

CFA/VISHNO 2016

Estimation du niveau de bruit de speckle en holographie numérique et application en vibrométrie acoustiqueS. Montresor^a, N. Dell'Aiera^b et P. Picart^a^aLAUM - CNRS UMR 6613, Avenue Olivier Messiaen, 72085 Le Mans, France^bENSIM, RUE ARISTOTE, 72085 Le Mans, France

silvio.montresor@univ-lemans.fr



LE MANS

L'holographie numérique est une méthode d'investigation utilisée notamment en acoustique pour caractériser le champ de déplacement d'un objet en contrainte vibratoire. Dans cette communication, on s'intéresse à la caractérisation du bruit de phase, ou bruit de speckle perturbant les images des hologrammes générées par cette technique. D'un point de vue analytique, la densité de probabilité du bruit de speckle a été formalisée par de précédents auteurs. Elle repose uniquement sur la donnée du module du facteur de cohérence complexe qui dépend des conditions expérimentales de génération de hologrammes. Par ailleurs le traitement des images holographiques par des algorithmes de réduction de bruit, comme les méthodes de seuillage par ondelettes, utilisent pour la plupart une connaissance du niveau du bruit de speckle. Nous montrons dans un premier temps une fonction d'approximation permettant de lier le module du facteur de cohérence complexe et le niveau du bruit de speckle. Nous proposons ensuite un estimateur donnant la valeur du facteur de cohérence complexe à partir de l'histogramme du bruit de speckle calculé à partir d'une image de phase bruitée. Cet estimateur repose en particulier sur le traitement de l'image par un algorithme de diffusion anisotropique. La connaissance du module du facteur de cohérence complexe permet de régénérer la distribution de bruit et de la comparer avec l'estimation. On obtient ainsi une mesure de confiance sur le paramètre estimé.

1 Introduction

L'Interférométrie de Speckle (IS) 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 rugueuse d'objets avec une grande accuité 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 de haute fréquence au signal utile. La largeur de corrélation spatiale est liée à la taille du grain de speckle observable sur l'image d'amplitude. La carte de phase nécessite donc un filtrage 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 $\varepsilon = \psi_1 - \psi_2$ 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 :

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

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 speckle résolus et non résolus spatialement en 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 la méthode d'holographie ultra-rapide concerne plutôt le cas des speckle 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 (speckle 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. Nous avons présenté dans de précédents articles [8, 9] une comparaison des performances de différents algorithmes de filtrage que nous avons appliqués au cas de la phase bruitée par la décorrélation de speckle. Pour certaines familles de méthodes il est nécessaire d'avoir une connaissance du niveau de bruit ou du rapport signal à bruit qui est alors entré comme paramètre de l'algorithme de débruitage. C'est le cas par exemple du filtre de Wiener [10], des méthodes de seuillage associées

à une représentation par ondelettes [11, 12, 13, 14] ou encore de la récente méthode BM3D [15], pour block-matching 3D, qui constitue aujourd'hui l'état de l'art en ce qui concerne le débruitage des images naturelles. Pour préserver les sauts de phase de 2π dans la carte de phase enroulée, le filtrage est appliqué sur des images en sinus et cosinus de la variation de phase optique brute, le bruit devient alors multiplicatif et le signal est composite.

2 Diffusion anisotrope

2.1 Principes

La diffusion anisotrope [16] consiste en un filtrage adaptatif itératif permettant de débruiter une image en préservant ses contours. Elle s'appuie en particulier sur la notion d'espace d'échelle. Chaque itération de l'algorithme revient alors à avancer dans l'espace d'échelle avec une perte de résolution. L'information est diffusée dans l'image en tenant compte localement des transitions entre régions. Aussi, Il est nécessaire de réaliser une estimation des contours de l'image avant l'application de l'algorithme de diffusion. Soit t le facteur d'échelle, si $E(x; y; t)$ est un estimateur des contours de l'image $I(x; y; t)$, nous avons idéalement :

$$E(x; y; t) = \begin{cases} 0 & \text{à l'intérieur d'une région} \\ K\vec{e} & \text{sur un contour} \end{cases} \quad (2)$$

\vec{e} est un vecteur unitaire normal à la tangente du contour et K le contraste au point $(x; y)$. L'opérateur gradient est connu pour donner dans une certaine mesure une estimation de contours de $I(x; y; t)$. On écrit alors,

$$E(x; y; t) = \nabla I(x; y; t). \quad (3)$$

L'avancement dans l'espace d'échelle est basé sur le modèle de l'équation de diffusion anisotrope. On définit le coefficient de conduction c et une fonction g positive décroissante telle que $g : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+$ avec $g(0) = 1$ et $\lim_{x \rightarrow +\infty} g(x) = 0$. Dans l'article original [16], les auteurs proposent de définir le coefficient de conduction c par :

$$c = g(\|E\|) = g(\|\nabla I\|). \quad (4)$$

A l'échelle t , si

$$\begin{cases} E = 0 & \text{alors } c = 1 \\ E \neq 0 & \text{alors } c \in]0; 1[. \end{cases}$$

Le lissage intra-région est favorisé au détriment du lissage du contour d'autant plus que c se rapproche de 1, ce qui est l'effet recherché. L'image à l'échelle $t + 1$ est définie par l'équation de diffusion anisotrope :

$$I_{t+1} = \text{div}(c\nabla I_t) = c\Delta I_t + \nabla c\nabla I_t, \quad (5)$$

dans laquelle div , ∇ et Δ représentent respectivement les opérateurs divergence, gradient et Laplacien. Si c est constant, l'équation (5) devient l'équation de diffusion isotrope ou encore l'équation de la chaleur.

$$I_{t+1} = c\Delta I_t. \quad (6)$$

Les auteurs [16] proposent deux solutions pour la fonction g ,

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (7)$$

$$g(\nabla I) = \exp\left(-\left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2\right). \quad (8)$$

La première solution favorise le filtrage sur de grandes régions alors que la seconde privilégie les contrastes forts aux contrastes faibles. La constante K correspond aux 9/10 èmes de l'aire de l'histogramme de la valeur absolue du module du gradient de l'image. Elle est recalculée pour chaque itération dans l'espace d'échelle.

2.2 Discrétisation

Une discrétisation à huit voisins [17] est utilisée pour l'opérateur Laplacien (nord, sud, est, ouest, nord-est, nord-ouest, sud-est et sud-ouest). Une pondération linéaire est appliquée sur le voisinage afin de tenir compte de son éloignement au pixel central, $\frac{1}{1}$ pour les voisins directs horizontaux et verticaux et $\frac{1}{\sqrt{2}}$ pour les voisins sur les diagonales. Pour l'estimation des contours on utilise un opérateur gradient à l'aide de deux masques. Soient ∇I_x et ∇I_y le gradient horizontal et le gradient vertical alors,

$$\nabla I_x = \frac{\partial}{\partial x} I(x; y) = I(x + 1; y) - I(x; y), \quad (9)$$

$$\nabla I_y = \frac{\partial}{\partial y} I(x; y) = I(x; y + 1) - I(x; y). \quad (10)$$

Le gradient discrétisé s'obtient à partir de la convolution de l'image avec les masques définis sur la Figure 1, le centre de chaque masque se superpose au pixel de coordonnées $(x; y)$.

0	0	0
1	-1	0
0	0	0

0	1	0
0	-1	0
0	0	0

FIG. 1 – Masque gradient vertical (haut) et horizontal (bas)

Il reste ensuite à calculer le module des gradients pour l'estimation des contours,

$$\|\nabla I\| = \sqrt{\nabla I_x^2 + \nabla I_y^2}. \quad (11)$$

La Figure 2 illustre l'application de l'opérateur gradient pour la détection des lignes de contours d'une carte de phase. Bien qu'il existe d'autres méthodes de détection de contours celle du gradient est

algorithmiquement une des plus économiques. L'arrêt de l'algorithme est déterminé par une condition qui repose sur son nombre d'itération ou l'énergie de la différence entre les deux dernières itérations.

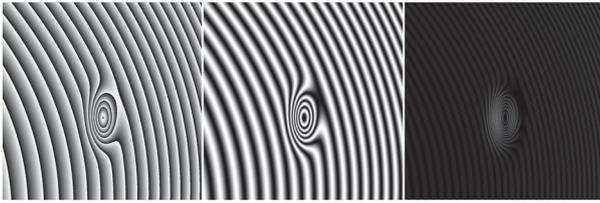


FIG. 2 – Module des gradients horizontaux et verticaux appliqués à une carte de phases en cosinus. A gauche la carte de phases pures. Au centre la carte de phases en cosinus. A droite l'application du gradient sur l'image centrale.

3 Caractérisation du bruit de speckle

Dans l'expression analytique de la densité de probabilité du bruit de speckle Eq. (1), le facteur de cohérence $|\mu|$ représente l'unique paramètre de la distribution qui est donc unimodale. Ses valeurs se situent dans un intervalle borné par 0 et 1. Quand $|\mu|$ est proche de 1 la cohérence des phases est maximale et le niveau du bruit est faible. En deçà de 0.8, on considère que le niveau du bruit est important. En pratique les valeurs observées pour $|\mu|$ se situent dans l'intervalle $[0.7, 0.99]$. La Figure 3 représente l'évolution de la densité de probabilité du bruit de speckle pour différentes valeurs de $|\mu|$.

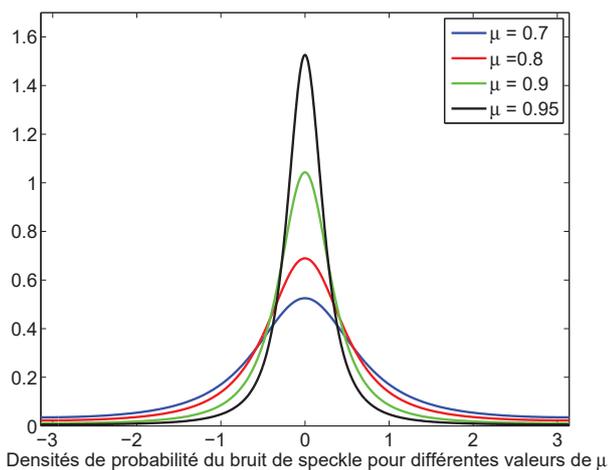


FIG. 3 – Modèle théorique de la densité de probabilité du bruit de speckle.

Selon l'Eq. (1) il est possible de déduire la valeur de $|\mu|$ à partir de points particuliers de la distribution. Par exemple aux points $\epsilon = -\frac{\pi}{2}$ et $\epsilon = +\frac{\pi}{2}$ la variable β devient nulle, on obtient alors :

$$|\mu| = \left(1 - \pi \left[p\left(+\frac{\pi}{2}\right) + p\left(-\frac{\pi}{2}\right) \right]\right)^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

Il est possible d'obtenir une estimation plus robuste de $|\mu|$, dans le sens où tous les points de la distribution sont comptabilisés, à partir de la connaissance de la déviation standard du bruit de phase σ . A cette fin nous avons réalisé une série de simulations permettant d'obtenir une approximation liant ces deux paramètres. Celles-ci sont reportées sur la Figure 4 où sont comparées les courbes de variation de σ en fonction de $|\mu|$. Nous proposons ainsi l'approximation suivante :

$$\hat{\sigma} = (7/4)(1 - |\mu|)^{2/5} \quad (13)$$

Cette approximation est valable pour un intervalle de valeurs pour $|\mu|$ compris entre 0.7 et 1. Les valeurs de σ correspondantes se situent dans l'intervalle $[\pi/30, \pi/3]$.

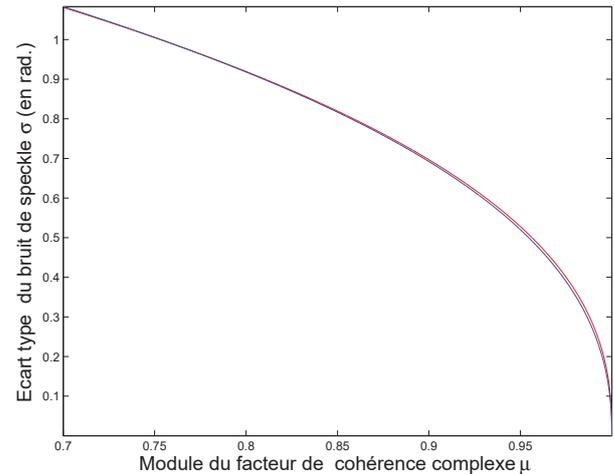


FIG. 4 – Approximation σ en fonction de $|\mu|$. En bleu, courbe $\sigma = f(|\mu|)$ obtenue à partir de la discrétisation de l'expression analytique de la densité de probabilité du bruit de speckle. En rouge, approximation donnée par la relation $\hat{\sigma} = (7/4)(1 - |\mu|)^{2/5}$. En dessous de 0.1 radian. le module du facteur de cohérence est très proche de 1.

L'approximation réciproque permet d'obtenir une estimation de $|\mu|$ à partir de σ qui est calculé empiriquement à partir de l'image du bruit de phase extraite par une opération de débruitage puis de différence avec l'image de phase bruitée de départ :

$$\widehat{|\mu|} = 1 - \frac{1}{4} \sqrt{\hat{\sigma}}^5 \quad (14)$$

4 Résultats

Nous avons utilisé la méthode de diffusion anisotrope pour estimer la déviation du bruit de phase σ à partir d'images de phases bruitées simulées. La Figure 5 représente les densités de probabilités théoriques et estimées à partir d'un débruitage d'une carte de phase réalisé par la méthode de diffusion anisotrope. Le paramètre $|\mu|$ pour la densité théorique est estimé à partir de σ en utilisant l'approximation de l'Eq. (14). La seconde courbe représente l'histogramme empirique du bruit de phase extrait après traitement. La déviation empirique qui sert à estimer $|\mu|$ est calculée à partir de l'histogramme reporté sur la Figure 5. L'histogramme empirique de la Figure 5 correspond à l'image de droite sur la Figure 6.

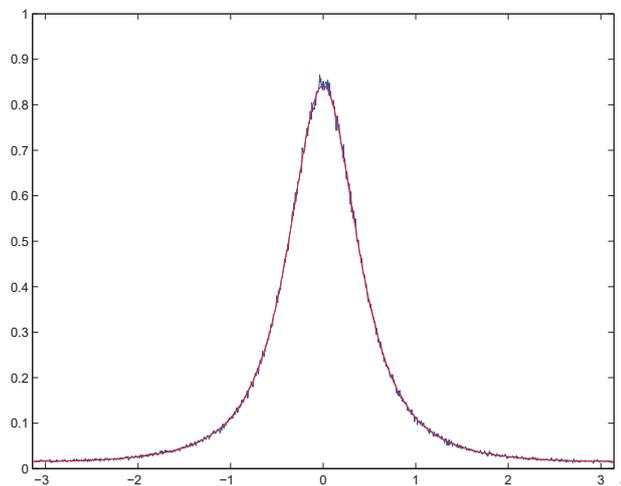


FIG. 5 – Densités de probabilité théorique (en rouge) et estimées à partir du bruit de phase (en bleu). Pour cette simulation la valeur de $|\mu|$ estimée est égale à 0.84. Le niveau de bruit speckle estimé correspond à 0.81 radians.

La donnée du paramètre $|\mu|$ pourrait permettre par exemple à partir d'un critère de distance entre les courbes des densités de probabilités théorique et empirique de tester l'hypothèse sur la nature du bruit et de détecter par la même des anomalies sur la carte des phases. D'un point de vue pratique, elle pourrait également être exploitée pour affiner la distance de reconstruction et trouver la meilleure netteté de l'image reconstruite par transformée de Fresnel.

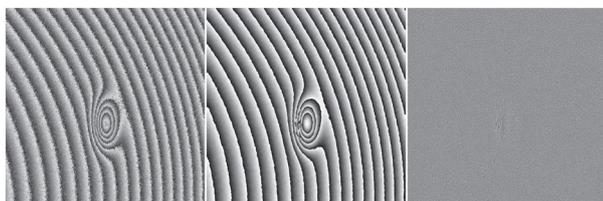


FIG. 6 – Traitement par diffusion anisotrope effectué sur une image de phase bruitée simulée. A gauche, la phase bruitée, au centre la phase débruitée, à droite le bruit de phase seul résultant de la différence enroulée entre phases bruitée et débruitée.

Nous avons évalué l'estimateur de σ par diffusion anisotrope avec deux autres méthodes. Une reposant sur un filtrage médian d'ordre 9 et une autre reposant sur une transformée en ondelettes stationnaires à trois niveaux de décomposition utilisant une ondelette de Daubechies de régularité 8. Le débruitage par ondelettes est réalisé par un seuillage dur appliqué sur les coefficients de détail des trois niveaux de décomposition [11]. Le seuil est calculé pour chaque niveau comme trois fois la moyenne des seuils de Donoho [12] appliqués sur chacun des trois plans de coefficients de détails. L'évaluation a été réalisée sur une base de 25 cartes de phases bruitées simulées avec des valeurs de σ situées entre 0.3 et .82 radian. Pour chaque image, nous avons moyenné les résultats de chacun des estimateurs pour 20 réalisations de bruit. Les résultats

sont reportés sur la Figure 7. On observe que les trois estimateurs présentent entre eux des performances très étroites. On note également pour les trois une tendance à sous-estimer légèrement le niveau de bruit quand celui-ci augmente à partir de 0.65 radian.

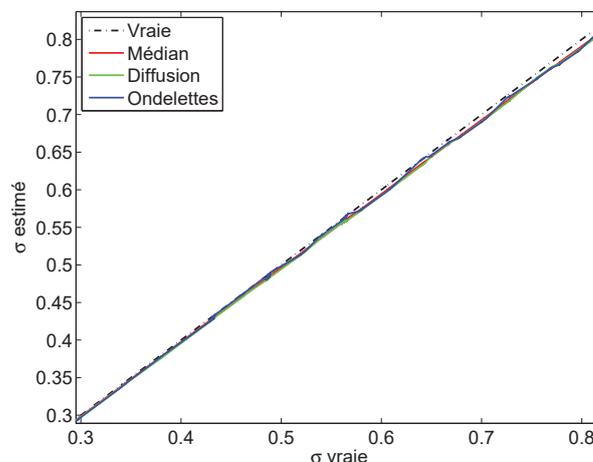


FIG. 7 – Comparaison des trois estimateurs de σ .

Le tableau 1 rassemble les performances des trois estimateurs. Par rapport au filtre médian la méthode de diffusion anisotrope présente des résultats légèrement moins bons. Par rapport au filtrage par ondelettes, elle présente une dispersion environ deux fois plus faible avec un biais un tout petit peu plus important.

TABLEAU 1 – PERFORMANCES D'ERREURS RELATIVES POUR LES TROIS ESTIMATEURS DE σ .

Estimateur	Biais (%)	Ecart-type (%)
Médian 9x9	-0.85	0.19
Diffusion anisotrope	-1.1	0.24
Ondelettes stationnaires	-0.75	0.49

Nous avons également évalué la méthode de diffusion anisotrope en terme d'erreur de reconstruction sur la phase, complétant ainsi des résultats précédemment publiés qui concernent l'évaluation d'un grand nombre d'algorithmes de réduction de bruit pour l'holographie numérique [8]. Nous avons reporté sur la figure 8 les résultats concernant notamment les méthodes à base d'ondelettes, le filtre médian et la méthode de diffusion anisotrope. Dans ce classement la méthode de diffusion apparaît clairement avec une erreur d'environ 0.07 radian comme la plus performante des trois avec le filtre médian à 0.115 radian et les ondelettes stationnaires entre 0.105 et 0.114 radian.

5 Conclusion

Afin de traiter les images de phases acquises en holographie numérique dans un cadre métrologique, un processus de filtrage visant à réduire la portée du bruit est doit être appliqué suivant un protocole dans lequel le traitement est effectué sur le cosinus et le sinus des cartes de phases. Dans ce contexte,

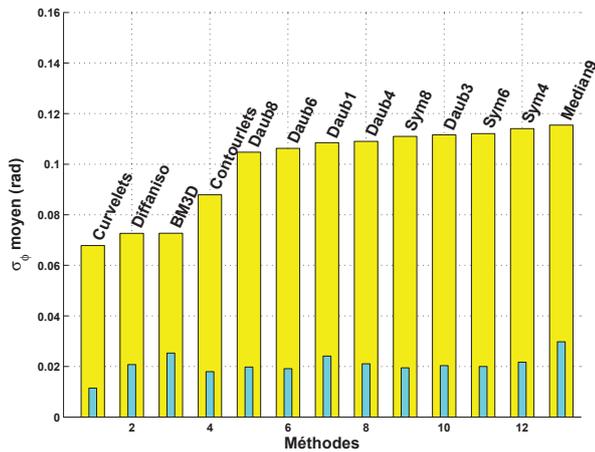


FIG. 8 – Comparaison des méthodes de débruitage en terme d'erreur sur la phase. Les barres de couleurs vertes représentent la dispersion des valeurs affichées pour chaque méthode sur l'ensemble de la base des 25 images.

la diffusion anisotrope est une méthode qui permet un traitement efficace du bruit. Une fois isolée, la carte de bruit de speckle rend possible l'estimation du facteur de cohérence qui détermine le niveau du bruit et sa densité de probabilité. Cette information peut être ensuite réutilisée pour affiner le processus de mesure expérimentale. Elle peut également être utilisée pour piloter des méthodes de réduction de bruit plus efficaces en terme d'erreur engendrée sur la phase qui prennent en compte le niveau du bruit en entrée. En ces termes la décomposition en curvelets s'est révélé l'algorithme le plus efficace mais au prix d'un coût algorithmique beaucoup plus important. La méthode de diffusion anisotrope réalise un bon compromis en permettant à la fois un débruitage efficace des cartes de phase et une mesure précise du facteur de cohérence pour un coût algorithmique permettant de l'envisager dans une perspective proche pour faire de l'holographie numérique ultra-rapide.

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] S. Montresor, P. Y. Quehe, S. Verhaeghe and P. Picard, *Evaluation of denoising algorithms applied to the reduction of speckle in digital holography*, Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2015 23rd European, Nice, 2015, pp. 2316-2320.
- [9] S. Montresor, S. Verhaeghe, P.Y. Quehe, P. Picart, *Quality Assessment of De-Noising Algorithms in Digital Fresnel Holography*, SPECKLE 2015, 6th International Conference on Speckle Metrology, F. Mendoza-Santoyo & E. Mendez-Mendez, eds, Proceedings SPIE, Guanajuato, Mexico, August 24-26, 2015.
- [10] R.C. Gonzalez, and R.E. Woods, *Digital Image Processing, Addison-Wesley Company*, 1993.
- [11] A. Frederico, and G.H. Kaufmann, *Comparative study of wavelet thresholding methods for denoising electronic speckle pattern interferometry fringes*, Optical Engineering 40(11), 2598-2604 (2001).
- [12] D. L. Donoho, *De-Noising by Soft-Thresholding*, IEEE Trans. on Inf. Theory, Vol 41, no 3, 613-627, May 1995.
- [13] 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.
- [14] A.A. Shulev ; A. Gotchev ; A. Foi ; I.R. Roussev, *Threshold selection in transform-domain denoising of speckle pattern fringes*, Proc. SPIE. 6252, 625220. (2006).
- [15] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian, *Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering*, IEEE Trans. on Image Processing. Vol 16, no. 8, pp. 2080-2095, Aug 2007.
- [16] P. Perona, J. Malik, *Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion*. Trans. on pattern analysis and machine intelligence, Vol 12, pp629-639, 1990.
- [17] G. Gerig, O. Kubler, R. Kikinis and F. A. Jolesz, *Nonlinear anisotropic filtering of MRI data*, in IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 11, no. 2, pp. 221-232, Jun 1992.