

Classification d'images RSO par modélisation texturale

KOURGLI Assia§, OUARZEDDINE Mounira§, SOUISSI Boularbah§, OUKIL Youcef§§, BELHADJ-AISSA Aichouche§

§ Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement, Faculté d'Electronique et d'Informatique, USTHB, BP, El-Alia, 16111, Bab-Ezzouar, Alger.

a_kourgli@lycos.com, m.ouarzeddine@lycos.com, b.souissi@yahoo.fr, y_oukil@yahoo.fr, h.belhadj@lycos.com

§§ Ecole normale supérieure de Bouzareah, Alger.

Mots-clés : Classification, Images RSO, Polarimétrie, Texture, Modélisation

Introduction

Les méthodes de classification d'images RSO rencontrées dans la littérature sont, entre autres, basées sur : la radiométrie, le coefficient de variation ou la variance, les paramètres de texture, les paramètres fractaux, les paramètres polarimétriques (données polarimétriques), la cohérence de la phase interférométrique (données interférométriques), etc [1][2][3]. Nous proposons, dans cet article, de classifier des images SAR en employant une modélisation texturale markovienne non paramétrique. Les résultats obtenus sont comparés à une classification polarimétrique basée sur la distribution de Wishart.

1. Modélisation texturale

La texture liée aux variations d'intensité dans un voisinage est quasi omniprésente dans les images satellitaires. En imagerie radar, elle est étroitement liée à la rugosité des états de surface. En effet, les variations d'intensité qui caractérisent la texture dans une image radar sont généralement dues aux propriétés physiques (rétro diffusion) de la cible et modéliser ces variations s'avère très délicat. On trouve dans la littérature une diversité de modèles de texture allant des modèles classiques dits paramétriques (modèles autorégressifs, Markoviens, fractal, etc.[4]) aux modèles non paramétriques basées entre autres sur les ondelettes, l'échantillonnage par pixel ou par bloc [5]. Les premiers se sont révélés inadéquats pour la modélisation texturale du fait que les textures naturelles ne soient pas stationnaires. Quant aux modèles non paramétriques, ils sont plus adaptés à la synthèse et sont rarement exploitables pour la classification. Dans ce contexte, nous proposons un modèle de texture markovien non paramétrique basé sur une quantification de voisinage qui s'applique aussi bien pour le problème de la synthèse de textures que pour la classification texturale.

Pour quantifier la distribution des pixels d'une texture, nous nous sommes basés sur la théorie Markovienne et avons utilisé une mesure de similitude pour déterminer l'intensité d'un pixel étant donné l'intensité des pixels qui lui sont voisins. Ainsi, on compare le voisinage N_{x_s} du pixel x_s à tous les voisinage N_y compris dans l'échantillon de texture Y et on prend la valeur qui maximise la ressemblance. La mesure de similitude MS pour un voisinage N_{x_s} est, alors, formulée comme suit :

$$MS(N_x, N_y) = \frac{1}{N_y} \sum_{y_r \in N_y, x_r \in N_x} (y_r - x_r)^2 \quad (1)$$

Pour déterminer x_s , il suffit de calculer cette mesure pour tous les voisinages $N_y \in Y$ et prendre comme valeur l'intensité du pixel central dont le voisinage permet d'obtenir la plus petite mesure de similitude. Le voisinage optimal a été déterminé par l'emploi de l'analyse variographique [6]. Pour tester le modèle proposé, nous avons considéré des textures de Brodatz et avons généré des textures par le biais d'un algorithme de synthèse multi-échelles

itératif inspiré de l'algorithme de Métropolis (voir Fig.1). Les résultats obtenus montrent que le modèle proposé permet de caractériser et de retenir les caractéristiques propres à chaque texture d'où l'idée de l'adapter à la segmentation et la classification texturale.

2. Classification texturale

Pour tester le processus de segmentation sur des images satellitaires, nous avons considéré l'image amplitude RSO (Fig. 2.a) que nous avons classifiée en utilisant les 3 images HH, HV et VV. Nous avons comparé le résultat à une classification basée sur les mécanismes de diffusion [3]. A partir de l'image classifiée (Fig. 3.a.), nous avons sélectionné six échantillons de taille 20×20: Deux thèmes pour l'herbe, trois thèmes pour la forêt et un thème pour le bâti. La Fig. 3.b illustre le résultat de classification obtenu par la minimisation des similitudes sur les 3 images polarimétriques. En prenant comme référence l'image classifiée par l'utilisation de la matrice de cohérence, nous avons représenté au tableau 1, les taux d'identification. Les résultats de classification obtenus montrent que la méthode proposée permet aussi de caractériser la diffusion des objets de l'image.

3. Conclusion

L'aspect non paramétrique du modèle de texture que nous proposons permet de travailler sur les données brutes sans faire de supposition a priori (stationnarité et érgodicité) et de tenir compte, ainsi, des similitudes des variations spatiales d'intensité. Quant au concept multi-échelles, il nous a surtout offert la possibilité de caractériser la texture à différentes échelles. Au vu des différents tests menés, l'approche que nous proposons s'adapte bien aux problèmes d'identification et de classification des images SAR. En effet, les images radar peuvent contenir une multitude de textures et en dresser une base d'entraînement exhaustive n'est pas chose aisée. C'est là que réside l'intérêt principal de l'approche que nous avons développée. En utilisant directement l'échantillon de texture et la quantification de voisinage, on peut l'identifier sur d'autres images.

Bibliographie

- AKONO, A., TONYE, E., HAPLIN, RUDAN, J-P., 2003, Classification texturale d'une image Radar à synthèse d'ouverture dans Une région volcanique : le cas de la Région du mont Cameroun, *Téledétection*, **3**, n° 2-3-4, pp. 187-200.
- SERY, F., DUCROT-GAMBART, D., LOPES, FJORTOF, R., CUBERAN-CASTAN, E., MARTHON, P., 1996, Classification of SAR images with the use of segmentation, polarimetry, texture and multitemporal data, *Proceedings of SPIE*, **2955**, *Image and Signal Processing for Remote Sensing III*, Jacky Desachy, Editor, pp. 186-197.
- OUARZEDDINE, M., SOUSSI, B., BELHADJ-AISSA, A., 2007, Unsupervised classification using wishart classifier, *Workshop of POLinSAR 2007*, 22 - 26 January 2007, ESA-ESRIN, Frascati, Italy.
- BADER, D. A., JAJA, J., CHELLAPA, R., 1995, Scalable data parallel algorithms for texture synthesis using Gibbs random fields. *IEEE Transactions on Image Processing*, **4** (10), pp. 1456-1460.
- EFFROS, A. A., FREEMAN, W. T., 2001, Image quilting for texture synthesis and transfer, *Proceedings of International Conference on Computer graphics and interactive techniques, ACM SIGGRAPH*, **6**, August 12-17, 2001, Los Angeles, California, pp. 341-34.
- KOURGLI, A., BELHADJ-AISSA, A., 2006, *Optimizing texture primitives description, analysis, segmentation and classification using variography*. Chapter 11 of *Advances in Image and Video Segmentation*, pp. 228-249. Zhang, Y-J by Idea Group Inc.

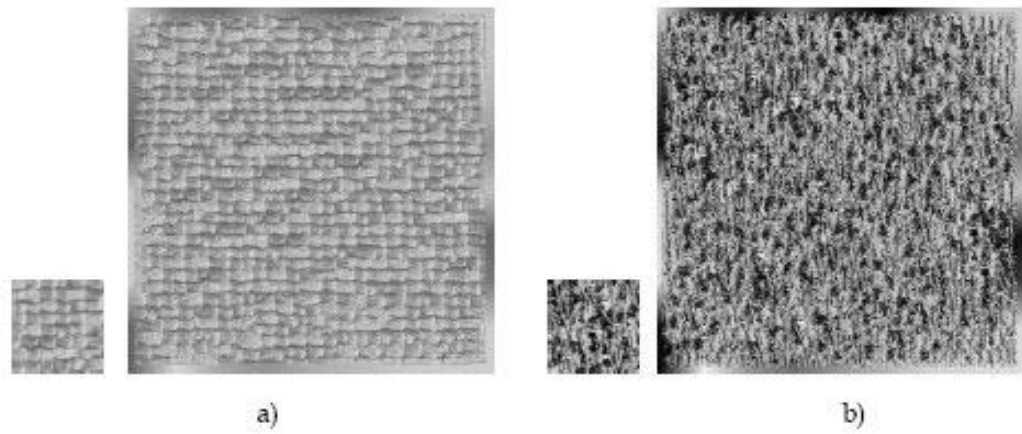


Fig. 1. Synthèse des textures a) "raphia", b) "herbe" pour un échantillon de taille 64×64

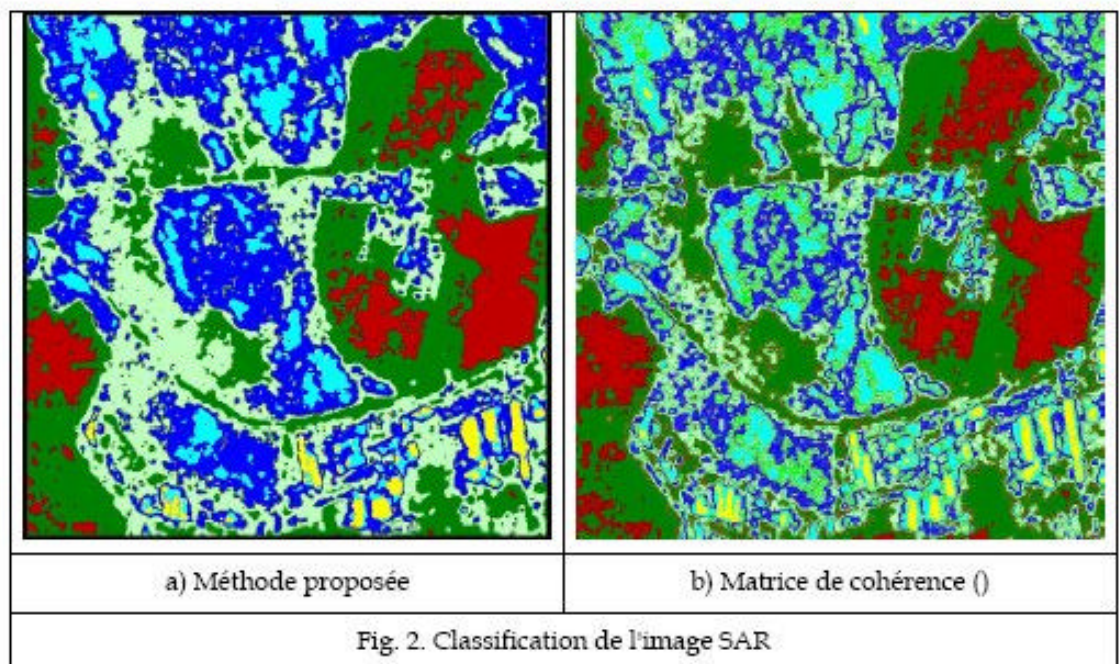


Fig. 2. Classification de l'image SAR







Thème	Herbe 1	Herbe 2	Forêt 1	Forêt 2	Forêt 3	Bâti
Couleur						
Pourcentage	82.59	83.36	74.96	51.60	62.26	63.15

Tableau 1. Pourcentages d'identification de la classification polarimétrique