

Débruitage d'images SAS : utilisation conjointe d'un filtre moyennneur auto-adaptatif et du filtrage adapté stochastique

SAS images denoising: the jointly use of an adaptive mean filter and the stochastic matched filter

Philippe Courmontagne

L2MP ISEN-Toulon, Maison des Technologies, place G. Pompidou, 83000 Toulon
philippe.courmontagne@isen.fr

Manuscrit reçu le 30 novembre 2006

Résumé et mots clés

Les systèmes SAS (Sonar à Antenne Synthétique) sont activement utilisés pour l'imagerie du fond marin. En effet, la haute résolution des images SAS est d'un très grand intérêt pour la détection, la localisation ou encore la classification d'objets présents sur le fond marin. Mais ces images sont fortement entachées d'un bruit granulaire multiplicatif, connu sous l'appellation de bruit de speckle, qui réduit les résolutions spatiale et radiométrique. Si bien que l'interprétation automatique de ces images présente quelques difficultés. Une solution peut consister en un pré-traitement visant à réhausser le signal d'intérêt, sans pour autant altérer la résolution spatiale. Nous proposons dans cet article d'utiliser conjointement le filtrage adapté stochastique et un filtre moyennneur auto-adaptatif. Par ailleurs, afin de préserver au mieux la résolution spatiale, le critère utilisé pour mettre en oeuvre le filtrage adapté stochastique est celui de la minimisation de l'écart entre l'une des caractéristiques statistiques du speckle et celle du bruit estimé, entraînant une adaptation sur la taille de la fenêtre glissante. Des expérimentations sur données réelles sont proposées et les résultats comparés avec ceux obtenus par différentes techniques de débruitage à base de filtrage adapté stochastique.

Filtrage adapté stochastique, filtre moyennneur auto-adaptatif, images SAS, speckle, coefficient de variation, analyse multi-résolution.

Abstract and key words

SAS (Synthetic Aperture Sonar) has been used in sea bed imagery. Indeed, high resolution images provided by SAS are of great interest, especially for the detection, localization or eventually classification of objects lying on sea bed. But, SAS images are highly corrupted by a granular multiplicative noise, called speckle noise, which reduces spatial and radiometric resolutions. For this reason, an automatic analysis of these images is not so evident. A solution can consist on the use of a filtering before process, without a spatial resolution degradation. The purpose of this article is to present a new process consisting on the jointly use of the stochastic matched filter and an autoadaptive mean filter. Furthermore, in order to well preserve the spatial resolution, we propose to use as a criteria for the stochastic matched filter the minimization between the speckle noise local statistics with the removal signal ones, allowing a subimage size adaptation. Results obtained on real SAS data are proposed and compared with those obtained using other stochastic matched filtering based denoising methods.

Stochastic matched filter, autoadaptive mean filter, SAS images, speckle, variation coefficient, multiresolution analysis.

Remerciements

Je tiens à remercier les experts qui par leurs remarques pertinentes ont permis d'améliorer la qualité de cet article.

1. Introduction

Les images Sonar à Antenne Synthétique (SAS) sont d'un très grand intérêt pour la détection ou la classification d'objets reposant sur le fond marin ou enfouis sous les sédiments. En effet, compte tenu de leur système d'acquisition, les images obtenues sont hautes résolutions et permettent donc d'avoir une information très précise des zones éclairées. Succinctement, un système SAS est constitué d'un sonar actif se déplaçant le long d'un rail rectiligne permettant de simuler une antenne de grande longueur, difficilement réalisable pour des raisons techniques ou de coût. Après une étape de synthèse d'ouverture, permettant de combiner les différents signaux enregistrés et de compensation des retards, une image sonar du fond marin est alors obtenue. Malheureusement, comme toute image issue d'un système cohérent, les images SAS sont fortement entachées par un bruit granulaire multiplicatif, connu sous l'appellation de speckle (ou bruit de chatoiement). Ce dernier, en donnant une variance à l'intensité de chaque pixel, réduit les résolutions spatiale et radiométrique. Aussi un tel bruit rend difficile l'interprétation et l'analyse automatique de telles images. De nombreuses approches ont été développées afin de limiter l'influence de ce bruit et permettre ainsi l'obtention d'une approximation du signal d'intérêt. Pour que ces techniques présentent un intérêt pour la communauté océanographique, il est évident que, d'une part, elles doivent permettre une forte réduction du bruit de speckle et que, d'autre part, elles ne doivent en aucun cas affecter la résolution spatiale. Mais pour respecter ces deux contraintes, il est souvent nécessaire de réaliser un compromis, sachant que pour la majorité des approches classiques, un fort débruitage affecte la résolution spatiale, par un phénomène de lissage du signal d'intérêt. Une solution à ce problème peut résider en l'utilisation de techniques adaptatives, ceci étant l'objet de cet article. Récemment, une approche connue sous l'appellation de Filtrage Adapté Stochastique (FAS) a été proposée pour le débruitage des images SAS [1]. Cette technique permet d'obtenir de résultats de meilleure qualité, aussi bien en terme de débruitage qu'en terme de conservation des détails, que ceux résultant d'autres approches classiques. Néanmoins, la résolution spatiale est tout de même affectée. La dégradation de cette dernière s'explique en considérant les hypothèses d'application du FAS, à savoir la stationnarité du signal utile et du bruit, ce traitement reposant sur la connaissance *a priori* des moments d'ordre deux du signal et du bruit. Or, il est bien évident, qu'une telle hypothèse ne peut être validée en pratique. Pour cette raison, classiquement, le FAS est mis en oeuvre en ayant recours à un traitement par fenêtre glissante, la dimension de la fenêtre étant conditionnée par la lon-

gueur de cohérence moyenne des différentes zones texturées de l'image SAS. Ainsi en théorie, il devrait y avoir autant d'auto-corrélations différentes que de zones texturées, ce qui est inimaginable en pratique. Pour cette raison, généralement, le FAS est appliqué en ayant recours à un modèle moyen et isotrope pour l'autocorrélation du signal utile. Si bien, que l'implémentation du FAS est sous-optimale, entraînant de fait une dégradation de la résolution spatiale. Différentes solutions à ce problème ont été proposées, en couplant le FAS avec, d'une part, une analyse multi-résolution [2,3] et, d'autre part, une technique de segmentation automatique [4,5]. Malgré, les améliorations apportées par ces différentes approches, l'approximation du signal utile obtenue reste soit légèrement entachée de bruit de speckle, soit légèrement et localement lissée.

Dans cet article, nous proposons de mener à bien le débruitage d'images SAS, en utilisant le FAS couplé à un filtre moyennneur auto-adaptatif. Le FAS est basé sur une projection de l'observation sur une base, dont la dimension est déterminée en ayant recours à un critère spécifique. Classiquement, le critère utilisé repose sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le signal utile et son approximation. Dans cet article, nous proposons d'avoir recours à un critère basé sur la minimisation des caractéristiques statistiques du bruit estimé et celles du bruit de speckle, entraînant de fait une adaptation sur la taille de la fenêtre glissante.

Après avoir présenté, la technique originale de filtre moyennneur auto-adaptatif, nous exposerons, dans une seconde partie, le FAS utilisé en restauration par minimisation entre les caractéristiques statistiques du bruit de speckle et celles du bruit estimé. Nous concluons cet article par une série d'expérimentations sur signaux réels et une comparaison des résultats obtenus avec ceux résultant des autres approches à base de FAS.

2. Filtre moyennneur auto-adaptatif

2.1. Principe

Le filtre moyennneur est un outil classique pour le traitement d'images bruitées. Ce filtre fournit la moyenne sur les voisins d'un point par une convolution de l'image avec une fenêtre carrée de $M \times M$ pixels. La valeur choisie pour M est d'une importance capitale. Une valeur trop faible conduira à la restitution partielle du bruit. Une valeur trop importante entraînera une dégradation du signal d'intérêt. Dans tous les cas, un traite-

ment basé uniquement sur cette technique de filtrage ne peut fournir de résultats respectant la résolution spatiale et présentant un fort pouvoir débruiteur. Une variante de cette technique, connue sous l'appellation de filtre moyennneur adaptatif [6], permet de ne pas tenir compte des valeurs aberrantes pour faire la moyenne. Là encore, la dimension de la fenêtre glissante revêt une importance capitale pour les mêmes raisons que précédemment. Nous proposons ici de mettre en oeuvre le filtre moyennneur en ayant recours à une dimension de la fenêtre glissante conditionnée par les statistiques d'ordre 1 et 2 estimées du signal d'intérêt. Ce faisant chaque pixel de l'image sera traité avec une fenêtre dont la dimension lui sera propre.

Soit \mathbf{Z} l'image SAS considérée, résultant de la multiplication d'un signal d'intérêt \mathbf{S} par un bruit stationnaire \mathbf{B} :

$$\mathbf{Z} = \mathbf{S} * \mathbf{B}, \quad (1)$$

où $*$ désigne le produit terme à terme.

En considérant un pixel d'indices p et q , cette dernière relation peut être formulée comme suit :

$$Z[p,q] = S[p,q]B[p,q]. \quad (2)$$

En supposant le signal et le bruit indépendants, il vient :

$$\begin{cases} E\{S[p,q]\} = \frac{E\{Z[p,q]\}}{E\{B[p,q]\}} \\ E\{S^2[p,q]\} = \frac{E\{Z^2[p,q]\}}{E\{B^2[p,q]\}} \end{cases} \quad (3)$$

Si la dimension de la fenêtre d'étude est telle que l'observation est stationnaire et en notant \bar{B} la valeur moyenne du bruit multiplicatif, les relations (3) deviennent :

$$\begin{cases} E\{S\} = \frac{E\{Z\}}{\bar{B}} \\ E\{S^2\} = \frac{E\{Z^2\}}{E\{B^2\}} = \frac{\sigma_Z^2 + (E\{Z\})^2}{\sigma_B^2 + \bar{B}^2} \end{cases} \quad (4)$$

Dans ces conditions, il vient pour expression de la variance du signal :

$$\sigma_S^2 = \frac{\sigma_Z^2 + (E\{Z\})^2}{\sigma_B^2 + \bar{B}^2} - \left(\frac{E\{Z\}}{\bar{B}} \right)^2, \quad (5)$$

Supposons que $E\{B^2\}$ et \bar{B} soient connus, i.e. accessibles par la mesure, il est alors possible d'estimer en tout pixel $Z[p,q]$, considéré comme le centre d'une fenêtre $M \times M$, la variance du signal présent au sein de cette fenêtre. Une valeur nulle de cette variance correspondrait à une absence de fluctuation du signal d'intérêt (i.e. \mathbf{S} est constant dans la fenêtre d'étude, l'amplitude de chacun des pixels de \mathbf{S} prenant $E\{S\}$ pour valeur) et donc à une situation optimale pour l'utilisation d'un filtre moyennneur de dimension $M \times M$, revenant à remplacer l'amplitude du

pixel $Z[p,q]$ par la valeur moyenne estimée du signal sur cette fenêtre. Si au contraire la variance estimée est strictement positive, cela laisse à penser qu'il y a présence au sein de la fenêtre de pixels descriptifs de fluctuations du signal d'intérêt. Dans ce cas, il n'est pas envisageable de recourir à un filtre moyennneur de dimension $M \times M$ sans altérer le signal. Une solution évidente consiste alors à réduire la taille de la fenêtre, centrée sur le pixel étudié, et à réitérer l'estimation afin de s'assurer que les fluctuations du signal ne sont pas inhérentes à des pixels présents sur les pourtours de la fenêtre précédente. La nouvelle valeur estimée pour la variance du signal pourra être soit nulle, auquel cas l'amplitude du pixel $Z[p,q]$ sera remplacée par la valeur moyenne estimée du signal sur cette fenêtre, soit être strictement positive, auquel cas il faudra de nouveau réduire la taille de la fenêtre. Ce processus est itéré jusqu'à ce que la fenêtre n'en soit plus une, mais le pixel $Z[p,q]$, signifiant que ce pixel ne peut être traité sans altération du signal par un filtre moyennneur. Il faudra alors avoir recours à un autre procédé de filtrage pour estimer le signal d'intérêt présent au sein de ce pixel.

2.2. Principe algorithmique

L'algorithme permettant d'obtenir une approximation $\tilde{S}[p,q]$ du signal d'intérêt à partir d'un pixel $Z[p,q]$, extrait d'une image SAS, par utilisation du filtre moyennneur auto-adaptatif est présenté ci-après. Dans cet algorithme $\mathbf{Z}_{p,q}^M$ représente la fenêtre de dimension $M \times M$ pixels centrée sur $Z[p,q]$. Le traitement de l'image dans sa globalité est réalisé en appliquant cet algorithme à la totalité des pixels de l'image. Il est à noter que les dimensions retenues pour la taille des fenêtres sont toutes impaires, ceci afin de maîtriser la position du pixel central.

1. Estimation de la variance σ_B^2 et de la moyenne \bar{B} du bruit de speckle.
2. Initialisation de M à M_{max} .
3. Initialisation de la variance σ_S^2 du signal à une valeur positive non nulle.
4. Tant que $\sigma_S^2 > 0$ et que $M \neq 1$ faire :
 - (a) Extraction de la fenêtre $\mathbf{Z}_{p,q}^M$ de dimension $M \times M$ centrée sur $Z[p,q]$.
 - (b) Détermination de la variance estimée du signal suivant la relation (5).
 - (c) Décrémentement de M : $M = M - 2$.
5. Si M est égal à 1 :
 - (a) $\tilde{S}[p,q] = Z[p,q]$.
6. Sinon
 - (a) $M = M + 2$.
 - (b) $\tilde{S}[p,q] = E\{\mathbf{Z}_{p,q}^M\} / \bar{B}$.

L'estimation de la variance du bruit de speckle ainsi que de sa moyenne sont réalisées comme suit :

$$\begin{cases} \bar{B} = E\{\mathbf{Z}_{hom} / \tilde{S}_{hom}\} \\ \sigma_B^2 = E\left\{\left(\mathbf{Z}_{hom} / \tilde{S}_{hom}\right)^2\right\} - \bar{B}^2 \end{cases}, \quad (6)$$

où $\cdot /$ représente la division membre à membre, Z_{hom} correspond à une zone homogène de l'observation, c'est-à-dire une zone de l'image ne présentant *a priori* aucune information quant au signal utile et où \tilde{S}_{hom} décrit la filtrée de Z_{hom} par un filtre moyenneur de dimension $M_{max} \times M_{max}$. Les espérances mathématiques sont déterminées sous une hypothèse d'ergodicité, en moyennant les résultats obtenus dans plusieurs zones homogènes.

2.3. Expérimentations

Considérons l'image SAS¹, codée sur 8 bits (soit 256 niveaux de gris) présentée à la figure 1. Cette dernière a pour dimension : 2001×801 pixels. Elle correspond à une vue du fond marin de la baie de La Ciotat et a été acquise par le système SHADOWS, qui est un nouveau système Sonar à Antenne Synthétique développé par Ixsea SAS [7,8]. Pour cette image, la résolution est de 15 cm.

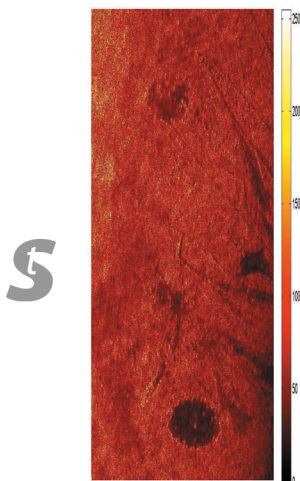


Figure 1. Vue du fond marin de la baie de La Ciotat réalisée par le système SHADOWS.

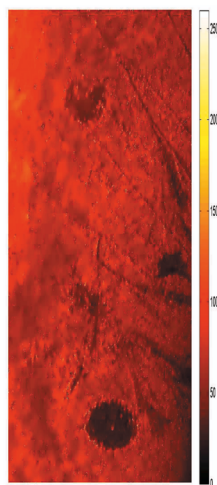


Figure 2. Approximation \tilde{S} du signal d'intérêt après filtre moyenneur auto-adaptatif.

Le traitement proposé a été appliqué avec une dimension maximale de fenêtrage égale à 27×27 pixels. Le résultat obtenu est présenté à la figure 2. L'analyse de ce résultat révèle que la technique utilisée s'avère être efficace, la majorité des pixels ayant été traitée sans affecter le signal d'intérêt.

Les figures 3 et 4 représentent respectivement l'emplacement des pixels dont la valeur originale a été conservée (i.e. la variance estimée du signal pour les fenêtres centrées sur ces pixels a toujours été positive et ceci quelle que soit la taille de la fenêtre) et la taille des fenêtres utilisées pour traiter les pixels (i.e. la dimension des fenêtres pour laquelle la variance estimée du signal n'était plus strictement positive).



Figure 3. Image descriptive des pixels non-traités (en noir).

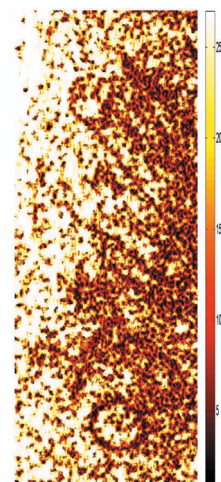


Figure 4. Tailles des fenêtres retenues pour le traitement.

2.4. Conclusions

Il a été présenté, dans cette partie, une méthode de pré-filtrage permettant de s'affranchir de la majorité des termes perturbateurs multiplicatifs présents dans les zones homogènes de l'image SAS et ceci à faible coût (i.e. complexité algorithmique, temps d'exécution). À l'issue de ce traitement, seuls les

1. Remerciements à Ixsea SAS.

pixels descriptifs de fluctuations du signal d'intérêt n'ont pas été traités. Il importe donc de développer une méthode robuste permettant de réduire le bruit de speckle sur ces pixels, tout en s'assurant de la non-altération du signal utile, ceci faisant l'objet de la section suivante.

3. Le Filtrage Adapté Stochastique

Le filtrage adapté stochastique a été initialement proposé par J.-F. Cavassilas [9,10] pour répondre aux problèmes posés par la détection de signaux courts en environnement bruité et a depuis été étendu au rehaussement de signaux détériorés additivement ou multiplicativement [4,11,12]. Il repose sur la décomposition de l'observation bruitée en une somme finie de variables aléatoires décorréliées pondérées par une base de vecteurs connus. Une opération de débruitage est alors réalisée en limitant à un ordre Q la somme introduite par ce développement. Plusieurs travaux [1,4] ont révélé l'intérêt de déterminer ce paramètre par minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le signal utile et son approximation. En revanche, compte tenu de l'absence de stationnarité du signal et du peu d'informations *a priori* accessibles ou modélisables sur ce dernier, l'approximation du signal d'intérêt présente une dégradation de la résolution spatiale par un phénomène de lissage. Pour cette raison, nous proposons de déterminer ce paramètre, ainsi que la dimension de la fenêtre glissante, en raisonnant non plus sur le signal d'intérêt, mais sur le bruit, ce dernier présentant des caractéristiques statistiques connues ou accessibles par la mesure.

3.1. Principe

Soit \mathbf{Z} une observation de dimension $M \times M$ pixels. Cette dernière résulte de la multiplication d'un signal d'intérêt \mathbf{S} et d'un bruit \mathbf{B} , suivant la relation (1). Le signal et le bruit sont supposés indépendants et stationnaires au moins au second ordre et, de plus, le signal est supposé centré.

En considérant l'approche de Kuan [13] et en supposant que le bruit multiplicatif présente une moyenne stationnaire ($\bar{\mathbf{B}} = E\{\mathbf{B}\}$), nous pouvons définir l'observation normalisée suivante :

$$\mathbf{Z}_{norm} = \mathbf{Z} / \bar{\mathbf{B}}. \quad (7)$$

Dans ces conditions, il est possible de représenter (1) en termes d'un signal détérioré additivement par un bruit dépendant du signal :

$$\mathbf{Z}_{norm} = \mathbf{S} + \left(\frac{\mathbf{B} - \bar{\mathbf{B}}}{\bar{\mathbf{B}}} \right) * \mathbf{S}, \quad (8)$$

soit en utilisant les signaux réduits :

$$\mathbf{Z}_{norm} = \sigma_S \mathbf{S}_0 + \sigma_N \mathbf{N}_0, \quad (9)$$

où \mathbf{N}_0 est défini par :

$$\mathbf{N}_0 = \frac{1}{\sigma_N} \left(\frac{\mathbf{B} - \bar{\mathbf{B}}}{\bar{\mathbf{B}}} \right) * \mathbf{S} \quad (10)$$

et où :

$$\sigma_N^2 = \frac{\sigma_B^2}{\bar{\mathbf{B}}^2} (\sigma_S^2 + (E\{\mathbf{S}\})^2). \quad (11)$$

La théorie du filtrage adapté stochastique conduit à développer \mathbf{Z}_{norm} selon le formalisme suivant :

$$\mathbf{Z}_{norm} = \sum_{m=1}^{M^2} z_m \Psi_m, \quad (12)$$

où $\{\Psi_m\}$ est une base de dimension M^2 constituée de matrices $M \times M$.

Les variables aléatoires z_m sont déterminées par projection de l'observation sur une base $\{\Phi_m\}$ de dimension M^2 , constituée de matrices $M \times M$ et biorthogonale avec la base $\{\Psi_m\}$:

$$z_m = \sum_{p,q=1}^M \mathbf{Z}_{norm}[p,q] \Phi_m[p,q]. \quad (13)$$

Cette base $\{\Phi_m\}$ est choisie de telle sorte que les variables aléatoires z_m soient décorréliées. On montre que tel est le cas dès lors que les Φ_m sont solutions du problème aux valeurs propres généralisé suivant :

$$\begin{aligned} \sum_{p_1, q_1=1}^M \Gamma_{S_0 S_0} [p_1 - p_2, q_1 - q_2] \Phi_m [p_1, q_1] \\ = \lambda_m \sum_{p_1, q_1=1}^M \Gamma_{N_0 N_0} [p_1 - p_2, q_1 - q_2] \Phi_m [p_1, q_1], \end{aligned} \quad (14)$$

pour tout $p_2, q_2 = 1, \dots, M$.

Dans la relation (14), $\Gamma_{S_0 S_0}$ et $\Gamma_{N_0 N_0}$ représentent respectivement les covariances du signal et du bruit réduits. Il est à noter que, compte tenu de son expression (10), le bruit \mathbf{N}_0 ne peut être considéré comme stationnaire. En revanche, l'utilisation d'un traitement par fenêtre glissante permet de s'affranchir de ce problème.

En supposant que les Φ_m soient normalisées comme suit :

$$\sum_{p_1, p_2, q_1, q_2=1}^M \Gamma_{N_0 N_0} [p_1 - p_2, q_1 - q_2] \Phi_m [p_1, q_1] \Phi_m [p_2, q_2] = 1, \quad (15)$$

les éléments de la base $\{\Psi_m\}$ sont définis par :

$$\Psi_m [p_1, q_1] = \sum_{p_2, q_2=1}^M \Gamma_{N_0 N_0} [p_1 - p_2, q_1 - q_2] \Phi_m [p_2, q_2]. \quad (16)$$

En étudiant l'expression analytique de $E\{z_m^2\}$, il a été montré, dans [4,11], que le rapport signal à bruit de la $m^{\text{ème}}$ composante z_m de l'observation correspond au produit de la $m^{\text{ème}}$ valeur propre λ_m par le rapport signal à bruit natif σ_S^2/σ_N^2 . Pour cette raison, une opération de filtrage peut consister à ne conserver que les Φ_m associées aux valeurs propres λ_m supérieures à un certain seuil, dans tous les cas supérieures à un pour garantir une amélioration du rapport signal à bruit.

Dans ces conditions, une approximation du signal d'intérêt est obtenue par l'intermédiaire de la relation suivante :

$$\tilde{\mathbf{S}}_Q = \sum_{m=1}^Q z_m \Psi_m, \quad (17)$$

où Q est bien évidemment inférieur à M^2 .

Pour affiner le choix sur ce paramètre Q , une solution peut consister en la minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le signal \mathbf{S} et son approximation $\tilde{\mathbf{S}}_Q$. Il a été montré dans [1] que, sous ce critère, Q correspond au nombre de valeurs propres vérifiant l'inégalité suivante :

$$\frac{\sigma_S^2}{\sigma_N^2} \lambda_m > 1. \quad (18)$$

S

Ainsi, si l'observation présente un rapport signal à bruit favorable, un grand nombre de Ψ_m sera retenu pour le traitement (si bien que $\tilde{\mathbf{S}}_Q$ tend vers \mathbf{Z} , le filtrage adapté stochastique s'apparentant alors à une opération de filtrage passe-tout), et dans le cas opposé, seulement un faible nombre sera considéré. Dans ces conditions, cette technique de filtrage appliquée à une observation \mathbf{Z} , présentant un rapport signal à bruit natif $\left. \frac{S}{N} \right|_{\mathbf{Z}} = \sigma_S^2/\sigma_N^2$, améliore significativement la perception du signal d'intérêt. En effet, le rapport signal à bruit après traitement $\left. \frac{S}{N} \right|_{\tilde{\mathbf{S}}_Q}$ devient :

$$\left. \frac{S}{N} \right|_{\tilde{\mathbf{S}}_Q} = \left. \frac{S}{N} \right|_{\mathbf{Z}} \frac{\sum_{m=1}^Q \lambda_m \|\Psi_m\|^2}{\sum_{m=1}^Q \|\Psi_m\|^2}. \quad (19)$$

Une telle démarche donne des résultats satisfaisants, en termes de réduction du bruit et de préservation des contours, dès lors que la stationnarité du signal et du bruit est garantie. En revanche, un non respect d'une de ces hypothèses provoque soit une restitution partielle du bruit, soit un lissage du signal utile et donc une altération de la résolution spatiale. Ce qui est généralement le cas en pratique. En effet, classiquement et pour respecter l'hypothèse de stationnarité du signal utile, le filtrage adapté stochastique est mis en oeuvre par l'intermédiaire d'un traitement par fenêtre glissante de dimension $M \times M$ pixels, présentant une difficulté majeure quant à la détermination de la taille de fenêtre optimale.

Pour s'affranchir de ce problème, nous proposons ici de déterminer ce paramètre Q en n'ayant que des considérations sur le bruit de speckle \mathbf{B} . En effet, contrairement au signal utile, la stationnarité de ce dernier est assurée. Par ailleurs, le bruit de speckle présente un coefficient de variation C invariant par translation [14,15], ce dernier étant défini par le ratio entre l'écart-type estimé du bruit sur sa valeur moyenne estimée (i.e. $C = \sigma_B/\bar{B}$). Compte tenu de cette dernière remarque, la valeur optimale pour le paramètre Q pourrait être celle qui garantirait que le coefficient de variation du bruit estimé soit constant. Soit $\tilde{\mathbf{B}}_Q$ le bruit estimé sur une fenêtre de dimension $M \times M$, centrée sur un pixel $Z[p,q]$ de l'observation bruitée. Ce dernier est défini par la relation suivante :

$$\tilde{\mathbf{B}}_Q = \mathbf{Z} ./ \sum_{m=1}^Q z_m \Psi_m. \quad (20)$$

Soit, à présent, C_M le coefficient de variation estimé pour une fenêtre de dimension $M \times M$ pixels et soit σ_{C_M} l'écart-type sur cette valeur. Pour estimer ces derniers, considérons une zone homogène \mathbf{Z}_{hom} de l'observation bruitée et divisons membre à membre cette dernière par sa réponse à un filtre moyennneur $M \times M$. Une estimée $\tilde{\mathbf{B}}_{hom}$ du bruit de speckle est ainsi obtenue. Effectuons alors un traitement par fenêtre glissante, de dimension $M \times M$ pixels, sur $\tilde{\mathbf{B}}_{hom}$, dont la finalité est la détermination du coefficient de variation local. Compte tenu du théorème de la limite centrale, la densité de probabilité de ce coefficient de variation va tendre vers une loi Gaussienne, dont on peut aisément estimer la valeur moyenne C_M et l'écart-type σ_{C_M} (en pratique, le caractère gaussien de cette loi dépend directement du nombre de valeurs de coefficient de variation estimées dans la zone homogène ; ainsi selon les dimensions de la zone homogène, la gaussianité ne peut être qu'approximativement approchée). À titre d'exemple, la figure 5 présente une densité de probabilité obtenue sur un signal réel, avec une fenêtre de dimension 15×15 pixels. À partir de cette densité de probabilité, la valeur de C_M est estimée par maximum de vraisemblance et celle de σ_{C_M} est estimée de telle sorte que 68 %

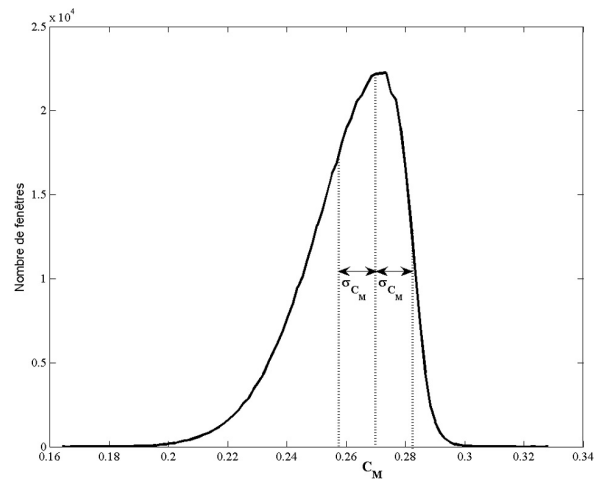


Figure 5. Répartition des valeurs du coefficient de variation pour des fenêtres de dimension 15×15 .

des valeurs prises par le coefficient de variation soient comprises entre $C_M - \sigma_{C_M}$ et $C_M + \sigma_{C_M}$.

Dans ces conditions, la valeur de Q , comprise entre 1 et M^2 , retenue pour traiter le pixel $Z[p,q]$ sera la plus grande valeur (pour ne pas introduire de lissage du signal utile) permettant de vérifier :

$$C_M - \sigma_{C_M} < \frac{\sigma_{\tilde{B}_Q}}{E\{\tilde{B}_Q\}} < C_M + \sigma_{C_M}. \quad (21)$$

Si toutefois, aucune valeur de Q ne vérifie cette inégalité, cela signifie que la dimension de la fenêtre pour traiter le pixel est trop importante pour permettre une restitution de l'information sans altérer cette dernière (i.e. présence de signal au sein de \tilde{B}_Q). Dans ce cas, il est nécessaire de réduire la taille de la fenêtre centrée sur $Z[p,q]$ et de réitérer l'opération jusqu'à validation de la relation (21). Bien entendu, certaines zones de l'image peuvent être telles qu'aucune valeur de Q ne permettent la vérification de la relation (21) et ceci quelle que soit la valeur de M , auquel cas la meilleure approximation du signal d'intérêt $\tilde{S}_Q[p,q]$, sous ce critère, est l'observation $Z[p,q]$ elle-même. L'algorithme conduisant à la mise en oeuvre du FAS par minimisation de l'écart entre les statistiques du bruit de speckle et celles du bruit estimé est présenté en annexe.

3.2. Biais de l'estimateur

La finalité de cette partie est la détermination du biais de l'estimation de \tilde{S}_Q , défini par la relation (17). Dans un souci de lisibilité, les différents calculs présentés ci-après sont développés pour des signaux mono-dimensionnels constitués de M échantillons successifs, l'extension au cas de signaux bi-dimensionnels étant naturelle.

Considérons l'espérance mathématique de l'estimée, il vient :

$$\begin{aligned} E\{\tilde{S}_Q\} &= E\left\{\sum_{m=1}^Q \Psi_m z_m\right\} \\ &= \sum_{m=1}^Q \Psi_m \Phi_m^T E\{Z_{norm}\}, \end{aligned} \quad (22)$$

ou encore, compte tenu de la définition (8) de l'observation bruitée Z_{norm} :

$$E\{\tilde{S}_Q\} = \sum_{m=1}^Q \Psi_m \Phi_m^T (E\{S\} + E\{N\}). \quad (23)$$

Dans ces conditions, le biais de l'estimateur $B_{\tilde{S}_Q}$ peut s'exprimer comme suit :

$$\begin{aligned} B_{\tilde{S}_Q} &= E\{\tilde{S}_Q - S\} \\ &= \left(\sum_{m=1}^Q \Psi_m \Phi_m^T - Id\right)E\{S\} \\ &\quad + \sum_{m=1}^Q \Psi_m \Phi_m^T E\{N\}, \end{aligned} \quad (24)$$

où Id désigne la $M \times M$ matrice identité.

Par ailleurs, si nous considérons le développement du signal d'intérêt, il vient :

$$S = \left(\sum_{m=1}^M \Psi_m \Phi_m^T\right)S, \quad (25)$$

si bien que, par identification, nous avons la relation suivante :

$$\sum_{m=1}^M \Psi_m \Phi_m^T = Id. \quad (26)$$

Dans ces conditions, la relation (24) devient :

$$B_{\tilde{S}_Q} = - \sum_{m=Q+1}^M \Psi_m \Phi_m^T E\{S\} + \sum_{m=1}^Q \Psi_m \Phi_m^T E\{N\}. \quad (27)$$

Cette dernière équation décrit le biais de l'estimateur quand aucune hypothèse n'est effectuée sur les moyennes du signal et du bruit. Dans notre cas, le signal et le bruit étant centrés, le filtrage adapté stochastique permet d'obtenir une estimation non-biaisée du signal utile.

3.3. Expérimentations

Comme cela a été précédemment précisé, la mise en oeuvre du filtrage adapté stochastique nécessite la connaissance *a priori* des autocorrélations du signal utile et du bruit. En ce qui concerne l'autocorrélation du bruit, cette dernière est estimée numériquement dans une zone homogène de l'observation, c'est-à-dire une zone de l'image SAS ne contenant *a priori* aucune information quant au signal utile. Elle est obtenue en moyennant plusieurs réalisations. L'autocorrélation du signal est, quant à elle, modélisée analytiquement, de telle sorte qu'elle puisse s'apparenter aux autocorrélations des différentes textures présentes sur l'image SAS. Il est classique de modéliser en traitement du signal mono-dimensionnel l'autocorrélation du signal par une fonction triangulaire, une exponentielle décroissante ou encore une gaussienne. En effet, la densité spectrale de puissance associée à de telles fonctions d'autocorrélation correspond à des signaux dont l'énergie est principalement répartie dans les basses-fréquences du spectre, ce qui est généralement le cas dans la pratique. Nous étendrons donc ce modèle aux signaux bi-dimensionnels. De plus, afin de ne favoriser aucune orientation particulière du signal, le modèle choisi se doit d'être isotrope. Pour ces différentes raisons, le modèle retenu est le suivant :

$$\Gamma_{S_0 S_0}[n,m] = \exp[-\alpha(n^2 + m^2)], \quad (28)$$

où α est directement proportionnel à la longueur de cohérence du signal d'intérêt. Différentes expérimentations ont révélé qu'une valeur de α prise égale à 5 correspondait à un bon compromis entre les basses et hautes fréquences du signal.

Le résultat obtenu par le traitement proposé est présenté à la figure 6. Seuls les pixels n'ayant pas été traités par le filtre moyennneur auto-adaptatif ont été considérés.

L'analyse visuelle de ce résultat, par comparaison avec la figure 2, révèle l'efficacité du traitement proposé. En effet, le bruit de speckle restant, après application du filtre moyennneur auto-adaptatif, a été fortement réduit, sans pour autant altérer les détails et préservant ainsi la résolution spatiale. À l'issu de ce traitement, tous les pixels ont été traités, la condition, donnée par la relation (21), ayant toujours été validée.

Pour quantifier le niveau de perturbation d'une image obtenue par un système à antenne synthétique, il est courant de déterminer son niveau de speckle. Ce dernier est évalué par la détermination du coefficient de variation calculé sur plusieurs zones homogènes de l'image. En notant W le nombre de zones homogènes S_n prises en compte, nous avons :

$$C = \frac{1}{W} \sum_{n=1}^W \frac{\sigma_n}{E\{S_n\}} \tag{29}$$

Le niveau de speckle obtenu pour l'approximation \tilde{S} , présentée à la figure 6, est de 0,0317, alors qu'il était de 0,5503 pour la donnée native, présentée à la figure 1. Ce résultat conforte les observations faites sur le plan visuel, à savoir que l'utilisation du FAS couplée au filtre moyennneur auto-adaptatif permet de grandement réduire le bruit de speckle.

Pour quantifier la qualité de la restitution de la résolution spatiale, nous avons choisi d'étudier les images ratio [14,15], qui correspondent au rapport entre l'image originale (la donnée bruitée) et l'approximation du signal d'intérêt obtenue. Idéalement, ces images ratio doivent présenter les caractéristiques du speckle. Ainsi, sous ce critère, une technique de filtrage est considérée robuste, si l'image ratio associée présente une valeur moyenne unitaire et un coefficient de variation invariant par translation. Pour l'image ratio associée au résultat présenté à la figure 6, nous avons estimé, à l'aide d'un traitement par

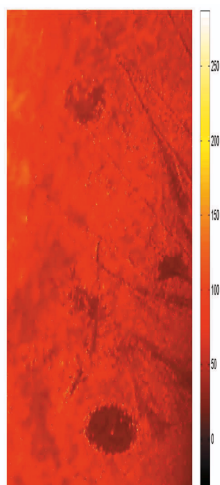


Figure 6. Approximation \tilde{S} du signal d'intérêt après filtrage adapté stochastique.

fenêtre glissante, les valeurs moyennes et les coefficients de variation et nous avons construit l'histogramme de ces valeurs. Ces derniers sont présentés à la figure 7 en échelle semi-logarithmique pour les valeurs moyennes et à la figure 8 en échelle logarithmique pour les coefficients de variation. La méthode de débruitage idéale serait celle pour laquelle ces graphes ne présenteraient qu'un seul et unique point dont l'abscisse serait la valeur exacte de la caractéristique statistique étudiée (valeur moyenne ou coefficient de variation) et dont l'ordonnée serait le nombre total de fenêtres extraites de l'image. L'analyse des résultats obtenus révèle que le traitement proposé permet d'approcher ce cas idéal, les variances sur les valeurs moyennes et les coefficients de variation étant relativement faibles. Ceci signifie que la quasi-totalité du signal d'intérêt a été restituée dans l'approximation, c'est-à-dire que l'image ratio tend à ne décrire que du bruit de speckle. Ces expérimentations confortent donc les observations qualitatives précédentes, à savoir que la résolution spatiale ne semble pas avoir été affectée.

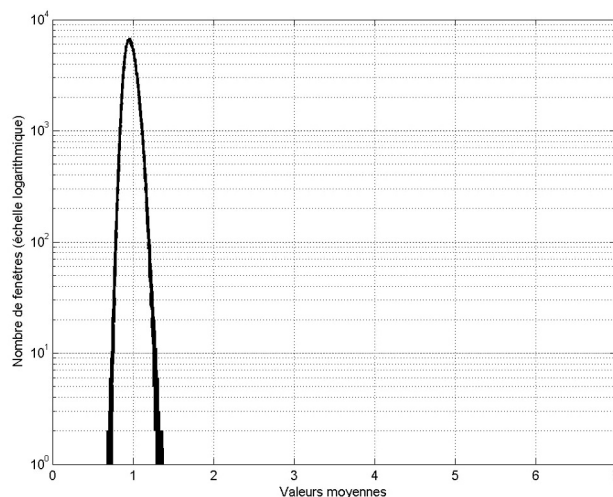


Figure 7. Valeurs moyennes de \tilde{N} - FAS & Filtre moyennneur auto-adaptatif.

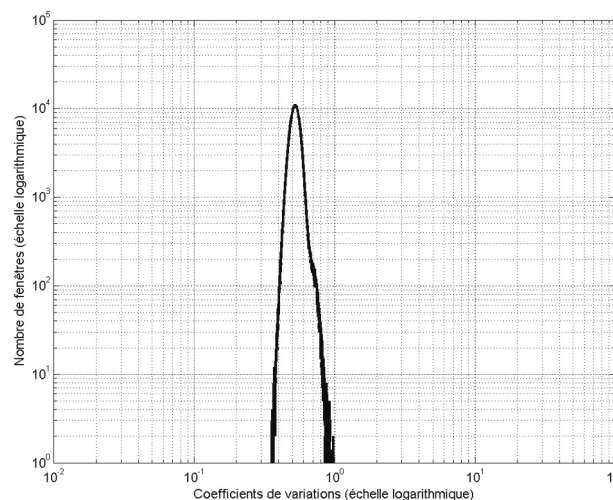


Figure 8. Coefficients de variation de \tilde{N} - FAS & Filtre moyennneur auto-adaptatif.

3.4. Conclusions

Dans cette partie, il a été proposé de s'affranchir des termes perturbateurs résiduels (après application du filtre moyenneur auto-adaptatif) en utilisant le filtrage adapté stochastique. Ce dernier a été mis en oeuvre en utilisant un critère basé sur la minimisation des statistiques propres au speckle avec celles inhérentes au bruit estimé, permettant ainsi une adaptation automatique sur la dimension des fenêtres pour le traitement. Les analyses qualitative et quantitative des résultats obtenus sur données réelles (dont une présentée dans cet article), ont révélé l'intérêt d'une telle approche. Il est à noter que la technique de débruitage, présentée dans cette section, peut être appliquée directement sur l'image SAS, sans avoir recours à la pré-étape de filtrage, reposant sur l'utilisation du filtre moyenneur auto-adaptatif. Mais différentes expérimentations ont montré que les résultats obtenus étaient similaires à ceux présentés ici et qu'en revanche le temps de calcul était considérablement augmenté.

Afin de quantifier l'apport de ce traitement par rapport aux autres méthodes de débruitage à base de filtrage adapté stochastique et ainsi de justifier la démarche présentée ici, il est nécessaire d'effectuer une étude comparative entre ces différentes techniques, ceci faisant l'objet de la partie suivante.

4. Techniques de débruitage basées sur l'utilisation du filtrage adapté stochastique

4.1. Le filtrage adapté stochastique par minimisation de l'erreur quadratique moyenne

Nous allons nous intéresser ici aux résultats obtenus en utilisant le filtrage adapté stochastique, où la détermination de l'entier Q est réalisée en minimisant l'erreur quadratique moyenne entre le signal d'intérêt et son approximation. Dans ce cadre, l'estimation ou la modélisation des autocorrélations du signal utile et du bruit ont été prises à l'identique à celles présentées dans la partie précédente. La dimension de la fenêtre glissante pour le traitement a été prise égale à 9×9 pixels et ceci afin de respecter la longueur de cohérence moyenne des différentes textures. Le résultat obtenu est présenté à la figure 9.

Ce résultat montre que le filtrage adapté stochastique par minimisation de l'erreur quadratique moyenne entraîne une forte réduction du bruit de speckle, cependant l'approximation obtenue reste localement bruitée. Par ailleurs, certains détails semblent lissés (en particulier les contours de la forme circulaire en

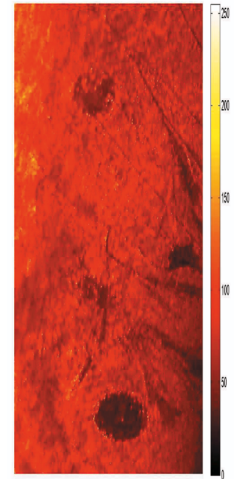


Figure 9. Approximation \tilde{S}_Q par utilisation du filtrage adapté stochastique minimisant l'erreur quadratique moyenne.

bas de l'image). Il est possible de réduire cet effet lissant en diminuant la taille de la fenêtre glissante, mais ceci aurait pour incidence une restitution partielle du bruit. Néanmoins, le choix de l'entier Q par minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre S et son approximation \tilde{S}_Q permet une bonne conservation des contours et donc de la résolution spatiale. À titre d'exemple, nous présentons sur les figures 10 et 11 une image des différentes valeurs de Q retenues pour le traitement et la courbe représentative de l'amélioration théorique du rapport signal à bruit suivant les valeurs de Q (relation (19)).

Comme cela a d'ores et déjà été spécifié, lorsque le rapport signal à bruit est favorable, la valeur retenue pour Q est importante (tel est le cas par exemple pour la forme circulaire ou les formes géométriques longilignes présentes dans l'image SAS), le filtrage adapté stochastique se comportant alors comme un filtre passe-tout, si bien que l'apport sur le rapport signal à bruit n'est pas significatif. En revanche, lorsque le rapport signal à bruit natif est défavorable, le filtrage adapté stochastique tend vers un filtre moyenneur et permet ainsi une forte amélioration du rapport signal à bruit (un peu plus de 9 dB lorsque seulement un à deux vecteurs de base sont retenus).

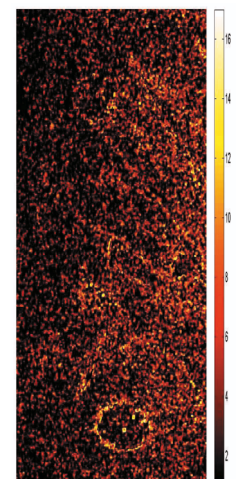


Figure 10. Valeurs de Q retenues pour le traitement.

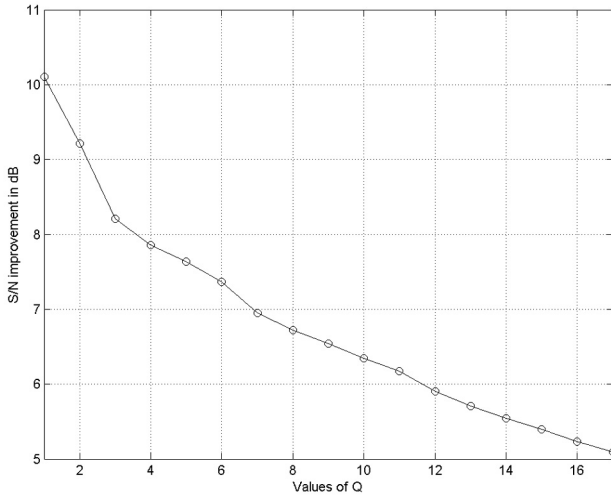


Figure 11. Amélioration théorique de $\frac{S}{N}$.

4.2. Le filtrage adapté stochastique couplé à une analyse multi-résolution

Comme l'attestent les remarques précédentes, le filtrage adapté stochastique par minimisation de l'erreur quadratique moyenne permet l'obtention de résultats satisfaisants en terme de réduction du speckle. En revanche, la résolution spatiale est légèrement détériorée par un phénomène de lissage du signal utile. L'explication à cela réside dans les hypothèses d'application du filtrage adapté stochastique, à savoir la stationnarité des signaux mis en jeu, cette dernière n'étant presque jamais vérifiée pour le signal d'intérêt. Pour remédier à ce problème, une solution peut résider dans l'utilisation conjointe du filtrage adapté stochastique et d'une analyse multi-résolution [2,3,16]. En effet, l'analyse multi-résolution permet de décomposer l'observation bruitée en plusieurs plans de résolutions différentes, chacun d'entre eux contenant des informations fréquentielles spécifiques et pouvant ainsi être caractérisés par leurs propres fonctions d'autocorrélation (pour le signal et pour le bruit). Ce faisant, l'utilisation du filtrage adapté stochastique sur chaque plan conduit à des résultats de meilleures qualités, les hypothèses étant mieux respectées. Il existe dans la littérature deux incontournables approches multi-résolutions : l'algorithme à *Trous* [17] et l'algorithme de Mallat [18] (connu également sous l'appellation de *Fast Wavelet Transform*). Nous allons dans cette section étudier le couplage du filtrage adapté stochastique avec ces deux analyses.

4.2.1. Utilisation conjointe avec l'algorithme à *Trous*

Considérons tout d'abord l'approche par utilisation conjointe du filtrage adapté stochastique avec l'algorithme à *Trous*.

Le principe de la méthode de débruitage qui en résulte est présenté à la figure 12.

En un premier lieu, l'image SAS, de dimension $M \times M$ pixels, est décomposée suivant l'algorithme à *Trous*, en utilisant une

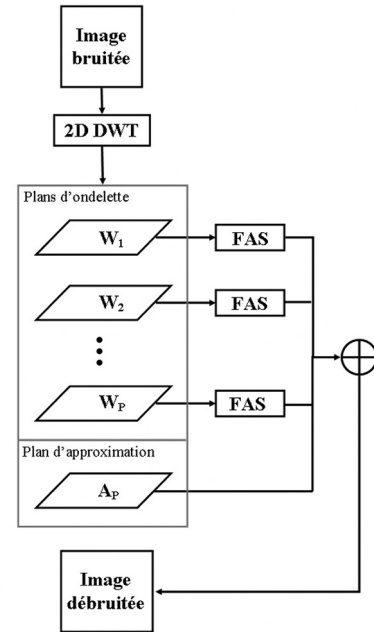


Figure 12. Filtrage adapté stochastique & algorithme à *Trous*.

B-Spline pour fonction d'échelle [19], permettant l'obtention de P plans d'ondelettes ($\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_P$: hautes fréquences) et d'un plan d'approximation (\mathbf{A}_P : basses fréquences). Puis, le filtrage adapté stochastique est appliqué sur chacun des plans d'ondelettes, conduisant à la détermination de l'approximation $\tilde{\mathbf{W}}_p$ pour p allant de 1 à P . Finalement, l'approximation du signal d'intérêt est obtenue par reconstruction :

$$\tilde{\mathbf{S}} = \mathbf{A}_P + \sum_{p=1}^P \tilde{\mathbf{W}}_p. \tag{30}$$

Pour mener à bien l'étape de filtrage, la fonction d'autocorrélation du signal d'intérêt a été modélisée analytiquement comme suit :

$$\Gamma_{s_0 s_0}[n, m] = \exp[-\alpha_p (n^2 + m^2)], \tag{31}$$

où α_p est directement proportionnel à la longueur de cohérence moyenne du signal dans le plan d'ondelettes étudié. La résolution étant différente pour chaque plan, il en va de même pour la longueur de cohérence moyenne. Pour cette raison, nous avons utilisé la relation dyadique suivante pour décrire α_p :

$$\alpha_p = \frac{\alpha_1}{2^{p-1}}, \tag{32}$$

le paramètre α_1 étant associé au premier plan \mathbf{W}_1 . De même la dimension de la fenêtre glissante doit être différente pour chaque plan ; plus la résolution est fine, plus la dimension de la fenêtre doit être petite. Pour traiter l'image SAS, nous avons utilisé trois plans d'ondelettes (les plans suivants présentant un rapport signal à bruit favorable, le bruit étant principalement réparti dans les plans haute-fréquence). Les dimensions de fenêtre glissante pour ces différents plans ont été prises égales à 9×9 pixels pour \mathbf{W}_1 , 11×11 pixels pour \mathbf{W}_2 et 13×13 pixels pour \mathbf{W}_3 . L'approximation obtenue est présentée à la

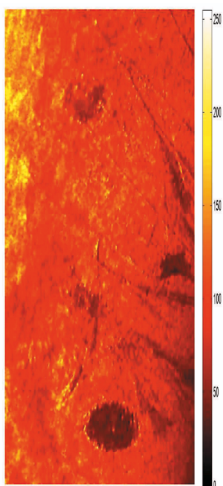


Figure 13. Approximation \tilde{S} - Filtrage adapté stochastique & algorithme à Trous.

figure 13. Pour cette expérimentation, la valeur de α_1 a été fixée égale à 2.

Bien que, ce résultat soit encore localement légèrement bruité, il révèle que l'introduction de l'algorithme à Trous permet d'améliorer les performances du filtrage adapté stochastique. Par ailleurs, la résolution spatiale ne semble pas avoir été altérée, les structures anisotropiques longilignes ne présentant pas visuellement de phénomènes de lissage.

4.2.2. Utilisation conjointe avec l'algorithme de Mallat

Considérons, à présent, le couplage entre le filtrage adapté stochastique avec l'algorithme de Mallat. Cette technique multi-résolution, largement décrite dans la littérature, est devenue un outil puissant utilisé dans de nombreux champs d'application. Elle permet de séparer les détails fins (hautes fréquences) des détails grossiers (basses fréquences). De cette façon, plusieurs représentations de la même donnée native sont disponibles : les plans d'échelle et les plans d'ondelette. Les plans d'ondelette décrivent les structures hautes fréquences directives (d_1^1 : détails horizontaux, d_1^2 : détails verticaux et d_1^3 : détails diagonaux) et peuvent ainsi être aisément décrits en utilisant des modèles d'autocorrélation anisotropiques ; tandis que pour le plan d'échelle (a_1), correspondant aux basses fréquences, un modèle d'autocorrélation isotropique sera privilégié. Aussi, par le biais de cette analyse multi-résolution et en ne considérant qu'un niveau de décomposition, quatre modèles d'autocorrélation sont utilisés pour décrire le signal, alors qu'un seul est sollicité dans le plan natif. Ce faisant, une meilleure description des caractéristiques statistiques du signal d'intérêt est effectuée, entraînant une restitution plus fidèle du signal utile qu'en ne raisonnant que dans le plan natif. Aussi, dans un premier temps, nous allons développer l'image native en utilisant l'algorithme de Mallat et ceci par l'intermédiaire d'une ondelette de Daubechies d'ordre 8 [20], cette dernière ayant montré un bon comportement lors de diverses expérimentations. En supposant que, d'une part, le rapport signal à bruit augmente avec le niveau de résolution et que,

d'autre part, l'utilisation d'une fenêtre glissante entraîne une dégradation de la résolution spatiale en raison du sous-échantillonnage introduit par l'algorithme de Mallat, seulement un niveau de décomposition est utilisé pour traiter l'observation bruitée. Puis, dans une seconde phase de traitement, chaque plan sera filtré par utilisation du filtrage adapté stochastique en considérant l'autocorrélation qui lui est associée. Finalement, l'approximation du signal d'intérêt sera obtenue par reconstruction à partir des différents plans filtrés (voir figure 14).

Comme cela a été spécifié, pour appliquer le filtrage adapté stochastique, nous utilisons quatre fonctions d'autocorrélation différentes, une pour chaque plan. Pour le plan d'échelle, l'autocorrélation est modélisée par le modèle gaussien suivant :

$$\Gamma_{s_0s_0}[n,m] = \exp[-(\alpha_l n^2 + \alpha_c m^2)], \tag{33}$$

avec $\alpha_l = \alpha_c = 5$. Pour les deux plans d_1^1 et d_1^2 , le même modèle est considéré, mais avec $(\alpha_l, \alpha_c) = (5, 10)$ et $(\alpha_l, \alpha_c) = (10, 5)$, afin de respecter le caractère directif de la texture. Pour le dernier plan d_1^3 , le modèle anisotropique suivant est utilisé pour décrire $\Gamma_{s_0s_0}[n,m]$:

$$\exp\left[-\left(\frac{1}{2}(\alpha_l + \alpha_c)(n^2 + m^2) + (\alpha_l - \alpha_c)nm\right)\right].$$

Il correspond au modèle gaussien (33) ayant subi une rotation horaire ou antihoraire (selon les valeurs de α_l et α_c) de $\pi/4$ radians, permettant de décrire des structures diagonales. Le filtrage adapté stochastique est appliqué une première fois avec $\alpha_l = 10$ et $\alpha_c = 5$, puis une deuxième fois en considérant $\alpha_l = 5$ et $\alpha_c = 10$, le plan filtré correspondant à la moyenne des deux résultats obtenus.

La fonction d'autocorrélation du bruit est quant à elle estimée dans une zone homogène du plan à filtrer.

La dimension de la fenêtre glissante est de 9×9 pixels pour les plans d'ondelette et de 7×7 pixels pour le plan d'échelle. Par le biais de l'algorithme de reconstruction de Mallat et en utilisant les différents plans filtrés, nous obtenons l'approximation \tilde{S} présentée à la figure 15. Une analyse visuelle du résultat révèle une augmentation de la réduction du speckle, mais cette

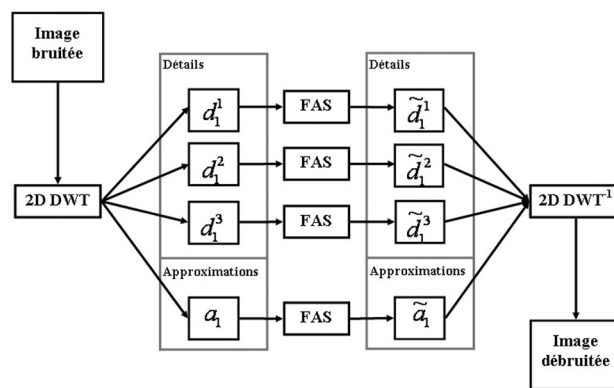


Figure 14. Filtrage adapté stochastique & algorithme de Mallat.

dernière est réalisée au détriment de la résolution spatiale qui apparaît fortement affectée, ceci étant vraisemblablement lié au sous-échantillonnage introduit par l'algorithme de Mallat.

4.3. Étude comparative

En guise de bilan sur l'analyse qualitative des différentes méthodes étudiées, nous proposons à la figure 16 un détail

(dimension 300×300 pixels) extrait de l'image SAS native et, à la figure 17, cette même zone extraite des différents résultats obtenus après débruitage.

L'analyse de ces différentes figures conforte les observations précédentes. En effet, l'analyse visuelle montre clairement que, d'une part, les techniques basées sur une approche multi-résolution entraînent une dégradation de la résolution spatiale (les contours apparaissant lissés) et que, d'autre part, le FAS utilisé seul a pour effet un léger lissage du signal utile, couplé à une

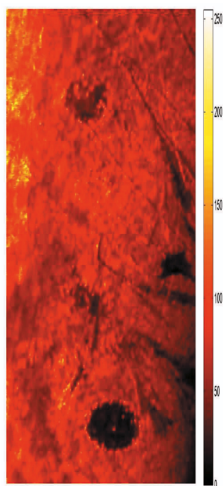


Figure 15. Approximation \tilde{S} - Filtrage adapté stochastique & algorithme de Mallat.

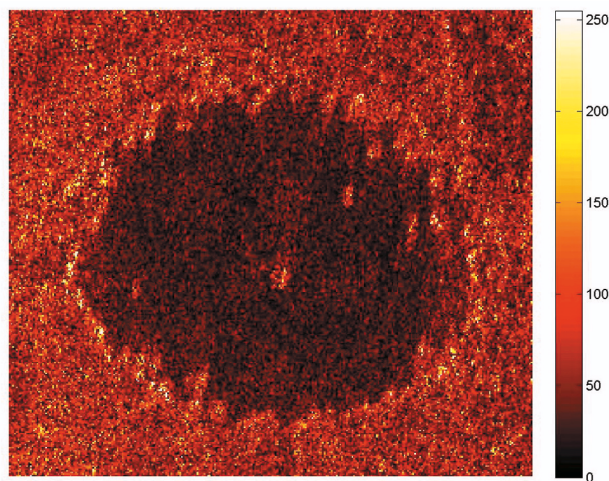
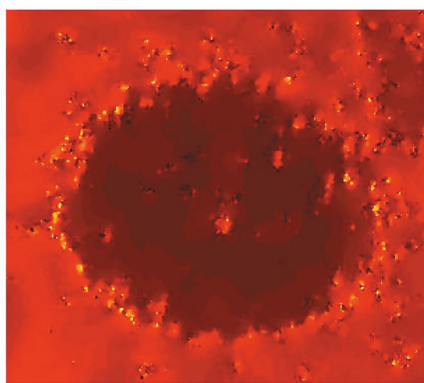
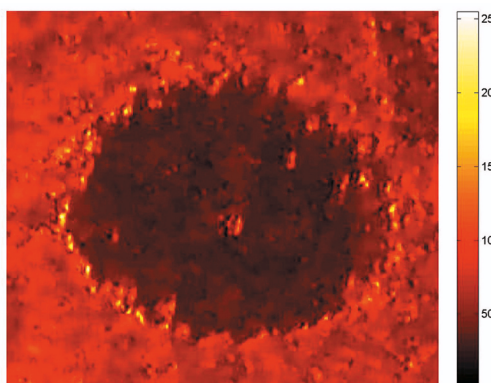


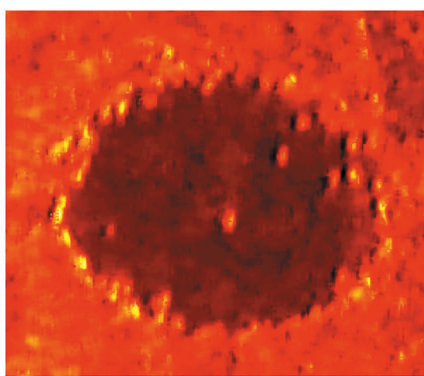
Figure 16. Détail extrait de la figure 1, 300×300 pixels.



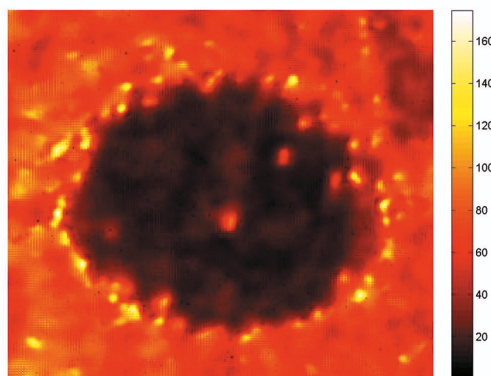
a. Détail extrait de la figure 6



b. Détail extrait de la figure 9



c. Détail extrait de la figure 13



d. Détail extrait de la figure 15

Figure 17. Détail présenté à la figure 16 extrait de l'approximation du signal d'intérêt.

restitution partielle du bruit. Qualitativement, la méthode présentée dans cet article apparaît comme étant la plus robuste, aussi bien d'un point de vu réduction du niveau de speckle que de la préservation de la résolution spatiale.

Afin d'effectuer une comparaison objective entre ces différents traitements à base de FAS et la nouvelle approche proposée, nous avons évalué pour chacun de ces résultats le niveau de speckle. Ces derniers sont présentés dans le tableau 1.

Tableau 1. Niveaux de speckle.

Image	Niveau de speckle
Originale	0,5503
Filtre moyennneur auto-adaptatif & FAS	0,0317
FAS minimisant l'erreur quadratique moyenne	0,1310
FAS & algorithme à Trous	0,0916
FAS & algorithme de Mallat	0,0840

Ces différents résultats confortent les observations faites sur le plan visuel, à savoir que la nouvelle approche présentée dans cet article permet d'accroître le pouvoir débruiteur du filtrage adapté stochastique, engendrant une réduction par un peu plus de 15 du niveau de speckle natif.

De même, pour quantifier l'apport de ce nouveau traitement, par rapport aux autres méthodes présentées dans cet article, en ce qui concerne la qualité de la restitution de la résolution spatiale, nous avons étudié les images ratio associées à chaque résultat. Les histogrammes des valeurs moyennes et coefficients de variation obtenus sont présentés respectivement par les figures 18 à 20 en échelle semi-logarithmique et des figures 21 à 23 en échelle logarithmique. Les résultats obtenus par ces différentes expérimentations valident les réflexions qualitatives précédentes. En effet, aussi bien pour les valeurs moyennes que

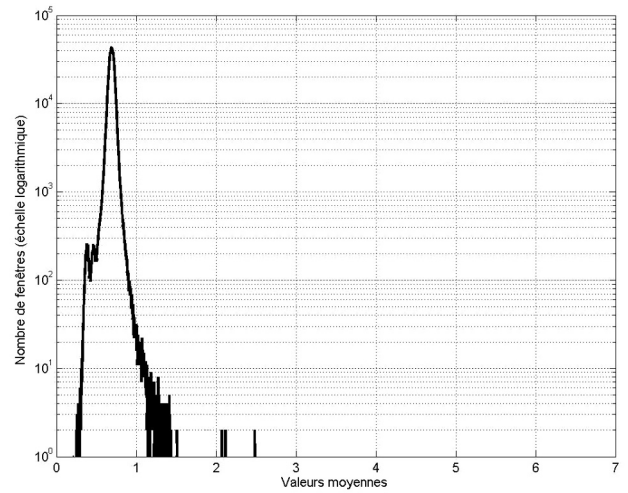


Figure 19. Valeurs moyennes de \tilde{N} - FAS & algorithme à Trous.

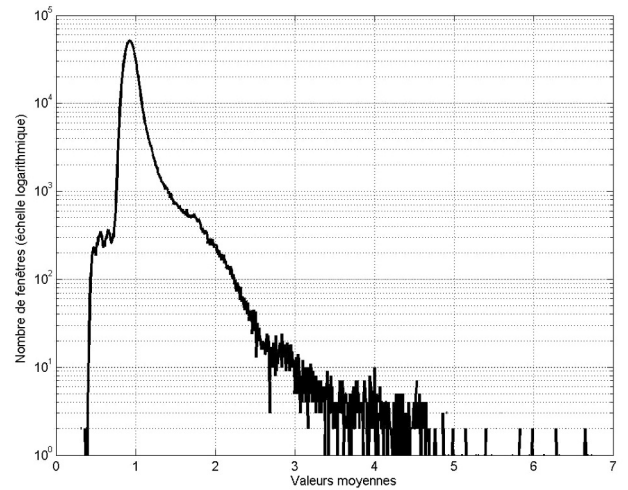


Figure 20. Valeurs moyennes de \tilde{N} - FAS & algorithme de Mallat.

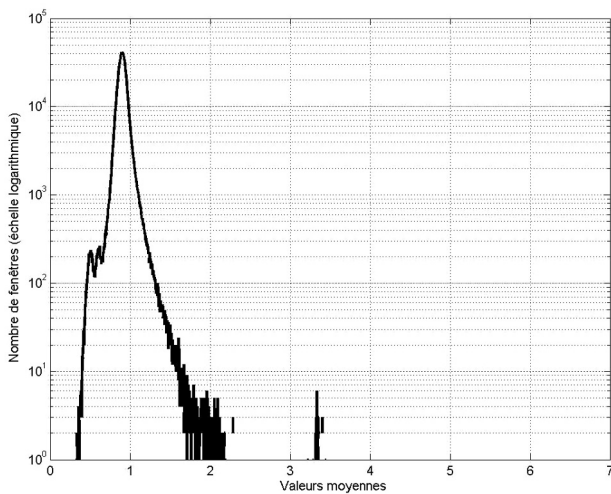


Figure 18. Valeurs moyennes de \tilde{N} - FAS par minimisation de l'erreur quadratique moyenne.

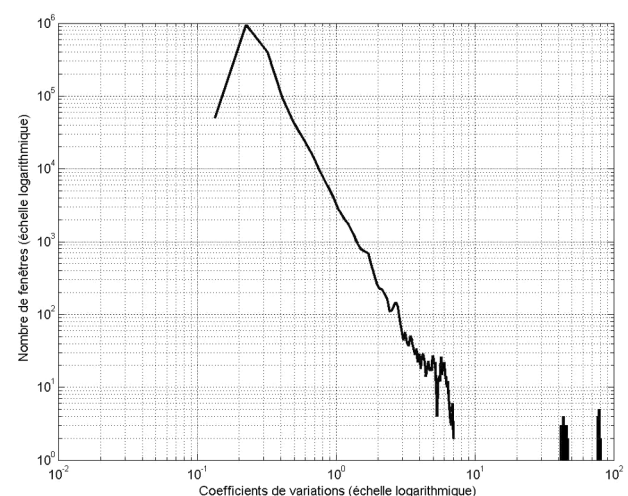


Figure 21. Coefficients de variation de \tilde{N} - FAS par minimisation de l'erreur quadratique moyenne.

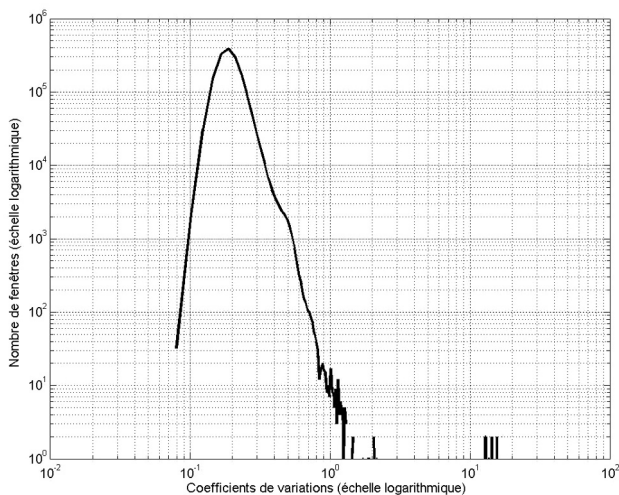


Figure 22. Coefficients de variation de \tilde{N} - FAS & algorithme à Trous.

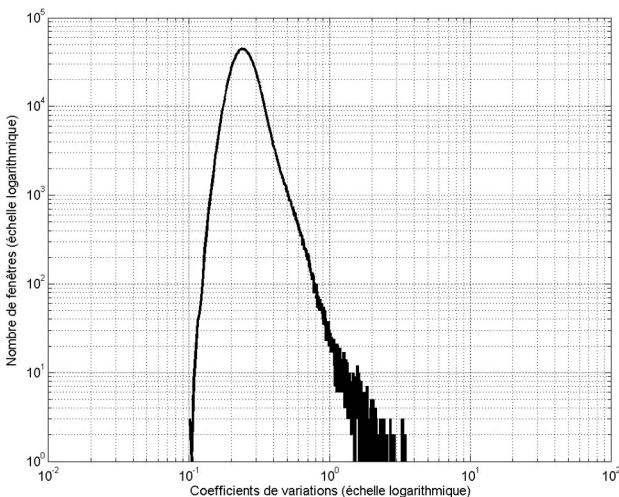


Figure 23. Coefficients de variation de \tilde{N} - FAS & algorithme de Mallat.

pour les coefficients de variation, le résultat obtenu par la méthode développée dans cet article présente une variance nettement plus faible sur ces valeurs que celles des autres approches. En particulier, contrairement au graphe présenté à la figure 7, il apparaît sur les histogrammes représentatifs des moyennes une dérive vers des valeurs aberrantes (grandes vis à vis de 1), significative d'une mauvaise restitution de la valeur moyenne du signal d'intérêt. De plus, ces histogrammes mettent clairement en évidence la présence d'un biais sur \tilde{N} , le maximum n'étant pas atteint pour une valeur unitaire de la moyenne. En ce qui concerne les histogrammes des coefficients de variation, les valeurs obtenues sont très étalées, signifiant qu'une partie des détails du signal est passée dans le bruit. Ceci conforte les observations qualitatives, à savoir un lissage du signal d'intérêt et ainsi une dégradation de la résolution spatiale, contrairement à la nouvelle approche développée dans cet article.

5. Conclusion

Nous avons présenté un traitement original permettant de rehausser le signal d'intérêt présent au sein d'une image SAS, détériorée multiplicativement par un bruit de speckle. Un tel traitement peut s'avérer nécessaire dès lors que l'on souhaite, par exemple, extraire automatiquement des informations quant à la nature du fond marin ou encore avoir la certitude quant à la présence ou à l'absence d'un objet présent sur ce même fond. Le traitement proposé repose sur l'utilisation conjointe d'un filtre moyenneur auto-adaptatif et du filtrage adapté stochastique. Les techniques de débruitage basées sur l'utilisation du filtrage adapté stochastique ont classiquement pour critère une minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le signal utile et son approximation. Nous avons proposé dans cet article une nouvelle approche revenant à minimiser l'écart entre les statistiques inhérentes au speckle et celles issues du bruit estimé, permettant par la même de réaliser une adaptation sur la taille de la fenêtre glissante. Ainsi chaque pixel de l'observation bruitée est traité avec une dimension de fenêtre qui lui est propre, entraînant une restitution plus fidèle du signal utile. Des expérimentations sur signaux réels ont révélé l'intérêt d'une telle approche, par rapport aux autres méthodes à base de filtrage adapté stochastique, ces dernières ayant fait leurs preuves par rapport aux approches classiques, et ceci aussi bien d'un point de vue réduction du niveau de speckle que d'un point de vue restitution de la résolution spatiale. La supériorité de la méthode proposée dans cet article par rapport aux autres approches à base de filtrage adapté stochastique est due, d'une part, à l'adaptation sur la taille de la fenêtre glissante, permettant une meilleure discrimination des différentes textures inhérentes au signal d'intérêt et, d'autre part, à l'utilisation d'un critère basé uniquement sur le bruit, ce dernier étant parfaitement connu ou mesurable contrairement au signal qui varie d'une image SAS à l'autre et qui évolue au sein d'une même donnée. Ainsi, la perte de la résolution spatiale ou la restitution partielle du speckle, engendrées par l'utilisation des méthodes à base de filtrage adapté stochastique, sont fortement atténuées, les hypothèses d'application du filtrage adapté stochastique étant mieux respectées. Par ailleurs, il est intéressant de rappeler que la seule application du filtrage adapté, par minimisation de l'écart entre les statistiques du bruit de speckle et celles issues du bruit estimé, conduit à des résultats sensiblement identiques à ceux obtenus en ayant recours à l'étape de pré-filtrage par utilisation du filtre moyenneur auto-adaptatif. En revanche le temps de calcul et l'occupation mémoire sont considérablement accrues, l'étape de pré-filtrage permettant d'identifier rapidement les pixels descriptifs de fluctuation du signal, c'est-à-dire ceux pour lesquels le filtrage adapté stochastique est préconisé.

Annexe : Principe algorithmique du FAS

L'algorithme permettant d'obtenir une approximation $\tilde{S}_Q[p, q]$ du signal d'intérêt à partir d'un pixel $Z[p, q]$, non traité par le filtre moyenné auto-adaptatif présenté dans la partie précédente, par utilisation du filtrage adapté stochastique est présenté ci-après. Tout comme pour l'algorithme précédent, $\mathbf{Z}_{p, q}^M$ représente la fenêtre de dimension $M \times M$ pixels centrée sur $Z[p, q]$

1. Initialisation à zéro des vecteurs \mathbf{C} et σ_C .
2. Initialisation d'une variable k à 1.
3. Pour M allant de M_{max} à 3 par pas de -2 faire :
 - (a) Estimation de C_M et de σ_{C_M} .
 - (b) $C[k] \leftarrow C_M$.
 - (c) $\sigma[k] \leftarrow \sigma_{C_M}$.
 - (d) Incrémentement de $k : k = k + 1$.
4. Initialisation de M à la valeur M_{max} .
5. Initialisation à zéro de \tilde{C}_M .
6. Initialisation de k à 1.
7. Initialisation de $test$ à zéro.
8. Tant que $test = 0$ et que $M \neq 1$ faire :
 - (a) Estimation ou modélisation des covariances réduites $\Gamma_{S_0 S_0}$ et $\Gamma_{N_0 N_0}$ du signal et du bruit.
 - (b) Résolution du problème aux valeurs propres généralisé (14).
 - (c) Normalisation des Φ_n :

$$\hat{\Phi}_n = \frac{\Phi_n}{\sqrt{\Phi_n^T \Gamma_{N_0 N_0} \Phi_n}}$$
 - (d) Construction des Ψ_n :

$$\Psi_n = \Gamma_{N_0 N_0} \hat{\Phi}_n$$
 - (e) Extraction de la fenêtre $\mathbf{Z}_{p, q}^M$ de dimension $M \times M$ centrée sur $Z[p, q]$.
 - (f) Détermination des M^2 variables aléatoires z_m suivant (13).
 - (g) Pour Q allant de 1 à M^2 faire :
 - i. Reconstruction de \tilde{S}_Q suivant la relation (17).
 - ii. Détermination de \tilde{B}_Q suivant (20).
 - iii. Calcul de \tilde{C}_M .
 - iv. Si $\tilde{C}_M \in [C[k] - \sigma_C[k]; C[k] + \sigma_C[k]]$, sortie de la boucle sur Q et $test = 1$.
 - (h) Décrémentement de $M : M = M - 2$.
 - (i) Incrémentement de $k : k = k + 1$.
9. Si M est égal à 1 et que $test = 0$:
 - (a) $\tilde{S}_Q[p, q] = Z[p, q]$.
10. Sinon
 - (a) $M = M + 2$.
 - (b) Détermination de $\tilde{S}_Q[p, q]$ suivant (17).

Il est à noter que les points 1) à 3) et 8.a) à 8.d) doivent être réalisés en tout début de traitement (i.e. avant le traitement de l'image dans sa globalité) à partir d'une zone homogène de l'observation bruitée et ceci évidemment dans un souci d'économie de mémoire et de temps de calcul.

Références

- [1] F. CHAILLAN, C. FRASCHINI et P. COURMONTAGNE, «Stochastic Matched Filtering Method Applied to SAS Imagery», *OCEANS 2005 - Europe*, Vol. 1, Juin 2005, pp. 233-238.
- [2] F. CHAILLAN, C. FRASCHINI, M. AMATE, P. COURMONTAGNE, «Multiresolution Analysis of SAS Images», *OCEANS 2005 - Europe*, Vol. 2, Juin 2005, pp. 1127-1132.
- [3] F. CHAILLAN, P. COURMONTAGNE, «Coupling the Stochastic Matched Filter and the *Trous* Algorithm for SAS Images denoising», *OCEANS 2006 - Asia Pacific*, Singapore, Mai 2006.
- [4] P. COURMONTAGNE, «Le filtrage adapté stochastique adaptatif appliqué aux images bruitées», *Traitement du Signal*, Vol. 16, N°4, 1999, pp. 303-318.
- [5] P. COURMONTAGNE, F. CHAILLAN, «The Adaptive Stochastic Matched Filter for SAS Images De-noising», *OCEANS 2006 - MTS/IEEE*, Boston, Septembre 2006.
- [6] C. A. POMALAZA-RAEZ, C. D. MCGILLEM, «An adaptive non linear edge preserving filter», *IEEE Trans. on Acoustics Speech Signal Processing*, Vol. 32, N°3, 1984, pp. 571-576.
- [7] F. JEAN, «SHADOWS, by Ixsea, a real-time Synthetic Aperture Sonar system», *OCEANS 2006 - Asia Pacific*, Singapore, Mai 2006.
- [8] F. MOSCA, R. GIRAULT, F. JEAN, «A new gap-filter system using front-scan sonar technology coupled with SHADOWS», *OCEANS 2006 - Asia Pacific*, Singapore, Mai 2006.
- [9] J.-F. CAVASSILAS, «Stochastic matched filter», *Proceedings of the Institute of Acoustics (International Conference on Sonar Signal Processing)*, Vol. 13, Part 9, 1991, pp. 194-199.
- [10] J.-F. CAVASSILAS, B. XERRI, «Extension de la notion de filtre adapté. Contribution à la détection de signaux courts en présence de termes perturbateurs», *Traitement du Signal*, Vol. 10, N° 3, 1993, pp. 215-221.
- [11] C. LEVEQUE, J.-F. CAVASSILAS, «Généralisation du concept de filtrage adapté, application au filtrage d'images SAR d'états de surface de la mer», *14^{ème} Colloque GRETSI*, Juan-les-Pins, Vol. 1, 1993, pp. 539-543.
- [12] C. FRASCHINI, P. COURMONTAGNE, C. JAUFFRET, «Amélioration du pouvoir discriminatoire du SONAR actif en milieu bruité par maximisation du rapport signal à bruit», *7^{ème} JASM*, Brest, Octobre 2004.
- [13] D. T. KUAN, A. A. SAWCHUK, T. C. STRAND, P. CHAVEL, «Adaptative noise smoothing filter for images with signal-dependent noise», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 7, N° 2, Mars 1985, pp. 165-177.
- [14] A. ACHIM, E. KURUOGLU, J. ZERUBIA, «SAR Image Filtering Based on the Heavy-Tailed Rayleigh Model», *Rapport de recherche*, INRIA, N° 5493, Février 2005.
- [15] M. WALESSA, M. DATCU, «Model-Based Despeckling and Information Extraction from SAR Images», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 38, N° 5, 2000, pp. 2258-2269.
- [16] P. COURMONTAGNE, F. CHAILLAN, O. LERDA, «SAS Image De-noising by the Curvelet Stochastic Matched Filter Transform», *OCEANS 2006 - Asia Pacific*, Singapore, Mai 2006.
- [17] M. HOLDSCHNEIDER, R. KRONLAND-MARTINET, J. MORLET, P. TCHAMITCHIAN, «A real time algorithm for the Signal Analysis with the help of the wavelet transform», *Wavelets*, ed. J.M. Combes et al. Springer-Verlag Berlin, 1989, pp.286-297.
- [18] S. MALLAT, «A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation», *IEEE Trans on Pattern Anal. and Math. Intel.*, Vol. 11, N° 7, 1989, pp. 674-693.
- [19] M. UNSER, A. ALDROUDI, «Polynomial Splines and Wavelets - A Signal Processing Perspective», *Wavelets: A Tutorial in Theory and Applications*, ed. C.K.Chui Academic Press New York, 1992, pp. 91-122.
- [20] I. DAUBECHIES, «Ten lectures on wavelets», *CBMS*, SIAM, 61, 1994, pp. 194-202.



Philippe **Courmontagne**

DEA de Propagation, Télécommunication, Télédétection des universités de Nice Sophia-Antipolis et Toulon, Docteur de l'université de Toulon et du Var, spécialité physique en 1997, Habilitation à Diriger des Recherches de l'université de Provence Aix-Marseille I en 2005. Enseignant chercheur en traitement du signal au sein de l'Institut Supérieur d'Electronique et du Numérique (ISEN Toulon), membre du Laboratoire de Matériaux et Microélectronique de Provence (L2MP CNRS UMR 6137), où il s'intéresse, en étroite collaboration avec le milieu industriel, aux problèmes liés à la décomposition des signaux (filtrage, détection, transmission de l'information, applications au traitement d'images).

