

# Débruitage des images polarimétriques avec le $M$ -NL robuste

Gordana DRAŠKOVIĆ<sup>1</sup>, Frédéric PASCAL<sup>1</sup>, Florence TUPIN<sup>2</sup>

<sup>1</sup>L2S - CentraleSupélec - CNRS - Université Paris-Sud  
3 rue Joliot Curie, F-91192 Gif-sur-Yvette Cedex, France

<sup>2</sup>LTCI, Télécom ParisTech, Université Paris-Saclay,  
46 Rue Barrault, 75013 Paris, France

gordana.draskovic@l2s.centralesupelec.fr, frederic.pascal@l2s.centralesupelec.fr  
florence.tupin@telecom-paristech.fr

**Résumé** – Cet article s’intéresse au débruitage des images de radar à synthèse d’ouverture polarimétrique (PolSAR) avec une méthode récemment introduite, nommée  $M$ -NL. Plus précisément, il introduit une nouvelle fonction de noyau lors du calcul de l’estimation non locale de la matrice de covariance. Dans les méthodes de débruitage non locales, les poids attribués aux pixels sont généralement obtenus grâce à un noyau exponentiel bien adapté à l’environnement gaussien. Ici, nous proposons d’analyser des cas plus généraux impliquant différentes fonctions de noyau basées sur des statistiques robustes et adaptées à un environnement non gaussien. Enfin, les performances de la méthode avec différents noyaux sont établies sur un ensemble d’images PolSAR simulées et les résultats obtenus pour les données réelles RADARSAT-2 PolSAR sont présentés.

**Abstract** – This paper examines the polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR) denoising with a recently introduced method called  $M$ -NL. More precisely, it proposes to use another kernel function when computing non-local covariance matrix estimation. In non-local means denoising methods, the weights attributed to the pixels are usually obtained through an exponential kernel that is well-suited for Gaussian environment. Here, we propose to analyze more general cases such as different kernel functions rooted from robust statistics and adapted to non-Gaussian background. Finally, we compare the performances of the method with different kernels on a set of simulated PolSAR images and present the results for RADARSAT-2 PolSAR data.

## 1 Introduction

Les images de radar à synthèse d’ouverture polarimétrique (PolSAR) sont d’une grande importance pour la classification du terrain, la détection de cible, etc. Dans les images PolSAR, chaque pixel correspond à une matrice (ou vecteur) à valeurs complexes, formée par la réponse des signaux rétrodiffusés dans différentes combinaisons de polarisations linéaires reçues et transmises, appelée la matrice de Sinclair (vecteur de cible (VC)). Étant donné que les diffuseurs sont distribués aléatoirement et en raison de la cohérence des systèmes PolSAR, cette matrice (vecteur) est de nature aléatoire et est considérée comme entachée de bruit de speckle selon le modèle de Goodman [1]. Le speckle dans les données PolSAR dégrade considérablement la qualité de l’image ainsi que les performances de nombreux traitements. Par conséquent, afin de déterminer les paramètres physiques d’intérêt, une étape de filtrage du speckle est généralement appliquée, dans le but de réduire les fluctuations des paramètres. Le filtrage de speckle consiste à estimer la matrice de covariance (MC) du VC dans chaque pixel de l’image. Différentes méthodes ont été proposées pour réduire le speckle en polarimétrie. Les approches récentes du traitement des images et de la vision par ordinateur reposent sur une comparaison par patches pour

sélectionner des échantillons similaires. L’idée est née avec les premiers travaux de Buades *et al.* [2], puis étendue et adaptée aux images (Pol)SAR par plusieurs auteurs, comme par exemple dans [3, 4].

Dans ces méthodes, les MCs des VCs sont estimées à l’aide d’échantillons soigneusement sélectionnés. Le speckle est supposé suivre la loi gaussienne complexe circulaire (GCC) et la MC est souvent obtenue par une simple moyenne empirique. Aujourd’hui, la résolution des images PolSAR augmente de plus en plus et la loi gaussienne ne permet plus de modéliser correctement les fortes variations dans les images. Il est donc nécessaire d’augmenter la complexité du modèle pour bien décrire les scénarios où la texture est importante. Une première approche a utilisé les lois gaussiennes composées (GC) [5] qui présentent une observation comme le produit d’un processus aléatoire GCC et la racine carrée d’une variable scalaire aléatoire non négative et indépendante. Dans ce contexte, l’utilisation d’approches plus robustes est indispensable pour éviter un biais dans l’estimation.

$M$ -NL [6] est une méthode basée sur les estimateurs robustes,  $M$ -estimateurs [7, 8]. La méthode pré-estime les MCs dans l’image grâce à un  $M$ -estimateur. Ensuite, elle calcule les dissimilarités entre les pixels en comparant les matrices pré-estimées. En utilisant un noyau exponentiel, ces dissimi-

larités sont transformées en poids, qui sont associés aux pixels correspondants et qui sont utilisés lors du calcul de l'estimation finale de la MC. Dans cet article, nous proposons d'utiliser différents noyaux qui conservent certaines propriétés de la fonction exponentielle, tout en prenant en compte la robustesse des estimateurs. Les performances des différentes méthodes sont évaluées à l'aide d'un ensemble d'indicateurs, tels que les erreurs relatives sur les paramètres de décomposition des cibles incohérentes, les cohérences et la préservation des contours sur un ensemble d'images PolSAR simulées.

La section II rappelle les bases théoriques sur les images PolSAR et présente la méthode  $M$ -NL. La section III introduit les fonctions robustes et propose de nouveaux noyaux. La section IV contient les résultats pour les données simulées et réelles (RADARSAT-2). Enfin, les conclusions sont présentées dans la section V.

**Notations.** Les vecteurs (resp. matrices) sont notés en lettres minuscules (resp. majuscules) grasses.  $T$  et  $H$  sont les opérateurs transposé et hermitien et  $|\cdot|$  le déterminant d'une matrice.

## 2 Contexte

### 2.1 Images PolSAR

Les capteurs PolSAR mesurent l'amplitude et la phase des signaux rétrodiffusés selon quatre combinaisons de polarisations linéaires reçues et transmises qui forment une matrice complexe de taille  $2 \times 2$ , nommée la matrice de Sinclair :

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$$

où  $H$  correspond à la polarisation horizontale et  $V$  à la polarisation verticale. Selon le théorème de réciprocité les éléments non-diagonaux (cross-polarisés) sont égaux et on peut réécrire la matrice de Sinclair sous forme vectorielle en la projetant sur une base orthogonale. Le vecteur complexe de taille  $3 \times 1$ , résultant de la projection lexicographique est donné par

$$\mathbf{k} = \begin{bmatrix} S_{HH} & \sqrt{2}S_{HV} & S_{VV} \end{bmatrix}^T$$

et il peut être alternativement remplacé par un vecteur obtenu avec la base de Pauli [9].

Jusqu'à présent, le modèle le plus utilisé pour la distribution du VC est la loi GCC. Dans les scénarios à texture élevée, une alternative consiste à utiliser les lois GC  $\mathbf{k} = \sqrt{\tau}\mathbf{n}$ , où  $\tau$  est un paramètre de texture dont la distribution n'est pas spécifiée, d'espérance égale à 1, et  $\mathbf{n}$  est le vecteur de speckle, indépendant de  $\tau$ , qui suit une loi GCC.

### 2.2 $M$ -NL

$M$ -NL est une méthode composée de plusieurs étapes : (1) pré-estimation par  $M$ -estimateur, (2) calcul des poids, (3) réduction du biais et (4) sélection de la meilleure estimation.

Cette structure est basée sur une autre méthode, appelée NL-SAR [10]. La méthode  $M$ -NL est récapitulée dans l'algorithme 1. La dernière partie est similaire à celle de NL-SAR (étapes 3 et 4) et ne sera pas détaillée en raison du manque d'espace.

**Pré-estimation.** La pré-estimation est faite pour chaque pixel en utilisant les pixels voisins provenant de petits fenêtres carrés de taille  $S = (2s + 1) \times (2s + 1)$  où  $s$  est appelé *échelle*. L'estimateur utilisé est donnée par

$$\widehat{\Sigma}_t = \frac{p + d}{S} \sum_{i=1}^S \frac{\mathbf{k}_i \mathbf{k}_i^H}{d + \mathbf{k}_i^H \widehat{\Sigma}_t^{-1} \mathbf{k}_i} \quad (1)$$

où  $\widehat{\Sigma}_t$  représente un cas particulier des  $M$ -estimateurs,  $M$ -estimateur de Student, également estimateur du maximum de vraisemblance dans le cas d'une distribution de Student à  $d$  degrés de liberté.

**Sélection des pixels.** Ces valeurs pré-estimées permettent de sélectionner des échantillons voisins autour de chaque pixel dans une fenêtre de recherche circulaire. La comparaison entre pixels est ensuite faite en utilisant  $M$ -test de Box

$$\mathcal{L} = \left( \left| \widehat{\Sigma}_1 \right|^{S/2} \left| \widehat{\Sigma}_2 \right|^{S/2} \right) / \left| \widehat{\Sigma} \right|^S$$

où  $\widehat{\Sigma}_1$  est obtenu avec  $\mathbf{k}^{(1)} = (\mathbf{k}_1, \dots, \mathbf{k}_S)$ ,  $\widehat{\Sigma}_2$  avec  $\mathbf{k}^{(2)} = (\mathbf{k}_{S+1}, \dots, \mathbf{k}_{2S})$  et  $\widehat{\Sigma}$  avec  $\mathbf{k} = (\mathbf{k}^{(1)}, \mathbf{k}^{(2)})$ . En modifiant la statistique  $\mathcal{L}$  [11], on obtient la distribution approchée suivante  $u = -2(1 - \frac{13}{8S}) \ln(\mathcal{L}) \sim \chi^2(6)$ . La similarité entre deux patches centrés en pixels  $l$  et  $l'$  est alors calculée comme

$$\Delta(l, l') = \sum_{\tau} u[(l + \tau), (l' + \tau)], \quad (2)$$

où  $\tau \in [-p, p]^2$  est un décalage 2D indiquant la position dans chaque patch de taille  $P = (2p + 1) \times (2p + 1)$ . Pour détecter les pixels similaires, les dissimilarités sont ensuite comparées à un seuil défini comme  $\lambda = F_{\chi^2(6P)}^{-1}(1 - P_{fa})$  où  $F_{\chi^2(6P)}^{-1}$  est l'inverse de fonction de répartition de  $\chi^2(6P)$  et  $P_{fa}$  est la probabilité de fausse alarme choisie.

**Calcul des poids.** Une fois les pixels similaires choisis, les poids sont calculés en utilisant un noyau exponentiel

$$\omega(l, l') = \begin{cases} e^{-\frac{|\Delta(l, l') - c|}{\lambda}} & \text{if } l \neq l' \\ 1 & \text{if } l = l'. \end{cases} \quad (3)$$

où  $c = \mathbb{E}[\Delta(l, l') | \mathcal{H}_0]$ . Enfin, l'estimateur pondéré du maximum de vraisemblance est donné par la moyenne pondérée

$$\widehat{\Sigma}_{NL}(l) = \frac{\sum_{l'} \omega(l, l') \mathbf{k}' \mathbf{k}^H}{\sum_{l'} \omega(l, l')}. \quad (4)$$

---

**Algorithme 1** : Méthode  $M$ -NL

---

**Initialisation** :  $\mathcal{W}, \mathcal{P}, \mathcal{S}, \lambda, c, \nu$ **pour tous**  $x, y$  **faire****pour**  $s = 0 : \mathcal{S}$  (*taille de l'échelle*) **faire**  
    Pré-estimation avec (1)**pour tous**  $x, y$  (*coordonnées du pixel  $l$* ) **faire****pour**  $w = 1 : \mathcal{W}$  (*taille de la fenêtre de recherche*)**faire**    Calculer  $\Delta x$  et  $\Delta y$      $x' = x + \Delta x$      $y' = y + \Delta y$ ;      ▷ coordonnées du pixel  $l'$     **pour**  $s = 0 : \mathcal{S}$  **faire**        **pour**  $p = 1 : \mathcal{P}$  (*taille du patch*) **faire**            Calculer  $\Delta(l, l')$  avec (2)            **si**  $\Delta(l, l') \leq \lambda[p]$  **alors**                Calculer  $\omega(l, l')$  avec (3)            **sinon**                 $\omega(l, l') \leftarrow 0$ **pour tous**  $s, p, w$  **faire**    Calculer  $\hat{\Sigma}_{NL}$  avec (4)    Réduction du biais  $\rightarrow \hat{\Sigma}_{NLRB}$ **retourner** La meilleure estimation

---

### 3 Noyaux proposés

Dans ce travail, on se concentre sur la partie de calcul de poids et on souhaite analyser l'influence des différents noyaux sur les résultats de débruitage. Rappelons les caractéristiques souhaitées d'une fonction à noyau  $\omega(x)$  : c'est une fonction monotone, décroissante avec  $\max_x \omega(x) = \omega(0)$  et  $\omega(x) = 0$  quand  $x \rightarrow \infty$ . Finalement, pour obtenir une estimation pondérée, les poids sont implicitement normalisés.

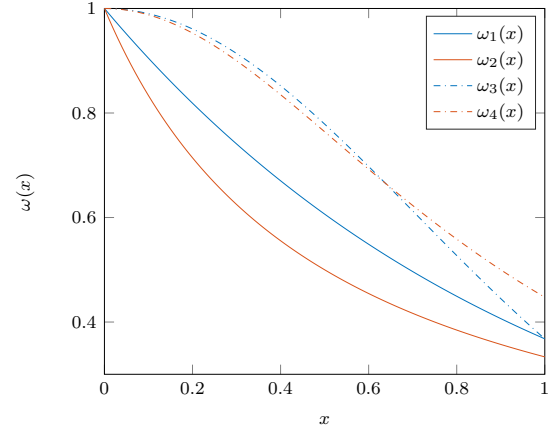
Dans la théorie des statistiques robustes, de nombreuses fonctions satisfaisant les conditions précédentes, ont été proposées [12]. Dans ce travail nous proposons d'analyser les fonctions données dans le tableau suivant.

TABLE 1 – Fonctions des noyaux proposés

$\omega_1(x)$	$\omega_2(x)$	$\omega_3(x)$	$\omega_4(x)$
$e^{-x}$	$1/(1+x/c_1)$	$e^{-x^2}$	$1/(1+(x/c_2)^2)$

Ces fonctions sont illustrées sur la figure 1 pour  $x$  entre 0 et 1 (car  $\frac{|\Delta(l, l') - c|}{\lambda} < 1$ ). Les constantes  $c_1$  et  $c_2$  sont fixées à 0.5 et 0.9, respectivement. La fonction  $\omega_1(x) = e^{-x}$  est généralement utilisée et cette idée vient de l'hypothèse gaussienne où les dissimilarités sont souvent calculées comme les distances (euclidiennes) au carré entre deux pixels. Dans le cadre des images PolSAR, on ne compare plus deux vecteurs, mais les matrices pré-estimées. Nous proposons donc trois

fonctions différentes de celle de l'algorithme original. La fonction  $\omega_2(x)$  a une pente plus raide que  $\omega_1(x)$  et les poids diminuent plus vite en fonction de  $x$ . De l'autre côté,  $\omega_3(x)$  et  $\omega_4(x)$  mettent plus de poids sur les pixels similaires, puis à partir d'un moment les valeurs des poids baissent très vite. Cette pente est plus raide pour  $\omega_3(x)$ , alors que les valeurs de  $\omega_4(x)$  restent assez élevées.

FIGURE 1 – Fonctions des noyaux proposées dans Tableau 1 avec  $c_1 = 0.5$  et  $c_2 = 0.9$ 

### 4 Résultats

Dans cette section, les résultats obtenus pour les données simulées et données réelles sont présentés. Les images simulées ont été générées à l'aide d'un champ de Markov suivant une distribution de Gibbs [13]. Ensuite, un comportement polarimétrique a été attribué aux différentes parties des images conçues. D'abord, un nombre aléatoire  $C$  de classes polarimétriques est choisi entre 3 et 5, les classes  $C - 1$  pour les diffuseurs distribués et la dernière classe pour les cibles (carrés de tailles variant entre  $2 \times 2$  et  $5 \times 5$  pixels). Après avoir attribuées des signatures polarimétriques aux diffuseurs, un speckle GCC est généré en fonction de celles-ci et les cibles sont ajoutées. Après le débruitage, les paramètres suivants ont été évalués : paramètres radiométriques  $\sigma$  (éléments diagonaux du MC (informations de puissance)), paramètres de corrélation complexe  $\rho$  (dérivés des trois termes complexes non diagonaux (corrélation de canaux)), paramètres de décomposition incohérente (Entropie ( $H$ ), Anisotropie ( $A$ ) et l'angle alpha moyen ( $\bar{\alpha}$ )-mécanisme de diffusion et préservation des bords (EP)).

Pour effectuer la comparaison, nous avons simulé cent images PolSAR artificielles de  $128 \times 128$  comme décrit précédemment. L'ensemble des paramètres utilisés dans les deux méthodes est le suivant : taille de la fenêtre  $\{3^2, 5^2, \dots, 25^2\}$ , taille du patch  $\{3^2, 5^2, \dots, 11^2\}$  et échelle  $\{0, 1, 2\}$ . Comme le speckle est gaussien, nous avons choisi un  $\nu$  suffisamment grand ( $d = 100$ ) afin de conserver les

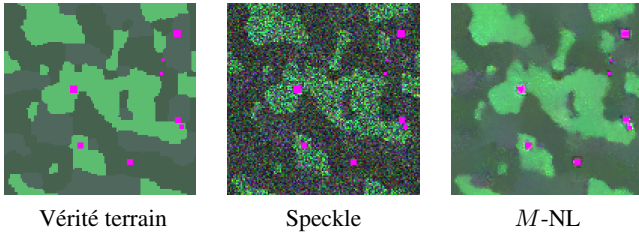


FIGURE 2 – Données simulées (128 × 128 pixels) - base de Pauli

informations sur la texture et d’assurer la convergence de la solution lors de l’étape de pré-estimation. Les valeurs de  $\lambda$  ont été calculées à l’aide de la formule correspondante de la section 2.2.

La figure 2 présente un exemple de données simulées. De gauche à droite : la vérité terrain avec 3 classes des diffuseurs distribués, le speckle GCC généré à partir de cette vérité terrain et le résultat de débruitage obtenu avec  $M$ -NL. Un ensemble de 100 images de vérité terrain et de speckle a été généré et le débruitage a été effectué avec 4 différents noyaux. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 2.

TABLE 2 – Résultats avec différents noyaux pour les données simulées : toutes les mesures sauf EP ( $EP \in [0, 1]$ ) sont des erreurs relatives exprimées en %.

$\omega$	$\sigma$	$ \rho $	$\angle \rho$	$H$	$\bar{\alpha}$	$A$	EP
$\omega_1$	<b>1.56</b>	<b>9.10</b>	14.47	14.49	10.97	33.96	<b>0.56</b>
$\omega_2$	1.6	9.24	14.03	14.49	<b>10.77</b>	34.08	0.55
$\omega_3$	<b>1.56</b>	9.32	<b>13.82</b>	<b>14.45</b>	10.79	<b>33.95</b>	0.55
$\omega_4$	1.61	9.17	14.49	14.46	10.93	33.98	0.55

On peut noter que  $\omega_1$  et  $\omega_3$  donnent une bonne estimation des paramètres radiométriques.  $\omega_1$  donne la meilleure estimation de l’amplitude des paramètres de corrélation (PCs) et préserve le mieux les contours. De l’autre côté,  $\omega_3$  donne la meilleure estimation de la phase des PCs, de l’entropie et de l’anisotropie. La meilleure estimation de l’angle alpha est donnée par  $\omega_2$ . D’après ces résultats, les noyaux  $\omega_1$  et  $\omega_3$  sont préférables aux  $\omega_2$  et  $\omega_4$ . De plus, la fonction  $\omega_3$  donne de meilleurs résultat que la fonction  $\omega_1$ . Par conséquent, le noyau  $\omega_1$  est remplacé par  $\omega_3$  pour l’application à des données réelles (figure 3). L’image à gauche présente l’image de speckle de la taille 512 × 512 de la ville de Vancouver. À droite, on peut voir le résultat du débruitage où le speckle est visiblement réduit surtout sur les zones homogènes (l’eau, le forêt) tandis que les contours (bâtiments) sont préservés.

## 5 Conclusion

Cet article a étudié une nouvelle approche statistique pour l’estimation non-locale dans l’imagerie PolSAR, appelée  $M$ -

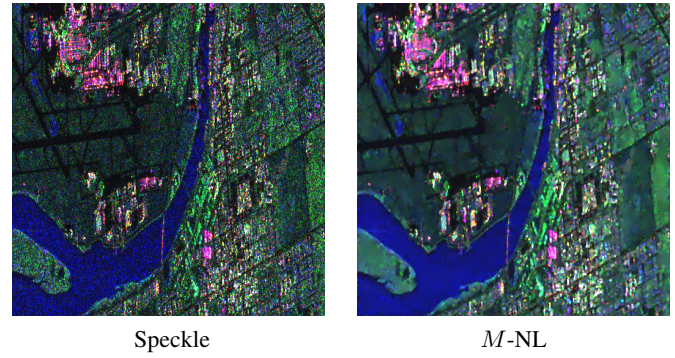


FIGURE 3 – Donnée réelles : Vancouver (512 × 512 pixels)

NL. Notamment, une nouvelle fonction de noyau, plus performante, a été proposée pour le calcul de l’estimateur pondéré de la matrice de covariance. Enfin, les résultats étaient évalués sur les images PolSAR simulées et puis sur les données réelles.

## Références

- [1] N. R. Goodman, “Statistical analysis based on a certain multivariate complex gaussian distribution (an introduction),” *Ann. Math. Statist.*, vol. 34, no. 1, pp. 152–177, 03 1963.
- [2] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, “A Non-Local Algorithm for Image Denoising,” in *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05) - Volume 2*, Washington, DC, USA, 2005, CVPR ’05, pp. 60–65.
- [3] C. A. Deledalle, F. Tupin, and L. Denis, “Polarimetric SAR estimation based on non-local means,” in *2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, July 2010, pp. 2515–2518.
- [4] J. Chen, Y. Chen, W. An, Y. Cui, and J. Yang, “Nonlocal Filtering for Polarimetric SAR Data : A Pretest Approach,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no. 5, pp. 1744–1754, 2011.
- [5] G. Vasile, J.-P. Ovarlez, F. Pascal, and C. Tison, “Coherency Matrix Estimation of Heterogeneous Clutter in High-Resolution Polarimetric SAR Images,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 48, no. 4, pp. 1809–1826, 2010.
- [6] G. Drašković, F. Pascal, and F. Tupin, “ $M$ -NL : Robust NL-Means Approach for PolSAR Images Denoising,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, pp. 1–5, 2019.
- [7] R. A. Maronna, “Robust  $M$ -estimators of multivariate location and scatter,” *Annals of Statistics*, vol. 4, no. 1, pp. 51–67, 1976.
- [8] E. Ollila, D. E. Tyler, V. Koivunen, and H. V. Poor, “Complex Elliptically Symmetric Distributions : Survey, New Results and Applications,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 11, pp. 5597–5625, 2012.
- [9] J.S. Lee and E. Pottier, *Polarimetric Radar Imaging, From Basics to Applications.*, Boca Raton : CRC Press, 2009.
- [10] C. A. Deledalle, L. Denis, F. Tupin, A. Reigber, and M. Jäger, “NL-SAR : A Unified Nonlocal Framework for Resolution-Preserving (Pol)(In)SAR denoising,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 4, pp. 2021–2038, 2015.
- [11] G. Box, “A general distribution theory for a class of likelihood criteria,” *Biometrika*, vol. 36, 1949.
- [12] Bart Goossens, Hiệp Quang Luong, Aleksandra Pizurica, and Wilfried Philips, “An improved non-local denoising algorithm,” 2008.
- [13] S. Foucher and C. López-Martínez, “Analysis, Evaluation, and Comparison of Polarimetric SAR Speckle Filtering Techniques,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, no. 4, pp. 1751–1764, 2014.