

Etude comparative de méthodes de débruitage d'images appliquées à l'imagerie de speckle en holographie laser

Silvio MONTRÉSOR¹, Sophie VERHAEGHE², Pierre-Yves QUÉHÉ², Pascal PICART¹

¹Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Maine (LAUM), UMR CNRS 6613,
Avenue Olivier Messiaen, 72085 Le Mans Cedex 9, France

²Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs du Mans, Rue Aristote, 72085 Le Mans Cedex 9, France
silvio.montresor@univ-lemans.fr, pascal.picart@univ-lemans.fr

Résumé – Dans cet article nous comparons différents algorithmes de débruitage pour le traitement des images de phases obtenue par holographie numérique. Le traitement porte sur la réduction de la contribution du bruit de speckle. L'évaluation est fondée sur trois critères: le gain de rapport signal à bruit ainsi qu'une mesure objective de qualité qui tient compte des distorsions de luminance et de contraste observées localement; nous proposons également un nouveau critère donnant une mesure de l'erreur de phase à la reconstruction calculée à partir des images d'interférences débruitées en sinus et cosinus. L'évaluation est réalisée sur une base d'images de phases simulées dont on contrôle le niveau et le type de bruit. Nous avons retenu cinq familles d'algorithmes reconnues pour leur efficacité dans le domaine du traitement d'image: les algorithmes utilisés pour le traitement des images radar à synthèse d'ouverture SAR (Synthetic Aperture Radar), les algorithmes à base d'ondelettes associées à un opérateur de seuillage, l'algorithme NLmeans récemment proposé, la méthode du filtre de Wiener et celle du filtre médian.

Abstract – In this article we compare image denoising algorithms applied to digital holography. The presented work focuses on reducing speckle noise contribution. The evaluation methodology lies on images of synthesized phases of which one controls the level and noise type. Three evaluation criteria are used to compare selected algorithms: the gain of SNR and quality index; we propose also a new one: the reconstructed phase error which is particularly relevant in the domain of digital holography. The assessment is made with simulated images of phases in which one controls the level and type of noise. We retain five algorithms known for their efficiency in the field of image processing. These are: algorithms used for SAR filtering (Synthetic Aperture Radar), algorithms based on wavelets, the NLmeans algorithm recently proposed, the Wiener filter and the median filter.

1 Introduction

L'holographie numérique est une technique optique utilisant de la lumière cohérente. Elle est très répandue dans le domaine de la mesure de champ de déplacements et de formes. Son principal avantage réside en ce qu'elle permet la caractérisation de surfaces rugueuses d'objets avec une grande acuité par l'utilisation d'une technique de mesure sans contact.

1.1 Le bruit de Speckle

Lorsque l'objet est déformé sous l'action d'une sollicitation quelconque, qui peut être d'origine mécanique, acoustique, thermique, pneumatique, etc..., il apparaît un phénomène de décorrélation de speckle qui ajoute un bruit à spectre de hautes fréquences au signal utile. La largeur de corrélation spatiale est liée à la taille du grain de speckle observable sur l'image d'amplitude reconstruite à partir de l'holograme numérique. La carte de phase nécessite donc une étape de débruitage pour être correctement exploitée en vue d'une confrontation avec un modèle physique de l'objet étudié. La décorrélation de speckle a été étudiée par quelques auteurs [1, 2]. La décorrélation de la phase est décrite statistiquement par des propriétés du second

ordre. La décorrélation peut être mise en évidence lorsque l'on effectue la soustraction de deux phases évaluées à deux instants différents. La phase optique brute de l'hologramme est aléatoire et possède les propriétés d'une phase speckle car elle est en lien direct avec la rugosité de surface de l'objet éclairé par le laser. La description des propriétés de corrélation dans la phase ou la différence de phase est donc liée à la densité de probabilité du second ordre de la phase [3]. Le calcul de la densité de probabilité conjointe de deux phases speckle ψ_1 et ψ_2 a été traité dans [4, 5]. On note ε le bruit induit par la décorrélation de speckle entre deux phases extraites à deux instants différents et $\Delta\varphi$ la variation de phase due à la vibration de la structure. Alors on a $\psi_2 = \psi_1 + \varepsilon + \Delta\varphi$, $\Delta\varphi$ étant considérée comme une variable déterministe. La densité de probabilité de ε dépend du module du facteur de cohérence complexe $|\mu|$ entre les deux champs speckle. Avec la variable $\beta = |\mu| \cos(\varepsilon)$, la densité de probabilité au second ordre du bruit de phase ε est donnée par :

$$p(\beta) = \frac{1 - |\mu|}{2\pi} (1 - \beta^2)^{-3/2} \left(\beta \arcsin \beta + \frac{\pi\beta}{2} + \sqrt{1 - \beta^2} \right) \quad (1)$$

L'Eq. 1 décrit la probabilité du bruit de mesure dans la différence de phase entre deux instants. Notons que dans [2], M. Lehmann a abordé le cas des speckles résolus et non résolus

spatialement on considérant le cas d'une onde de référence lisse (holographie numérique) ou elle-même speckle (interférométrie speckle). Dans [2], la densité de probabilité de la décorrélation induite sur la phase est calculée en prenant en compte le nombre total de speckle par pixel, qui dépend du ratio entre le déplacement du speckle au plan capteur et la taille du pixel du capteur. Notons également que l'holographie numérique concerne plutôt le cas des speckles bien résolus, c'est à dire plusieurs pixels par grain de speckle, de 3 à 4. Bien que l'Eq. 1 est calculée sans tenir compte de la surface active du pixel (speckles résolus ou non), elle ne dépend très simplement que du module du facteur de corrélation $|\mu|$. Les courbes de l'Eq. 1 et celles des équations données dans [2] sont similaires. On peut en déduire que l'Eq. 1 peut être utilisée comme un indicateur pertinent pour comparer l'effet de la décorrélation dans les différents cas d'études, le facteur de corrélation μ étant un marqueur de la qualité des données extraites des hologrammes. Par l'exemple, l'enregistrement ultra-rapide d'hologrammes avec une faible dynamique de numérisation induit une fluctuation sur l'enregistrement, ce qui se répercute dans les mesures de phase avec la même influence que la décorrélation physique du speckle due à une éventuelle déformation en surface. Différentes méthodes ont été appliquées pour lisser ces franges numériques mais elles n'ont eu qu'un succès partiel [6]. Même si le filtrage passe-bas est efficace pour réduire le bruit speckle [7], il ne préserve pas les détails des variations de phase. Dans cet article, nous présentons une comparaison des performances de différents algorithmes de débruitage que nous avons appliqués au cas de la phase bruitée par la décorrélation de speckle. Généralement, pour préserver les sauts de phase de 2π dans la carte de phase enroulée, le filtrage est appliqué sur des images sinus et cosinus de la variation de phase optique brute. Le type de bruit de l'image à traiter dépend de la façon de procéder. Par exemple, si on traite la phase brute alors le bruit de décorrélation est un bruit additif (cf supra). En revanche si on applique les traitements sur le sinus ou le cosinus, ce bruit devient multiplicatif et le signal est composite.

2 Réduction du bruit de Speckle

Nous présentons ici une courte synthèse des méthodes retenues pour l'évaluation.

2.1 Filtrage spatial

Nous avons retenu pour cette classe de méthodes le filtre médian, bien connu pour être efficace en présence de bruit de type impulsif. Outre le fait que cette méthode est simple à mettre en oeuvre, elle constitue une référence pour l'évaluation d'algorithmes de réduction de bruit plus complexes.

2.2 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener est la solution de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne calculée entre l'image originale s

et l'image restaurée d dans le cas du modèle de dégradation linéaire avec bruit additif. Sa réponse W en fonction des fréquences spatiales f et g est donnée par:

$$W(f, g) = \frac{H(f, g)^* \Phi_s(f, g)}{|H(f, g)|^2 \Phi_s(f, g) + \Phi_b(f, g)}. \quad (2)$$

Pour cette évaluation, la réponse de la fonction d'étalement $H(f, g)$ est choisie neutre, donc unitaire. Les expressions des densités spectrales de l'image originale et du bruit qui ne sont pas connues a priori sont remplacées par des estimateurs constitués à partir de l'image bruitée filtrée médian pour l'image originale et la différence entre ces deux dernières images pour le bruit.

2.3 Traitement du bruit pour les images SAR

Les images SAR (radar à synthèse d'ouverture) possèdent des propriétés assez proches de celles des images de speckle. En particulier le modèle de signal est à bruit multiplicatif. D'ou le choix qui a été fait de retenir deux d'entres elles pour nos évaluations. Le filtre de Lee [8] est un filtre adaptatif dont les paramètres sont ajustés en fonction des propriétés statistiques locales de l'image à traiter. Ceux-ci sont estimés dans une fenêtre centrée sur le pixel dont on cherche à restaurer la valeur:

$$d(i, j) = \alpha \cdot s(i, j) + (1 - \alpha) \cdot \overline{s(i, j)}. \quad (3)$$

Le coefficient α est fonction du ratio des carrés des coefficients de variations locales de l'image et du bruit, définis comme le rapport de la variance par le carré de la moyenne: $\alpha = 1 - \frac{C_s^2}{C_b^2}$. Si le coefficient de variation locale de l'image bruitée est inférieur à celui du bruit estimé sur toute l'image, le coefficient α est nul et la moyenne de la fenêtre est affectée à la valeur du pixel recherchée. Dans le cas contraire, la valeur courante du pixel de l'image bruitée est conservée. Le filtre de Lee possède un unique paramètre qui est la taille de la fenêtre sur laquelle sont estimées les statistiques locales de l'image. Le filtre de Frost [9] est un filtre adaptatif à noyau gaussien. Les paramètres du noyau sont ajustés en fonction des statistiques locales de l'image sous la forme du carré du coefficient de variation locale C_s^2 . Dans une zone de valeurs homogènes le coefficient de variation est faible, le filtre se comporte alors comme un moyennneur. En présence d'un contour ou d'une discontinuité, le coefficient augmente et le noyau gaussien se contrentre autour du pixel courant, à la limite sa valeur initiale est conservée. Le filtre de Frost est aussi régit par un unique paramètre qui est la taille de la fenêtre qui délimite la portée du noyau gaussien.

2.4 Approches par ondelettes et seuillage

La méthode de débruitage utilisant une décomposition sur une base d'ondelettes associée à une fonction de seuil [10] a fait l'objet d'innombrables travaux dans le domaine de la restauration d'images. Cette approche utilise un modèle additif de signal bruité, en vertu de la linéarité de la transformée en ondelette, le même modèle s'applique sur les coefficients. Dans le

cas d'un modèle multiplicatif, le passage des coefficients dans un logarithme avant l'application du seuil permet de conserver un modèle équivalent; ce principe a été utilisé pour le traitement du bruit de speckle dans les images SAR [11]. De multiples variantes de solutions, que nous ne détaillerons pas ici, se déclinent à partir des nombreux paramètres de la méthode: choix de la base d'ondelettes, du nombre de niveaux de décomposition, du profil de l'opérateur de seuillage, de la valeur du seuil où des différents seuils utilisés ainsi que leur méthode de calcul. Nous avons retenu dans cette évaluation trois bases de décompositions. D'une part les ondelette de Daubechies et les symlets, ondelettes séparables construites à partir du produit tensoriel de leur version 1D, et d'autre part les curvelets [12] contruites selon un pavage circulaire du plan qui offre une gamme d'orientation des formes d'ondes beaucoup plus large que dans le cas des ondelettes séparables.

2.5 Méthode de moyennes non locales

La méthode de moyennes non locales (NL-MEANS), apparue récemment dans la communauté du traitement d'image [13], est une technique efficace pour la restauration d'images naturelles altérées par du bruit. Le rendu ou la qualité d'image perçue après traitement sont particulièrement relevés. Son principe est basé sur le remplacement d'un pixel par une somme pondérée de pixels centrés sur des patchs choisis dans le voisinage du pixel traité. Les pondérations sont obtenues à partir des corrélations calculées entre le patch local du pixel, et les patchs voisins pris en compte dans le parcours de l'algorithme. Cette approche a déjà été utilisée avec succès pour le traitement d'images de speckle mais dans un cadre méthodologique pour lequel les critères d'évaluation sont définis en aveugle (sans image de référence) [14].

3 Base de tests et critères d'évaluation

La base de test est constituée par des images de franges d'interférences de phase simulées dont on contrôle le type et le niveau de bruit. Trois critères d'évaluation sont calculés. Le premier est le classique gain de rapport signal à bruit (G_{SNR}), $G_{SNR} = RES_{SNR} - I_{SNR}$. RES_{SNR} et I_{SNR} représentent respectivement le rapport signal sur bruit en dB mesuré après et avant traitement. Le rapport signal à bruit résiduel RES_{SNR} est exprimé à partir de l'image originale non bruitée $s(i, j)$ et l'image débruitée $d(i, j)$,

$$RES_{SNR} = 10 \log 10 \left(\frac{\sum_{ij} s(i, j)^2}{\sum_{ij} (s(i, j) - d(i, j))^2} \right). \quad (4)$$

Le second critère repose sur le calcul de l'erreur sur la phase à la reconstruction. Elle est obtenue à partir des images de phase pure et débruitée reconstruites depuis les images traitées en sinus et cosinus rendant ainsi son déroulement plus robuste. L'erreur sur la phase est définie par l'écart type empirique σ_φ de

la distribution de l'amplitude des pixels de l'image des différences de phases. Le dernier critère, "Quality index", Q , proposé par Wang et Bovik [15] traduit plus fidèlement la qualité d'image perçue. Son calcul est basé sur le produit de trois composantes:

$$Q = \frac{\sigma_{sd}}{\sigma_s \sigma_d} \cdot \frac{2\mu_s \mu_d}{\mu_s^2 + \mu_d^2} \cdot \frac{2\sigma_s \sigma_d}{\sigma_s^2 + \sigma_d^2}. \quad (5)$$

Dans cette expression, μ_s et μ_d représentent les moyennes des images s et d , respectivement l'image originale et l'image bruitée restaurée; σ_s et σ_d en sont les variances et σ_{sd} leur covariance. Q est borné par les valeurs -1 et $+1$, cette dernière est atteinte quand les deux images sont identiques. Ce critère a été retenu par les auteurs d'une publication récente [6] traitant également du débruitage d'interférogrammes.

4 Résultats et discussion

Il ressort principalement du tableau 1 que les trois méthodes de transformation en ondelettes présentent les meilleurs résultats en terme d'erreur de reconstruction sur la phase, qui reste la finalité de ce travail. Les curvelets sont les plus performantes pour de faibles RSB (<10 dB), les symlets le sont pour des RSB élevés (>10 dB) et les ondelettes de Daubechies le sont pour les RSB intermédiaires. On peut noter la bonne tenue du filtre de Wiener pour l'erreur de reconstruction sur la phase qui surclasse même les curvelets à partir de 10 dB de RSB. En termes de gain de rapport signal à bruit les symlets présentent également les meilleures performances pour des RSB au delà de 5 dB. En dessous de 5 dB le filtre médian semble le plus performant. La méthode NLmeans présente globalement les résultats les moins bons en terme de gain de RSB et des performances moyennes d'erreur sur la phase. Enfin on peut noter également que les deux méthodes SAR présentent deux résultats moins bons que le simple filtre médian en termes d'erreur sur la phase et ce malgré des conditions de réalisation du bruit voisines pour les deux applications (SAR et holographie numérique).

5 Conclusion

Nous avons présenté dans cet article une comparaison de plusieurs algorithmes de débruitage d'images dans le cadre de la restauration d'images contaminées par du bruit de speckle. Les méthodes à base d'ondelettes présentent les meilleurs résultats en terme de gain de rapport signal à bruit et en terme d'erreur de reconstruction sur les phases. En particulier, elles surpassent les algorithmes utilisés pour le traitement des images SAR (méthodes Lee et Frost) qui utilisent le même modèle de bruit que celui inhérent aux images de franges. Dans la suite de ce travail, nous abordons aborder le problème de la reconstruction des dislocations pour reconstruire localement les cartes de phase. Dans cet objectif nous envisageons l'utilisation d'un modèle de représentation des franges à partir de curvelets associées à des contraintes de type parcimonieuses.

TAB. 1: Résultats

$I_{SNR}(dB)$	Method	$G_{SNR}(dB)$	σ_ϕ (rad.)	Q_{index}
5.0	Frost	7.8	0.2745	0.4
7.5	Frost	8.4	0.1937	0.5
10.0	Frost	8.6	0.1369	0.7
12.5	Frost	8.1	0.1014	0.8
15.0	Frost	7.2	0.0738	0.8
5.0	Lee	7.1	0.1965	0.4
7.5	Lee	7.6	0.1454	0.5
10.0	Lee	8.1	0.1062	0.7
12.5	Lee	8.1	0.0804	0.8
15.0	Lee	8.1	0.0589	0.9
5.0	Median	9.7	0.1645	0.3
7.5	Median	9.5	0.1263	0.5
10.0	Median	9.0	0.0996	0.6
12.5	Median	8.0	0.0831	0.7
15.0	Median	6.8	0.0695	0.8
5.0	NL-means	7.9	0.1989	0.3
7.5	NL-means	8.4	0.1346	0.5
10.0	NL-means	8.3	0.0948	0.7
12.5	NL-means	7.6	0.0725	0.8
15.0	NL-means	6.4	0.0580	0.9
5.0	Wiener	8.8	0.1077	0.8
7.5	Wiener	9.8	0.0794	0.7
10.0	Wiener	10.2	0.0619	0.8
12.5	Wiener	9.6	0.0503	0.8
15.0	Wiener	8.3	0.0431	0.9
5.0	Curvelets	8.7	0.0903	0.6
7.5	Curvelets	9.7	0.0756	0.6
10.0	Curvelets	10.6	0.0622	0.7
12.5	Curvelets	10.7	0.0511	0.7
15.0	Curvelets	10.8	0.0406	0.8
5.0	Daub 4	9.5	0.0974	0.3
7.5	Daub 4	10.5	0.0762	0.5
10.0	Daub 4	11.2	0.0591	0.6
12.5	Daub 4	11.2	0.0461	0.7
15.0	Daub 4	11.0	0.0359	0.8
5.0	Symlets 6	9.5	0.0992	0.3
7.5	Symlets 6	10.6	0.0772	0.4
10.0	Symlets 6	11.3	0.0596	0.6
12.5	Symlets 6	11.4	0.0461	0.7
15.0	Symlets 6	11.5	0.0351	0.8

Ce travail est financé par les moyens alloués au projet HONEFI3D du programme ANR ASTRID-2014.

Références

- [1] P. Owner-Petersen, *Decorrelation and fringe visibility: on the limiting behavior of various electronic speckle-pattern correlation interferometers*. Journal of Opt. Soc. Am. A 8:1082-1089. 1991.
- [2] M. Lehmann, *Decorrelation-induced phase errors in Phase Shifting Speckle Interferometry*. Appl Opt 36:3657-3667. 1997.
- [3] J. C. Dainty, A. E. Ennos, M. Françon, J. W. Goodman, T. S. McKechnie, G. Parry *Laser Speckle and Related Phenomena*. ISBN: 978-3-540-07498-4. Berlin 1975.
- [4] D. Middleton, *Introduction to Statistical Communication Theory*. Mc Graw Hill New York (1960).
- [5] WB. Davenport, W. L. Root, *Random Signals and Noise*. Mc Graw Hill New York (1958).
- [6] A. Frederico, G. H. Kaufmann, *Denoising in digital speckle pattern interferometry using wave atoms*, Optics Letters, Vol 32, no 10, pp. 1232-1234. May 2007.
- [7] H.A. Aebischer, S. Waldner, *A Simple and Effective Method for Filtering Speckle-Interferometric Phase Fringe Patterns*, Optics Communications, Vol. 162, no 4-6, 205-210 (1999).
- [8] Lee J.S, *Digital image enhancement and noise filtering by using local statistics*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1980.
- [9] V. S. Frost, J. A. Stiles, K. S. Shanmugan, and J. C. Holtzman, *A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise*, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-4, pp. 157-165, 1982
- [10] D. L. Donoho, *De-Noising by Soft-Thresholding*, IEEE Trans. on Inf. Theory, Vol 41, no 3, 613-627, May 1995.
- [11] H. Xie, L. E. Pierce and F.T. Ulaby, *SAR Speckle reduction using wavelet denoising and Markov Random field modeling*, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 40, no. 10, pp. 2196-2212, Oct. 2002.
- [12] J.-L. Starck, E. J. Candès, and D. L. Donoho, *The curvelet transform for image denoising*, IEEE Trans. on Image Process., vol. 11, no. 6, pp. 670-684, Jun. 2002.
- [13] A. Buades, B. Coll, J.M. Morel *A review of image denoising algorithms, with a new one*. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, Vol. 4, no 2, pp. 490-530.
- [14] A. Uzan, Y. Rivenson and A. Stern, *Speckle denoising in digital holography by nonlocal means filtering*, Applied Optics, Vol. 52, no 1, pp. 195-200. Jan. 2013.
- [15] Z. Wang, A. C. Bovik, L. Lu, *Why is image quality assessment so difficult?* Proc. of the IEEE ICASSP 2002. Vol. 4, pp. 3313-3316, 13-17 May 2002, Orlando.

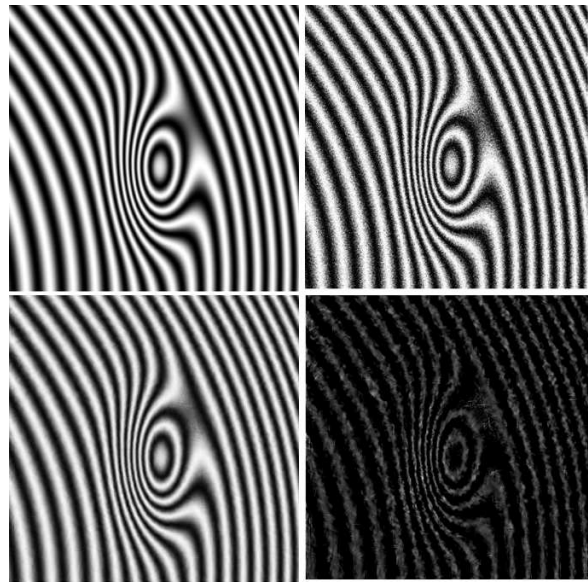


FIG. 1: Exemple de débruitage obtenu avec la méthode des curvelets. Le RSB initial est de 7.5 dB. En bas à droite: bruit résiduel.