pallier*, la *portée*, la *pente* et la *dimension fractale* sont les paramètres pertinents du variogramme pour la modélisation des textures d'images radar. L'auteur établit qu'il est mieux de considérer la dimension fractale en lieu et place de l'emboîtement qui pourtant fait partie des principaux paramètres du variogramme. La figure suivante présente les principaux paramètres du variogramme.

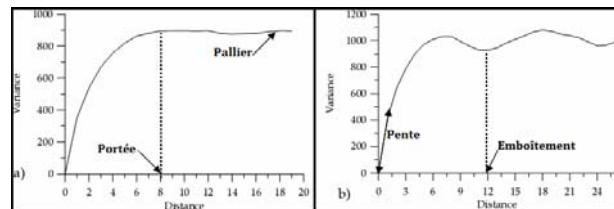


Figure 1. Principaux paramètres du variogramme

2.2. Détermination des paramètres du variogramme

Les modèles de variogrammes se classent en deux catégories : Le modèle exponentiel qui décrit mieux les variogrammes des images satellitaires et le modèle fractal adaptés pour les variogrammes des textures de forêt ou de nuage [13]. Mathématiquement, ces deux modèles sont donnés respectivement par les équations suivantes :

$$\gamma(h) = C(1 - e^{-h/h_p}) \quad (1)$$

$$\gamma(h) = Kh^\alpha \quad (2)$$

où C , h_p , K et α sont des constantes positives dépendant de la texture. Etant donné que nous analysons les images satellitaires radar dans cette étude, le paramètre *emboîtement* sera remplacé par le paramètre *dimension fractale* (DF). L'équation (2) peut encore s'écrire de la manière suivante [14] :

$$\gamma(h) = Kh^{2(3-DF)} \quad (3)$$

On peut alors déduire la valeur de la dimension fractale: $DF=3-\alpha/2$.

Les paramètres structuraux *pente* et *portée* correspondent respectivement aux paramètres C et h_p du modèle fractal. Les coordonnées (x, y) du premier point de changement abrupt du variogramme définissent respectivement les paramètres *portée* et *pallier*.

Considérons une fenêtre d'images de taille NC colonnes par NL lignes. Notons par γ_h^θ la valeur du variogramme dans la direction $\theta = (0^\circ, 45^\circ=\pi/4, 90^\circ=\pi/2 \text{ ou } 135^\circ=3\pi/4)$ avec le pas h . Alors on a :

$$\begin{cases} \gamma_h^0 = \frac{1}{2(NC-1-h)*(NL-1)} \sum_{i=0}^{i=NC-1-h} \sum_{j=0}^{j=NL-1} (W_{i+h,j} - W_{i,j})^2 \\ \gamma_h^{\pi/4} = \frac{1}{2(NC-1-h)*(NL-1-h)} \sum_{i=0}^{i=NC-1-h} \sum_{j=h}^{j=NL-1} (W_{i+h,j-h} - W_{i,j})^2 \\ \gamma_h^{\pi/2} = \frac{1}{2(NC-1)*(NL-1-h)} \sum_{i=0}^{i=NC-1} \sum_{j=h}^{j=NL-1} (W_{i,j+h} - W_{i,j})^2 \\ \gamma_h^{3\pi/4} = \frac{1}{2(NC-1-h)*(NL-1-h)} \sum_{i=h}^{i=NC-1} \sum_{j=h}^{j=NL-1} (W_{i-h,j-h} - W_{i,j})^2 \end{cases} \quad (4)$$

3. Processus de classification

3.1. Algorithme de classification proposé

Données d'entrée : Une image brute IMG de NC colonnes par NC lignes ;

Données de sortie : Une image classifiée IMGc obtenue à partir de IMG ;

Variables : Un Ensemble T de classes thématiques A, B, C, N, identifiées sur l'image IMG ;

DEBUT

1. Identifier les différentes thématiques de T sur l'image IMG ;
2. Construire le variogramme de IMG et Déterminer la valeur p du paramètre *portée*. La taille de la fenêtre d'image à considérer dans le processus de classification est alors

$F_x = F_y = \text{ENT}(2*(p/2)+1)$, ENT étant la fonction partie entière.

3. Pour chaque classe thématique C identifiée sur l'image, Faire :

a.) Sélectionner Nb fenêtres carrées d'images, de taille F_x lignes par F_y colonnes chacune;

b.) Pour chaque fenêtre sélectionnée et pour chaque direction, calculer le *pallier*, la *pente*, la *portée* et la *dimension fractale*. Ces calculs produisent pour chaque fenêtre d'image sélectionnée, 16 valeurs que l'on peut regrouper en une matrice 4x4 avec en lignes les paramètres et en colonnes les directions. Cette matrice notée M^F est alors appelée *matrice caractéristique de la fenêtre d'image F*.

c.) Construire la matrice caractéristique M^C de la classe C à l'aide de la formule :

$$M^C[i, j] = (1/Nb) \sum_f M^f[i, j] \quad (5)$$

4. Calculer le seuil de tolérance S par la formule suivante :

$$S = \frac{\underset{A, B \in T}{\text{Min}} \left\{ \sqrt{\sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 (M^A[i, j] - M^B[i, j])^2} \right\}}{\underset{A, B \in T}{\text{Max}} \left\{ \sqrt{\sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 (M^A[i, j] - M^B[i, j])^2} \right\}} \times 100, \quad A \neq B \quad ; \quad (6)$$

5. Pour chaque pixel pix de l'image IMG, faire :

- Extraire une fenêtre d'image F de taille F_x colonnes par F_y lignes et centrée sur pix ;
- Construire la matrice caractéristique M^F conformément à la description faite en 3.b);
- Pour chaque classe thématique A de T , calculer le degré de rapprochement de A par rapport à F en utilisant la formule suivante :

$$D_F^A = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 (M^A[i,j] - M^F[i,j])^2}}{\text{Max}_{B,C \in T} \left\{ \sqrt{\sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 (M^B[i,j] - M^C[i,j])^2} \right\}} \times 100, \quad (7)$$

- Identifier alors la classe thématique C vers laquelle la fenêtre se rapproche le plus. Il s'agit de la classe C qui vérifie la relation suivante :

$$D_F^C = \text{Min}_{C \in T} \{ D_F^C \} \quad (8)$$

- Si $D_F^C < S$, alors, assigner la classe thématique C au pixel équivalent à pix dans l'image résultat IMGc ;

Si non, affecter la classe thématique N au pixel équivalent à pix dans l'image résultat IMGc ;

FIN.

La classe thématique N est une classe thématique neutre qui signifie « Non attribuée ». Elle est utilisée pour représenter les pixels qui n'appartiennent à aucune des classes préalablement identifiées sur l'image. Par ailleurs, nous introduisons le concept de « seuil de tolérance » pour accroître la fiabilité de l'approche. En effet, ce n'est pas parce qu'un pixel est plus proche d'une classe que des autres qu'il appartient forcément à cette classe.

4. Expérimentation

4.1. Analyse de texture synthétique expérimentale

Considérons la texture synthétique suivante, constituée d'une juxtaposition de quatre portions de textures C1, C2, C3 et C4 extraites respectivement des textures D4, D91, D86 et D32 de l'album de Brodatz. Chacune des textures a une taille de 320x320, donnant ainsi à l'image expérimentale une taille de 640x640.

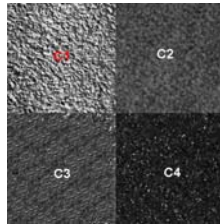


Figure 2. image de texture expérimentale

4.2. Application à la classification d'une texture synthétique

Considérons la texture D91 de la *figure 4.a* suivante, extraite de l'album de Brodatz. Dans cette image, identifions 3 classes thématiques A, B et C représentant trois variétés de nuage présentes dans la texture. Le variogramme de cette texture dans les quatre directions est présenté dans la *figure 4.b*.

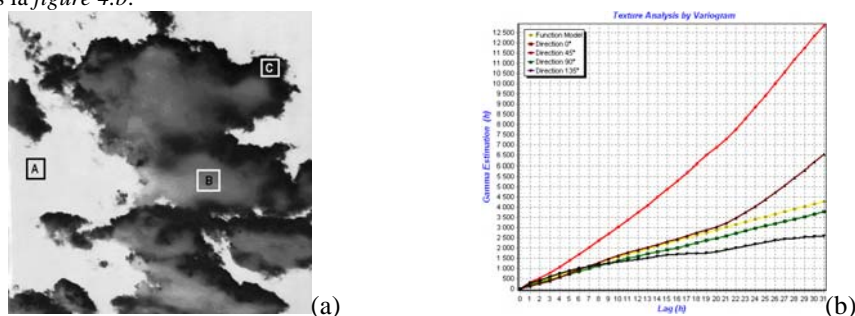


Figure 3. (a): image de texture synthétique D91 avec les différentes classes thématiques identifiées ; (b) variogramme de la texture synthétique D91 dans les 4 directions.

De l'analyse du variogramme précédent, l'on peut déduire que la taille optimale de fenêtre d'image à considérer dans le processus de classification est 7×7 . En appliquant l'approche proposée, nous obtenons le résultat de la *figure 5.a* suivante. La *figure 5.b* présente, à des fins de comparaison, qualitativement le résultat de la classification de la même texture par la méthode classique par matrices de cooccurrence.

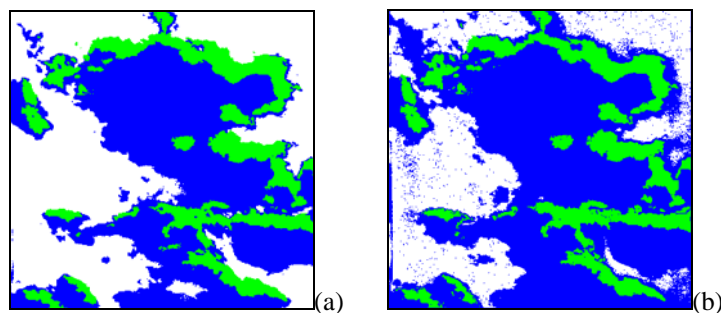


Figure 4. (a) Nouvelle approche ; (b) Approche par Matrices de Cooccurrences.

Quantitativement, une étude comparative menée sur la texture expérimentale de la *figure 2* entre la méthode proposée et l'approche par matrice de cooccurrence montre que : Pour la méthode proposée, sur un total de 4000 pixels classés, 3648 sont bien classés, soit un taux de classification de 91,2 %. Pour la méthode par matrice de cooccurrence, sur un total de 4000 pixels classés, 3481 sont bien classés, soit un taux de classification de 87,02 % contre 91,2%. Nous constatons que la nouvelle approche améliore l'approche classique par matrice de cooccurrence de plus de 4%.

4.4. Classification d'une image radar RSO acquise sur la région du Mont Cameroun

L'approche proposée a été testée sur une image réelle, acquise sur la région du Mont Cameroun. Trois classes thématiques A, B et C y ont été identifiées, représentant respectivement l'Habitat ou les sols sans couvert végétal (A), les coulées récentes de lave (B) et les coulées anciennes de laves (C). L'analyse du variogramme de cette image nous a montré que la taille adéquate de la fenêtre d'image est de 9×9 . La figure suivante présente les résultats de la classification par la méthode proposée.

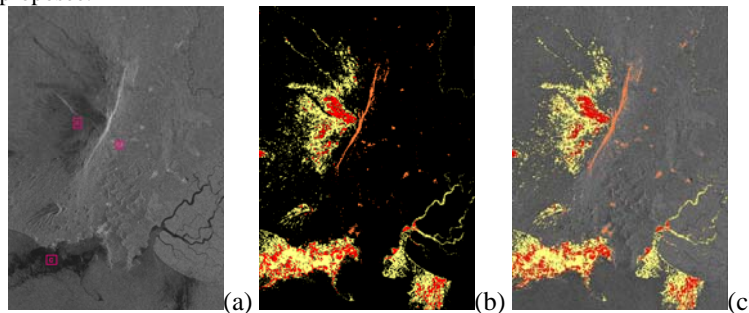


Figure 5. (a) Image originale avec les sites d'entraînement ; (b) Image classifiée; (c) Superposition de l'image classifiée avec l'image originale.

5. Conclusion

L'objectif principal de cette étude était de proposer une nouvelle approche de classification en exploitant les propriétés du variogramme dans une approche statistique de classification supervisée. Grâce au paramètre *portée* du variogramme, le choix de la fenêtre n'a plus fait l'objet de test pendant le processus de classification. L'approche que nous avons développée consiste en une nouvelle technique de caractérisation des différentes classes thématiques. Cette caractérisation se fait en exploitant les valeurs des quatre paramètres pertinents du variogrammes pour les images radar RSO, notamment le *pallier*, la *portée*, la *pente* et la *dimension fractale*. Quantitativement, une comparaison entre notre approche et l'approche classique par matrice de cooccurrence sur une image composite issue de 4 textures de Brodatz a révélé une amélioration du taux de classification de plus de 4%. Qualitativement, une comparaison entre notre approche et l'approche par matrice de cooccurrence pour la classification d'une texture synthétique (D91) de Brodatz a confirmé le succès de la nouvelle technique. Nous avons ensuite classifié une image ERS-1 acquise sur le site du Mont Cameroun par la méthode proposée. Une étude comparative des résultats obtenus par notre technique avec les données existantes (cartes topographiques et lithographiques) révèle une concordance acceptable.

Bibliographie

- [1] Smith John V., (2002) Structural analysis of flow-related textures in lavas, *Earth-Science Reviews*, vol. 57, pp. 279–297
- [2] Haralick R.M., (1979) Statistical and structural approaches to texture, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 67, n°5, pp. 786-804.
- [3] Akono A., Tonyé E., Ndi Nyoungui A. (2003), Nouvelle méthodologie d'évaluation des paramètres de texture d'ordre trois, *International Journal of Remote Sensing*, vol 24, N° 9, pp. 1957-1967.
- [4] Rishi Jobanputra, David A. Clausi, (2006) Preserving boundaries for image texture segmentation using grey level co-occurring probabilities, *Pattern Recognition*, vol. 39, pp. 234 - 245.
- [5] Xavier Blaes, Laurent Vanhalle, Pierre Defourny, (2005) Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series, *Remote Sensing of Environment* vol. 96, pp. 352 – 365.
- [6] Reinhold Huber, (2001) Scene classification of SAR images acquired from antiparallel tracks using evidential and rule-based fusion, *image and vision computing*, vol.19, pp. 1001-1010.
- [7] Chorowicz J., Rouis T., Rudant J.-P. and Manoussis S., (1998) Computer Aided Recognition of Relief Patterns on Radar Images Using a Syntax Analysis, *Remote Sensing Environment*, vol. 64, pp 221-233.
- [8] Hee-Young Y., Kiwon L. and Byung-Doo K., (2006), Spatial Pattern Analysis of High Resolution Satellite Imagery: Level Index Approach using Variogram, *Korean Journal of Remote Sensing*, vol.22, N°5, pp. 357-366.
- [9] Treitz, P. & Howarth, P., (2000), High spatial remote sensing data for forest ecosystem classification : an examination of spatial scale, *Remote sensing of environment*, n°72, pp.268-289.
- [10] Kourgly A., Belhadj-Aissa A., (2003), Segmentation texturale des images urbaines par le biais de l'analyse variographique, *Téléédétection*, vol. 3, n° 2-3-4, pp.337–348.
- [11] Kourgly A., (2007), Analyse variographique et synthèse de textures appliquées aux images numériques, *Thèse de Doctorat d'Etat, Université des Sciences et de la Technologie « Houari Boumediene », Algérie, 181 pages.*
- [12] Fotsing J., (2011), Apports du Variogramme dans la Modélisation et la Classification Texturale des Images Radar SAR: Application à la Cartographie du Littoral Camerounais, *PhD Thesis, Department of physics, University of Yaoundé I, Cameroon.*
- [13] Ramstein G. et Raffy M., (1988), Restauration d'images par variogramme. *Colloque TIPI 88, Traitement du signal. Volume 5, N°4, pp. 263-272.*
- [14] Mandelbrot B., (1982), The fractal geometry of nature. *San Francisco, W. H. Freeman.*