# CLASSIFICATION D'IMAGES RSO HAUTE RÉSOLUTION PAR CONSIDÉRATION D'ATTRIBUTS DE TEXTURE

Aurélie Voisin, Vladimir A. Krylov, et Josiane Zerubia









## INTRODUCTION

- Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) : capteur actif utilisé dans des domaines variés :
  - Sécurité, épidémiologie, environnement, Gestion des risques...
- Données RSO à très haute résolution (THR) (de 1 à 3 mètres)
  - Bruit de chatoiement [Oliver 98]
  - Hétérogénéité [Cheney 09]
- Classification supervisée d'images d'amplitude RSO THR à polarisation simple
  - Méthodes : réseaux de neurones [Jacob 02], bags-of-features [Yang 09], etc.
  - Méthode proposée : Modélisation statistique + Champs de Markov (CM)

### CLASSIFICATION

- Classification supervisée
  - 1 image d'apprentissage
  - 1 image de test
- M classes (typiquement : zone d'eau, végétation, zone urbaine)



# **CLASSIFICATION - MÉTHODE**



# **CLASSIFICATION - MÉTHODE**



### DSEM

[Moser 10]

### Apprentissage par Dictionnaire combiné à un algorithme Stochastique d'Espérance-Maximisation

### Hétérogénéité des images RSO

- Une unique fonction de densité de probabilité (FDP) ne modélise pas précisément les statistiques des amplitudes des images RSO
- Modélisation de la FDP des amplitudes des images RSO par un modèle de mélanges finis

$$p(r|\theta) = \sum_{k=1}^{K} P_k \cdot p_k(r|\theta_k)$$

### **DSEM - ALGORITHME**

$$p(r|\theta) = \sum_{k=1}^{K} P_k \cdot p_k(r|\theta_k)$$

- Estimation de:
  - K : nombre de composantes
  - $p_k(r \mid \theta_k)$  : FDP  $k^{\text{ème}}$  composante
  - Paramètres de la  $k^{eme}$  composante ( $\theta_k$  et  $P_k$ )

avec 
$$\sum_{k=1}^{K} P_k = 1$$
  $0 \le P_k \le 1$ 

### Onnées incomplètes

•  $r = \{r_1, ..., r_N\}$  appartient à quelle population statistique ?

Contexte non supervisé

# or Log Normale $f_1(r|m,\sigma) = \frac{1}{r\sigma\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{(\ln(r)-m)^2}{2\sigma^2}}$ • Weibull $f_2(r|\eta,\mu) = \frac{\eta}{\mu^{\eta}}r^{\eta-1}e^{-\left(\frac{r}{\mu}\right)^{\eta}}$ • Fisher [Moser 06] SEM - DICTIONI [Krylov 09]

- $\mu''$  Fisher  $f_{3}(r|L,M,\mu) = \frac{\Gamma(L+M)}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \frac{L}{M\mu} \frac{\left(\frac{Lr}{M\mu}\right)^{L-1}}{\left(1+\frac{Lr}{M\mu}\right)^{L+M}}$  Gamma Généralisée  $f_{4}(r|\nu,\sigma,\kappa) = \frac{\nu}{\sigma.\Gamma(\kappa)} \left(\frac{r}{\sigma}\right)^{\kappa\nu-1} e^{-\left(\frac{r}{\sigma}\right)^{\nu}}$  Nakagami  $f_{5}(r|L,\mu) = \frac{2}{\Gamma(L)} \left(\frac{L}{\mu^{2}}\right)^{L} r^{2L-1} e^{-\left(\frac{Lr^{2}}{\mu^{2}}\right)}$

• **K-Root** 
$$f_6(r|L, M, \mu) = \frac{4}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \left(\frac{LM}{\mu}\right)^{\frac{L+M}{2}} r^{L+M-1} K_{M-L} \left(2r \left(\frac{LM}{\mu}\right)^{\frac{L+M}{2}}\right)^{\frac{L+M}{2}} r^{L+M-1} r^{L+M-1}$$

• Gauss-Rayleigh généralisée  $f_7(r|\lambda,\gamma) = \frac{\gamma^2 r}{\lambda^2 \Gamma^2(\lambda)} \int_0^{\pi/2} e^{-(\gamma r)^{1/\lambda} \left( |\cos(\theta)|^{1/\lambda} + |\sin(\theta)|^{1/\lambda} \right)} d\theta$ 

Théorique

### SEM - ALGORITHME [Celeux 95]

• Étape E: 
$$\tau_{ik}^{t} = \frac{P_k^{t} \cdot p_k(r_i, \theta_k^{t})}{\sum_{l=1}^{K} P_l^{t} \cdot p_l(r_i, \theta_l^{t})}$$

- Étape S : attribution d'étiquettes  $W_{ik}^{t}$
- Étape M :  $\theta_k^{t+1} = \arg \max_{\theta_k} \left( \sum_{i=1}^N w_{ik}^{t} \ln(p_k(r_i, \theta_k)) \right) \qquad P_k^{t+1} = \frac{nb \_ pixels \in k}{taille \_ image}$

## MOLC

- MV (Maximum de Vraisemblance) non calculable pour certaines FDP
- Méthode des Log-cumulants (MoLC pour Method of Log-Cumulants) [Moser 06, Tison 04]:

Famille	Equations MoLC		
Log-Normale	κ <sub>1</sub> =m, κ <sub>2</sub> =σ²		
Weibull	$ κ_1 = ln(μ) + Ψ(1)/η, κ_2 = Ψ(1,1)/η^2 $		
Nakagami	2 $\kappa_1$ =Ψ(L)-ln(L/ $\mu^2$ ), 4 $\kappa_2$ =Ψ(1,L)		
Gamma Généralisée			

#### DSEM - ALGORITHME [Moser 06] [Krylov 09]

• Étape E:  $\tau_k^{t} = \frac{P_k^{t} \cdot p_k^{t}(z, \theta_k^{t})}{\sum_{l=1}^{K'} P_l^{t} \cdot p_l^{t}(z, \theta_l^{t})}$  (proba a posteriori)  $z = \{0, ..., Z - 1\}$   $\sum_{l=1}^{Z} P_l^{t} \cdot p_l^{t}(z, \theta_l^{t})$ 

• Étape S : Etiquette  $s^{t}(z)$  pour chaque niveau de gris d'après  $\tau_{k}^{t}$ 

• Étape MoLC: 
$$P_k^{t+1} = \frac{\sum_{z \in Q_{kt}} h(z)}{\sum_{z=0}^{Z-1} h(z)} \kappa_{1k}^{t+1} = \frac{\sum_{z \in Q_{kt}} h(z) . \ln(z)}{\sum_{z \in Q_{kt}} h(z)} \kappa_{bk}^{t} = \frac{\sum_{z \in Q_{kt}} h(z) . (\ln(z) - \kappa_{1k}^{t})^{b}}{\sum_{z \in Q_{kt}} h(z)}$$
  
 $Q_{kt} = \{z : s^t(z) = k\}$ 

- Étape K : pour k=1,...,K<sup>t</sup>, si P<sub>k</sub><sup>t+1</sup> < seuil, suppression de la k<sup>ème</sup> composante. K<sup>t+1</sup> = K<sup>t</sup>-1
- Sélection du modèle : pour chaque k, calcul de la logvraisemblance, et définition de  $p_k^{t+1}(.)$  comme étant la FDP ayant la plus grande vraisemblance  $L_{kj}^{t} = \sum_{z \in Q_k} h(z) . \ln(f_j(z|\theta_{kj}^{t}))$

## **DSEM - ALGORITHME**

#### Initialisation

- K<sub>max</sub> = 6 choisi par essais et erreurs
- Etiquettes choisies aléatoirement
- Pour chaque itération t, la log-vraisemblance globale est estimée ; si celle-ci est > (max log-vraisemblance), les paramètres sont mis à jour
- Oritère d'arrêt
  - Nombre maximum d'itérations atteint
  - Nombre de composantes = 1

### **DSEM - RÉSULTATS**







Modèle	Distance de Kolmogorov
GammaG	0.022
DSEM 4 : GammaG, Naka, LogN, Weib.	0.007

Image COSMO-Skymed de Cavallermaggiore (Italie) (©ASI, 2008) Statistiques de la classe végétation Modèle **Distance de** Kolmogorov Weibull 0.053 DSEM 4 : LogN, 0.011 Naka (2), Weib.

# **CLASSIFICATION - MÉTHODE**



## **CLASSIFICATION - CM**

- CM : robustesse face au bruit de chatoiement et information contextuelle [Besag 86, Dubes 89, Fjortoft 03]
- Voisinage du deuxième ordre anisotrope
- Distribution de Gibbs [Besag 74, Geman 84] : Caractéristique locale (proba conditionnelle) pour chaque classe m ∈ [1; M]

$$p_{s}(\omega_{m}|x^{(s)}) = P(x_{s} = \omega_{m}|x^{(s)}) = \frac{P(x_{s} = \omega_{m}, x^{(s)})}{P(x^{(s)})} = \frac{e^{-H(x_{s} = \omega_{m}, x^{(s)})}}{\sum_{k=0}^{M} e^{-H(x_{s} = \omega_{j}, x^{(s)})}}$$

• Modèle de Potts :  $H(x_s, x^{(s)}, \beta) = \sum_{s \in S} \left( -\ln(FDP) - \beta \cdot \sum_{s': \{s, s'\} \in C} \delta_{x_s = x_{s'}} \right)$ 

• Pseudo-vraisemblance  $\ln(PV(x|\beta)) = \ln \prod_{cliques} p_s(\omega_m | x^{(s)})$ 

## **ATTRIBUTS DE TEXTURE**

- Problématique : Images RSO à polarisation simple
- Recherche d'un 2<sup>ème</sup> canal afin d'améliorer la classification

Attributs de texture

Matrice de co-occurrence des niveaux de gris (MCNG) Variance [Haralick 73]





Image COSMO-Skymed de

Semi-Variogramme [Chen 04]

### CLASSIFICATION - MÉTHODE [Moser 10]







	Zones d'ead	Zones di bannes	vegetation	IOtal
DSEM-CM	99.14 %	98.88 %	84.65 %	94.22 %
K-PPV-CM	96.72 %	96.09 %	99.92 %	97.58 %
CoDSEM (Semivar.)	98.37 %	98.91 %	100 %	99.09 %
CoDSEM (MCNG)	98.62 %	98.42 %	100 %	99.01 %

# RÉSULTATS

	Image TerraSAR-X de Rosenheim (Allemagne) (©Infoterra, 2008)	
CoDSEM (MCNG)		K-PPV-CM

	Zones d'eau	Zones urbaines	Végétation	Total
DSEM-CM	<b>92.95</b> %	98.32 %	81.33 %	90.87 %
K-PPV-CM	90.56 %	98.49 %	94.99 %	94.68 %
CoDSEM (MCNG)	91.28 %	98.82 %	93.53 %	94.54 %



#### DSEM-CM

# RÉSULTATS

Image COSMO-Skymed de Port-au-Prince (Haiti) (©ASI, 2009)





#### CoDSEM (MCNG)

	Zones d'eau	Zones urbaines	Végétation	Total
DSEM-CM	99.81 %	99.03 %	99.99 %	99.61 %
CoDSEM (MCNG)	98.66 %	99.56 %	99.27 %	99.16 %

# CONCLUSIONS

- Algorithme validé sur plusieurs images RSO à simple polarisation pour la séparation des classes : zones urbaines/végétation/zones d'eau.
- Effets de lissage aux frontières spatiales inter-classes
- Améliorations possibles :
  - Utilisation de techniques d'extraction de textures plus évoluées
  - Prise en compte de la géométrie des zones urbaines via des CM hiérarchiques ou multi-échelles

### REMERCIEMENTS

- Direction Générale de l'Armement (DGA)
- Agence Spatiale Italienne (ASI)
- Infoterra (Astrium Services)
- Dr. G. Moser et Prof. S. Serpico de l'Université de Gênes en Italie pour leur collaboration et leurs conseils

# **RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

[Oliver 98] Oliver, C. et Quegan, S., [Understanding Synthetic Aperture Radar images], Artech House, Norwood (1998).

[Cheney 09] Cheney, M. et Borden, B., [Fundamentals of radar imaging], Phladelphia: Society for industrial and applied mathematics (2009).

[Jacob 02] Jacob, A. M., Hemmerly, E. M., et Fernandes, D., "SAR image classification using a neural classifier based on Fisher criterion," in [Medical Imaging: Image Processing], Proc. of the VII Brasilian Symposium on Neural Networks (SBRN), 168–172 (2002).

[Yang 09] Yang, W., Dai, D., Triggs, B., et Xia, G.-S., "Semantic labeling of SAR images with hierarchical Markov aspect models," HAL Research Report , hal–00433600 (2009).

[Moser 10] Moser, G., Krylov, V., Serpico, S. B., et Zerubia, J., "High resolution SAR image classification by Markov random fields and finite mixtures," *Proc. of SPIE* **7533**, 753308 (2010).

[Moser 06] Moser, G., Serpico, S. B., et Zerubia, J., "Dictionary-based Stochastic Expectation Maximization for SAR amplitude probability density function estimation," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44(1), 188–199 (2006).

[Krylov 09] Krylov, V., Moser, G., Serpico, S. B., et Zerubia, J., "Dictionary-based probability density function estimation for high-resolution SAR data," *Proc. of SPIE* **7246**, 72460S (2009).

[Celeux 95] Celeux, G., Cheveau, D., et Diebolt, J., "On stochastic versions of the EM algorithm," INRIA Research Report 2514 (1995).

[Tison 04] Tison, C., Nicolas, J.-M., Tupin, F., et Maitre, H., "A new statistical model for Markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **42**(10), 2046–2057 (2004).

[Sneddon 72] Sneddon, I., [The use of integral transforms], McGraw-Hill, New York (1972).

[Fjortoft 03] Fjortoft, R., Delignon, Y., Pieczynski, W., Sigelle, M., et Tupin, F., "Unsupervised classification of radar images using hidden Markov chains and hidden Markov random fields, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **41**(3), 675–686 (2003).

[Besag 86] Besag, J., "On the statistical analysis of dirty pictures," Journal of the Royal Statistical Society 48, 259–302 (1986).

[Dubes 89] Dubes, R. C. et Jain, A. K., "Random field models in image analysis," Journal of Applied Statistics 16(2), 131–164 (1989).

[Besag 74] Besag, J., "Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems," Journal of the Royal Stat. Soc. 36(2), 192–236 (1974).

[Geman 84] Geman, S. et Geman, D., "Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images," *IEEE Patt. Anal. Mach. Intell.* 6(6), 721–741 (1984).

[Chen 04] Chen, Q. et Gong, P., "Automatic variogram parameter extraction for textural classification of the panchromatic IKONOS imagery," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 42(5), 1106–1115 (2004).

[Haralick 73] Haralick, R. M., Shanmugam, K., et Dinstein, I., "Textural features for image classification," *IEEE Trans. on Systems, Mans and Cybern.* **3**(6), 610–621 (1973).