

# Classification supervisée des diffuseurs en imagerie RSO basée sur des signatures polarimétriques non-cohérentes temps-fréquence

Mickael DUQUENOY<sup>1,2</sup>, Jean-Philippe OVARLEZ<sup>1,3</sup>, Laurent FERRO-FAMIL<sup>2</sup>, Eric POTTIER<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ONERA

Département DEMR, unité traitement du signal  
Chemin de la Hunière, F-91761 Palaiseau cedex, France

<sup>2</sup>IETR

Groupe télédétection et image  
Campus Beaulieu, Bat 11D, 263 avenue Général Leclerc, CS-74205 Rennes cedex, France

<sup>3</sup>SONDRA, Supelec, Plateau du Moulon, 3 rue Joliot-Curie, F-91192 Gif-sur-Yvette Cedex, France

Mickael.Duquenoy@gmail.com, Jean-Philippe.Ovarlez@onera.fr  
Laurent.Ferro-Famil@univ-rennes1.fr, Eric.Pottier@univ-rennes1.fr

**Résumé** – Ce papier a pour sujet l’analyse du comportement non-stationnaire des diffuseurs sur les images polarimétriques RSO. Une méthode basée sur les ondelettes continues et les décompositions polarimétriques non-cohérentes est proposée pour extraire des signatures polarimétriques temps-fréquence des diffuseurs. Ces signatures caractérisent les diffuseurs selon leur comportement polarimétrique/ou énergétique en fonction de la fréquence émise et de l’angle d’observation. Puis, les signatures de cibles de référence sont utilisées pour l’apprentissage d’un perceptron multi-couches (MLP). Finalement, les données RSO sont classifiées par le MLP. L’efficacité de cette méthode est démontrée pour les cibles déterministes (cibles artificielles). Cela peut s’expliquer par le fait que ces cibles présentent un comportement non-stationnaire significatif. Par contre, pour la végétation et la canopée, les résultats ne sont pas convaincants. Cela peut s’expliquer par le comportement stationnaire de la végétation.

**Abstract** – This paper deals with the analysis of the non-stationary behavior of scatterers in polarimetric SAR imaging. A method based on continuous wavelet and non-coherent polarimetric decompositions is proposed to extract the polarimetric time-frequency signatures of scatterers. These signatures characterize scatterers according to their polarimetric /or energetic behavior versus the emitted frequency and the observation angle. Then, signatures from reference targets are used to train a multi-layer perceptron (MLP). All in all, SAR imaging data are classified by the MLP. The efficiency of this method is demonstrated for the deterministic targets (man-made targets). It can be explained by the fact that the man-made targets present a strong non-stationary behavior. But for the vegetation and canopy the results are not convincing. It can be interpreted by the fact that the behavior of vegetation is stationary.

## 1 Introduction

L’imagerie RSO considère les diffuseurs comme un ensemble de sources isotropes et non-dispersives [1], c’est à dire que la réponse du diffuseur est indépendante de la fréquence émise et de l’angle sous lequel il est vu. Cependant les nouvelles applications utilisant une large bande et une forte excursion angulaire rendent obsolètes ces hypothèses. De récentes études ont mis en évidence la non-stationnarité des diffuseurs [2], [3]. Il s’agit ici d’utiliser cette information de non-stationnarité et la polarimétrie radar afin de caractériser les diffuseurs. Dans un premier temps, on reviendra sur le principe d’hyperimage [3] appliqué aux données polarimétriques, puis la construction de signature temps-fréquence polarimétrique sera définie. Enfin, une méthode de classification supervisée sera développée afin de caractériser les diffuseurs.

## 2 Principe d’hyperimage aux données polarimétriques

### 2.1 Construction de l’hyper-matrice de diffusion

Un radar polarimétrique est conçu pour transmettre ou recevoir des ondes électromagnétiques polarisées horizontalement ( $h$ ) ou verticalement ( $v$ ). L’information polarimétrique est caractérisée par la matrice de Sinclair (1).

$$[\mathbf{S}(\mathbf{r})] = \begin{bmatrix} S_{hh}(\mathbf{r}) & S_{hv}(\mathbf{r}) \\ S_{vh}(\mathbf{r}) & S_{vv}(\mathbf{r}) \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Quand une cible est illuminée par un signal large bande et une forte excursion angulaire, on peut supposer que la matrice de Sinclair, qui dépend déjà de la position de la cible  $\mathbf{r}$ , doit dépendre aussi du vecteur d’onde  $\mathbf{k}$ . Il s’agit donc de construire une Hyper-matrice de Sinclair :  $[\mathbf{S}(\mathbf{r}, \mathbf{k})]$ . Cette construction est définie par l’analyse temps-fréquence et en particulier par les

ondelettes continues [2], [3]. En effet, soit  $\phi(\mathbf{k})$  une ondelette mère supposée représenter le signal réfléchi par une cible de référence. Cette cible est supposée localisée autour de  $\mathbf{r} = \mathbf{0}$  et rétro-diffuser l'énergie dans la direction  $\theta = 0$  et à une fréquence  $f$  donnée par  $k = \frac{2f}{c} = 1$ . Une famille de fonction,  $\Psi_{\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o}$ , est générée par le groupe de transformation  $S$

$$\Psi_{\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o}(\mathbf{k}) = \frac{1}{k_o} e^{-j2\pi\mathbf{k}\cdot\mathbf{r}_o} \phi\left(\frac{1}{k_o}\mathcal{R}_{\theta_o}^{-1}\mathbf{k}\right) \quad (2)$$

$$= \frac{1}{k_o} e^{-j2\pi\mathbf{k}\cdot\mathbf{r}_o} \phi\left(\frac{k}{k_o}, \theta - \theta_o\right). \quad (3)$$

Le coefficient  $S_{xx}(\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o)$  est défini comme le produit scalaire entre le coefficient de rétrodiffusion  $H_{xx}$  et l'ondelette  $\Psi_{\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o}$  :

$$S_{xx}(\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o) = \langle H_{xx}, \Psi_{\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o} \rangle \quad (4)$$

Le produit scalaire est défini suivant [4]:

$$S_{xx}(\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o) = \int_0^{2\pi} d\theta \int_0^{+\infty} k H_{xx}(k, \theta) \frac{1}{k_o} e^{+j2\pi\mathbf{k}\cdot\mathbf{r}_o} \phi^*\left(\frac{k}{k_o}, \theta - \theta_o\right) dk \quad (5)$$

En appliquant les ondelettes continues sur chaque canaux polarimétriques, l'hypermatrice de diffusion est obtenue :

$$[\mathbf{S}(\mathbf{r}, \mathbf{k})] = \begin{bmatrix} S_{hh}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) & S_{hv}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \\ S_{vh}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) & S_{vv}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

## 2.2 Propriétés

La transformée en ondelettes continues a trois propriétés intéressantes. La première est la reconstruction. Il est possible de reconstruire le coefficient complexe de rétro-diffusion  $H_{xx}(\mathbf{k})$  à partir des coefficients  $S_{xx}(\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o)$ :

$$H_{xx}(\mathbf{k}) = \frac{1}{K_\phi} \int_S d\mathbf{r}_o \int S_{xx}(\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o) \Psi_{\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o}(\mathbf{k}) d\mathbf{k}_o \quad (7)$$

avec  $K_\phi$  défini comme le coefficient d'admissibilité de l'ondelette mère, lequel doit vérifier pour reconstruire  $H_{xx}(\mathbf{k})$  à partir des coefficients d'ondelettes :

$$K_\phi = \int |\phi(\mathbf{k})|^2 \frac{d\mathbf{k}}{k^2} < +\infty \quad (8)$$

La seconde propriété est l'isométrie.

$$\frac{1}{K_\phi} \int_S d\mathbf{r}_o \int |S_{xx}(\mathbf{r}_o, \mathbf{k}_o)|^2 d\mathbf{k}_o = \|H_{xx}\|^2 \quad (9)$$

La troisième propriété est la loi physique de covariance. Le principe de génération de la famille d'ondelettes est basée sur un groupe de transformation, le groupe des similitudes  $\mathcal{S}$  qui agit sur les variables physiques  $\mathbf{r}$  and  $\mathbf{k}$ , par rotation  $[\mathbf{R}]_\alpha$ , dilatation  $a$  et translation  $\delta\mathbf{r}$  comme :

$$\begin{array}{ccc} \mathbf{r} & \longrightarrow & \mathbf{r}' = a[\mathbf{R}]_\alpha \mathbf{r} + \delta\mathbf{r} \\ \downarrow & & \downarrow \\ \mathbf{k} & \longrightarrow & \mathbf{k}' = a^{-1}[\mathbf{R}]_\alpha \mathbf{k}. \end{array} \quad (10)$$

La loi de transformation  $H(\mathbf{k})$  et de l'image étendu  $\tilde{I}(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  est alors donnée par :

$$\begin{array}{ccc} H(\mathbf{k}) & \longrightarrow & H'(\mathbf{k}) = a \exp(-2i\pi\mathbf{k} \cdot \delta\mathbf{r}) H(a[\mathbf{R}]_\alpha^{-1}\mathbf{k}) \\ \downarrow & & \downarrow \\ \tilde{I}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) & \longrightarrow & \tilde{I}'(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = \tilde{I}(a^{-1}[\mathbf{R}]_\alpha^{-1}(\mathbf{r} - \delta\mathbf{r}), a[\mathbf{R}]_\alpha^{-1}\mathbf{k}). \end{array} \quad (11)$$

Les ondelettes continues multi-dimensionnelles respectent le diagramme de covariance (11). C'est pourquoi elles ont été choisies pour construire les signatures polarimétriques non-cohérentes temps fréquence.

## 3 Signatures polarimétriques temps-fréquence non-cohérentes

### 3.1 Décompositions non-cohérentes

A partir de l'hyper-matrice de diffusion (6), un vecteur qui contient toute l'information polarimétrique de la cible peut être obtenu par projection sur une base orthogonale d'un groupe spécial unitaire. Les deux groupes les plus utilisés sont, l'ordonnement lexicographique et la base de Pauli modifiée [5]. En configuration monostatique, par application du principe de réciprocité  $S_{hv} = S_{vh}$ , ces vecteurs cibles se réduisent à trois éléments :

$$k_L(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = [S_{hh}(\mathbf{r}, \mathbf{k}), \sqrt{2}S_{hv}(\mathbf{r}, \mathbf{k}), S_{vv}(\mathbf{r}, \mathbf{k})]^T \quad (12)$$

$$k_P(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + S_{vv}(\mathbf{r}, \mathbf{k}), \quad (13)$$

$$S_{hh}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) - S_{vv}(\mathbf{r}, \mathbf{k}), 2S_{hv}(\mathbf{r}, \mathbf{k})]^T$$

A partir de ces vecteurs cibles, des hyper-matrices de covariance  $[C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]$  et de cohérence  $[T(\mathbf{r}, \mathbf{k})]$  peuvent être définies:

$$[C(\mathbf{r}, \mathbf{k})] = \langle k_L(\mathbf{r}, \mathbf{k}) k_L^{*T}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \rangle \quad (14)$$

$$[T(\mathbf{r}, \mathbf{k})] = \langle k_P(\mathbf{r}, \mathbf{k}) k_P^{*T}(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \rangle \quad (15)$$

La complexité des mécanismes de rétrodiffusion rend extrêmement difficile l'étude physique des diffuseurs à travers l'analyse directe des matrices de covariance ou de cohérence. Par conséquent, l'objectif des décompositions non-cohérentes est de décomposer les matrices de covariance ou de cohérence en une combinaison de matrices correspondant à des diffuseurs canoniques ou à des mécanismes de rétrodiffusion simples. Ainsi, le principe des décompositions non-cohérentes se résume suivant :

$$[C(\mathbf{r}, \mathbf{k})] = \sum_{i=1}^k p_i(\mathbf{r}, \mathbf{k}) [C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_i \quad (16)$$

$$[T(\mathbf{r}, \mathbf{k})] = \sum_{i=1}^k q_i(\mathbf{r}, \mathbf{k}) [T(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_i \quad (17)$$

où les réponses élémentaires sont représentées par les matrices  $[C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_i$  ou  $[T(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_i$ , et où les coefficients  $q_i(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  et  $p_i(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  représentent le poids de chacune des contributions.

## 3.2 Décomposition de Freeman-Durden

### 3.2.1 Signature polarimétrique temps-fréquence

Par application de la décomposition Freeman-Durden [6] sur l'hyper-matrice de covariance, nous obtenons un modèle de trois contributions de mécanismes de rétro-diffusions :

$$[C](\mathbf{r}, \mathbf{k}) = f_s(\mathbf{r}, \mathbf{k})[C]_s(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + f_d(\mathbf{r}, \mathbf{k})[C]_d(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})[C]_v(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \quad (18)$$

où  $f_s(\mathbf{r}, \mathbf{k})[C]_s(\mathbf{r}, \mathbf{k})$ ,  $f_d(\mathbf{r}, \mathbf{k})[C]_d(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  et  $f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})[C]_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  représentent respectivement le simple diffusion, le double rebond et la diffusion de volume. Pour calculer ces paramètres, on dispose de quatre équations pour cinq inconnues :

$$\begin{aligned} [C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_{1,1} &= f_s(\mathbf{r}, \mathbf{k})\beta(\mathbf{r}, \mathbf{k})^2 + f_d(\mathbf{r}, \mathbf{k})\alpha(\mathbf{r}, \mathbf{k})^2 + f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \\ [C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_{1,3} &= f_s(\mathbf{r}, \mathbf{k})\beta(\mathbf{r}, \mathbf{k}) - f_d(\mathbf{r}, \mathbf{k})\alpha(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + \frac{f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})}{3} \\ [C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_{2,2} &= \frac{2f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})}{3} \\ [C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_{3,1} &= f_s(\mathbf{r}, \mathbf{k})\beta(\mathbf{r}, \mathbf{k}) - f_d(\mathbf{r}, \mathbf{k})\alpha(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + \frac{f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})}{3} \\ [C(\mathbf{r}, \mathbf{k})]_{3,3} &= f_s(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + f_d(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \end{aligned} \quad (19)$$

Ainsi, pour résoudre ce problème, l'hypothèse suivante est faite :

- si  $\text{Re}\{ \langle S_{hh}(\mathbf{r}, \mathbf{k})S(\mathbf{r}, \mathbf{k})_{vv}^* \rangle - \frac{f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})}{3} \} > 0$ , alors on choisit  $\alpha(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = 1$ , sinon on choisit  $\beta(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = 1$ .

### 3.2.2 Interprétation

Le paramètre  $f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  correspond à la contribution de diffusion de volume. Ainsi, l'énergie rétro-diffusée par cette composante peut s'écrire :

$$P_v(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = \frac{8f_v(\mathbf{r}, \mathbf{k})}{3} \quad (20)$$

L'énergie rétrodiffusée par double rebond se calcule suivant :

$$P_d(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = f_d(\mathbf{r}, \mathbf{k})(1 + |\alpha(\mathbf{r}, \mathbf{k})|^2) \quad (21)$$

Enfin l'énergie de simple diffusion est :

$$P_s(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = f_s(\mathbf{r}, \mathbf{k})(1 + |\beta(\mathbf{r}, \mathbf{k})|^2) \quad (22)$$

Pour un diffuseur localisée à  $\mathbf{r}_0$ ,  $P_v(\mathbf{r}_0, \mathbf{k})$  (respectivement,  $P_d(\mathbf{r}_0, \mathbf{k})$ , et  $P_s(\mathbf{r}_0, \mathbf{k})$ ) représente le comportement polarimétrique de diffusion de volume (respectivement de double rebond et de simple diffusion) en fonction de la fréquence émise et de l'angle d'observation. Ces représentations sont appelées signatures polarimétrique temps-fréquence.

## 3.3 Décomposition H/A/Alpha

### 3.3.1 Construction

La décomposition entropie, anisotropie, paramètre alpha est basée sur la décomposition en valeurs propres et vecteurs propres de la matrice de cohérence. En effet, une matrice hermitienne de coefficients complexes  $3 \times 3$  peut être décomposée suivant :

$$[T(\mathbf{r}, \mathbf{k})] = [P(\mathbf{r}, \mathbf{k})][D(\mathbf{r}, \mathbf{k})][P(\mathbf{r}, \mathbf{k})]^{-1} \quad (23)$$

La matrice  $[D(\mathbf{r}, \mathbf{k})]$  est diagonale, d'éléments réels et contient les valeurs propres,  $\lambda_1(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \geq \lambda_2(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \geq \lambda_3(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  de la matrice de cohérence. La matrice unitaire,  $[P(\mathbf{r}, \mathbf{k})]$ , contient les vecteurs propres  $P_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})$  de la matrice de cohérence. Les vecteurs propres peuvent s'écrire sous la forme :

$$P_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = [\cos(\alpha_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})), \sin(\alpha_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})) \cos(\beta_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})) \exp(j\delta_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})), \sin(\alpha_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})) \cos(\beta_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})) \exp(j\gamma_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}))]^T$$

Ainsi, la décomposition de la matrice de cohérence peut s'écrire  $[T(\mathbf{r}, \mathbf{k})] = \sum_{k=1}^3 \lambda_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}) P_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}) P_k^{*T}(\mathbf{r}, \mathbf{k})$ . La décomposition valeurs propres/vecteurs propres peut donc s'interpréter comme une décomposition de mécanismes de rétrodiffusion définis par les vecteurs propres, [5], [7].

A partir des valeurs propres et des vecteurs propres, des paramètres secondaires caractéristiques peuvent être déterminés. En effet, l'ensemble des valeurs propres indique la répartition de la puissance totale sur les différentes composantes de la décomposition. Cette répartition est définie par un élément  $p_k$  représentant la part de puissance associée au mécanisme. L'ensemble des  $p_k$  correspond à une normalisation des valeurs propres  $\lambda_k$  [8], [5], [7] :

$$p_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = \frac{\lambda_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})}{\sum_{k=1}^3 \lambda_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})} \quad (24)$$

Ces valeurs propres normalisées sont associées à des pseudo-probabilités liées aux propriétés statistiques des phénomènes de rétrodiffusion des milieux naturels. Il est donc possible de décrire l'ensemble des valeurs propres au moyen de deux paramètres réels : l'entropie et l'anisotropie [5] [7]. L'entropie de la cible,  $H$  est définie comme l'indicateur du caractère aléatoire du phénomène de rétrodiffusion global. Elle se calcule de la manière suivante :

$$H(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = - \sum_{k=1}^3 p_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \log_3(p_k(\mathbf{r}, \mathbf{k})) \quad (25)$$

Quant à l'anisotropie, elle traduit l'importance relative des mécanismes de diffusion secondaires.

$$A(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = \frac{p_2(\mathbf{r}, \mathbf{k}) - p_3(\mathbf{r}, \mathbf{k})}{p_2(\mathbf{r}, \mathbf{k}) + p_3(\mathbf{r}, \mathbf{k})} \quad (26)$$

Le paramètre alpha est associé à la nature du mécanisme de diffusion et varie entre 0 deg et 90 deg. Il dépend de la constante diélectrique du milieu étudié, de l'angle d'incidence, et de la fréquence de l'onde.

$$\alpha(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = \sum_{k=1}^3 p_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \alpha_k(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \quad (27)$$

### 3.3.2 Interprétation

Pour un diffuseur localisé à  $\mathbf{r}_0$ ,  $H(\mathbf{r}_0, \mathbf{k})$ ,  $A(\mathbf{r}_0, \mathbf{k})$  et  $\alpha(\mathbf{r}_0, \mathbf{k})$  représentent respectivement l'entropie, l'anisotropie et le pa-

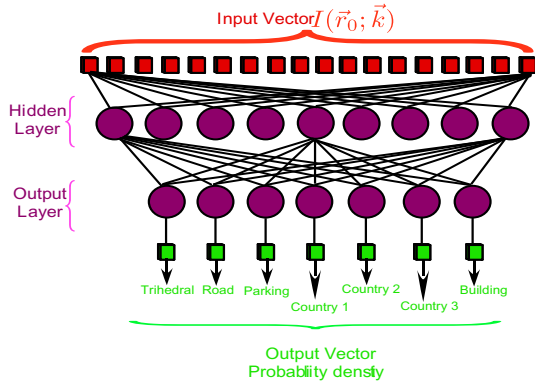


FIG. 1: Architecture du perceptron multi-couches

ramètre  $\alpha$  en fonction de la fréquence émise et de l'angle d'observation. Ces représentations sont appelées signatures polarimétriques temps-fréquence.

## 4 Classification supervisée par réseau de neurones

Sur une image RSO, des diffuseurs de référence sont sélectionnés manuellement et leurs signatures polarimétrique temps-fréquence sont extraites comme expliqué précédemment. Ces signatures servent à calibrer un perceptron multi-couches lors de la phase d'apprentissage réalisée par un gradient conjugué. Ce perceptron multi-couche est constitué de deux couches dont la première a pour fonction d'activation une tangente hyperbolique et la seconde couche est une fonction softmax car nous sommes dans un problème de classification à  $C$  classes [9]. Le nombre de neurones de la couche de sortie correspond au nombre de classes (voir Fig. 1).

## 5 Résultats

Ce processus de classification a été testé sur une image RSO. Les signatures d'apprentissage et le résultat de la classification sont représentées sur la Fig. 2. Les trièdres sont classifiés en trièdre, les bâtiments en bâtiments, le parking de voitures en parking. Par contre la végétation et la canopée sont classifiées aléatoirement ou rejetées.

## References

[1] D. Mensa, *High Resolution Radar Imaging*. USA: Artech House, 1981.  
 [2] J. Bertrand and P. Bertrand, "The concept of hyperimage in wide-band radar imaging," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 34, no. 5, pp. 1144–1150, Sep. 1996.  
 [3] J. P. Ovarlez, L. Vignaud, J. C. Castelli, M. Tria, and M. Benidir, "Analysis of sar images by multidimensional

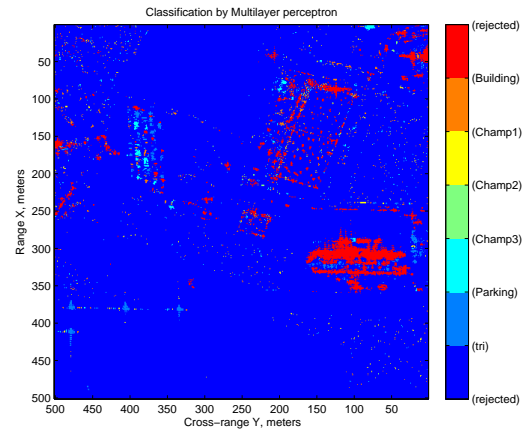
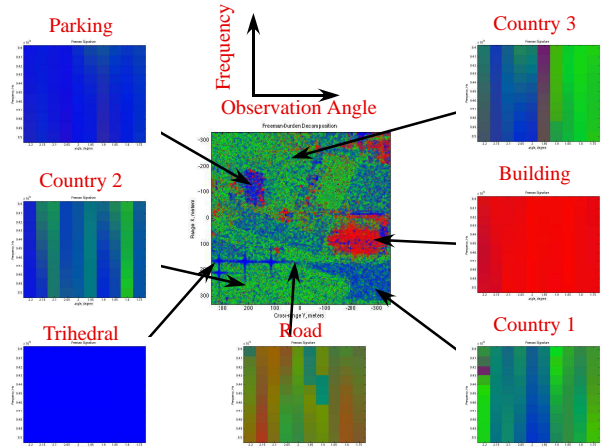


FIG. 2: Résultats de classification obtenus par les signatures polarimétriques temps-fréquence issues de la décomposition de Freeman-Durden

wavelet transform," *IEE Proc. Radar. Sonar. Navig.*, vol. 150, no. 4, pp. 234–241, Aug. 2003.

[4] M. Tria, "Imagerie radar à synthèse d'ouverture par analyse en ondelettes continues multidimensionnelles," Ph.D. dissertation, Univ. of Paris-Sud, Paris, France, Nov. 2005.  
 [5] S. R. Cloude and E. Pottier, "A review of target decomposition theorems in radar polarimetry," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 34, no. 2, pp. 498–518, Mar. 1996.  
 [6] A. Freeman and S. Durden, "A three component scattering model for polarimetric sar data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 36, no. 3, May 1998.  
 [7] S. R. Cloude and E. Pottier, "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric sar," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 35, no. 1, pp. 68–78, Jan. 1997.  
 [8] A. Martini, "Télé-détection d'un couvert neigeux en milieux alpins à partir de données sar polarimétriques multifréquentielles et multi-temporelles," Ph.D. dissertation, Univ. of Rennes 1, Rennes, France, Sep. 2005.  
 [9] I. Nabney, *Netlab : Algorithms for pattern recognition*. Springer, 2002.