

Schéma Plug-and-Play robuste à la corrélation spatiale du speckle pour le filtrage des données SAR polarimétriques

Cristiano ULONDU MENDES¹ Loïc DENIS^{2,1} Florence TUPIN¹

¹LTCI, Télécom Paris, Institut Polytechnique de Paris, 19 place Marguerite Perey, BP 00000, 91120 Palaiseau Cedex, France

² Université Jean Monnet Saint-Etienne, CNRS, Institut d'Optique Graduate School, Laboratoire Hubert Curien UMR 5516, F-42023, SAINT-ETIENNE, France

Résumé – Les données PolSAR (Radar à Synthèse d'Ouverture polarimétriques) présentent un fort bruit de speckle lié à l'acquisition en imagerie cohérente. En raison de l'apodisation appliquée lors de la synthèse de l'image, ce bruit est spatialement corrélé. L'application d'algorithmes de débruitage supposant un bruit blanc produit des artefacts. Dans cet article nous proposons d'améliorer la restauration d'images PolSAR par l'introduction d'un débruiteur robuste aux corrélations spatiales du bruit au sein d'un formalisme plug-and-play.

Abstract – PolSAR data (Polarimetric Synthetic Aperture Radar) present a strong speckle noise due to the coherent imaging system. Because of the apodization step applied during the synthesis of the image, this noise is spatially correlated. The application of denoising algorithms assuming white noise produces artifacts. In this paper, we propose to improve the restoration of PolSAR images by introducing a denoiser robust to spatial noise correlations within a plug-and-play framework.

1 Introduction

Les systèmes d'imagerie SAR permettent d'acquérir des images de haute résolution de la surface de la terre de jour comme de nuit et indépendamment des conditions météorologiques. Cependant leur interprétation est fortement impactée par la présence d'un bruit de chatoiement (speckle) lié au processus d'acquisition par imagerie cohérente. Une étape de filtrage est souvent nécessaire pour exploiter au mieux ces données. La plupart des méthodes de filtrage reposent sur l'hypothèse d'un bruit blanc et souffrent d'une baisse de performance lorsqu'elles sont appliquées sur des données réelles dans lesquelles le bruit est spatialement corrélé. Cette corrélation est liée à la synthèse de l'image et à l'application d'une apodisation spectrale pour réduire les lobes secondaires des très fortes cibles de l'image. La figure 1 présente le modèle de formation des images SAR mono-canal.

Il n'est pas souhaitable d'inverser cette apodisation car cela renforcerait les lobes secondaires. Il est préférable de s'accommoder des corrélations spatiales du speckle.

La technique la plus simple consiste à sous-échantillonner l'image ce qui a pour conséquence la perte définitive d'une part de l'information initialement présente. Une méthode plus élaborée a été proposée dans [9] par Lapini et al. Elle consiste à inverser de façon aveugle l'atténuation spectrale après le retrait des points brillants pour éviter un étalement des cibles. Néanmoins la détection des points brillants est une étape délicate sur les images SAR [1]. Dans cet article nous proposons une approche différente, basée sur l'amélioration de la robustesse aux corrélations spatiales du débruiteur, dans un cadre Plug and Play (PnP). Nous présentons cette méthode pour la restauration de données polarimétriques pour lesquelles beaucoup moins de méthodes de réduction du speckle sont disponibles que pour l'imagerie SAR monocanale.

2 Images radar polarimétriques et la méthode de restauration MuLoG

À la différence d'une image SAR mono-canal pour laquelle seule l'amplitude (ou son carré, l'intensité) est informative, une image polarimétrique est initialement composée de quatre canaux complexes correspondant à quatre acquisitions de la même scène selon différentes polarisations des ondes émises et reçues. Dans le cas mono-statique, où l'émetteur et le récepteur sont confondus, le nombre de canaux peut être réduit à trois. L'information utile peut être encodée en chaque pixel par une matrice de covariance 3×3 obtenue par moyennage local du produit des vecteurs complexes de longueur 3 avec leur transposée conjuguée. La nature complexe de ces matrices de covariance et les relations qui lient leurs coefficients (corrélation inter-canal) rendent le problème du filtrage des images PolSAR plus difficile que le cas mono-canal. Dans la suite, ces données seront visualisées dans la base de décomposition de Pauli. La méthode MuLoG [5, 7] est une approche variationnelle dans laquelle le problème de filtrage est ramené à un problème d'optimisation. La fonction objectif est composée d'un terme d'attache aux données s'appuyant sur les statistiques des images SAR et d'un terme de régularisation imposant un a priori aux images restaurées. Cette méthode étend aux images multi-canaux l'approche variationnelle MIDAL [3] proposée pour l'estimation de la réflectivité d'une scène à partir d'une image d'intensité dans le domaine logarithmique. Soit \mathbf{C} une version bruitée d'une image de matrices de covariance de n pixels $\Sigma \in \mathbb{C}^{n \times D \times D}$ où D est le nombre de canaux polarimétriques, le processus de filtrage de \mathbf{C} avec MuLoG peut être résumé en quatre étapes [5] :

1. le logarithme matriciel est appliqué en chaque pixel à la matrice de covariance \mathbf{C} ;
2. la nouvelle image $\tilde{\mathbf{C}} \in \mathbb{C}^{n \times D \times D}$ est convertie en une

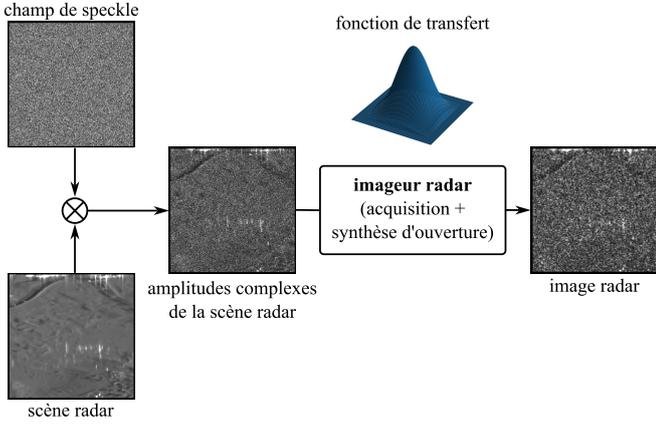


FIGURE 1 : Modèle de formation des images SAR mono-canales.

image à valeurs réelles de D^2 canaux décorrélés les uns des autres $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{n \times D^2}$ en effectuant une analyse en composantes principales ;

- le problème d'optimisation associé à l'estimateur du maximum a posteriori (MAP) s'écrit :

$$\hat{\mathbf{x}} \in \underset{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n \times p^2}}{\operatorname{argmin}} - \log(p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|\mathbf{x})) - \underbrace{\log(p_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}))}_{\mathcal{R}(\mathbf{x})} \quad (1)$$

La résolution de ce problème de minimisation avec l'Alternated Directions Method of Multipliers (ADMM) consiste à itérer les étapes suivantes :

$$\hat{\mathbf{z}}^i \leftarrow \underset{\mathbf{z}^i \in \mathbb{R}^n}{\operatorname{argmin}} \frac{\beta}{2} \|\mathbf{z}^i - \hat{\mathbf{x}}^i + \hat{\mathbf{d}}^i\|^2 + \mathcal{R}_i(\mathbf{z}^i) \quad (2)$$

pour chaque canal réel i de 1 à D^2 ,

$$\hat{\mathbf{d}} \leftarrow \hat{\mathbf{d}} + \hat{\mathbf{z}} - \hat{\mathbf{x}} \quad (3)$$

(mise à jour des multiplicateurs de Lagrange)

$$\hat{\mathbf{x}} \leftarrow \underset{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n \times D^2}}{\operatorname{argmin}} \frac{\beta}{2} \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{z}} - \hat{\mathbf{d}}\|^2 - \log(p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|\mathbf{x})). \quad (4)$$

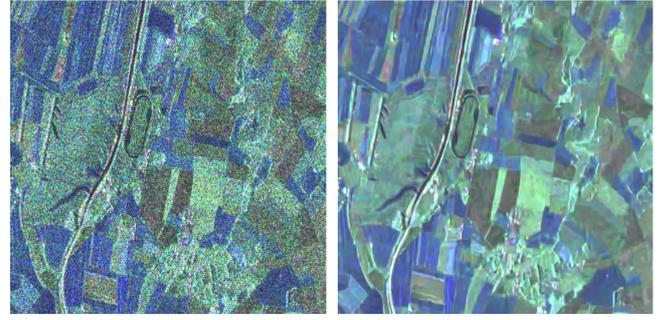
La stratégie plug-and-play (PnP) consiste à remplacer l'équation (2), définie via un terme de régularisation explicite $\mathcal{R}_i(\mathbf{z}^i)$, par l'appel à un débruiteur gaussien \mathcal{D}_σ :

$$\forall i \in \llbracket 1, D^2 \rrbracket, \quad \hat{\mathbf{z}}^i = \mathcal{D}_\sigma(\hat{\mathbf{x}}^i - \hat{\mathbf{d}}^i) \quad (5)$$

où l'écart-type $\sigma = \frac{1}{\sqrt{\beta}}$ règle la force du débruitage.

- A la fin de l'algorithme, les canaux débruités $\hat{\mathbf{z}}^i$ sont combinés et une exponentielle de matrice est calculée pour reformer une image des matrices de covariances à valeurs complexes $\hat{\Sigma}$.

Le terme d'attache aux données $-\log(p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|\mathbf{x}))$ est basé sur le modèle statistique de Goodman [8] et suppose le speckle indépendant d'un pixel à l'autre. En pratique, l'apodisation spectrale correspondant à la fonction de transfert de l'imageur radar introduit des corrélations spatiales dans le speckle (figure 1). Négliger ces corrélations conduit à des artefacts dans l'image restaurée : cf. figure 2.



(a) image initiale

(b) MuLoG+BM3D

FIGURE 2 : Résultat du filtrage d'une image polarimétrique avec MuLoG et le débruiteur BM3D. On remarque la présence de nombreux artefacts dans les zones homogènes (résultat à comparer à ceux de la figure 3).

3 Amélioration de la robustesse de MuLoG à la corrélation spatiale du speckle

Les artefacts qui apparaissent lorsqu'on restaure une image radar corrompue par un speckle corrélé spatialement sont dus à la sensibilité du débruiteur gaussien utilisé dans l'équation (5) aux corrélations du bruit. Deux stratégies sont envisageables : (a) modifier le terme d'attache aux données pour tenir compte de la fonction de transfert de l'imageur radar, ce qui revient à blanchir le speckle, ou (b) améliorer la robustesse du débruiteur gaussien à la présence de corrélations spatiales dans le bruit [11]. Nous avons évoqué dans l'introduction que le blanchiment du speckle conduit à un renforcement des lobes secondaires autour des forts rétro-diffuseurs, ce qui n'est pas souhaitable. Nous explorons donc la seconde voie dans cette section.

3.1 Génération des données d'entraînement

Nous proposons d'entraîner un débruiteur gaussien \mathcal{D}_σ de type "réseau de neurones profond" sur des images corrompues par un bruit spatialement corrélé. Nous décrivons ici comment adapter les statistiques de ce bruit à celles du speckle observé dans les images radar.

Le modèle de formation des images SAR mono-canales illustré en figure 1 peut être utilisé pour simuler des champs de speckle spatialement corrélés conformément aux caractéristiques d'un capteur radar donné. Le speckle est un phénomène multiplicatif : dans une zone de speckle pleinement développé, l'amplitude complexe de la scène radar s'exprime comme le produit de l'amplitude de la scène $\sqrt{\mathbf{r}} \in \mathbb{R}_+^n$ et d'un champ complexe¹ de speckle $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^n$: $\sqrt{\mathbf{r}} \odot \mathbf{s}$, avec \odot le produit élément par élément. La fonction de transfert de l'imageur radar introduit une apodisation spectrale modélisable (sur des champs de taille réduite) par un produit de convolution 2D par la réponse impulsionnelle \mathbf{h} . L'intensité $|(\sqrt{\mathbf{r}} \odot \mathbf{s}) * \mathbf{h}|^2$ de cette image complexe est la quantité représentée sous le terme "image radar" dans la partie de droite de la figure 1. Le logarithme (ou logarithme matriciel, dans

¹tel que $\Re\{\mathbf{s}\} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \frac{1}{2}\mathbf{I})$ et $\Im\{\mathbf{s}\} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \frac{1}{2}\mathbf{I})$ soient des bruits blancs gaussiens indépendants

le cas des images radar polarimétriques) est appliqué à la première étape de l’algorithme PnP-ADMM. Il a pour effet de rendre le terme de speckle approximativement additif : $\mathbf{y} = \log |(\sqrt{r} \odot \mathbf{s}) * \mathbf{h}|^2 \approx \mathbf{x} + \boldsymbol{\eta}$ où \mathbf{x} est la composante décrivant la scène radar et $\boldsymbol{\eta}$ est la composante de speckle après la transformation log.

Afin d’adapter le débruiteur, nous proposons de l’entraîner à retirer une composante de bruit additif $\boldsymbol{\eta} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{C}_\eta)$, corrélé spatialement selon la matrice de covariance $\mathbf{C}_\eta \in \mathbb{R}^{n \times n}$, plutôt qu’un bruit blanc $\boldsymbol{\eta} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$ comme c’est l’usage.

Dans le cas d’une scène radar uniforme et de réflectivité unitaire ($r = 1$), l’image des log-intensités prend l’expression simplifiée $\mathbf{y} = \log |\mathbf{s} * \mathbf{h}|^2 \approx \boldsymbol{\eta}$. Afin de simuler des corruptions gaussiennes $\boldsymbol{\eta}$ statistiquement les plus proches possibles de \mathbf{y} , nous fixons $\mathbf{C}_\eta = \text{Cov}[\mathbf{y}]$ que nous estimons d’après des tirages de \mathbf{y} obtenus à partir de champs de speckle complexes \mathbf{s} simulés. Puisque le speckle est spatialement stationnaire (système radar caractérisable via sa fonction de transfert), la matrice de covariance \mathbf{C}_η est elle-même stationnaire et peut être caractérisée dans le domaine fréquentiel sous la forme d’une densité spectrale de puissance (\mathbf{C}_η est diagonalisable par la transformée de Fourier). Nous appliquons la méthode du périodogramme consistant à moyenniser les spectres de puissance de plusieurs tirages aléatoires de $\log |\mathbf{s} * \mathbf{h}|^2$ afin d’estimer un filtre spatial \mathbf{g} capable de produire les corrélations spatiales attendues :

$$\mathbf{g} = \mathcal{F}^{-1} \left[\sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \mathcal{F}\{\log |\mathbf{s}_k * \mathbf{h}|^2\} \right|^2} \right] \quad (6)$$

avec \mathcal{F} et \mathcal{F}^{-1} les transformées de Fourier bidimensionnelles directe et inverse. Ainsi, nous pouvons tirer des bruits blancs $\boldsymbol{\epsilon} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ et les transformer en bruits corrélés $\boldsymbol{\eta} = \mathbf{g} * \boldsymbol{\epsilon}$ avec $\text{Cov}[\boldsymbol{\eta}] \approx \text{Cov}[\mathbf{y}]$.

3.2 Entraînement du débruiteur

Pour le choix du débruiteur, nous avons opté pour le réseau de neurones profond DRUNet [13] qui surpasse la plupart des réseaux existants sur de nombreuses tâches de restauration dont le débruitage. Il présente également la particularité d’être applicable à un large intervalle de niveaux de bruit avec un unique entraînement. Nous avons entraîné DRUNet à être robuste à la corrélation associée aux données du capteur canadien RADARSAT-2. La base d’entraînement est composée de 2240 patches bruités de dimension 128×128 obtenus à partir de vérités terrains SENTINEL-1 rendues publiquement accessibles par Dalsasso et al. [4] et dont la diversité permet de capturer les spécificités des données radar. Nous avons minimisé une fonction de perte L_1 en utilisant l’optimiseur ADAM pour une durée d’environ 30 minutes sous Pytorch avec un GPU Nvidia Tesla A100.

4 Validation de la méthode proposée

Dans cette section nous présentons des résultats qualitatifs et quantitatifs pour le débruitage de données SAR polarimétriques avec cette approche.

En ce qui concerne l’analyse qualitative, la figure 3 présente les résultats obtenus avec les 3 approches suivantes : (a) un

TABLE 1 : Résultats de l’évaluation quantitative : on représente les valeurs moyennes et l’écart-type calculés sur 10 réalisations différentes du bruit pour chaque vérité terrain.

Metrics / Methods	Boxcar	Refined Lee	NL-SAR	MuLoG+DRUNet (méthode proposée)
MSSIM \uparrow	$0.814 \pm 3e-4$	$0.810 \pm 1e-2$	$0.857 \pm 5e-4$	$0.860 \pm 7e-4$
GSIM \downarrow	$0.169 \pm 2e-4$	$0.174 \pm 9e-3$	$0.165 \pm 4e-4$	$0.122 \pm 2e-4$
ENL \uparrow	12.0	15.13	25.7	146.1

pré-traitement par sous-échantillonnage afin de réduire les corrélations spatiales du bruit de speckle, puis l’application de MuLoG avec le débruiteur BM3D; (b) un blanchiment du speckle par inversion de la fonction de transfert du radar (méthode de Lapini [9] introduisant un traitement spécifique des points brillants), suivi de l’application de MuLoG avec le débruiteur BM3D; (c) l’approche proposée : application de MuLoG avec le débruiteur DRUNet entraîné sur du bruit corrélé. On constate que la première méthode entraîne une perte de résolution tandis que les deux autres méthodes donnent visuellement des résultats plus proches. L’intérêt de l’approche proposée est d’éviter l’inversion de l’apodisation spectrale du radar qui introduit des modifications radiométriques (les couleurs de (b) sont légèrement modifiées) et qui impacte les points brillants (étalement des cibles ou perte de certaines cibles avec la méthode Lapini : cf. les pylones de la ligne à haute tension pointés par des flèches rouges sur la figure 3 qui ne sont correctement préservés qu’avec la méthode proposée (c)).

Nous présentons également une comparaison quantitative de notre approche avec le filtre Boxcar 5×5 , le filtre de Lee amélioré 7×7 [10] et NL-SAR [6] sur des images dont le speckle a été simulé avec le modèle de la figure 1 et la fonction de transfert du satellite RADARSAT-2. La figure 4 représente deux des cinq vérités terrain extraites d’une image quasiment sans speckle obtenue en réduisant fortement la résolution spatiale d’images du capteur aéroporté UAVSAR de façon à se ramener à une résolution spatiale proche de celle des données RADARSAT-2 dont nous disposons. Dix versions bruitées ont été simulées pour chaque image. Les caractéristiques attendues d’un filtre de speckle dont la réduction du speckle dans les zones homogènes et la préservation des structures sont évaluées à l’aide des métriques suivantes : MSSIM [12], GSIM [2] et nombre de vues équivalent (ENL) d’une zone homogène.

Les résultats obtenus avec ces métriques sur cette base de test sont en faveur de la méthode proposée.

5 Conclusion

Nous avons proposé l’utilisation dans un algorithme PnP-ADMM d’un réseau de neurones entraîné afin d’être robuste aux corrélations spatiales. Cela confère à l’algorithme une robustesse à la corrélation spatiale du speckle et permet ainsi de réaliser le filtrage d’images SAR polarimétriques sans nécessiter de prétraitement de type blanchiment ou sous-échantillonnage. Cela permet de préserver l’apparence des cibles dans les images ainsi que la calibration radiométrique. La génération des données d’entraînement du débruiteur a été réalisée à partir de la simulation d’images mono-canaux complexes du capteur en question. Nos travaux en cours explorent la possibilité d’obtenir un débruiteur gaussien universel offrant une robustesse aux corrélations spatiales associées à divers capteurs radar.

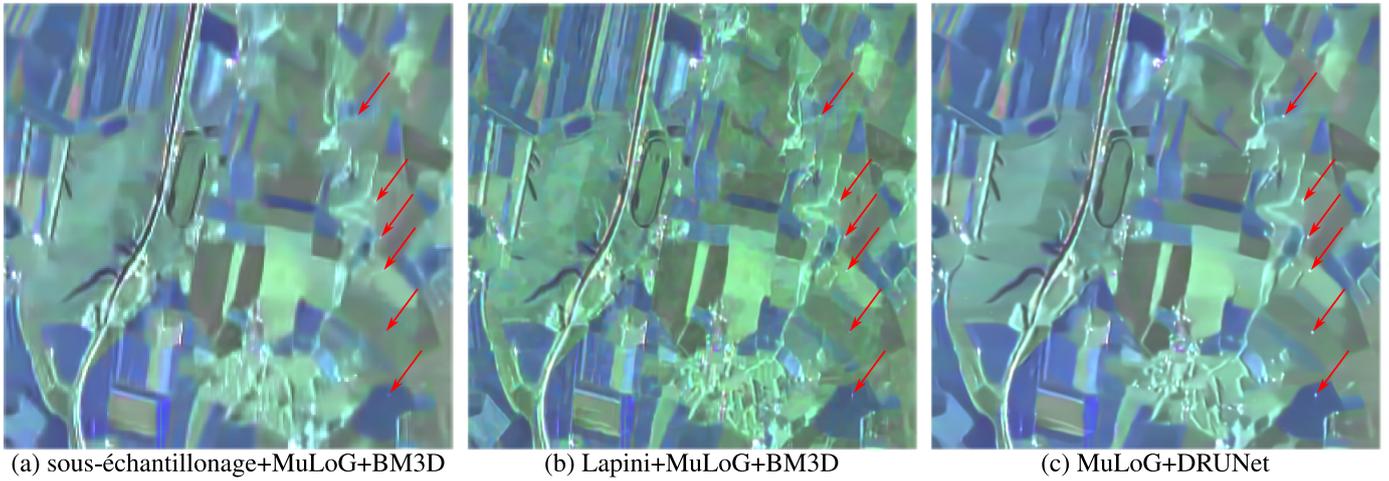


FIGURE 3 : Résultats du filtrage avec MuLoG suivant différentes stratégies.

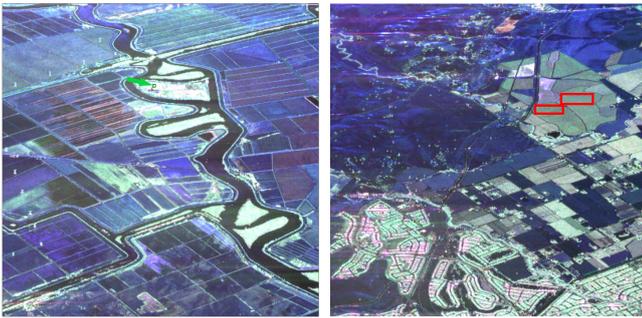


FIGURE 4 : Images vérité terrain utilisées pour l'évaluation quantitative. Les rectangles rouges sur l'image de droite définissent les zones sur lesquelles le nombre de vues équivalent (ENL) est calculé.

Remerciements : Ces travaux ont été financés par l'ANR et la DGA dans le cadre du projet ASTRAL ANR-21-ASTR-0011.

Références

- [1] R. Abergel, L. Denis, S. Ladjal, and F. Tupin. Sub-pixellic Methods for Sidelobes Suppression and Strong Targets Extraction in Single Look Complex SAR Images. *IEEE JSTARS*, 2018.
- [2] J. Amao-Oliva, D. Torres-Román, I. Yanez-Vargas, A. Reigber, and M. Jäger. The Beltrami SAR Framework for Multichannel Despeckling. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019.
- [3] J. M. Bioucas-Dias and M. A. T. Figueiredo. Multiplicative Noise Removal Using Variable Splitting and Constrained Optimization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009.
- [4] E. Dalsasso, X. Yang, L. Denis, F. Tupin, and W. Yang. SAR Image Despeckling by Deep Neural Networks : from a Pre-Trained Model to an End-to-End Training Strategy. *Remote Sensing*, 2020.
- [5] C.-A. Deledalle, L. Denis, S. Tabti, and F. Tupin. MuLoG, or How to Apply Gaussian Denoisers to Multi-Channel SAR Speckle Reduction? *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017.
- [6] 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*, 2015.
- [7] C.-A. A. Deledalle, L. Denis, and F. Tupin. Speckle reduction in matrix-log domain for synthetic aperture radar imaging. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2022.
- [8] J. W. Goodman. *Laser Speckle and Related Phenomena*, chapter Statistical properties of laser speckle patterns. Springer Berlin, Heidelberg, 1984.
- [9] A. Lapini, T. Bianchi, F. Argenti, and L. Alparone. Blind Speckle Decorrelation for SAR Image Despeckling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014.
- [10] J.-S. Lee, M. Grunes, and G. de Grandi. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999.
- [11] J. Liu, S. Asif, B. Wohlberg, and U. Kamilov. Recovery analysis for plug-and-play priors using the restricted eigenvalue condition. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021.
- [12] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E. Simoncelli. Image quality assessment : from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004.
- [13] K. Zhang, Y. Li, W. Zuo, L. Zhang, L. Gool, and R. Timofte. Plug-and-Play Image Restoration With Deep Denoiser Prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021.