



Filtrage physiquement admissible des images codées en polarisation moyennant un parcours fractal de type Peano-Hilbert

Samia Ainouz-Zemouche, Jihad Zallat, Olivier Morel, Fabrice Meriaudeau

► To cite this version:

Samia Ainouz-Zemouche, Jihad Zallat, Olivier Morel, Fabrice Meriaudeau. Filtrage physiquement admissible des images codées en polarisation moyennant un parcours fractal de type Peano-Hilbert. *Traitement du Signal*, 2009, 3, p199-211. hal-00914554

HAL Id: hal-00914554

<https://hal.science/hal-00914554>

Submitted on 5 Dec 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Filtrage physiquement admissible des images codées en polarisation moyennant un parcours fractal de type Peano-Hilbert

Physical Filtering of Polarization-Encoded Images by Peano-Hilbert Fractal Path

S. Ainouz¹, J. Zallat², O. Morel³ et F. Mériaudeau³

¹Laboratoire d'Informatique, de Traitement de l'Information et des Systèmes
8 Avenue de l'Université, 76801 Saint Etienne du Rouvray, Rouen

²Laboratoire des Sciences de l'Image de l'Informatique et de la Télédétection
BD. Sébastien Brant 67412 Illkirch Cedex

³Laboratoire Electronique Informatique et Image
12 rue de la Fonderie 71200 Le Creusot

Manuscrit reçu le 4 avril 2008

Résumé et mots clés

L'existence du bruit est inhérente aux systèmes imageurs. Causé par différents mécanismes, sa présence dégrade en général l'interprétation des données et peut dans le cas de l'imagerie polarimétrique nuire au caractère physique des mesures. Il convient donc de l'éliminer de manière à garder présente l'admissibilité physique des images polarimétriques afin de tirer pleinement profit de leur richesse informationnelles. Une méthode de filtrage paramétrique est proposée dans ce papier. Cette méthode repose sur une combinaison de deux techniques fréquemment utilisées en filtrage d'images multispectrales ; le Scatter plot est le masquage des données, sur lesquelles une vectorisation fractale est appliquée. La méthode proposée présente un compromis entre le filtrage des images polarimétriques et la conservation de leur contenu physique. Les performances statistiques de la méthode sont testées sur des images de Stokes simulées et réelles par l'algorithme du ré-échantillonnage Bootstrap.

Images polarimétriques, bruit gaussien, filtrage, Scatter plot, masquage des données, parcours fractal, images multispectrales.

Abstract and key words

In the framework of Stokes parameters imaging, polarization-encoded images have four channels. The relevant of such multidimensional structure comes from the set of physical information they carry about the local nature of the target. However, the noise that affects the intensity measurement may induce the no physical character of Stokes parameters and make awkward their analysis and processing. In this paper a new method to filter the additive noise of polarimetric measurement is introduced. This method is based on two multispectral filtering methods combined with a transformation of the Stokes channels following a fractal path. Using a regularization parameter, the proposed algorithm is a tradeoff between the filtering of polarization-encoded images and the preserving of their physical content. The statistical performances of the method are tested on simulated and real images using Bootstrap re-sampling.

Polarimetric images, Gaussian noise, filtering, Scatter plot, data masking, fractal path, multispectral images

1. Introduction

La polarisation est une caractéristique fondamentale de l'onde électromagnétique qui est par essence vectorielle [1]. Cet aspect vectoriel porte sans équivoque l'empreinte de la géométrie et de la physique des processus d'interaction onde-milieu. La prise en compte de cette nature vectorielle permet non seulement de pallier un certain nombre de limitations inhérentes aux systèmes d'imagerie classique mais d'accéder également à une caractéristique complémentaire riche en information aux retombées applicatives très prometteuses. Il est important de noter que nous employons dans cet article le mot information pour désigner les caractéristiques pertinentes de l'image. Il ne s'agit en aucun cas de l'information de Shannon.

L'existence du bruit en imagerie polarimétrique est causé par différents mécanismes. Sa présence dégrade en général l'interprétation des données et peut dans le cas de l'imagerie polarimétrique induire le caractère non physique des mesures. Il convient donc de l'éliminer ou *a fortiori* de minimiser son effet. Le problème majeur du filtrage des images polarimétriques, vient du fait que les composantes de polarisation sont liés par une relation mathématique, très peu stable. Il s'agit de la contrainte d'admissibilité physique, sans laquelle les images polarimétriques perdent toute leur richesse physique. Le bruit qui affecte ces images lors de leur acquisition peut largement nuire à cette condition, de même que leur filtrage. En effet, si l'image polarimétrique est bien filtrée, la condition physique, très fragile, peut facilement être insatisfaite. Inversement, si l'accent est entièrement mis sur le respect de la contrainte physique de la polarisation, la qualité de l'image résultante ne permet pas d'interpréter les données. Le filtrage des images codées en polarisation doit donc se faire avec beaucoup de précaution de manière à améliorer la qualité de l'image d'une part et à garder la richesse physique offerte par les composantes polarimétriques d'autre part.

Peu de littérature s'est penché vers la question du filtrage des images codée en polarisation tout en respectant leur contrainte physique. On cite, néanmoins, les travaux de [2] qui, par des méthodes empiriques, ont tenté de réduire le bruit des images polarimétriques en optimisant le rapport signal à bruit ou en améliorant l'estimation du degré de polarisation. Récemment, dans [3], des modèles probabilistes bayésiens ont été utilisés pour segmenter, réduire le bruit et respecter la contrainte d'admissibilité physique des images de polarisation. Le modèle utilisé dans cet article, est orienté zone, c'est-à-dire que l'image est traitée par zone homogène ou par classe de segmentation mais pas ponctuellement pixel par pixel. Les résultats obtenus dans le cadre de cette méthode sont plus satisfaisants dans le cas des images à larges zones homogènes.

La contribution principale de notre travail est d'arriver à un compromis entre le filtrage des images polarimétriques et le maintien de leur condition physique. Ce compromis est appliqué indépendamment pour chaque pixel de l'image, puisque la polarisation est une caractéristique ponctuelle.

Sous l'hypothèse d'une approximation gaussienne, le bruit qui affecte les différents canaux polarimétriques, de nature additive (pour un éclairage incohérent) ou multiplicative (pour un éclairage cohérent), sont traités par une nouvelle variante de la méthode du « Scatter plot » [4] et du « masquage des données » [5]. Les deux méthodes d'estimation du bruit sont, dans un premier temps, validées séparément sur des images en niveau de gris. Ensuite, elles seront combinées avec une vectorisation de l'image par un parcours fractal de type Peano-Hilbert. Le but principal de cette dernière étape est de préserver la connexité des pixels et minimiser l'impact des points aberrants. Les performances et les biais des méthodes d'estimation testées seront étudiés statistiquement par la méthode du Bootstrap [6]. La comparaison des résultats des trois méthodes (Scatter plot, masquage des données et combinaison des deux avec une vectorisation) permet de choisir la plus performante pour être validée sur des images polarimétriques sous éclairage incohérent. Compte tenu du fait que le but final de notre travail est le filtrage des images polarimétriques tout en gardant leur contenu physique, un paramètre réel sera introduit dans le cadre de la méthode de filtrage retenue afin de contrôler la condition d'admissibilité physique.

2. Origine et forme du bruit

Le bruit sur les images est causé par de nombreux facteurs [5]. On cite : les effets thermiques, la saturation du capteur, les erreurs de quantification et de lecture et le bruit photonique. etc. Le bruit des images multi-composantes est généralement additif dans sa nature et est considéré comme typiquement indépendant. Ce type de bruit est représenté par un processus aléatoire, normalement distribué, de moyenne zéro et de fonction de densité de probabilité (pdf) $f_x(x)$ dénie par [5] :

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_a} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_a^2}\right) \quad (1)$$

où σ_a est l'écart type du bruit.

L'effet d'un bruit additif n_a sur une image numérique g en un pixel (i, j) s'exprime par la somme du signal original non bruité I et du bruit :

$$g(i, j) = I(i, j) + n_a(i, j) \quad (2)$$

Dans le cas d'un éclairage cohérent, le bruit est multiplicatif [7], [8]. Après diffusion, la lumière cohérente incidente sur l'objet imagé se divise en une multitude de sources réparties sur sa surface. Les ondes issues de ces sources interfèrent entre elles d'une manière constructive ou destructive causant un effet granulaire. Ce bruit sur l'image appelé « bruit de Speckle » résulte

donc d'un processus interférentiel complexe produit par une multitude de sources ponctuelles cohérentes. Ce type de bruit aléatoire est modélisé dans ce travail par un processus gaussien de moyenne unité et de variance σ_m^2 de pdf [5] :

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m} \exp\left(-\frac{(x-1)^2}{2\sigma_m^2}\right) \quad (3)$$

L'effet d'un bruit multiplicatif n_m sur l'image I s'écrit :

$$g(i, j) = I(i, j) + n_m(i, j) \quad (4)$$

3. Incidence du bruit sur les mesures polarimétriques

3.1 Mesures polarimétriques

La description de la lumière polarisée fait appel à plusieurs formalismes géométriques ou algébriques. Le formalisme le plus général est le formalisme de Stokes-Mueller [9]. Il permet de décrire la polarisation en termes d'intensités ; il s'agit d'une représentation vecteurs-matrices, où la polarisation de l'onde est décrite par un vecteur réel 4×1 appelé vecteur de Stokes et l'action d'un système linéaire par une matrice réelle 4×4 dite matrice de Mueller. L'imagerie de polarisation est alors définie comme la mesure des matrices de Mueller ou des vecteurs de Stokes attachés à chaque pixel de l'image. L'image ainsi codée en polarisation admet une structure multidimensionnelle de dimension 16 (imagerie de Mueller), ou de dimension 4 (imagerie de Stokes) où une information multicomposante est attachée à chaque pixel [10]. Le schéma général d'acquisition d'une image de Mueller est donné par la figure (1).

L'état de polarisation en sortie du générateur d'états de polarisation (PSG) interagit avec la scène pour donner lieu à un autre

état de polarisation analysé par l'analyseur des états de polarisation (PSA). Le PSG et le PSA doivent chacun prendre au moins 4 positions angulaires différentes afin permettre au système de mesurer les éléments de Mueller attachés au pixel. L'ensemble de ces 16 mesures indépendantes recensées par la caméra sont ensuite regroupées dans une matrice intensité I . L'équation matricielle qui modélise le principe de mesure est donnée pour chaque pixel (i, j) par l'équation suivante :

$$I(i, j) = AM(i, j)P \quad (5)$$

où M est la matrice de Mueller à mesurer, A et P sont respectivement les matrices de modulation du PSA et du PSG du système imageur. Ces matrices sont théoriquement définies comme une combinaison de sinus et de cosinus des angles de rotation des lames quart d'onde du polarimètre [9]. En pratique, elles sont calculées par calibration. La matrice de Mueller $M(i, j)$ du pixel (i, j) est reliée aux 16 intensités $I(i, j)$ mesurées en ce pixel par l'équation matricielle suivante :

$$M = \begin{cases} A^{-1}IP^{-1} & \text{pour } 4 \times 4 \text{ mesures} \\ A^\#IP^\# & \text{sinon} \end{cases} \quad (6)$$

où $\#$ est la pseudo-inverse au sens des moindres carrés de Moore-Penrose ($A^\# = (A^T A)^{-1} A^T$).

Le principe d'acquisition d'une image de Stokes est défini de la même manière sauf que dans ce cas le PSG reste fixe et seulement 4 états d'analyse sont recensés par la caméra. La matrice de modulation P est l'identité et la matrice Mueller $M = (m_{ij})_{i,j=0,3}$ est remplacée par le vecteur de Stokes $S = [S_0, S_1, S_2, S_3]$. La mesure du vecteur de Stokes attaché à chaque pixel fournit l'image 4-dimensionnelle de Stokes. Il est important, tout de même, de rappeler que dans le cas des mesures de Stokes, l'éclairage incident n'est pas nécessairement maîtrisé. Dans ce cas, on ne parle plus du PSG mais uniquement du PSA qui analyse le vecteur de Stokes, recherché, émis par l'objet.

Un échantillon des mesures de Stokes est illustré dans la partie expérimentale de ce papier par les figures (8) (pour les mesures d'intensités) et (9) (pour l'image polarimétrique après l'inversion de l'équation (6)).

En outre, un vecteur quelconque n'est qualifié de Stokes que si et seulement si il satisfait la condition d'admissibilité physique suivante :

$$S_0 > 0 \text{ et } S_0^2 \geq S_1^2 + S_2^2 + S_3^2 \quad (7)$$

Il en est de même des matrices de Mueller physiquement admissibles. En effet, une matrice n'est qualifiée de Mueller que si et seulement si elle associe à chaque vecteur de Stokes physiquement admissible à l'incidence, un vecteur de Stokes physiquement admissible à la sortie du système [11]. Cette contrainte, quoique fragile, doit être respectée dans le cadre l'imagerie de de Stokes ou de Mueller. Son absence rend les images de polarisation inutiles car dépourvues de leur sens physique.

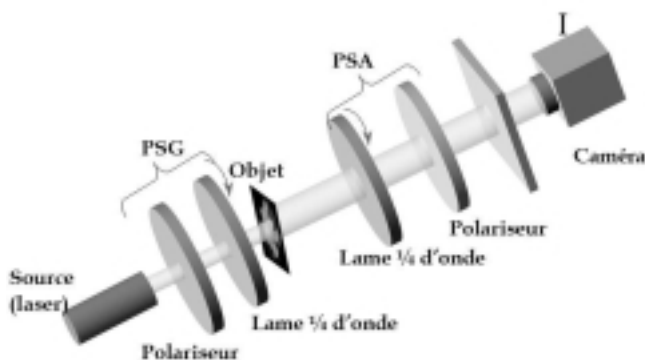


Figure 1. Principe d'un polarimètre en transmission.

3.2 Bruit additif des images polarimétriques

Considérons un bruit additif gaussien de moyenne zéro et de variance quelconque indépendant du signal. En l'absence de tout bruit, la matrice de Mueller $M(i, j)$ mesurée en chaque pixel (i, j) est reliée aux 16 intensités $I(i, j)$ par [12] :

$$M(i, j) = A^{-1} I(i, j) P^{-1} \quad (8)$$

La matrice de Mueller $\hat{M}$ estimée du pixel (i, j) , en présence du bruit additif est donnée par :

$$\begin{aligned} \hat{M}(i, j) &= A^{-1} g(i, j) P^{-1} = A^{-1} (I(i, j) + n_a(i, j)) P^{-1} \\ &= A^{-1} I(i, j) P^{-1} + A^{-1} n_a(i, j) P^{-1} \\ &= M(i, j) + \delta M_a(i, j) \end{aligned} \quad (9)$$

D'après l'équation (9), le bruit sur les images intensités se propage à l'image de Mueller et est donné par $\delta M_a = A^{-1} n_a(i, j) P^{-1}$.

L'estimation du bruit additif n_a qui affecte les images intensités I en chaque pixel, permet donc d'accéder au bruit δM_a des images de Mueller.

3.3 Bruit multiplicatif

Le bruit multiplicatif n_m que l'on souhaite estimer est supposé aléatoire, gaussien de moyenne unité et de variance σ_m^2 :

$$n_m = 1 + r \quad (10)$$

où r est un processus aléatoire gaussien de moyenne zéro et de variance σ_m^2 . Cette formule, permet de remplacer l'équation (4) par :

$$g(i, j) = I(i, j) + I(i, j) \cdot r(i, j) \quad (11)$$

La matrice de Mueller expérimentale en ce pixel (i, j) est donnée par :

$$\begin{aligned} \hat{M}(i, j) &= A^{-1} g(i, j) P^{-1} \\ &= A^{-1} (I(i, j) + I(i, j) r(i, j)) P^{-1} \\ &= A^{-1} I(i, j) P^{-1} + A^{-1} I(i, j) r(i, j) P^{-1} \\ &= M(i, j) + \delta M_m(i, j) \end{aligned} \quad (12)$$

Le bruit multiplicatif à la même forme qu'un bruit additif sauf que dans ce cas, le terme attaché au bruit δM_m dépend des intensités acquises lors des mesures de Mueller ($\delta M_m(i, j) = A^{-1} I(i, j) r(i, j) P^{-1}$).

4. Méthodes de filtrage classiques

Une littérature abondante traite les méthodes d'estimation du bruit aléatoire [4], [5], [7], [13], [14], [15]. Dans ce travail nous nous sommes intéressés à deux méthodes d'estimation du bruit, courantes dans le cadre des images multi spectrales : la méthode du Scatter plot [4] et la méthode d'estimation par masquage de données [5].

Comme dans la plupart des méthodes d'estimation, ces deux méthodes présentent quelques limitations face à certaines images. Afin de palier à ces limitations, une troisième technique basée sur les deux méthodes précédente a été proposée dans cet article pour une estimation efficace des paramètres du bruit. Cette méthode est intitulée « Estimation du bruit par vectorisation des données selon la courbe fractale de Peano-Hilbert ». Les trois méthodes sont validées d'abord sur des images intensités afin de comparer leurs performances et notamment leurs limitations. La meilleure sera retenue pour l'estimation du bruit des images polarimétriques.

Le principe utilisé dans les différentes techniques d'estimation présentés ici repose sur le rééchantillonnage Bootstrap [6] en réitérant l'estimation 200 fois. La moyenne empirique des résultats Bootstrap fournit l'estimée de l'écart type du bruit. La dispersion des valeurs autour de cette moyenne est donnée par l'écart type des 200 itérations. Plus petite est la dispersion meilleure est l'estimateur. Si on symbolise par σ_d cette dispersion et par $\hat{\sigma}$ l'écart type du bruit à estimer, la valeur exacte de l'écart type du bruit additif ou multiplicatif qui affecte l'image est comprise entre $\sigma - 3 \times \sigma_d$ et $\sigma + 3 \times \sigma_d$ dans 99.73 % des cas. Cet intervalle est un indicateur du degré d'incertitude de la méthode d'estimation utilisée.

4.1 Méthode du Scatter plot

La méthode du Scatter plot repose sur la considération suivante : dans les zones homogènes de l'image, l'écart type des pixels de l'image non bruitée σ_I est négligeable par rapport à celui du bruit σ_a [4]. Ainsi dans les zones homogènes nous avons :

$$\sigma_g(i, j) = \sigma_a \quad (13)$$

De ce fait, dans les zones homogènes, l'estimée $\hat{\sigma}_{na}$ peut être interprétée comme le carré de la différence de g et de la moyenne μ_g (la moyenne locale du bruit étant supposée nulle).

L'algorithme Scatter plot est présenté comme suit :

1. À l'aide d'une fenêtre glissante de taille $(2m+1) \times (2m+1)$ sur l'image entière (le choix de m n'est pas crucial), on calcule les moyennes locales de l'image bruitée par :

$$\bar{g}(i, j) = \frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{k=-m}^{k=m} \sum_{l=-m}^{l=m} g(i+k, j+l) \quad (14)$$

et ses écarts types locaux :

$$\hat{\sigma}_g(i, j)^2 = \frac{1}{(2m+1)^2 - 1} \sum_{k=-m}^{k=m} \sum_{l=-m}^{l=m} [g(i+k, j+l) - \bar{g}(i, j)]^2 \quad (15)$$

Donc $(W-2m) \times (H-2m)$ valeurs sont calculées pour $\bar{g}(i, j) = \hat{\mu}_g(i, j)$ et $\hat{\sigma}_g(i, j)$ ($W \times H$ étant la taille de l'image).

2. On trace $\hat{\sigma}_g(i, j)$ en fonction des $\hat{\mu}_g(i, j)$.

3. On partitionne ce plan en blocs rectangulaires de taille $L \times L$ étiquetés avec l'indice k (L est pris généralement égal à 10 [5]).

4. On ordonne les blocs selon l'ordre décroissant du nombre de points qu'ils contiennent : $\text{Card}(B^k) \geq \text{Card}(B^{k+1})$, $k = 1, 2, \dots, L^2$.

5. Les blocs les plus denses sont considérés comme issus des parties homogènes de l'image. Enfin, on calcule la moyenne $\hat{\sigma}_g$ des points appartenant aux blocs homogènes. Cette moyenne est très proche de $\hat{\sigma}_{na}$

Une fois les zones homogènes repérées, on peut calculer une estimation de la distribution du bruit par :

$$\hat{n}(i, j) = \left[\frac{(2m+1)^2}{(2m+1)^2 - 1} \right]^{\frac{1}{2}} \left[g(i, j) - \bar{g}(i, j) \right] \quad (16)$$

4.1.1 Application aux images monocomposantes

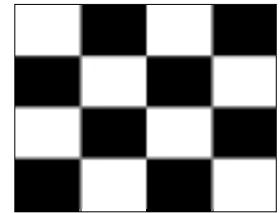
Dans ce paragraphe, nous étudions l'efficacité de la méthode du Scatter plot sur des images intensités afin d'estimer le bruit additif qui affecte ces images. Pour ce faire, un bruit aléatoire simulé, gaussien de moyenne nulle et de variance $\sigma_a^2 = 10, 30$ et 60 est ajouté à deux images de 256×256 pixels en niveau de gris ($g(i, j) \in [0, 255]$), illustrées dans la figure (2).

L'estimation du bruit par la méthode du Scatter plot sur ces deux images est résumée dans le tableau (1). La valeur estimée $\hat{\sigma}_a$ de l'écart type est la moyenne des 200 itérations de la méthode du Bootstrap et la valeur entre crochets représente la dispersion σ_d .

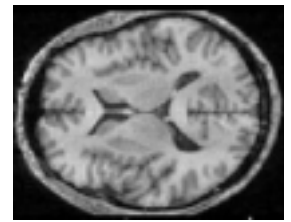
Les résultats de la simulation (tableau (1)) montrent que la méthode est moins performante dans le cas d'une image ayant des hautes fréquences spatiales (figure (2.a)). En effet, les valeurs estimées de l'écart type pour cette image sont supérieures à celles de l'image (2.b). On note cependant que l'estimation est meilleure pour des quantités supérieures du bruit. Cela s'explique par l'utilisation d'une fenêtre glissante pour estimer les statistiques locales. En effet, les fortes valeurs du bruit réduisent la dispersion dans l'estimation de ces statistiques dans les zones de transition entre les régions sombres et claires de l'image.

Cette méthode est plus efficace pour l'image ayant des variations douces des niveaux de gris. Par ailleurs, plus étroite est la dispersion moins importante est la quantité du bruit additif.

Dans le cas d'un bruit multiplicatif, l'écart type de l'image observée $g(i, j)$ dans les zones homogènes est approximativement égale à $\sigma_m \cdot \mu_g(i, j)$ où σ_m est l'écart type du bruit multiplicatif et μ_g est la moyenne de l'image observée. L'algorithme du Scatter plot pour l'estimation d'un bruit multiplicatif diffère de celui du bruit additif pour la dernière étape : l'écart type du bruit multiplicatif est estimée dans les zones homogènes par la pente de la ligne de régression linéaire des points dans le plan (μ, σ) de l'image. Cette ligne est horizontale dans le cas d'un bruit additif.



(a)



(b)

Figure 2. Images utilisées pour la validation des méthodes d'estimation du bruit. (a) Image d'un échiquier.

(b) Image d'une coupe extraite d'une IRM 3D de la tête.

Tableau 1. Estimation de la variance du bruit additif des images de la figure (2) simulé à des variances σ_a^2 égales à 10, 30 et 60 en utilisant la méthode du Scatter plot.

paramètres du bruit	σ_a^2	$\hat{\sigma}_a^2$	σ_a^2	$\hat{\sigma}_a^2$	σ_a^2	$\hat{\sigma}_a^2$
figure (2.a)	10	16.84 [0.45]	30	35.09 [0.3]	60	63.75 [0.2]
figure (2.b)	10	13.12 [0.41]	30	32.45 [0.29]	60	57.41 [0.16]

Tableau 2. Estimation de l'écart type du bruit multiplicatif des images de la figure (2) pour des écarts types simulés égaux à 0.1, 0.5 et 0.8 en utilisant la méthode du Scatter plot. La valeur entre crochets représente toujours la dispersion.

paramètres du bruit	σ_m	$\hat{\sigma}_m$	σ_m	$\hat{\sigma}_m$	σ_m	$\hat{\sigma}_m$
figure (2.a)	0.1	0.15 [0.2]	0.5	0.47 [0.043]	0.8	0.75 [0.02]
figure (2.b)	0.1	0.101 [0.01]	0.5	0.53 [0.01]	0.8	0.78 [0.005]

Les résultats de l'estimation du bruit multiplicatif des images de la figure (2) pour des écarts types simulés égaux à $\sigma_m = 0.1, 0.5$ et 0.8, sont résumés dans le tableau (2) ($\hat{\sigma}_m$ est la valeur estimée). Le tableau (2) montre que la méthode est efficace dans le cas d'un bruit multiplicatif. Les résultats restent meilleurs pour la deuxième image. Les dispersions de l'estimation dans le cas du bruit multiplicatif ne sont pas proportionnelles à la quantité de bruit.

4.2 Méthode du masquage des données

Cette méthode repose sur l'utilisation d'un masque Laplacien qui a la caractéristique de supprimer la structure de l'image (variations lentes du signal) et de ne préserver que l'information attachée au bruit [5], [15], [16].

L'image bruitée s'écrit :

$$g(i, j) = I(i, j) + n_a(i, j) \quad (17)$$

où I est l'image idéale de taille $W \times U$.

Le but est d'estimer l'écart type de g à partir de l'image I qui contient l'information structurelle (texture et contours). Pour ce faire, nous pouvons utiliser un opérateur de moyenne nulle sensible à la structure de l'image. La variance de l'image convoluée par cet opérateur est donc celle du bruit (l'image est supposée à forte zones homogènes).

Comme les structures de l'image admettent une forte composante de la dérivée seconde, un estimateur du bruit doit être indépendant du Laplacien, d'où l'idée d'utiliser la différence entre deux opérateurs Laplaciens, ce qui donne :

$$L_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad L_2 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -4 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Il vient

$$L = 2(L_2 - L_1) = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

L'image convoluée $g * L$, dite l'image Laplacien, a une moyenne nulle et une variance :

$$(4^2 + 4(-2)^2 + 4.1^2)\sigma_a^2 = 36\sigma_a^2$$

En supposant que le bruit en chaque pixel a une variance de σ_a^2 , la variance de $g * L$ est une estimation de $36\sigma_a^2$. La variance peut donc s'écrire comme :

$$\sigma_a^2 = \frac{1}{36(W-2)(H-2)} \sum_{i,j} (g * L)^2(i, j)$$

L'application du masque Laplacien de l'équation (19) à l'image ne supprime pas tous les contours et textures. Or, ces structures font partie de l'information utile et pas de celle du bruit. Un filtre détecteur de contour est nécessaire pour détecter ces bords et les supprimer de l'image Laplacien. Cette opération est réalisée en appliquant un filtre gradient à l'image Laplacien. Les masques gradients utilisés sont :

$$f_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad f_y = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

et le masque final se calcule par la formule suivante :

$$|\nabla f| = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad (21)$$

Ce gradient est le filtre détecteur de contours de Sobel [17]. Après localisation des contours, un seuil est choisi pour binariser l'image [18]. Les pixels dont les valeurs sont supérieures au seuil sont éliminés. Le seuil optimal est celui qui maximise la variance de l'image résultante en sachant que la variance du bruit est toujours supérieure à la variance de l'information utile (image non bruitée).

La dernière étape de l'estimation est le calcul des écarts types locaux de l'image Laplacien après élimination des pixels correspondant aux contours. Ces statistiques locales sont calculées sur des blocs 9×9 en ne tenant pas compte des pixels correspondant aux contours. Expérimentalement, la médiane de l'histogramme des écarts types locaux fournit la meilleure estimation de l'écart type du bruit [5].

Le traitement du bruit multiplicatif débute par l'application d'un logarithme à l'image bruitée. Cette opération transforme le bruit multiplicatif en un bruit additif dans le domaine logarithmique. La procédure d'estimation du bruit décrite précédemment pour un bruit additif est ensuite appliquée à l'image logarithme. L'estimation finale dans ce cas est la médiane de l'histogramme des écarts types locaux à laquelle on soustrait la variance de l'histogramme [5].

Le logarithme compresse la dynamique des valeurs des pixels de l'image. Expérimentalement, la soustraction de la variance de l'histogramme produit la meilleure estimation.

4.2.1 Application aux images monocomposantes

L'échantillon d'images sur lequel on applique la méthode du masquage des données est celui de la figure (2). Les bruits additifs simulés sont également les mêmes, autrement dit : gaussien, indépendant de moyenne zéro et de variances respectives $\sigma_a^2 = 10$, $\sigma_a^2 = 30$ et $\sigma_a^2 = 60$. Les résultats de cette méthode sont donnés dans le tableau (3). Les dispersion σ_d entre crochets résultent du rééchantillonnage Bootstrap.

Les résultats du tableau (3) montrent que l'estimation par masquage de données semble plus performante que la méthode du Scatter plot. Ceci est également prouvé par la valeur des dispersions qui sont plus étroites que dans le cas du Scatter plot. Ceci est dû au fait que l'estimation procède directement sur les paramètres attachés au bruit.

Les résultats d'estimation par masquage de données pour un bruit multiplicatif pour des écarts types simulés $\sigma_m = 0.1$, 0.5 et 0.8 sont résumés dans le tableau (4).

Dans le cas d'un bruit multiplicatif, les tableaux (2) et (4) montrent que l'estimation par Scatter plot est légèrement meilleure que celle du masquage des données, du moins sur les images utilisées. Les dispersions Bootstrap confirment également ce constat. Ceci est dû à la non linéarité de la compression logarithmique utilisée lors de l'estimation par masquage de données.

4.3 Estimation du bruit par vectorisation des données selon la courbe de Peano-Hilbert (VF)

Malgré son intérêt, la méthode du Scatter plot a ses limitations quand il s'agit d'une image riche en informations (fortement texturée ou ayant de multiples contours). Cette méthode présente aussi l'inconvénient d'être coûteuse en temps de calcul à cause du calcul des statistiques locales par fenêtre glissante. L'estimation du bruit par masquage de données est au moins aussi efficace que le Scatter plot en ce qui concerne le bruit additif. En revanche, cette méthode surestime l'écart type du bruit à cause des contours qui ne sont pas complètement supprimés.

Par ailleurs, l'idée d'un masque Laplacien appliqué à l'image bruitée pour éliminer le signal original est très intéressante. De même, le plan Scatter plot des statistiques locales permet d'estimer l'écart type du bruit d'une manière très efficace. Par conséquent, la combinaison de ces deux techniques nous mène à construire une méthode d'estimation du bruit qui conjugue les avantages des deux méthodes précédemment utilisées.

L'image est initialement filtrée par le masque Laplacien présenté dans l'équation (19), ensuite par le filtre détecteur de contours de Sobel afin d'éliminer le signal qui ne fait pas partie du bruit (contours). Le but de cette opération est de supprimer le signal original et ne laisser que l'information résiduelle attaché au bruit. Compte tenu du fait que la méthode du Scatter plot est coûteuse en temps de calculs, l'image Laplacien est transformée en un vecteur sur lequel on calcule les statistiques locales. Cette vectorisation est choisie de sorte à respecter au mieux la notion de voisinage dans l'image. Elle est faite selon un chemin fractal de type Peano-Hilbert.

Le tableau (5) montre le chemin suivi par la courbe de Peano-Hilbert sur un exemple d'image de taille 9×9 . Le vecteur image suit l'ordre des numéros de 1 à 81.

Les moyennes μ et les écarts types σ sont calculés en utilisant un intervalle glissant sur tout le vecteur. Les écarts types locaux sont ensuite représentés en fonction des moyennes locales sur le plan (μ, σ) . Ce plan comporte deux types de points : le premier est un amas de points regroupés en un nuage dense. L'intersection de la ligne de régression horizontale de ces points avec l'axe des y donne la meilleure estimation de l'écart type du bruit additif. Le deuxième type de points représente des points dispersés et isolés autour du nuage dense et correspondent aux pixels représentant les contours et textures qui ne sont pas éliminés après application du filtre de Sobel. Ces points ne sont pas pris en compte par le processus de régression, évitant en grande partie la surestimation ou la sous-estimation de l'écart type du bruit.

Si l'image est affectée par N bruits additifs gaussiens de moyennes zéro et de N écarts types différents, N nuages de points sont obtenus dans le plan (μ, σ) . Chaque nuage corres-

Tableau 3. Estimation de la variance du bruit additif des images de la figure (2) simulé à des variances égales à 10, 30 et 60 en utilisant la méthode du masquage des données.

paramètres du bruit	σ_a^2	$\hat{\sigma}_a^2$	σ_a^2	$\hat{\sigma}_a^2$	σ_a^2	$\hat{\sigma}_a^2$
figure (2.a)	10	11.45 [0.32]	30	32.75 [0.27]	60	62.04 [0.12]
figure (2.b)	10	11.23 [0.3]	30	31.01 [0.15]	60	61.08 [0.2]

Tableau 4. Estimation de l'écart type du bruit multiplicatif des images de la figure (2) pour des écarts types simulés égaux à 0.1, 0.5 et 0.8 en utilisant la méthode du masquage des données.

paramètres du bruit	σ_m	$\hat{\sigma}_m$	σ_m	$\hat{\sigma}_m$	σ_m	$\hat{\sigma}_m$
figure (2.a)	0.1	0.23 [0.03]	0.5	0.38 [0.02]	0.8	0.61 [0.02]
figure (2.b)	0.1	0.19 [0.02]	0.5	0.45 [0.02]	0.8	0.7 [0.1]

pond à un bruit et est centré autour de son écart type. De même, l'intersection des régressions linéaires horizontales réalisées séparément sur chaque nuage de points donne une estimation des N écarts types.

Tableau 5. Chemin suivi par la courbe de Peano-Hilbert sur une imagerie de taille 9×9 : le chemin suit les chiffres dans l'ordre de 1 à 81.

1	6	7	48	49	54	55	60	61
2	5	8	47	50	53	56	59	62
3	4	9	46	51	52	57	58	63
16	15	10	45	40	39	70	69	64
17	14	11	44	41	38	71	68	65
18	13	12	43	42	37	72	67	66
19	24	25	30	31	36	73	78	79
20	23	26	29	32	35	74	77	80
21	22	27	28	33	34	75	76	81

Dans le cas d'un bruit multiplicatif, un logarithme est appliqué à l'image bruitée afin de transformer le bruit multiplicatif en un bruit additif. Les étapes d'estimation qui suivent sont les mêmes que pour le bruit additif mais sur une échelle logarithmique. L'intersection de la droite de régression horizontale et de l'axe des y du plan $(\mu, \sqrt{\sigma^2 - \mu^2})$ donne la meilleure estimation de l'écart type du bruit multiplicatif.

La procédure d'estimation par la méthode VF (Vectorisation Fractale) est résumée comme suit :

1. Filtrage de l'image par le noyau Laplacien L (équation (19)). Dans le cas d'un bruit multiplicatif, le Laplacien est appliqué au logarithme de l'image bruitée.
2. Application du filtre Sobel à l'image Laplacien afin de détecter et d'éliminer ensuite les pixels correspondants aux contours et textures qui ne font pas partie du bruit.
3. Transformation de l'image résiduelle, obtenue à l'étape (2), en un vecteur V , suivant la courbe fractale de Peano-Hilbert.
4. Calcul des statistiques locales (moyenne (μ) , écart type (σ)) en utilisant un intervalle glissant de taille $(2m + 1)^2$:

$$\hat{\mu}_V(i) = \frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{k=-m}^{k=m} V(i+k) \quad (22)$$

et

$$\hat{\sigma}_V(i)^2 = \frac{1}{(2m+1)^2 - 1} \sum_{k=-m}^{k=m} [V(i+k) - \hat{\mu}_V(i)]^2 \quad (23)$$

Tableau 6. Estimation de la variance du bruit additif des images de la figure (2) pour des variances simulées égales à 10, 30 et 60 en utilisant la technique proposée.

paramètres du bruit	σ_n^2	$\hat{\sigma}_n^2$	σ_n^2	$\hat{\sigma}_n^2$	σ_n^2	$\hat{\sigma}_n^2$
figure (2.a)	10	10.97 [0.02]	30	29.59 [0.01]	60	60.75 [0.01]
figure (2.b)	10	9.38 [0.01]	30	30.25 [0.009]	60	60.09 [0.007]

5. - Bruit additif: On trace dans le plan (μ, σ) les valeurs obtenues à l'étape (4). L'intersection avec l'axe des y et de la ligne de régression horizontale fournit l'estimation de l'écart type du bruit.

- Bruit multiplicatif: L'intersection avec l'axe des y et de la ligne de régression horizontale du plan $(\mu, \sqrt{\sigma^2 - \mu^2})$ fournit l'estimation de l'écart type du bruit multiplicatif.

La dispersion des points autour des nuages denses est due aux contours, qui n'ont pas été totalement éliminés par les filtres Laplacien et Sobel. Leur contribution ne perturbe pas l'estimation, ces points ne sont pas pris en compte par le processus de régression.

4.3.1 Application aux images monocomposantes

Les résultats de la méthode proposée pour l'estimation du bruit additif sont résumés dans le tableau (6). Trois valeurs théoriques ($\sigma_n^2 = 10, 30, 60$) sont ajoutées aux images de la figure (2.a). La variance à estimer par la méthode VF est notée par $\hat{\sigma}_n^2$. Les dispersions sont indiquées entre crochets.

Le tableau (6) montre que la méthode de vectorisation est meilleure que les deux méthodes présentées précédemment. Ceci est également confirmé par les dispersions affichées à côté des variances estimées.

Les plans (μ, σ) correspondant aux images de la figure (2) pour un bruit additif ayant une variance égale à $\sigma_n^2 = 30$ sont illustrés sur la figure (3). Dans les deux cas, on aperçoit clairement les nuages de points correspondant au bruit. L'intersection de la régression linéaire horizontale et de l'axe des ordonnées donne l'estimation de l'écart type du bruit ajouté ($\sqrt{30} = 5.47$). On remarque sur le plan (μ, σ) des points isolés et dispersés autour du nuage central. Ces points représentent les pixels correspondant aux contours qui n'ont pas été éliminés après le processus de filtrage.

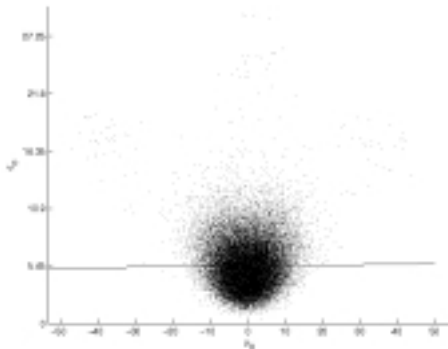
Les résultats d'estimation du bruit multiplicatif pour des variances simulées égales à $\sigma_m = 0.1, 0.5$ et 0.8 sont résumés dans le tableau (7).

Le tableau (7) montre que la méthode est performante vis-à-vis des dispersions calculées par la méthode Bootstrap. Par ailleurs, les résultats d'estimation du bruit multiplicatif en utilisant la technique de vectorisation sont semblables à ceux des deux méthodes précédentes.

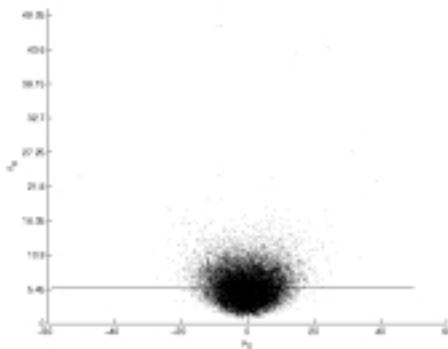
Cette méthode a été retenue pour le filtrage du bruit des images polarimétriques.

Tableau 7. Estimation de la variance du bruit multiplicatif des images de la figure 2 pour des variances simulées égales à 0.1, 0.5 et 0.8 en utilisant la méthode VF.

paramètres du bruit	σ_m	$\hat{\sigma}_m$	σ_m	$\hat{\sigma}_m$	σ_m	$\hat{\sigma}_m$
figure (2.a)	0.1	0.17 [0.01]	0.5	0.42 [0.006]	0.8	0.73 [0.004]
figure (2.b)	0.1	0.13 [0.009]	0.5	0.52 [0.005]	0.8	0.78 [0.001]



(a)



(b)

Figure 3. (a) Plan (μ, σ) correspondant à l'image de la figure (2.a), (b) figure (2.b) en utilisant la méthode d'estimation par VF.

pendante du vecteur de Stokes qui devrait être acquis dans des conditions parfaites S_p et d'un terme attaché au bruit δS :

$$\hat{S}(i, j) = S_p(i, j) + \delta S(i, j) \quad (24)$$

Le terme δS est défini par $A^{-1}\delta I$ ($\delta I = n_a$). On suppose que le bruit n_a est additif gaussien et de moyenne nulle. Les paramètres de bruit sont estimés par la méthode VF. Le bruit des images de Stokes δS est ensuite calculé à partir du bruit des images intensités δI .

Naturellement, le vecteur de Stokes réel S_p peut être déduit de l'équation (24) par :

$$S_p(i, j) = \hat{S}(i, j) - \delta S(i, j) \quad (25)$$

Par ailleurs, la richesse informationnelle des images polarimétriques est fortement conditionnée par la condition d'admissibilité physique de l'équation (7). En effet, chaque composante d'un vecteur de Stokes physiquement admissible correspond à une propriété physique unique propre à chaque pixel. Ces propriétés représentent une information complémentaire à la composante intensité de l'image. Ce qui justifie la valeur ajoutée des images codées en polarisation comparées aux images conventionnelles. Malheureusement, l'application directe de l'équation (25) pour le filtrage des images de Stokes nuit à la contrainte d'admissibilité physique d'un très grand nombre de pixels.

Afin de contourner cette limitation fondamentale, un nouvel outil est requis pour trouver le meilleur compromis entre le filtrage des images polarimétriques et le maintien de leur contrainte physique indispensable.

Un vecteur de Stokes S mesuré doit satisfaire la condition de l'équation (7), ce qui est équivalent à la formule suivante :

$$S^T G S \geq 0 \quad (26)$$

où G est matrice dénie par le vecteur $[1, -1, -1, -1]$ sur la diagonale et zéro partout ailleurs.

Afin de contrôler l'admissibilité physique du vecteur réel S_p , un paramètre α appartenant à l'intervalle $[0, 1]$ est introduit dans l'équation (25) selon :

$$S_p(i, j) = \hat{S}(i, j) - \alpha \delta S(i, j) \quad (27)$$

Ce paramètre joue le rôle d'un compromis entre le filtrage des images de Stokes et le maintien de leur contrainte physique. Si ce paramètre est trop large, la contrainte physique ne sera pas

5. Filtrage du bruit des images polarimétriques

5.1 Algorithme de filtrage

Sans perte de généralités, nous nous intéressons ici au cas de l'imagerie de Stokes. Comme vue précédemment, le vecteur de Stokes mesuré $\hat{S}$ de chaque pixel (i, j) est une somme indé-

respectée et s'il est trop faible, le filtrage de l'image ne sera pas efficace. Le paramètre α ne doit pas être négatif, au prix de l'application du bruit pour un δS négatif. Ce paramètre présente donc une pondération de la quantité du bruit qui doit être éliminé de l'image mesurée, il doit garder le contenu physique de l'image polarimétrique en dépit de certains biais pouvant nuire au filtrage de l'image.

En combinant les équations (26) et (27), on doit chercher un paramètre qui satisfait :

$$f(\alpha) = (\hat{S} - \alpha \delta S)^T G (\hat{S} - \alpha \delta S) \geq 0 \quad (28)$$

En développant l'équation (28) et en remplaçant par $a = \delta S^T G \delta S$, $b = -(\delta S^T G \hat{S} + \hat{S}^T G \delta S)$, et $c = \hat{S}^T G \hat{S}$, on doit chercher le paramètre α qui satisfait l'inégalité simplifiée suivante :

$$f(\alpha) = a\alpha^2 + b\alpha + c \geq 0 \quad (29)$$

pour laquelle deux solutions réelles sont données par :

$$\alpha = \frac{-b - \sqrt{\Delta}}{2a} ; \text{ ou } \alpha = \frac{-b + \sqrt{\Delta}}{2a} \quad (30)$$

où $\Delta = b^2 - 4ac$. En supposant que α_1 est affecté pour la solution minimale et α_2 pour la maximale ($\alpha_1 \leq \alpha_2$) et que pour un ε infinitésimal $\alpha_i - \varepsilon$ ne change pas de signe, trois cas peuvent se produire selon le signe de a (symbolisé par $\text{sign}(a)$) :

- $\text{sign}(a) > 0$

si $1 \in [-\infty, \alpha_1] \cup [\alpha_2, +\infty]$ alors $\alpha = 1$

si $1 \in [\alpha_1, \alpha_2]$ et $\alpha_1 > 0$ alors $\alpha = \alpha_1 - \varepsilon$

sinon, il n'existe pas de α entre 0 et 1.

- $\text{sign}(a) < 0$

si $1 \in [\alpha_1, \alpha_2]$ et $\alpha_1 > 0$ alors $\alpha = 1$

si $0 < \alpha_2 < 1$, alors $\alpha = \alpha_2 - \varepsilon$

sinon, il n'existe pas de α entre 0 et 1.

- $a = 0$

Dans ce cas une solution existe $\alpha_1 = -\frac{c}{b}$. $f(\alpha)$ est donc positive si $\alpha < \alpha_1$ et strictement négative sinon. Le paramètre α est déni de la manière suivante :

si $0 < \alpha_1 < 1$, alors $\alpha = \alpha_1 - \varepsilon$

si $\alpha_1 > 1$, alors $\alpha = 1$,

sinon, il n'existe pas de α entre 0 et 1.

L'algorithme final du filtrage des images codées en polarisation peut se résumer comme suit :

1. Construire le terme attaché au bruit δS de chaque pixel de l'image par la méthode VF,
2. Appliquer l'équation (25) pour chaque pixel,
3. Si le vecteur de Stokes du pixel est physiquement admissible, alors $\alpha = 1$,
4. Sinon, chercher le paramètre α en suivant les instructions précédentes,
5. Si le discriminant Δ est négatif ou si α n'existe pas entre 0 et 1, choisir le vecteur de Stokes satisfaisant le maximum entre $\hat{S}^T G \hat{S}$ et $S_p^T G_p S_p$.

5.2 Données simulées

L'image de synthèse considérée est dénie comme suit : le vecteur de Stokes au centre de l'image (région circulaire) est xé à $S = [1, 1/\sqrt{3}, 1/\sqrt{3}, 1/\sqrt{3}]$, et à zéro hors cette région. Pour accéder aux images intensités, on inverse les images de Stokes selon la formule de l'équation (5) et on ajoute aux images obtenues un bruit blanc gaussien de moyenne zéro et de variance 0.3. L'image intensité bruitée est illustrée par la figure (4).

Les quatre canaux de Stokes correspondant aux images d'intensité bruitées sont calculées et illustrées par la figure (5).

La variance du bruit additif estimée par la méthode VF est égale à 0.28, 0.29, 0.294 et 0.287 respectivement pour les quatre images intensités I_0, I_1, I_2, I_3 correspondant aux canaux de Stokes S_0, S_1, S_2 et S_3 . Ces valeurs estimées (sur les images intensité) sont très proches de la valeur théorique ajoutée. Ceci montre également que le bruit qui affecte les canaux de Stokes est approximativement le même.

L'image du paramètre α calculée pour chaque pixel est illustrée par la figure (6). Les pixels traités par la procédure de débruitage sous contraintes apparaissent en blanc alors que les pixels pour lesquels le paramètre α n'est pas dans l'intervalle $[0, 1]$ ou

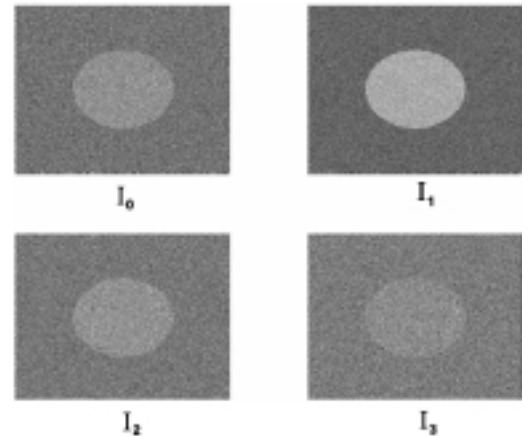


Figure 4. Images d'intensité bruitées.

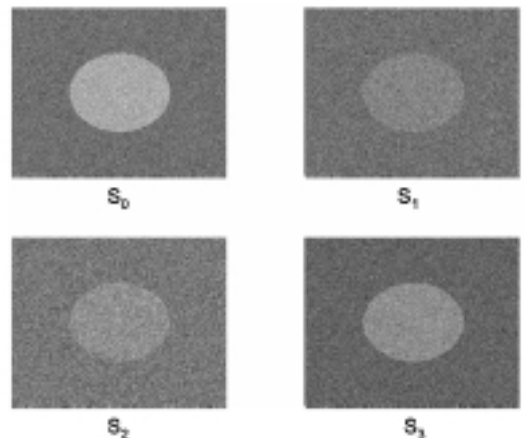


Figure 5. Canaux de Stokes bruités.

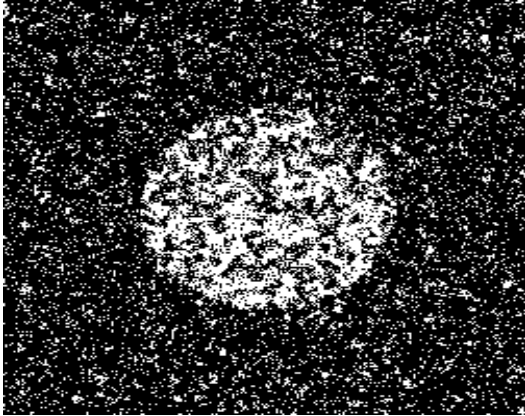


Figure 6. Image binaire du paramètre de la réalisabilité physique α .

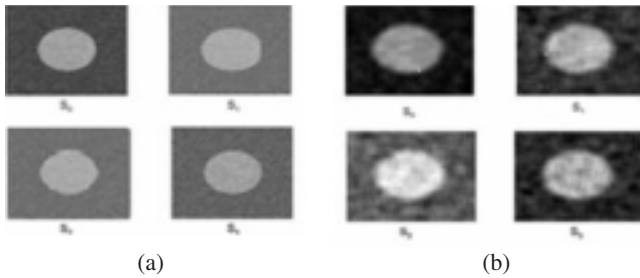


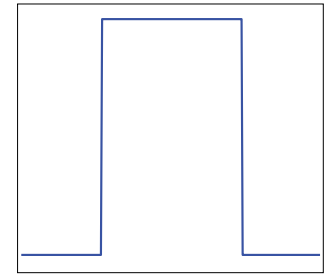
Figure 7. Canaux de Stokes filtrés par :
(a) VF avec le paramètre α , (b) VF sans le paramètre α .

pour lesquels $\widehat{S}^T G \widehat{S}$ et $S_p^T G_p S_p$ restent négatifs (étape 5) sont en noir.

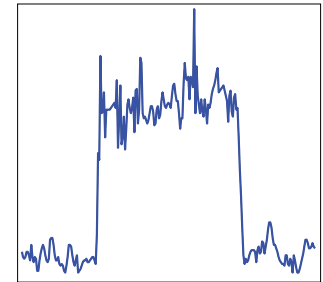
Cette technique a permis de passer de 10 % à 73 % de pixels physiquement traités (pixels ayant un vecteur de Stokes physiquement admissible). Les résultats des deux filtrages, classique (VF sans le paramètre α) et physique (VF avec le paramètre α) sont illustrés par la figure (7). Le filtrage classique est meilleur en apparence (en terme du rapport signal sur bruit). Ceci est également prouvé par les profils respectifs le long d'une coupe correspondant à une ligne au centre de l'image de Stokes non bruitée (figure 8.a), de l'image de Stokes filtrée sans le paramètre physique α (figure 8.b) et de l'image de Stokes filtrée avec le paramètre physique α (figure 8.c). Le filtrage classique est donc préférable pour l'élimination de la quantité du bruit de l'image mais d'un point de vue pertinence physique, la méthode paramétrique assure le meilleur compromis et le filtrage dans ce cas reste largement acceptable.

5.3 Données réelles

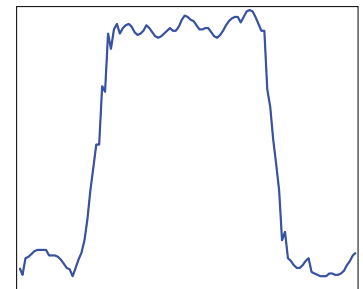
L'image choisie est une image de Stokes acquise avec le polarimètre de transmission représenté dans la figure (1). Les intensités directement mesurées par la caméra sont illustrées par la figure (9).



(a)



(b)



(c)

Figure 8. Profils estimés le long d'une coupe correspondant à une ligne au centre de l'image de Stokes S_0 pour :
(a) image non bruitée, (b) image filtrée par la VF sans le paramètre α et (c) image filtrée par la VF avec le paramètre α .

Il s'agit d'une image de 4 objets transparents A, B, C et D collés sur un carton couvert par du papier cellophane. Les canaux de Stokes correspondants sont illustrés par la figure (10). Cette image est affectée en partie par un bruit additif dont on ne reconnaît pas les statistiques. La première image S_0 correspond à l'image intensité. Sur les 3 autres images S_1 , S_2 et S_3 , une grande partie de l'information est perdue, et la forme des 4 objets n'est plus distinguable. Les variances du bruit estimées sur les images intensités de cet échantillon par la méthode paramétrée sont 10.75, 10.52, 9.78 et 9.88 respectivement. L'utilisation du paramètre α a permis de passer de 7 % à 64 % de pixels physiquement réalisables. Par ailleurs, les valeurs du

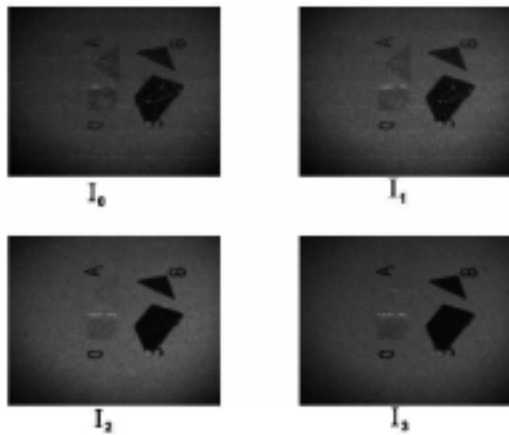


Figure 9. Images intensités acquises à l'aide du polarimètre de transmission.

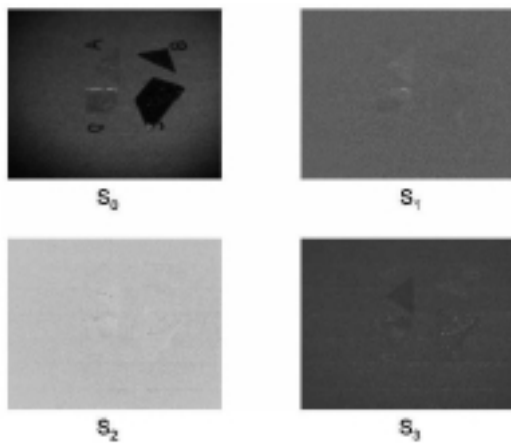


Figure 10. Canaux de Stokes correspondant aux images d'intensité de la figure (8) obtenus après inversion.

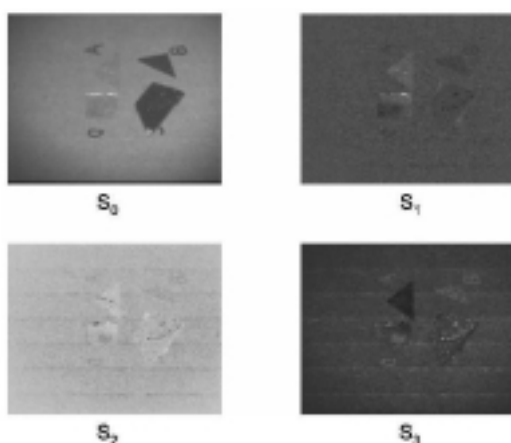


Figure 11. Canaux de Stokes filtrés.

bruit estimées dans le cas réel sont très supérieures à celle des données simulées. Ceci est dû au fait que les valeurs de Stokes varient entre 0 et 1 pour les données simulées et entre 0 et 255 pour les données réelles. Les variances estimées représentent

donc le taux du bruit présent dans l'image par rapport à sa valeur maximale.

Les images filtrées résultantes sont illustrées sur la figure (11). Comme pour les images simulées, on observe une amélioration significative sur les images de Stokes filtrées. Cela confirme l'intérêt et l'efficacité de notre approche. L'algorithme proposé apporte donc un réel compromis entre le filtrage et la réalisabilité physique des images de polarisation.

6. Conclusion

Dans cet article, nous avons introduit une procédure générale pour estimer et filtrer le bruit des images polarimétriques. Cette méthode repose sur une combinaison des techniques de filtrage du Scatter plot et du masquage des données, utilisées en filtrage d'images multispectrales, sur lesquelles une vectorisation fractale est appliquée. Un paramètre de pondération de la quantité du bruit a été introduit au filtrage des images de polarisation. Ce paramètre doit garder la contrainte physique des mesures polarimétriques en dépit de certains biais pouvant nuire au filtrage de l'image. Il présente donc un compromis entre le filtrage de l'image et la conservation de son contenu physique. La procédure adoptée a été appliquée avec succès sur des images de synthèse ainsi que sur des images réelles. Les résultats obtenus sont convaincants et illustrent l'efficacité et l'intérêt de l'approche proposée. Les perspectives futures liées à ce travail consistent à réaliser une estimation conjointe du bruit additif et du bruit multiplicatif des mesures polarimétriques afin d'avoir des images de meilleure qualité.

Références

- [1] S. HUARD, *Polarisation de la lumière*, Masson edition, 1994.
- [2] A. BÉNIÈRE, F. GOUDAIL, M. ALOUINI and D. DOLFI, «Precision of degree of polarization estimation in the presence of additive gaussian detector noise», *Opt. Communication*, 278:264-269, 2007.
- [3] J. ZALLAT and C. HEINRICH, «Polarimetric data reduction: A bayesian approach» *Opt. Express*, 15:83-96, 2007.
- [4] B. AIAZZI *et al.*, «Estimating noise and information of multispectral imagery», *Opt. Eng.*, 41(3):656-668, March 2002.
- [5] B. R. CORNER, R. M. NARAYANAN and S. E. REINCHENBACH, «Noise estimation in remote sensing imagery using data masking», *Int. J. Remote Sensing*, 24(4):807-814, March 2003.
- [6] R. C. H. CHENG, «Bootstrap methods in computer simulation experiments», *Simulation Conference Proceedings*, 2:171-177, 1995.
- [7] J. S. LEE, «Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images», *Opt. Eng.*, 25:636-643, May 1986.
- [8] P. RÉFRÉGIER, M. ROCHE and F. GOUDAIL, «Cramer-rao lower bound for the estimation of the degree of polarization in active coherent imagery at low photon level» *Opt. Letters*, 31:3565-3567, 2006.
- [9] R. A. CHIPMAN, *Polarimetry*, McGraw-hill, New York edition, 1993. in Handbook of Optics, Chapter 22.
- [10] J. J. GIL, «Characteristic properties of Mueller matrices», *Journal of the Optical Society of America. A*, 17(2):328-334, February 2000.

- [11] R. BARAKAT, «Conditions for the physical realizability of polarization matrices characterizing passive systems» *J. Mod.*, 34(12):1535-1544, December 1987.
- [12] R. ROUX, «Imagerie de Stokes stéréo: Application à la reconstruction 3D», *mémoire de DEA Photonique, Image et Cybernétique, Université Louis Pasteur*, 2005.
- [13] J. S. LEE and K. HOPPEL, «Noise modeling and estimation of remotely-sensed images», *IGARSS'89*, 2:1005-1008, July 1989.
- [14] B. AIAZZI *et al.*, «Assessment of noise variance and information content af multi-/hyper-spectral imagery», *ISPRS Int. Arch. Photogram. Remote Sensing.*, 32:167-174, 1999.
- [15] D. SHIN *et al.*, «Block-based noise estimation using adaptive gaussian filtering», *IEEE, CNF*, pages 263-264, January 2005.
- [16] K. YAMASHITA and T. SHIMAMURA, «Nonstationary noise estimation using low-frequency region for spectral subtraction», *Signal Processing Letters, IEEE*, 12:465-468, 2005.
- [17] N. KAZAKOVA, M. MARGALA and N. G. DURDLE, «Sobel edge detection processor for a real-time volume rendering system», *ISCAS'04*, 2:913-916, May 2004.
- [18] N. OTSU, «A threshold selection method from gray-level histograms», *IEEE Transaction On Systems, Man And Cybernetics*, 9(1):62-66, January 1979.



S. Ainouz

Samia Ainouz a obtenu son doctorat en 2006 en imagerie optique à Strasbourg. Elle a effectué son post doctorat en vision 3D au laboratoire Electronique, Informatique et Image (LE2I) à l'IUT du Creusot. Depuis 2008, elle est maître de conférences à l'INSA de Rouen. Rattachée au Laboratoire d'Informatique, du Traitement de l'Information et des Systèmes (LITIS), ses activités de recherche portent sur la vision artificielle pour le véhicule intelligent.



O. Morel

Olivier Morel a obtenu son doctorat en 2005 en informatique et instrumentation de l'image. Depuis 2007, il est enseignant-chercheur dans l'équipe vision 3D du laboratoire Le2i (Laboratoire Electronique et Informatique de l'Image) à l'Université de Bourgogne. Ses activités de recherche concernent l'imagerie polarimétrique ainsi que l'ensemble de ses applications à la vision catadioptrique.



J. Zallat

Jihad Zallat est professeur à l'Université de Strasbourg-ENSPS, membre du LSIIT (Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection) équipe TRIO UMR 7005. Il est également co-responsable de l'axe Imagerie Physique Multivariée au LSIIT. Ses activités de recherche portent principalement sur l'imagerie physique optique, notamment polarimétrique et la physique de la télédétection.



F. Mériaudeau

Fabrice Mériaudeau est professeur des universités à l'IUT du Creusot depuis 2003. Après avoir dirigé l'équipe de recherche de l'IUT du Creusot du laboratoire Le2i de 2002 à 2006, il est devenu le directeur adjoint du Le2i (UMR CNRS 5158) en 2006. Il est actuellement coordinateur de deux projets européens (VIBOT, www.vibot.org, EACOVIORE www.eavoviroe.org) et directeur du Centre Universitaire Condorcet.

