



PROJET IMA201

Visualisation Colorée d'une Pile Multi-temporelle d'images Satellitaires Radar pour la Détection de Changement

Projet réalisé par:

BALKISS LASSIOUED

MOHAMED AMIR BELKACEM

Encadré par M.:

CHRISTOPHE KERVAZO

Novembre 2023

Sommaire

1	Introduction	3
2	Données et Matériaux	3
2.1	Site d'étude	3
2.2	Données	3
3	Modélisation stochastiques des images radars	4
3.1	Modélisation du signal	4
3.2	Modélisation du multiplicative du bruit de speckle	5
4	Prétraitements	5
4.1	Débruitage spatial	5
4.1.1	Application des filtres	5
	Filtre gaussien	6
	Filtre uniforme	6
	Filtre médian	7
	Filtre Lee	7
	Filtre Frost	8
	Filtre Non Local means	8
4.1.2	Métriques d'évaluation	9
	Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)	9
	Speckle Suppression Index (SSI)	10
	Equivalent Number of Looks (ENL)	10
	Speckle Suppression and Mean Preservation Index (SMPI)	10
	Structural Similarity Index Measure (SSIM)	10
	Choix du filtre	11
4.2	Débruitage temporel	11
5	La méthode de visualisation REACTIV: Rapid and EAsy Change detection in radar TIme-series by Variation coefficient	12
5.1	Composante Teinte : la dimension temporelle	12
5.2	Composante Saturation : intensité du changement	13
5.2.1	Dynamique du coefficient de variation	13
5.2.2	Composante Saturation	14
5.3	Composante Valeur : intensité radar habituelle	14
5.4	Résultats	15
6	Détection	17
6.1	Détecteur de changements génériques	17
6.2	Détection des changements ponctuels	18
7	Conclusion	19

Table de figures

1	Site d'étude	3
2	Image à la date t_1	4
3	Histogramme d'amplitude de l'image à t_1	5
4	Image bruitée et image bruitée zoomée	6
5	Résultats du filtre gaussien	6
6	Résultats du filtre uniforme	7
7	Résultats du filtre médian	7
8	Résultats du filtre de Lee	8
9	Résultats du filtre Frost	8
10	Résultats du filtre Non Local Means	9
11	PSNR	10
12	Indices des filtres	11
13	L'espace colorimétrique HSV	12
14	Plage de teintes	12
15	REACTIV appliqué aux images non débruitées	15
16	REACTIV appliqué aux images débruitées temporellement	16
17	REACTIV appliqué aux images débruitées temporellement puis spatialement	16
18	Détection des changements génériques pour $\alpha = 1\%$	18
19	Détection des changements ponctuels pour $\alpha = 1\%$	19

1 Introduction

L'évolution rapide de la technologie satellitaire offre aujourd'hui des opportunités sans précédent pour surveiller notre planète à différentes échelles temporelles. L'une de ces avancées significatives réside dans l'utilisation de piles multi-temporelles d'images satellites radar pour la détection de changements environnementaux. Cette approche novatrice combine la richesse des données radar avec la capacité de capturer des informations à des intervalles temporels variés, ouvrant ainsi la voie à une compréhension approfondie des transformations qui surviennent sur notre Terre.

Dans ce contexte, ce projet vise à implémenter une visualisation colorée avancée des piles multi-temporelles d'images satellites radar pour la détection de changements. Cette visualisation dynamique sera conçue pour faciliter l'analyse visuelle des changements significatifs au fil du temps, permettant aux chercheurs, aux scientifiques et aux décideurs de mieux comprendre les dynamiques environnementales.

2 Données et Matériaux

2.1 Site d'étude

La zone d'étude est située dans le quartier Les Îles du 4ème arrondissement de Paris, en France. Les coordonnées géographiques centrales sont une latitude de 48°51'29"N et une longitude de 2°20'49"E. Cette localité spécifique servira de cadre pour notre étude, permettant une exploration approfondie des dynamiques urbaines dans cette région de la métropole.



Figure 1: Site d'étude

2.2 Données

Les données utilisées dans le cadre de cette étude comprennent un ensemble de 21 images capturées sur la région de Paris par le satellite allemand TerraSAR-X¹. Ces images ont été acquises sur une période s'étendant du 24 janvier 2009 au 26 novembre 2010, offrant ainsi une séquence temporelle significative pour l'analyse des changements survenus dans la région. Le satellite TerraSAR-X utilise une technologie radar pour collecter des données, offrant des avantages particuliers pour l'observation de la surface terrestre. Contrairement aux capteurs optiques, le radar peut pénétrer les nuages et opérer de manière efficace de jour comme de nuit. Il mesure le temps que prend le signal radar pour rebondir sur la surface terrestre, ce qui permet de générer des images en fonction des propriétés réfléchissantes des objets présents sur le sol. Ces caractéristiques rendent les données radar particulièrement utiles pour la surveillance à long terme, indépendamment des conditions météorologiques.

¹TerraSAR-X est un satellite radar d'observation de la Terre construit dans le cadre d'un partenariat public-privé entre le Centre aérospatial allemand (DLR) et EADS Astrium. TerraSAR-X est lancé le 15 juin 2007 et il est opérationnel depuis janvier 2008.

3 Modélisation stochastiques des images radars

Dans cette partie, on va considérer une seule image radar notée E capturée à une date fixée t_1 (première date). Un pixel de cette image est noté p (par exemple, $p = (0, 0)$).

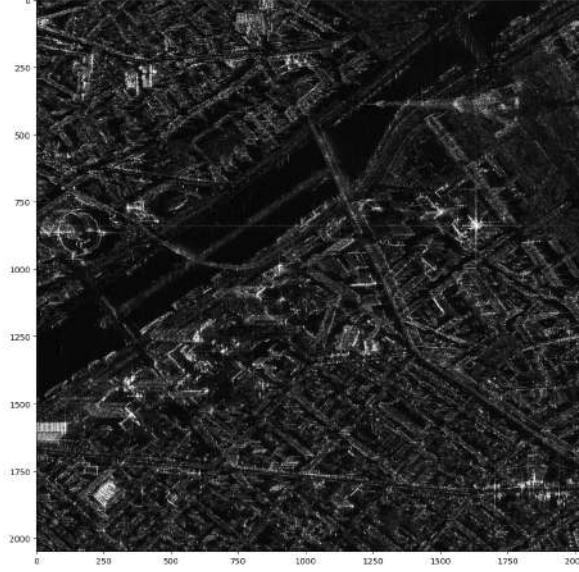


Figure 2: Image à la date t_1

3.1 Modélisation du signal

Le signal complexe radiodiffusé, associé au pixel p , est défini par $Z(p) = X(p) + iY(p)$. Nous faisons l'hypothèse que le signal émis par un pixel provient uniquement du signal diffusé par ce pixel. Ainsi, $Z(p)$ est le résultat de la diffusion de $N(p)$ diffuseurs répartis sur le pixel p . Si $A_j(p)$ et $\phi_j(p)$ représentent respectivement l'amplitude et la phase du signal émis par le diffuseur j , alors nous pouvons exprimer cela comme suit :

$$Z(p) = \sum_{j=1}^{N(p)} A_j(p) e^{i\phi_j(p)}$$

avec ϕ_j suivant la loi uniforme sur $[0, 2\pi]$, R_j sont indépendants identiquement distribués et $\{\phi_j, 1 \leq j \leq N(p)\}$ et $\{A_j, 1 \leq j \leq N(p)\}$ sont indépendants. on a alors :

$$\mathbb{E}(X(p)) = \mathbb{E}(Y(p)) = 0 \quad \mathbb{E}(X(p)Y(p)) = 0$$

$$\mathbb{E}(X^2(p)) = \mathbb{E}(Y^2(p)) = \frac{1}{2} N(p) \cdot \mathbb{E}(A_1^2(p))$$

On note $R(p) = N(p) \cdot \mathbb{E}(A_1^2(p))$ qui est nommée la reflectance du signal et qui dépend de la nature du terrain. Selon le théorème de la limite centrale, pour un nombre suffisamment grand de diffuseurs, $\{Z(p) = X(p) + iY(p), p \in E\}$ est un processus décorrolé qui suit une loi normale complexe, notée $Z(p) \sim \mathcal{CN}(0, R(p))$.

L'intensité du signal, notée $I(p) = X^2(p) + Y^2(p)$, suit une loi exponentielle notée $I(p) \sim \text{Exp}(R(p))$, et son amplitude $A(p)$ suit une loi de Rayleigh notée $A(p) \sim \text{Rayleigh}\left(\sqrt{\frac{R(p)}{2}}\right)$.

Dans le cas d'une zone homogène, $R(p) = \sigma^2$, qui ne dépend pas du pixel p , et donc le processus $\{A(p), p \in E\}$ est stationnaire. Ainsi, les pixels de l'image d'amplitude jouent le rôle d'échantillons pour la loi de Rayleigh $\left(\frac{\sigma}{\sqrt{2}}\right)$, et l'histogramme de l'image représente une distribution approximative de cette loi[6].

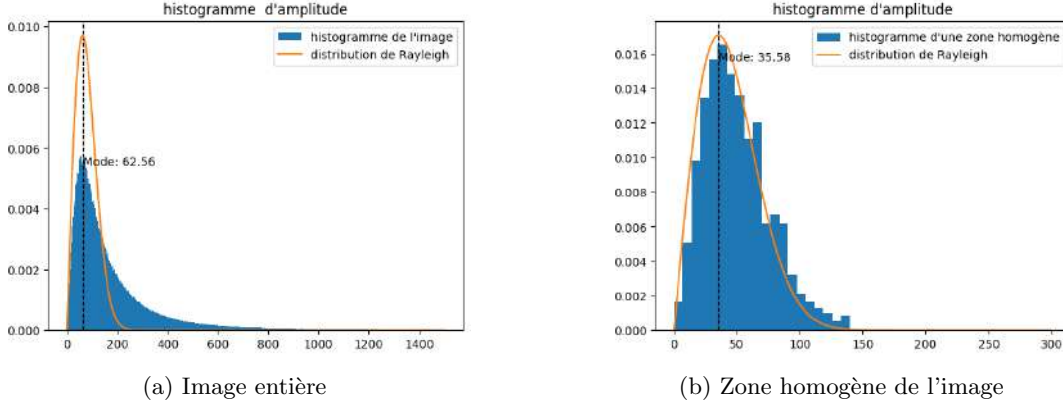


Figure 3: Histogramme d'amplitude de l'image à t_1

Comme on peut le constater dans la Figure 2(b), l'histogramme d'amplitude d'une zone homogène de l'image à la date t_1 ressemble à celui d'une distribution de Rayleigh. En revanche, l'histogramme de l'image entière dans la Figure 2(a) la diffère de la densité de Rayleigh par la queue du côté droit. Ceci est dû à la présence de blocs hétérogènes dans l'image.

3.2 Modélisation du multiplicative du bruit de speckle

On définit $S(p) = \frac{I(p)}{R(p)}$. Ainsi, $S(p)$ constitue un processus de speckle suivant une loi de exponentielle, spécifiquement $S(p) \sim \text{Exp}(1)$, et il est indépendant du processus de réflectance $R(p)$. Ce dernier traduit la texture naturelle inhérente à la scène.

Remarque: Dans cette section, afin de simplifier, nous avons restreint notre analyse aux images avec une seule vue, en accord avec les données associées à nos images radar. Pour les images obtenues à partir de vues multiples, l'expression de l'Intensité formulée comme suit :

$$I(p) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L I_i(p) = R(p) \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L S_i(p) = I(p)S(p)$$

avec L est le nombre de vues indépendantes du même site. On aura $S(p)$ suit une loi de Gamma notée $S(p) \sim \Gamma(L, L)$. L'amplitude $A_s(p) = \sqrt{S(p)}$ pour une zone sans texture suit la loi de Nakagami, notée $A_s(p) \sim \text{Nakagami}(L, L^2)$ [6]. (Pour $L = 1$, $A_s(p) \sim \text{Nakagami}(1, 1) = \text{Rayleigh}\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)$).

4 Prétraitements

4.1 Débruitage spatial

4.1.1 Application des filtres

Afin d'effectuer le débruitage spatial, Nous avons eu recours à plusieurs filtres étudiés en classe, ainsi que d'autres filtres adaptés aux images SAR.

Pour mieux distinguer l'impact de chaque filtre sur notre image, nous allons focaliser sur une petite région de l'image d'origine. En zoomant sur cette zone, nous pourrions observer de manière plus claire les effets produits par chacun des filtres appliqués.

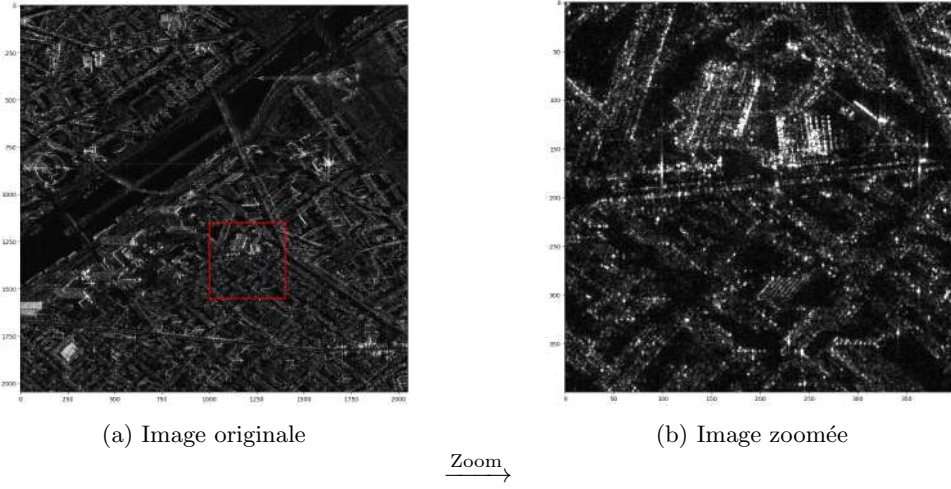


Figure 4: Image bruitée et image bruitée zoomée

1. Filtre gaussien

Comme on suppose que la valeur stockée dans chaque pixel p de l'image complexe $Z(p) = X(p) + iY(p) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2(p))$ suit une loi de distribution complexe normale, il est intéressant de voir l'application du filtre gaussien sur chacune des parties réelles et imaginaires de l'image.

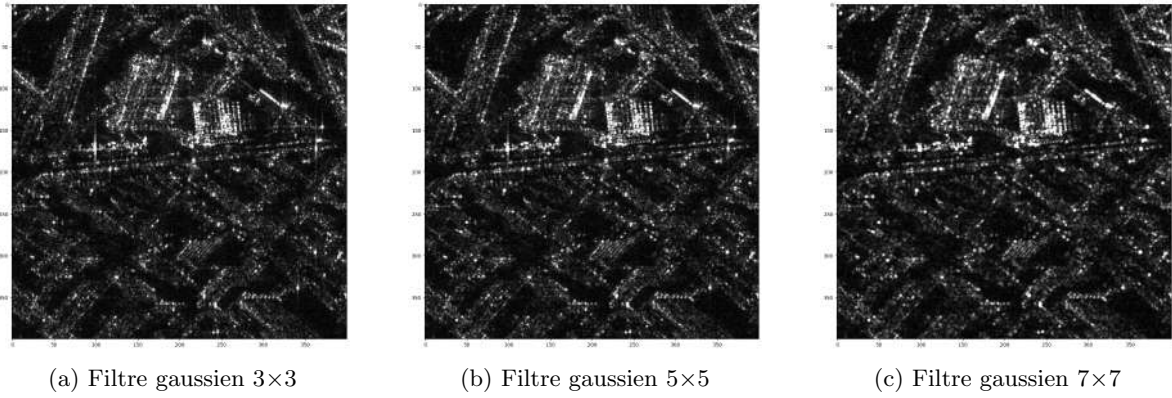


Figure 5: Résultats du filtre gaussien

Dans la suite, pour préserver les informations de la phase du signal, les filtres sont appliqués exclusivement sur l'intensité du signal, suivi d'une opération de racine carrée pour retrouver l'amplitude.

2. Filtre uniforme

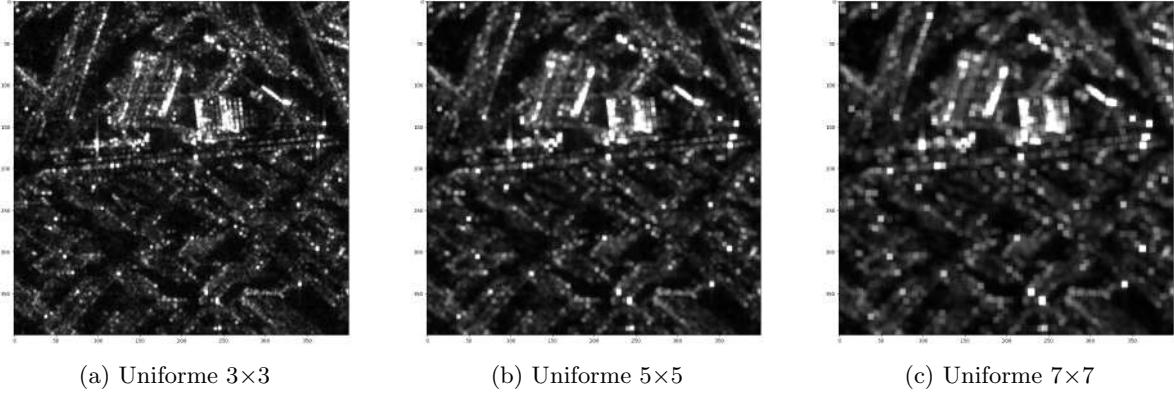


Figure 6: Résultats du filtre uniforme

3. Filtre médian

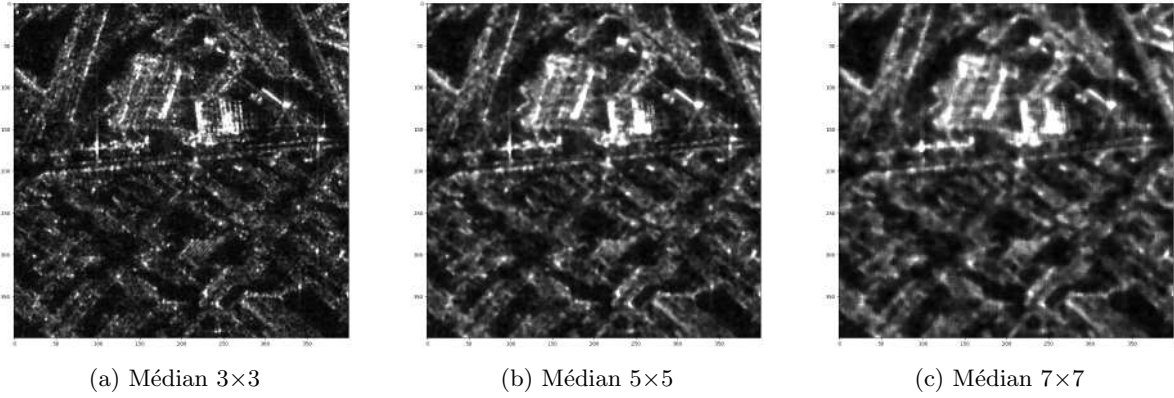


Figure 7: Résultats du filtre médian

4. Filtre de Lee

Le filtre de Lee [10] repose sur une approximation linéaire du modèle multiplicatif. On linéarise l'intensité multiplicative $I = S \cdot R$ en supposant qu'elle peut être approchée par l'expression suivante :

$$I_e = \alpha S + \beta R + \gamma$$

Les coefficients α , β , et γ sont déterminés en minimisant l'erreur quadratique moyenne $E[(I - I_e)^2]$ tout en imposant la contrainte d'un biais nul $E[I_e] = E[I]$. obtient l'expression de la réflectivité estimée grâce à son filtre:

$$\hat{R}(p) = \bar{I}(p) + \omega(p)(I(p) - \bar{I}(p))$$

avec $\hat{R}(p)$ l'intensité estimée du pixel débruité, $\bar{I}(p)$ la moyenne de $I(p)$, $I(p)$ l'intensité du pixel de l'image bruitée et $\omega(p)$ une fonction de pondération donnée par :

$$\omega(p) = \frac{Q(p)}{\bar{I}^2(p)\sigma_S^2(p) + Q(p)} \quad \text{et} \quad Q(p) = \frac{\sigma_I^2(p) - \bar{I}^2(p)\sigma_S^2(p)}{\sigma_S^2(p) + 1}$$

où $\sigma_I^2(p)$ et $\sigma_S^2(p)$ sont les variances de $I(p)$ et $S(p)$ respectivement. Dans notre cas, $\sigma_S^2(p) = 1$. De plus, $\bar{I}(p)$ et $\sigma_I^2(p)$ sont calculées à partir d'une fenêtre carrée $n \times n$ autour du pixel p [3].

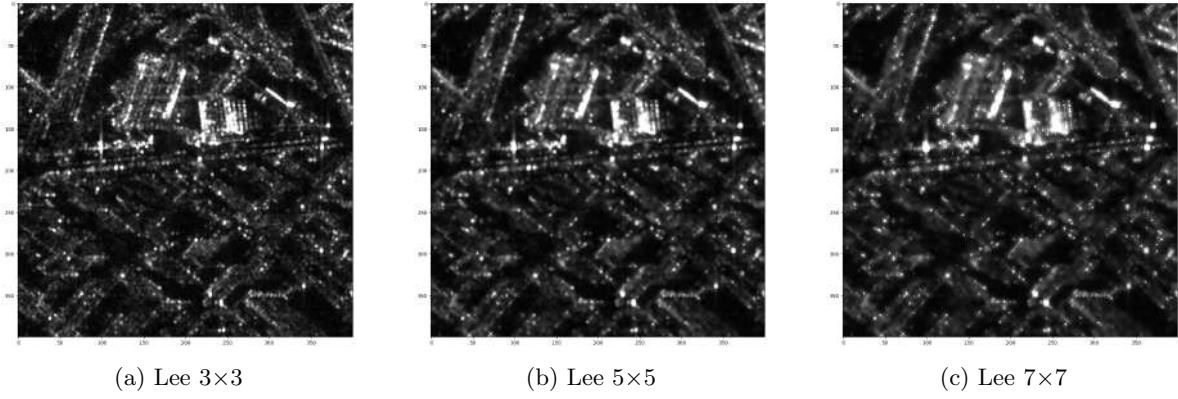


Figure 8: Résultats du filtre de Lee

5. Filtre de Frost

Le filtre de Frost [5] repose aussi sur le critère de l'erreur quadratique minimale. Le modèle considéré est le suivant :

$$I(p) = \{R(p)F(p)\} * h(p)$$

où $h(x, y)$ est la réponse impulsionnelle du système imageur. Cette réponse impulsionnelle, étant indépendante des données, est supposée constante sur une bande de fréquence, ce qui nous ramène au modèle du speckle:

$$I(p) = R(p)F(p)$$

Le filtre optimal recherché est celui dont la réponse impulsionnelle $m(p)$ minimise l'erreur :

$$\varepsilon = E [(R(p) - I(p) * m(p))^2]$$

Après de nombreuses simplifications, Frost aboutit à l'expression suivante:

$$m(p) = K_1 \exp(-K_2 CV_I |p|)$$

où K_1 constante de normalisation et K_2 paramètre choisi par l'utilisateur (Dans notre cas nous avons choisi $K_2 = 0.5$). Le coefficient de variation $CV_I = \frac{\sigma_I}{I}$ est calculé dans une fenêtre centrée sur le pixel à filtrer. $|p|$ est la norme du pixel p (dans notre cas on a choisit norme L_1)[3].

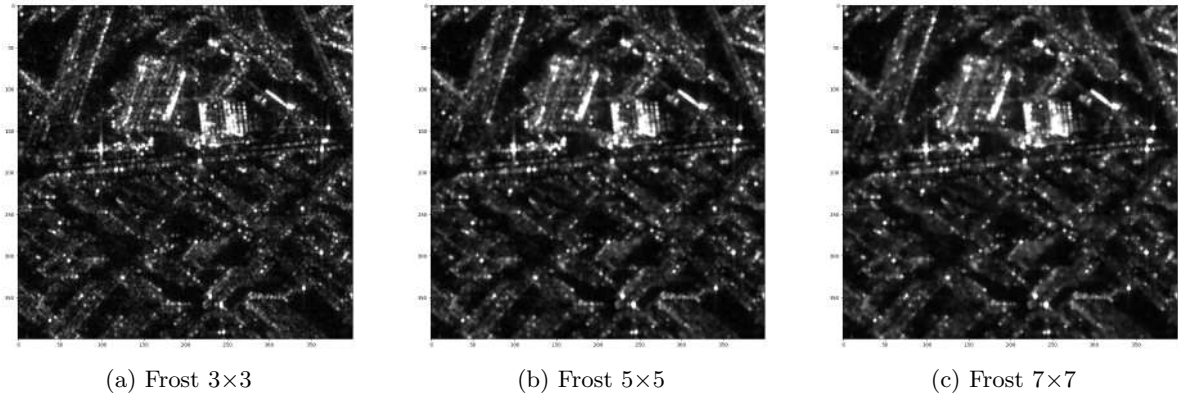


Figure 9: Résultats du filtre Frost

6. Filtre Non Local means

L'algorithme Non-Local Means (NLM) se distingue comme une technique robuste de réduction

du bruit, préservant les détails complexes et les structures tout au long du processus. IL repose sur le calcul d'une moyenne pondérée $R(p)$ pour chaque pixel p :

$$R(p) = \frac{1}{C(p)} \sum_{q \in E} I(q) \omega(p, q)$$

Ici, $C(p)$ représente un facteur de normalisation. La fonction de pondération $\omega(p, q)$ intègre une mesure de similarité basée sur une fonction gaussienne entre les pixels p et q , avec $B(p)$ agissant comme un paramètre supplémentaire calculé en fonction des régions locales:

$$\omega(p, q) = e^{-\frac{|B(q) - B(p)|^2}{h^2}} \quad B(p) = \frac{1}{|R(p)|} \sum_{u \in R(p)} I(u)$$

Où $R(p)$ représente une région locale autour de chaque pixel p , et l'algorithme calcule la valeur débruitée pour chaque pixel en considérant les similarités à travers toute l'image. On choisit $h = \frac{\sigma_I}{10 \cdot |R(p)|}$. Comme la complexité computationnelle de l'algorithme est quadratique par rapport au nombre de pixels dans l'image, ce qui le rend particulièrement coûteux à appliquer directement. Nous limitons alors le calcul à une fenêtre de 50×50 pixels.

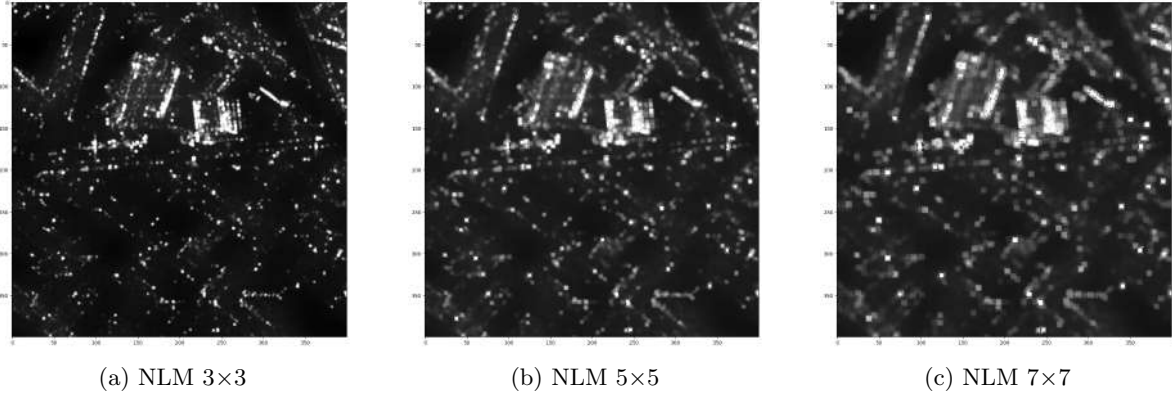


Figure 10: Résultats du filtre Non Local Means

4.1.2 Métriques d'évaluation

Pour évaluer quantitativement les performances des filtres discutés précédemment, cinq métriques de qualité ont été utilisées [9]. Ces métriques sont :

1. **Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)** : C'est une mesure utilisée pour évaluer la qualité de la reconstruction d'une image par rapport à l'originale.

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}^2}{\text{MSE}} \right)$$

Où :

- PSNR est le Peak Signal-to-Noise Ratio, en décibels (dB).
- MAX représente la valeur maximale possible du pixel.
- MSE est la Mean Squared Error, qui est calculée comme la moyenne des carrés des différences pixel par pixel entre les deux images.

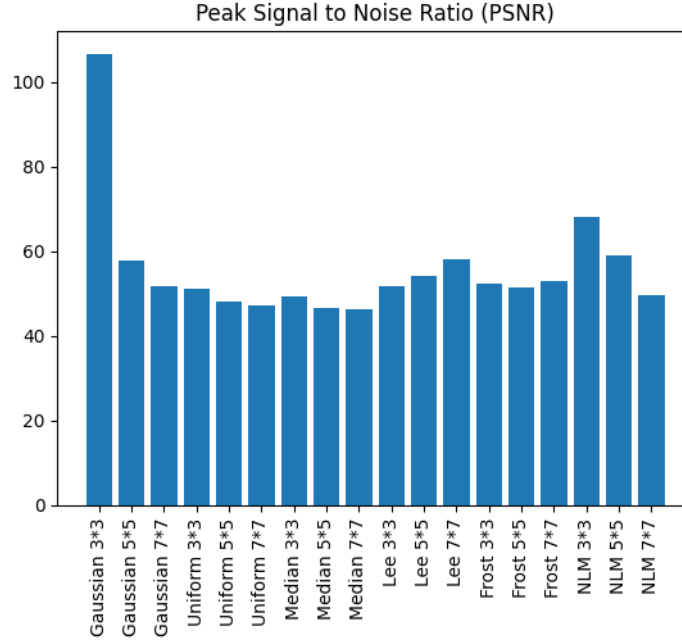


Figure 11: PSNR

2. **Speckle Suppression Index (SSI)** : Mesure la force du bruit de speckle dans l'image en évaluant le rapport entre la variance et la moyenne des images filtrées et bruitées.

$$SSI = \frac{\sigma_{\text{filtered}}}{\mu_{\text{filtered}}} \times \frac{\mu_{\text{noisy}}}{\sigma_{\text{noisy}}}$$

Le SSI tend à être inférieur à 1, indiquant une variance moindre dans l'image filtrée. Il est préférable d'avoir cette valeur aussi petite que possible.

3. **Equivalent Number of Looks (ENL)** : Représente le nombre équivalent de vues dans l'image. Il évalue le rapport entre la variance et le carré de la moyenne de l'image.

$$ENL = \frac{\mu^2}{\sigma^2}$$

La valeur de ENL doit être aussi élevée que possible.

4. **Speckle Suppression and Mean Preservation Index (SMPI)** : Mesure la suppression du bruit et la préservation de la moyenne entre l'image bruitée et filtrée. SSI et ENL ne sont pas des métriques de qualité utiles si le filtre surestime la valeur moyenne. SMPI a été proposé pour surmonter cette limitation.

$$SMPI = \frac{(1 + |\mu_{\text{noisy}} - \mu_{\text{filtered}}|) \cdot \sigma_{\text{filtered}}}{\sigma_{\text{noisy}}}$$

Il est préférable d'avoir cette valeur aussi petite que possible.

5. **Structural Similarity Index Measure (SSIM)** : Évalue la similarité entre une image bruitée et une image filtrée en considérant les moyennes, variances et covariances.

$$SSIM = \frac{(2\mu_{\text{noisy}}\mu_{\text{filtered}} + C_1)(2\sigma_{\text{noisy,filtered}} + C_2)}{(\mu_{\text{noisy}}^2 + \mu_{\text{filtered}}^2 + C_1)(\sigma_{\text{noisy}}^2 + \sigma_{\text{filtered}}^2 + C_2)}$$

où $C_1 = (k_1 L)^2$ et $C_2 = (k_2 L)^2$ sont des variables utilisées pour stabiliser le dénominateur dans les divisions faibles. L est la plage dynamique des intensités de pixels, $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$.

Cette équation produit une valeur d'indice SSIM entre 0 et 1. La valeur 1 est obtenue pour deux ensembles de données identiques.

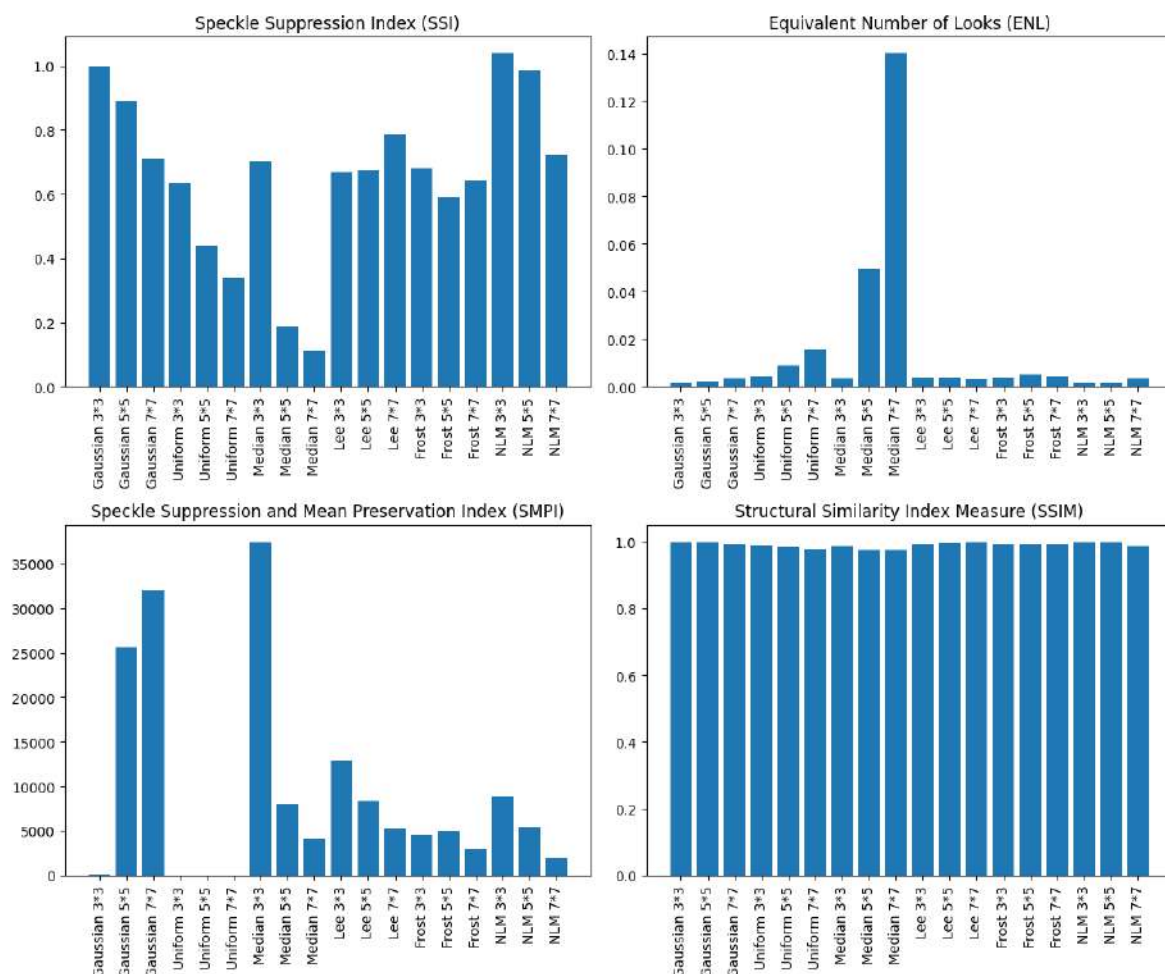


Figure 12: Indices des filtres

Choix du filtre

Le filtre de Lee 5*5 se distingue par sa performance comparable à celle du filtre de Frost, mais avec une complexité computationnelle moindre. Représentant un compromis entre la réduction du speckle et la préservation des détails de l'image, il émerge comme un choix prééminent pour le débruitage spatial des images radar. Cette méthode statistique, fondée sur la moyenne locale des pixels, permet une réduction du bruit sans altérer la clarté des structures et textures présentes dans l'image. Sa capacité à s'adapter aux variations locales lui confère une polyvalence, efficace sur divers types de scènes. De plus, sa capacité à traiter plusieurs types de bruit, incluant le speckle et le bruit gaussien, tout en maintenant la résolution spatiale, en fait un outil attrayant pour de multiples applications.

4.2 Débruitage temporel

Le débruitage temporel est une technique utilisée pour réduire le bruit dans une séquence temporelle. Nous avons choisi d'appliquer un moyennage temporel avec une fenêtre de taille trois sur chacune des composantes réelle et imaginaire du signal. La fenêtre glissante se déplace à travers la série temporelle, sélectionnant un ensemble de trois images à la fois. Ces trois images sont ensuite moyennées pixel par pixel pour former une nouvelle image qui représente une version débruitée de la séquence à cet instant particulier.

Notre choix d'une fenêtre de taille 3 est motivé par le compromis entre la capacité à réduire le bruit et la préservation des détails temporels. Une fenêtre plus grande peut lisser davantage le signal, mais peut aussi introduire un retard dans la réponse aux changements rapides de la séquence temporelle et induire une perte d'information.

5 La méthode de visualisation REACTIV: Rapid and EAsy Change detection in radar TIme-series by Variation coefficient

La méthode repose sur la transition vers l'espace colorimétrique HSV, où les composantes H (teinte), S (saturation), et V (luminosité) sont exploitées de manière distincte. Dans cette représentation, la teinte du canal H devient indicative du temps, fournissant ainsi une dimension temporelle à l'analyse. Le canal de saturation S est utilisé pour mettre en évidence les zones où des changements significatifs de couleur se produisent, tandis que la composante de luminosité V est associée à une notion classique d'intensité radar.[1][4][7]

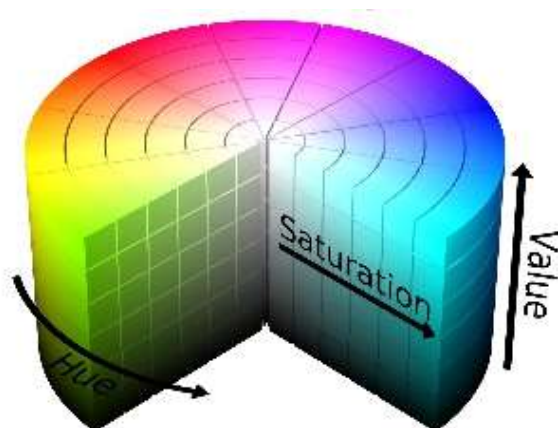


Figure 13: L'espace colorimétrique HSV

5.1 Composante Teinte : la dimension temporelle

La composante Teinte représente la couleur utilisée sur la roue des couleurs.

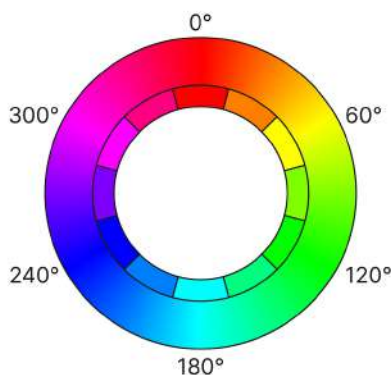


Figure 14: Plage de teintes

Elle encode l'information temporelle de l'événement. Ainsi, lorsqu'un changement est affiché, nous pouvons approximativement déterminer quand il se produit dans la période observée. Le calcul de la

composante Teinte s'exprime comme suit : étant donné la valeur de teinte d'un pixel de coordonnées (i, j), nous définissons la valeur de teinte comme étant :

$$H[i, j] = \frac{\tau(\arg \max_t (p_{ijt})) - \tau_{\min}}{\tau_{\max} - \tau_{\min}}$$

La plage des couleurs utilisée pour $H[i, j]$ est réduite à 90% en multipliant par $\alpha = 0,9$. Cela garantit une distance significative entre la couleur de la date finale et celle de la date initiale.

5.2 Composante Saturation : intensité du changement

5.2.1 Dynamique du coefficient de variation

Dans les images radar, Nous avons montré que l'amplitude d'une loi de speckle sans texture suit une loi de Rayleigh-Nakagami. Habituellement, les paramètres de cette loi sont estimés en se basant sur une zone spatialement homogène. Toutefois, dans notre méthode, nous portons une attention particulière aux statistiques temporelles. Nous partons de l'hypothèse qu'un pixel situé dans une zone de speckle, régie par la loi Rayleigh-Nakagami et n'ayant pas connu de changement, présente des réalisations d'amplitudes qui, au fil du temps, suivent également une loi de Rayleigh-Nakagami. Cette approche revient à convertir l'hypothèse de stationnarité spatiale en une de stationnarité temporelle. Sous cette perspective, nous qualifierons ce phénomène de speckle stable dans la suite [8].

Le coefficient de variation de la loi de Rayleigh-Nakagami est exprimé comme suit:

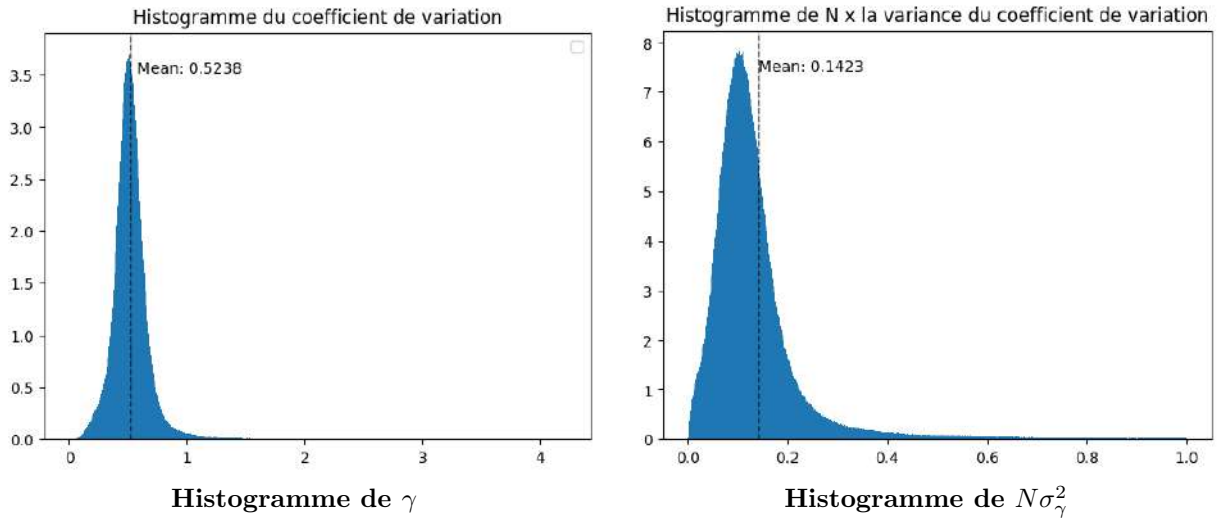
$$\gamma = \frac{\sigma}{\mu} = \frac{\sqrt{m_2 - m_1^2}}{m_1} = \sqrt{\frac{\Gamma(L)\Gamma(L+1)}{\Gamma(L + \frac{1}{2})^2} - 1}$$

La variance de γ , σ_γ , diminue avec le nombre d'images N , suivant la formule :

$$\sigma_\gamma^2 = \frac{1}{4N} \frac{4m_2^3 - m_2^2m_1^2 + m_1^2m_4 - 4m_1^2m_2m_3}{m_1^4(m_2 - m_1^2)}$$

Pour $L = 1$, nous obtenons $\gamma = \sqrt{\frac{4}{\pi} - 1} = 0,522723$ et $\sigma_\gamma^2 = \frac{0,137881}{N}$

Table 1: Coefficient de variation de la pile d'images



Comme on peut le voir dans les deux figures ci-dessus, on remarque que $L = 1$, comme démontré dans l'étude du spectre.

Les histogrammes ci-dessus illustrent clairement les propriétés statistiques du coefficient de variation (γ) dans l'ensemble des images radar. Notamment, l'histogramme de γ révèle une concentration des valeurs autour de 0,5238, ce qui est proche de la valeur théorique calculée pour $L = 1$, soit 0,522723.

Cette observation confirme l'adéquation de la loi de Nakagami pour modéliser les caractéristiques du signal radar dans notre étude.

Nous observant aussi que le coefficient de variation, calculé sur les amplitudes semble suivre une loi de Rayleigh Nakagami

5.2.2 Composante Saturation

La composante de Saturation, responsable de l'intensité de la couleur choisie par la valeur de teinte, est liée à l'intensité du changement : plus le changement est important, plus la couleur apparaîtra saturée. Cela signifie que les zones blanches sur la carte représentent des endroits avec des changements faibles au fil du temps.

La valeur de la saturation est située entre 0 et 1. Plus elle est proche de 1, plus la couleur est vive ; inversement, plus elle est proche de 0, plus la couleur est terne.

La saturation est calculée en fonction du rapport entre l'écart-type (σ) et la moyenne (μ) des données radar à un instant donné :

$$S[i, j, t] = \frac{\sigma_{ijt}}{\mu_{ijt}}$$

Ensuite, la matrice S de saturation est recalibrée suivant la formule :

$$S \rightarrow \frac{S - \mu_{th}}{\sigma_{th}} \times 0.1 + 0.25$$

Où μ_{th} et σ_{th} sont les valeurs théoriques estimées de l'espérance et de l'écart type du coefficient de variation du "speckle" stable.

Le changement effectué est une opération de normalisation qui vise à rendre les valeurs du coefficient de variation plus adaptées à l'interprétation visuelle et à permettre une distinction plus claire entre les pixels de speckle stable et ceux de changement.

1. **Échelle visuelle :** La première partie de la transformation (0.25) vise à décaler les valeurs de saturation vers une échelle plus adaptée à la perception visuelle. Les valeurs de saturation entre 0 et 1 sont couramment utilisées pour décrire des couleurs visibles, et le décalage vers 0.25 peut être choisi empiriquement pour correspondre à une gamme de saturation qui est plus facilement interprétable par l'œil humain.
2. **Normalisation statistique :** La deuxième partie de la transformation $\frac{S - \mu_{th}}{\sigma_{th}} \times 0.1$ normalise les valeurs du coefficient de variation en ajustant la moyenne μ_{th} et l'écart-type σ_{th} . Cette normalisation peut aider à rendre les données plus comparables, en particulier lorsque le nombre d'acquisitions sur une scène varie, comme mentionné dans le passage initial.
3. **Distinction entre speckle stable et changement :** En ajustant la saturation de la couleur de cette manière, l'objectif est de créer une distinction visuelle entre les pixels de speckle stable et ceux de changement. Les valeurs moyennes de saturation faibles sont associées aux pixels de speckle stable, tandis que les valeurs de saturation élevées et bien étalées sont associées aux pixels de changement. Cela peut faciliter l'interprétation visuelle des données, en mettant en évidence les zones de la scène sujettes à des changements par rapport aux zones stables.[8]

5.3 Composante Valeur : intensité radar habituelle

Le canal de luminosité (V) est associé à l'amplitude radar maximale atteinte dans le profil temporel, défini comme suit :

$$V[i, j] = \max(A[i, j, t])$$

Cette formule indique que la valeur de la composante V pour chaque pixel (i, j) correspond à l'amplitude radar maximale observée au fil du temps.

L'objectif de cette composante est de souligner les zones où l'amplitude radar est la plus élevée, ce qui augmente les chances de détecter des changements importants. Les endroits où la valeur de V est maximale sur la carte correspondent aux régions où l'intensité radar est traditionnellement plus prononcée, offrant des informations clés pour la détection de changements dans l'environnement observé.

5.4 Résultats

Les figures suivantes présentent les résultats obtenus en appliquant la méthode REACTIV à différentes séries d'images afin de visualiser les changements survenus.

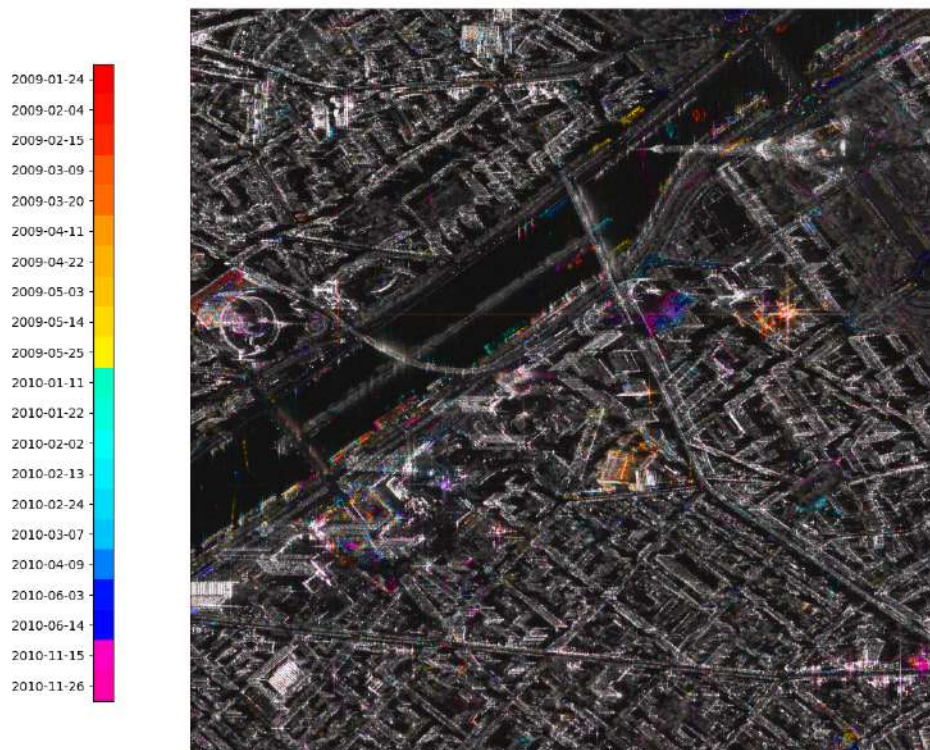


Figure 15: REACTIV appliqué aux images non débruitées

La Figure 15 montre l'application de REACTIV aux images non débruitées, où l'on peut observer des zones marquées indiquant des changements potentiels. Toutefois, ces résultats peuvent inclure du bruit qui masque ou amplifie les changements réels.

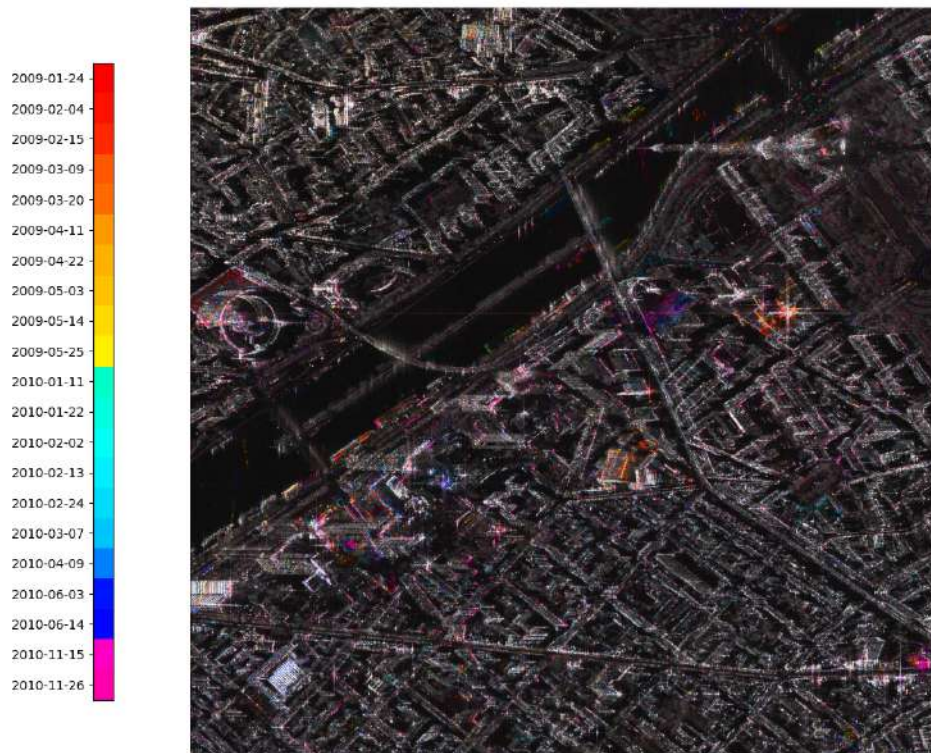


Figure 16: REACTIV appliqué aux images débruitées temporellement

La Figure 16 illustre les résultats après un débruitage temporel, permettant une meilleure distinction des changements.

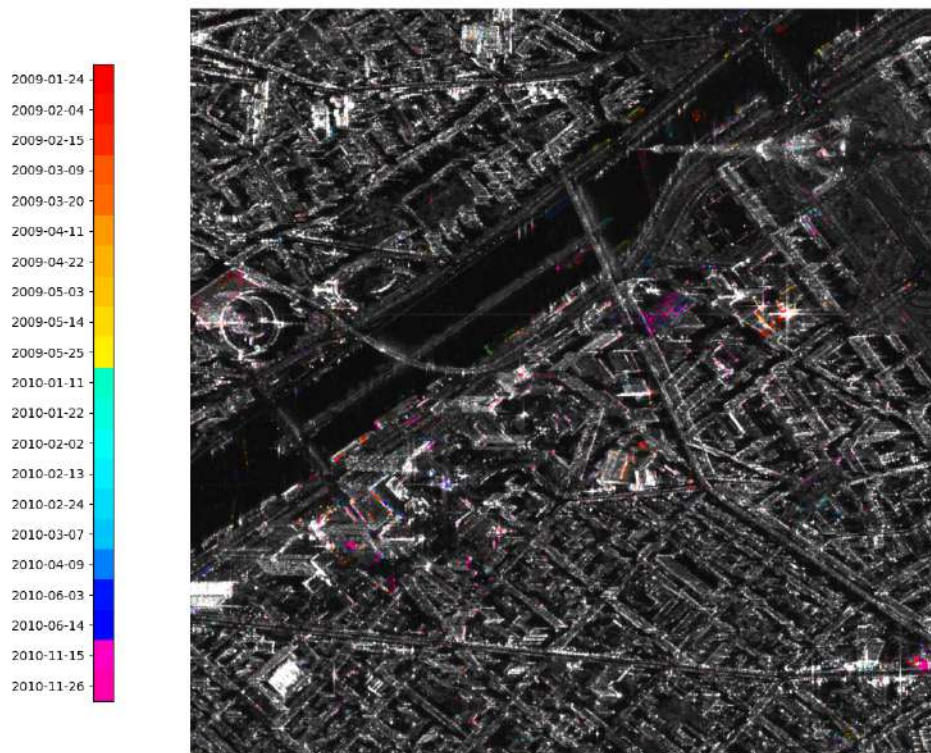


Figure 17: REACTIV appliqué aux images débruitées temporellement puis spatialement

Enfin, la Figure 17 démontre l'efficacité d'une combinaison de débruitage spatial et temporel. Les changements sont désormais présentés avec une clarté accrue, offrant une vision précise des modifications survenues dans l'environnement observé.

Ces visuels mettent en évidence l'utilité de la méthode REACTIV dans la détection des changements environnementaux, avec des implications potentielles pour la planification urbaine, la surveillance environnementale et d'autres applications géospatiales.

6 Détection

Soit $p(t) = \{A(t), t = t_1, \dots, t_N\}$ un pixel de la pile des N images Radar où $A(t)$ est le signal d'amplitude pour ce pixel dans l'image acquise à l'instant t .

En détection de changement, une approche courante consiste à formuler le problème comme un test d'hypothèse avec deux hypothèses :

$$H_0 : \text{Aucun changement} \quad \text{vs} \quad H_1 : \text{Un changement}$$

L'objectif est de concevoir un test qui peut discriminer entre ces hypothèses en se basant sur une carte de critères $f(p(t))$. La règle de décision implique de mettre un seuil sur cette carte de critères avec une valeur de seuil λ . [2] L'expression mathématique du test peut être écrite comme suit :

$$f(p(t)) \underset{H_1}{>} \underset{H_0}{\leq} \lambda$$

6.1 Détecteur de changements génériques

Notre détecteur de changements génériques repose simplement sur le coefficient de variation. Dans ce cas, la fonction f est définie comme suit :

$$f(p(t)) = \gamma(p(t))$$

où $\gamma(p(t))$ représente le coefficient de variation du signal radar à un instant t . Cette approche exploite le fait que des variations importantes dans le coefficient de variation peuvent indiquer des changements significatifs dans le paysage observé. Un signal stable, caractérisé par un faible coefficient de variation, suggère une absence de changement, tandis qu'une augmentation notable de ce coefficient peut révéler la présence de changements environnementaux ou l'introduction de nouvelles cibles dans la scène radar [2].

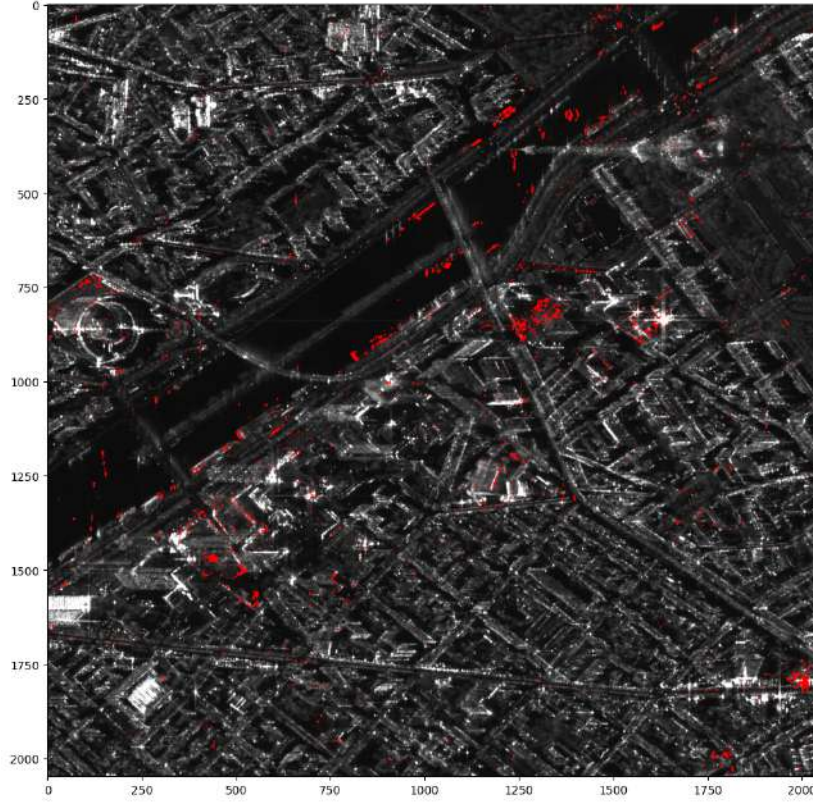


Figure 18: Détection des changements génériques pour $\alpha = 1\%$

Dans notre méthode de détection, nous avons défini le seuil de discrimination en sélectionnant le quantile $1 - \alpha$ à un niveau de confiance de 99%. Cela signifie que nous avons considéré les valeurs supérieures au 99^{ème} percentile du coefficient de variation comme significatives, suggérant ainsi la présence de changements notables. Ce choix de seuil minimise la probabilité de fausses détections tout en assurant une détection robuste des changements véritables.

L'interprétation des résultats présentés dans la Figure révèle que les régions marquées en rouge indiquent les zones où des changements significatifs ont été détectés sur la période observée. Ces changements peuvent être attribués à divers phénomènes, tels que des modifications structurelles, des variations de l'occupation des sols ou des événements environnementaux. La concentration de points rouges le long des infrastructures et des zones urbaines suggère une activité humaine intense et des modifications potentielles dans ces régions. L'application de notre méthode de détection de changement offre ainsi une vue d'ensemble efficace des transformations subies dans l'environnement étudié, permettant une réponse rapide et informée à ces évolutions.

6.2 Détection des changements ponctuels

Dans le cadre de notre étude, nous définissons un événement ponctuel comme un profil temporel où une cible à fort rétrodiffusion est détectée à une date unique. Dans la pratique, cela correspond à la détection d'un véhicule. Par exemple, la probabilité de voir différents bateaux apparaître au même endroit à des moments différents est faible, même dans une longue séquence.

Nous proposons le critère empirique suivant, qui considère le rapport des coefficients de variation : le premier est calculé sur le profil sans la valeur d'amplitude minimale, et le second est calculé pour le profil sans sa valeur maximale. Cette approche est formulée comme suit :

$$f(p(t)) = \frac{\gamma(p(t)_{t \in \{1 \dots N\} \setminus \{t_{\max}\}})}{\gamma(p(t)_{t \in \{1 \dots N\} \setminus \{t_{\min}\}})}$$

où t_{\min} et t_{\max} sont les indices où le signal est minimal ou maximal, respectivement, et le symbole \setminus dénote la différence d'ensembles. Ce critère permet d'identifier des changements ponctuels significatifs

dans le profil temporel des données radar, tels que l'apparition soudaine d'objets à forte rétrodiffusion, comme les véhicules dans des environnements peu changeants[2].

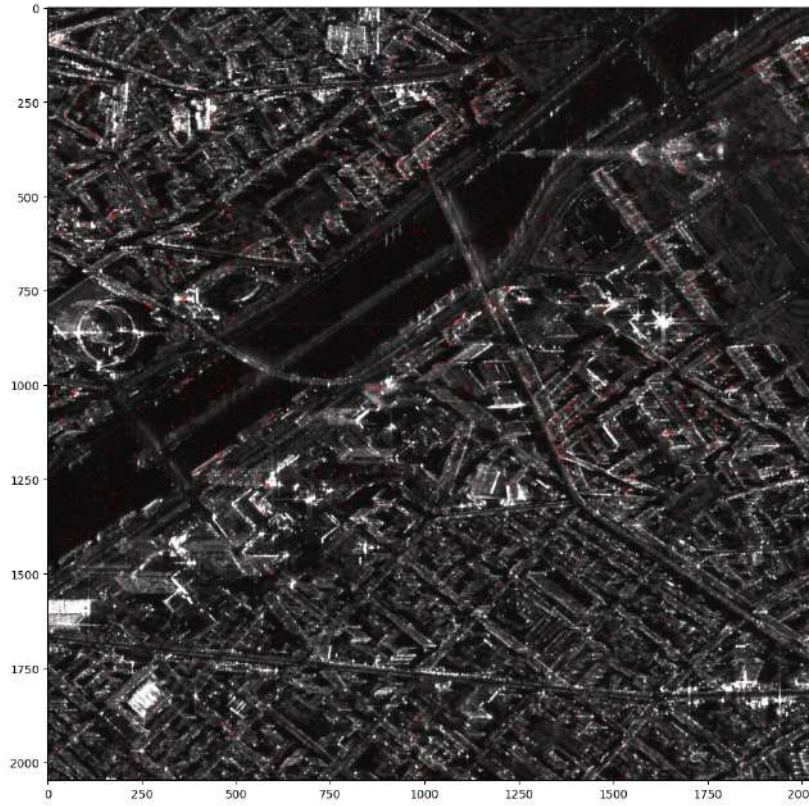


Figure 19: Détection des changements ponctuels pour $\alpha = 1\%$

7 Conclusion

Ce rapport a présenté une étude approfondie de l'application de la méthode REACTIV à une pile multi-temporelle d'images satellitaires radar pour la détection de changement. À travers l'application de plusieurs techniques de débruitage, nous avons démontré la capacité de REACTIV à isoler et à mettre en évidence les changements environnementaux significatifs dans les données radar. Les résultats obtenus illustrent clairement l'efficacité de la méthode dans la différenciation des changements réels du bruit de fond, ce qui est essentiel pour le suivi précis des dynamiques urbaines et environnementales.

Le débruitage spatial et temporel a joué un rôle crucial dans l'amélioration de la qualité des images radar et, par conséquent, dans l'efficacité de la détection des changements. Les images débruitées spatialement et temporellement ont révélé des détails plus fins et ont réduit les faux positifs, ce qui souligne l'importance de ces étapes préliminaires dans le traitement des images radar pour la télédétection.

La détection des changements a été abordée par des tests d'hypothèse basés sur le coefficient de variation, avec un seuil de discrimination établi au 99e percentile, minimisant ainsi les fausses détections tout en capturant fidèlement les changements véritables.

En conclusion, la méthode REACTIV, complétée par des techniques de débruitage appropriées et des stratégies de détection de changement, a prouvé être un outil puissant pour la visualisation et la détection des changements dans les images radar. Pour les travaux futurs, il serait pertinent d'explorer l'intégration de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle pour automatiser et affiner davantage le processus de détection des changements. De plus, l'expansion de cette méthodologie à des ensembles de données plus vastes et variés pourrait révéler des informations précieuses sur les tendances environnementales mondiales et les impacts anthropiques sur notre planète.

References

- [1] Elise Colin-Koeniguer, Alexandre Boulch, Pauline Trouve-Peloux, and Fabrice Janez. Colored visualization of multitemporal sar data for change detection: issues and methods. In *EUSAR 2018; 12th European Conference on Synthetic Aperture Radar*, pages 1–4. VDE, 2018.
- [2] Elise Colin Koeniguer and Jean-Marie Nicolas. Change detection based on the coefficient of variation in sar time-series of urban areas. *Remote Sensing*, 12(13):2089, 2020.
- [3] Olivier d’Hondt. *Analyse spatiale de texture non stationnaire dans les images SAR*. PhD thesis, Université Rennes 1, 2006.
- [4] Thomas Di Martino, Elise Colin-Koeniguer, Regis Guinvarc’h, and Laetitia Thirion-Lefevre. Re-activ algorithm. *arXiv*, 2020.
- [5] Victor S Frost, Josephine Abbott Stiles, K Sam Shanmugan, and Julian C Holtzman. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (2):157–166, 1982.
- [6] Alain Hillion and Jean-Marc Boucher. Filtrages des images radar (sar). *Statistique et analyse des données*, 16(2):35–57, 1991.
- [7] Elise Koeniguer, Jean-Marie Nicolas, and Fabrice Janez. Worldwide multitemporal change detection using sentinel-1 images. In *BIDS-Conference on Big Data from Space*, 2019.
- [8] Elise Koeniguer, Jean-Marie Nicolas, Béatrice Pinel-Puysegur, Jean-Michel Lagrange, and Fabrice Janez. Visualisation des changements sur séries temporelles radar: méthode reactiv évaluée à l’échelle mondiale sous google earth engine. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, (217-218):99–108, 2018.
- [9] Samadhan Kulkarni, Manali Kedar, and Priti P Rege. Comparison of different speckle noise reduction filters for risat-1 sar imagery. In *2018 international conference on communication and signal processing (ICCSP)*, pages 0537–0541. IEEE, 2018.
- [10] Jong-Sen Lee. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (2):165–168, 1980.