

# Algorithme de réduction de speckle basé sur le Maximum de Vraisemblance et modélisation des niveaux de gris par un maillage triangulaire continu

Nicolas BERTAUX<sup>1</sup>, Yann FRAUEL<sup>2,3</sup>, Bahram JAVIDI<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Institut Fresnel - Equipe  $\Phi$ -TI - Domaine Universitaire de Saint Jérôme - Marseille - France

<sup>2</sup>ECE Dept, U157, UCONN Storrs - CT - USA

<sup>3</sup>IIMAS - Univ. Nacional Autónoma de México, México, DF, Mexico

nicolas.beriaux@fresnel.fr, yann@leibniz.iimas.unam.mx, bahram@engr.uconn.edu

**Résumé** – Nous présentons dans cet article une nouvelle méthode de réduction de speckle qui repose sur un algorithme de Maximum de Vraisemblance. Cette méthode a pour particularité d'utiliser un modèle global de l'image, en opposition aux fenêtres glissantes utilisées dans de nombreux algorithmes. Le modèle de l'image est construit à partir d'un maillage triangulaire continu. Une régularisation (en plus de celle introduite par le maillage lui-même) basée sur les lignes de niveaux des valeurs de gris de l'image, est introduite afin d'améliorer la réduction de speckle dans le cas de maillage fin. Une comparaison des performances avec des algorithmes connus est réalisée à l'aide d'images synthétiques. Un résultat sur une image réelle est également présenté.

**Abstract** – We present in this communication a new speckle reduction technique based on a maximum likelihood approach. This technique uses a global image model instead of local processing with a moving window. The image estimation is performed on a continuous parametric triangular grid and a regularization constraint is imposed by smoothing along constant grey level pixel sets. Comparisons of the obtained results with more standard algorithms are also provided as well as results on real digital holographic image.

## 1 Introduction

La plupart des méthodes de réduction de speckle ont été conçues pour traiter des images SAR (Radar à Ouverture Synthétique) [4] qui ont les propriétés de présenter de brusques variations de réflectivité sur les bords des objets, et des variations continues faibles dues aux faibles variations d'angle d'incidence (la source d'illumination étant très éloignée par rapport à la taille des objets). Ainsi les images de type SAR peuvent se modéliser raisonnablement par des niveaux de gris moyens constants par morceaux.

Dans le cas des images de type hologrammes digitaux [1, 3, 5], il existe toujours des variations brusques de la réflectivité (bords d'objets), mais de plus, un objet de réflectivité constante peut présenter des variations de niveaux de gris continues, dues aux variations d'angle d'incidence introduites par le caractère 3D de l'objet.

Nous présentons une méthode de réduction de speckle introduite dans [6], qui repose sur la théorie du Maximum de Vraisemblance. Cet algorithme, grâce à une modélisation globale de l'image, a pour but de restituer le caractère variable (continu) du niveau de gris moyen, tout en permettant des variations brusques, afin de préserver le contour des objets.

Après une brève présentation de l'algorithme, en particulier de la contrainte de ligne de niveau employée, ce papier sera plus particulièrement axé sur les comparaisons de notre algorithme avec des méthodes existantes [2].

## 2 Modélisation et estimateur

Considérons le modèle classique des images de speckle où la loi de probabilité des niveaux de gris des pixels suit une loi Gamma, définie par :

$$p(x_n | i_n) = \left(\frac{L}{i_n}\right) \frac{x_n^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp\left(-L \frac{x_n}{i_n}\right),$$

permettant d'aboutir à l'estimateur du Maximum de Vraisemblance de la forme :

$$L(\mathbf{x} | \{i_n\}) = \text{cte}(L) + L \sum_{n=1}^N \left(\log(i_n) + \frac{x_n}{i_n}\right). \quad (1)$$

L'indice  $n$  représente le numéro du pixel,  $x_n$  la valeur du niveau de gris de l'image à restaurer  $\mathbf{x}$  et  $i_n$  la valeur du niveau de gris de l'image reconstruite (estimée).  $L$  est l'ordre de la loi Gamma qui correspond au nombre de vues dans le cas des images SAR et est égal à 1 pour les hologrammes digitaux, qui ne sont pas moyennés. Remarquons ici que l'ordre de la loi Gamma n'intervient dans l'estimateur (1) que sous la forme de facteur multiplicatif et additif du terme qui relie  $i_n$  à  $x_n$ . Il n'est ainsi pas nécessaire de connaître les caractéristiques du speckle pour utiliser un algorithme du maximum de vraisemblance.

Nous cherchons ici, l'image d'intensité  $\mathbf{I} = \{i_n\}$  qui vérifie :

$$\hat{\mathbf{I}} = \arg \min_{\mathbf{I}} L(\mathbf{x} | \mathbf{I}). \quad (2)$$

Le modèle considéré pour l'image  $\mathbf{I}$  est un maillage continu défini uniquement par  $K$  sommets de triangles, comme représenté par la figure Fig. 1, dont seule la coordonnée en  $z$ ,  $kz$ , est

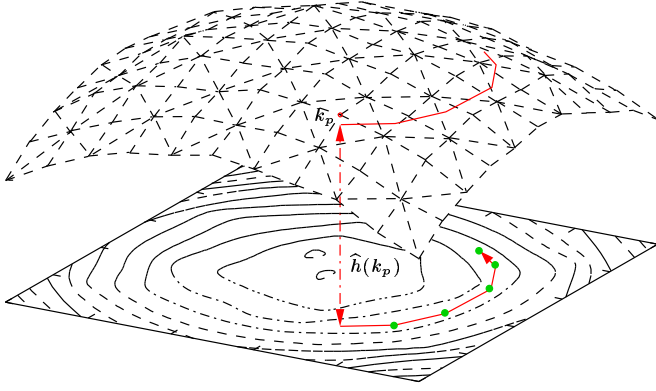


FIG. 1: Modélisation de l'image par un maillage triangulaire continu.

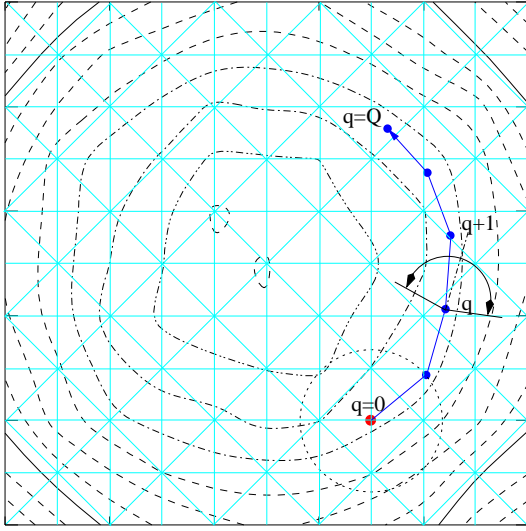


FIG. 2: Estimation des lignes de niveaux

inconnue. Ainsi  $\{i_n\}$  est directement lié aux valeurs  $kz$  des  $K$  sommets du maillage :  $\{i_n\} = f(\{kz\})$ , de telle sorte que la valeur  $i_n$  d'un pixel dans l'image reconstruite est une combinaison linéaire des valeurs  $kz$  des trois sommets du maillage qui entourent ce pixel.

L'image reconstruite est ainsi une surface continue, où la taille des triangles détermine la taille des plus petits détails pouvant être reconstruits.

### 3 Optimisation du critère de Vraisemblance

Le calcul du critère (1) nécessite un calcul sur tout les pixels de l'image, et ainsi implique une charge de calcul très importante. L'intérêt principal de l'utilisation d'un maillage à base de triangles est qu'il permet de calculer, à moindre coût, les dérivées premières et secondes du critère (1) [6].

La méthode d'optimisation, basée sur un algorithme de descente du second ordre, permet d'obtenir des temps de convergence de quelques secondes sur PC standard, pour des images de l'ordre du mega pixels. Notons ici, que le simple coût de calcul du critère (1), pour une image  $\{i_n\}$  fixée, est de l'ordre de  $10^7$  flops, et qu'il est nécessaire de le recalculer, ainsi que

**Algorithm 1** Estimation de la ligne de niveau moyenne  $\hat{h}(k_p, \beta_{cst})$  passant à la verticale du sommet  $k_p$

1. Départ en  $k_p$  (sommets du maillage), on cherche le point  $l_{q=1}$  (sur un cercle de rayon  $b$ , la taille la base des triangles constituant le maillage) qui a l'intensité la plus proche de  $kz_p$ . L'estimation de la ligne de niveau à cette première étape est égale à :  $\hat{h}_{q=1}(k_p) = \frac{1}{2}(kz_p + i_{l_{q=1}})$ .
2. Pour les  $Q-1$  étapes suivantes, on détermine les  $Q-1$  points correspondant au sous-programme : On est à la  $q^{ieme}$  étape :
  - (a) Sur le demi-cercle de rayon  $b$  (suivant la direction  $(l_{q-1}, l_q)$ , fig.2), on cherche le point  $l_{q+1}$  le plus proche de l'altitude de la ligne de niveau  $\hat{h}_q(k_p)$ , déterminée avec les  $q$  étapes précédentes.
  - (b) **si**  $|i_{l_{q+1}} - \hat{h}_q(k_p)| > \beta_{cst} \hat{h}_q(k_p)$  **alors** on stoppe l'algorithme, et on renvoie  $\hat{h}(k_p, \beta_{cst}) = \hat{h}_q(k_p)$ . **sinon** on modifie l'estimation de  $\hat{h}_q(k_p)$  en tenant compte du nouveau point :

$$\hat{h}_{q+1}(k_p) = \frac{1}{q+1} \left( kz_p + \sum_{j=1}^{q+1} i_{l_j} \right).$$

l'image  $\{i_n\}$ , à chaque itération. L'utilisation du maillage triangulaire permet la mise en oeuvre d'un algorithme du second ordre simple, qui converge en quelques itérations [6].

L'ajout d'une contrainte de ligne de niveau (Fig.1) définie par :

$$J(\{i_n\}) = L(\mathbf{x}|\{i_n\}) + \mu * \sum_{p=1}^K N_p \frac{(kz_p - \hat{h}(k_p, \beta_{cst}))^2}{\hat{h}(k_p, \beta_{cst})}, \quad (3)$$

permet de régulariser la solution en préservant le bord des objets.  $N_p$  est le nombre de pixels appartenant au polygone entourant le sommet  $k_p$ .  $\hat{h}(k_p, \beta_{cst})$  est l'altitude moyenne de la ligne de niveau, estimée en chaque sommet sur l'image reconstruite à l'itération courante.  $\mu$  est le paramètre fixant le poids de la contrainte, et  $\beta_{cst}$  est le paramètre de contraste permettant de stopper la ligne de niveau. L'algorithme permettant de déterminer la valeur de la ligne de niveau (niveau de gris) passant à la verticale d'un sommet est donné par l'algorithme algo.1 et illustré par les figures 1 et 2.

### 4 Résultats et comparaisons

La figure 3 montre l'image synthétique de référence où sont annotées certaines valeurs de niveaux de gris ainsi que les contrastes

(rapport de niveau de gris) aux bords des objets. Cette image synthétique est bruitée par un bruit multiplicatif de densité de probabilité Gamma d'ordre 10 (Fig.4).

Pour la méthode développée dans cet article, la dimension des triangles est fixée à 3 pixels (dimension de la base), ce qui conduit, pour la taille de l'image, à l'estimation de 131585 sommets. L'algorithme proposé étant basé sur une méthode d'optimisation de type itérative, elle nécessite une initialisation. Pour cela nous prenons comme image initiale, l'image à restaurer filtrée par un noyau gaussien de dimension  $7 \times 7$  (fig. 4).

Les résultats de la restauration ainsi que des images d'erreurs par rapport à la référence (erreur centrée par rapport au niveau de gris 128 et erreur quadratique) sont présentés pour la méthode proposée (fig.5), pour le filtre médian appliqué avec une fenêtre de taille  $7 \times 7$  (fig.7) et pour le filtre de Lee appliqué avec une fenêtre de taille  $11 \times 11$  (fig.8).

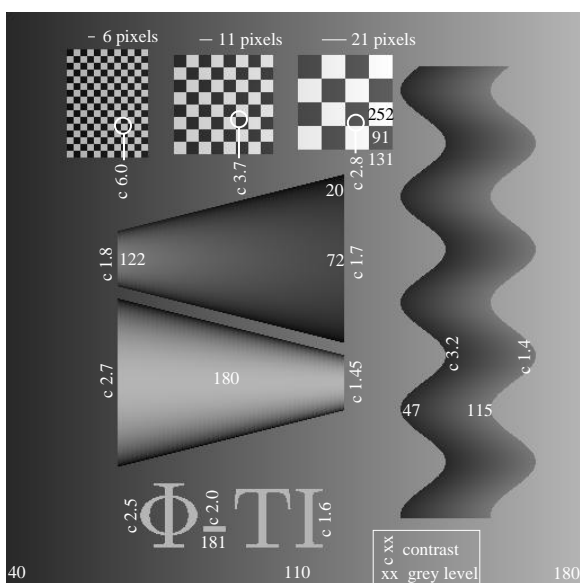


FIG. 3: Image synthétique de référence ( $512 \times 512$ ).

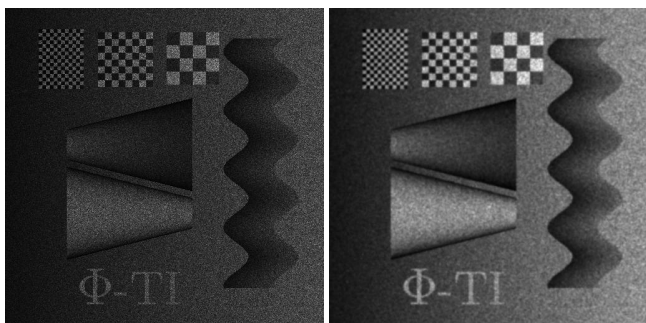
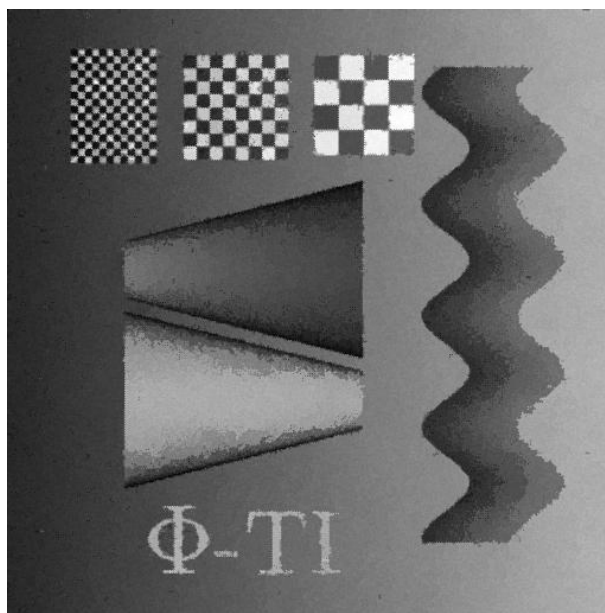


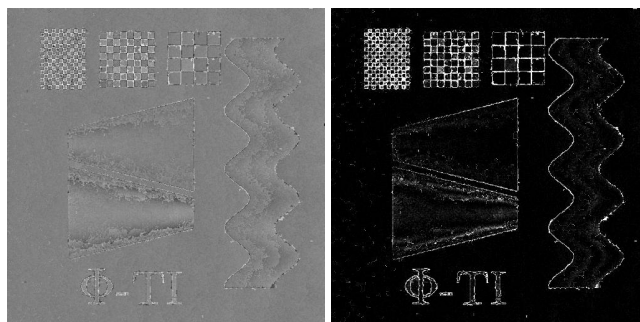
FIG. 4: Référence bruitée et image initiale pour la méthode proposée.

On constate que le filtre médian et le filtre de Lee suppriment bien le bruit de speckle dans les zones sombres et plus difficilement dans les zones de forte intensité. De plus le filtre médian adoucit fortement les bords des objets, alors que le filtre de Lee supprime mal le speckle proche des bords.

La méthode proposée traite indifféremment les zones de faible



(a) Reconstruction pour  $\mu = 0.15$ ,  $\beta_{cst} = 0.15$  en 34 sec. sur PIII 1GHz



(b) Erreur centrée en g128

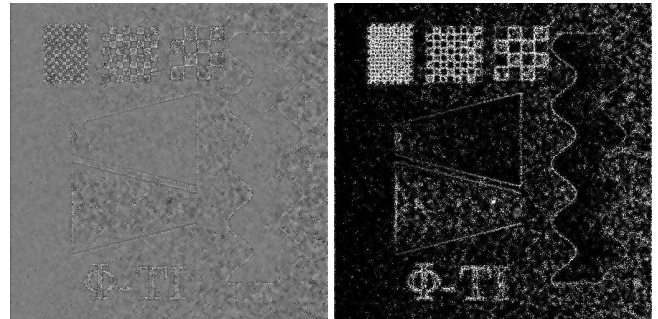
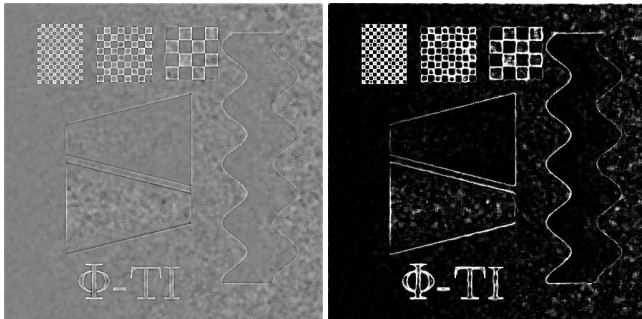
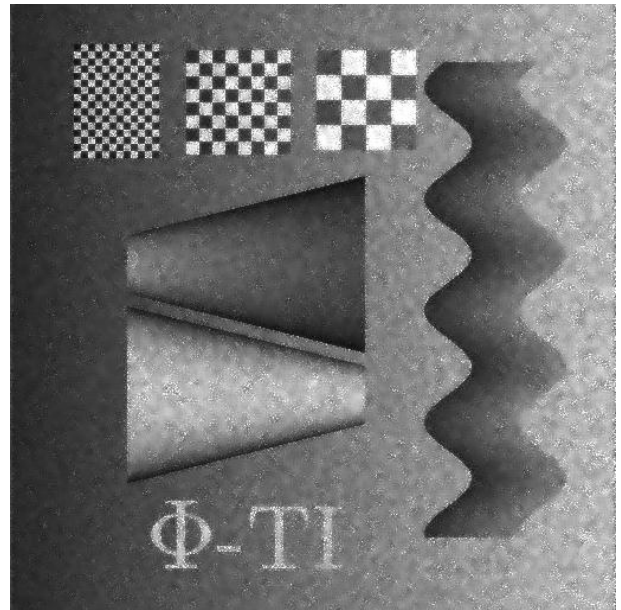
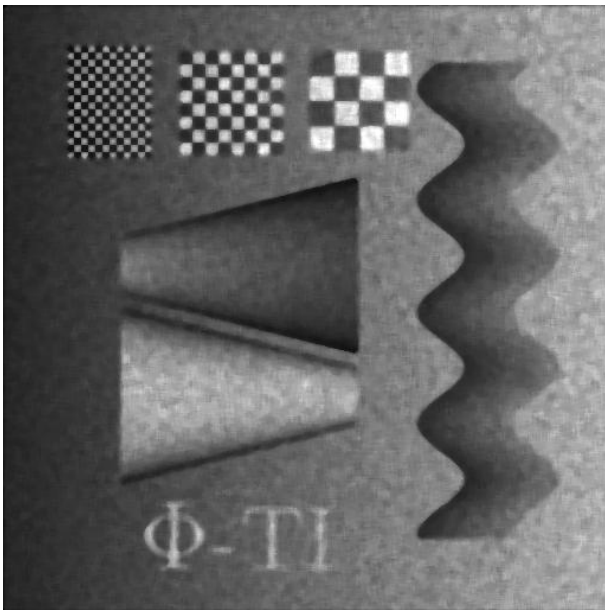
(c) Erreur quadratique

FIG. 5: Exemple de résultat sur image synthétique avec speckle d'ordre 10 ( $512 \times 512$ ).

ou forte intensité, il n'existe plus d'effet de speckle et les bords sont correctement conservés compte tenue de la taille des tri-



FIG. 6: Résultat sur un image réelle d'hologramme ( $1121 \times 1585$ ).  $\mu = 5$  et  $\beta_{cst} = 0.2$ . Temps de calcul : 42 s.



(a) Erreur centrée en g128

(b) Erreur quadratique

(a) Erreur centrée en g128

(b) Erreur quadratique

FIG. 7: Résultat avec un filtre médian.

FIG. 8: Résultat avec un filtre de Lee.

angles du maillage (3 pixels). Les bords sont évidemment mieux reconstruits dans les zones de fort contraste. Les gradients d'intensité sont correctement reconstruits pour les faibles pentes. On observe un effet de marche sur les forts gradients. Cet effet est à attribuer à la méthode d'estimation des lignes de niveau (cf algo.1).

La figure Fig.6 présente le résultat sur une image réelle d'hologramme où le speckle est d'ordre 1. La taille des triangles est fixée à 5 pixels (222437 sommets à estimer). Dans le coin gauche de l'image Fig.6 est affichée (avec correction gamma) une portion de l'image d'origine.

## 5 Conclusions

La méthode proposée permet une restitution lisse des surfaces tout en préservant les bords des objets. On peut remarquer que la reconstruction proche des bords ne fait pas apparaître d'effet de speckle comme certaines méthodes basées sur des fenêtres glissantes. Les gradients d'intensité sont reconstruits en observant un effet de marche pour les forts gradients. Cet effet de marche est attribué à la méthode d'estimation des lignes de niveau, qui a été conçue pour apporter le minimum d'information a priori sur l'image à reconstruire. Le temps de calcul demandé par cet algorithme reste raisonnable. Il est principalement (>80%) consommé par l'introduction de la contrainte

de ligne de niveau, c'est donc sur ce point qu'un effort reste à fournir.

**Remerciements :** Nous remercions Philippe Réfrégier ( $\Phi$ -TI, Institut Fresnel) pour ses nombreux et judicieux conseils, ainsi que Grégoire Mercier (ITI, ENST Bretagne) pour son aimable collaboration dans l'obtention des algorithmes testés.

## Références

- [1] H.J. Caulfield, Handbook of Optical Holography, Academic Press, London, 1979.
- [2] Z. Shi and Ko B. Fung, A Comparison of Digital Speckle Filters, Proceedings of IGRASS 94, August 8-12, 1994
- [3] U. Schnars and W.P.O. Jüptner, Direct recording of holograms by a CCD target and numerical reconstruction, Appl. Opt. 33, 179-181, 1994.
- [4] C. Oliver, S. Quegan, Understanding Synthetic Aperture Radar Images, Artech House Publishers, 1998.
- [5] Y. Frauel, E. Tajahuerce, M.-A. Castro, B. Javidi, Distortion-tolerant three-dimensional object recognition with digital holography, Appl. Opt. 40, 3887-3893, 2001.
- [6] N.Bertaux, Y.Frauel, B.Javidi, Removing the speckle using a Maximum Likelihood technique and a triangular-lattice modelization, SPIE, Boston, July 2002.