

Une approche simple, rapide et efficace au problème du dématricage-débruitage conjoint

Laurent CONDAT

GREYC – UMR CNRS-UCBN-ENSICAEN
6 Bd Maréchal Juin, 14050 Caen cedex, France
laurent.condat@greyc.ensicaen.fr

Résumé – Dans la plupart des appareils photo numériques, les images couleurs sont acquises au moyen d’un capteur sur lequel la matrice de filtres couleurs (CFA) de Bayer est superposée. Le dématricage-débruitage conjoint consiste à reconstruire une image couleurs à partir des données bruitées et « bayerisées » produites par le capteur. Nous montrons que l’analyse fréquentielle de l’échantillonnage de Bayer fournit un moyen simple de reconstruire la luminance et la chrominance de l’image. Le procédé se réduit à des opérations adéquates de filtrage linéaire et au débruitage d’une image en niveaux de gris.

Abstract – In most digital cameras, color images are captured by a sensor overlaid by the Bayer color filter array (CFA). Joint demosaicking and denoising consists in reconstructing a color image from the noisy “Bayerized” data output by the sensor. We show that the frequency analysis of the sampling pattern induced by the Bayer CFA provides a simple way to reconstruct the luminance and chrominance channels of the image. The process is reduced to adequate linear filtering operations and denoising of the grayscale luminance image.

1 Introduction

Au cœur des appareils photo numériques se trouve généralement un unique capteur, sur lequel est superposé une matrice de filtres couleurs (CFA, pour *color filter array*). Le CFA de Bayer, représenté en figure 1 (a), est de loin le plus répandu. À partir de l’image matriciée délivrée par le capteur, qui ne contient qu’une seule des trois informations R,V,B pour chaque pixel, il est nécessaire de reconstruire une image couleurs. Ce problème d’interpolation, appelé *dématricage* a été étudié de manière extensive dans la littérature ; voir par ex. la thèse de D. Menon [1] et les références incluses. Cependant, le dématricage est généralement étudié dans le cas idéal et non réaliste où les données brutes ne sont pas bruitées. En pratique, la présence de bruit dégrade les performances des algorithmes de dématricage, puisque leurs mécanismes non linéaires sophistiqués ne sont généralement pas robustes au bruit. De plus, débruiter l’image dématriciée après coup n’est pas envisageable, puisque le dématricage rend les propriétés statistiques du bruit complexes et difficilement exploitables. Ainsi, le problème du dématricage-débruitage doit être traité dans son ensemble. Nous renvoyons à l’introduction de [2] pour un état de l’art des méthodes de dématricage-débruitage conjoint.

Le problème peut être formulé comme suit. Introduisons tout d’abord nos notations. Les vecteurs sont indiqués en gras, par ex. $\mathbf{k} = [k_1, k_2]^T \in \mathbb{Z}^2$. Nous introduisons l’image couleurs $\mathbf{u} = (\mathbf{u}[\mathbf{k}])_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2}$ qui est la référence à estimer par le processus de dématricage-débruitage. Pour tout $\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2$, $\mathbf{u}[\mathbf{k}] = [u^R[\mathbf{k}], u^V[\mathbf{k}], u^B[\mathbf{k}]]^T \in [0, 1]^3$ est le triplet couleurs dans la base canonique $\mathbf{R}, \mathbf{V}, \mathbf{B}$ du pixel centré à la position \mathbf{k} . Dans

cet article, nous adoptons un modèle de bruit additif blanc gaussien (AWGN). Ainsi, nous avons à notre disposition l’image matriciée bruitée v telle que

$$v[\mathbf{k}] = u^{X_{\mathbf{k}}}[\mathbf{k}] + \varepsilon[\mathbf{k}], \quad \forall \mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2, \quad (1)$$

où $X_{\mathbf{k}} \in \{R, V, B\}$ est la couleur du filtre de Bayer à la position \mathbf{k} , voir fig. 1 (a), $\varepsilon[\mathbf{k}] \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ pour tout \mathbf{k} et σ^2 est la variance du bruit. En vérité, l’hypothèse AWGN n’est pas satisfaite et le bruit a une composante poissonnienne [3]. De plus, les valeurs délivrées par le capteur sont des comptages de photons qui doivent être gamma-corrigées. Cependant, des transformations homomorphes de stabilisation de variance peuvent être efficacement employées [3], ce qui permet de reformuler le problème dans le cadre AWGN.

L’article est organisé comme suit. En section 2, nous rappelons le modèle spatio-spectral du matricage de Bayer décrit par Alleysson ainsi que l’approche du dématricage par sélection fréquentielle de Dubois. Nous étendons ces principes au cas bruité et nous décrivons l’approche proposée en section 3. Enfin, nous validons la méthode au moyen de simulations en section 4.

2 Modèle spatio-spectral du matricage et dématricage par sélection spectrale

Il est avéré que, dans les images naturelles, les canaux R,V,B sont corrélés [4]. C’est pourquoi nous définissons les composantes de luminance et de chrominance vert-magenta et rouge-bleu d’une image \mathbf{a} par $a^L = \langle \mathbf{a}, \mathbf{L} \rangle$, $a^{G/M} = \langle \mathbf{a}, \mathbf{C}^{G/M} \rangle$

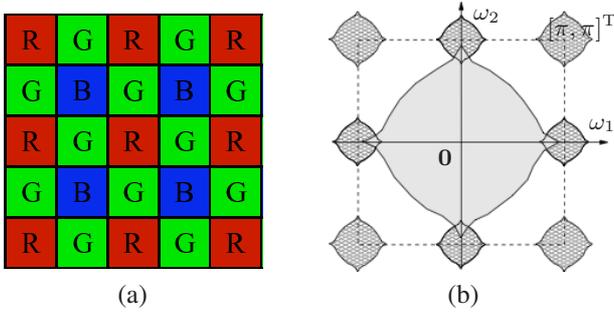


FIGURE 1 – (a) le CFA de Bayer et (b) une représentation du spectre de l’image matriciée, avec le spectre de la luminance à large bande centré en l’origine et les répliques des spectres de chrominance en traits hachés.

et $a^{R/B} = \langle \mathbf{a}, \mathbf{C}^{R/B} \rangle$, respectivement, en utilisant les vecteurs $\mathbf{L} = \frac{1}{4}[1, 2, 1]^T$, $\mathbf{C}^{V/M} = \frac{1}{\sqrt{6}}[-1, 2, -1]^T$, $\mathbf{C}^{R/B} = \frac{1}{\sqrt{2}}[1, 0, -1]^T$. Une contribution majeure d’Alleysson et coll. [5] a été de montrer que la base \mathbf{L} , $\mathbf{C}^{V/M}$, $\mathbf{C}^{R/B}$ est appropriée pour caractériser le CFA de Bayer et que l’image matriciée est la somme des composantes de luminance et chrominance de \mathbf{u} modulées. C’est-à-dire,

$$\hat{v}(\boldsymbol{\omega}) = \hat{u}^L(\boldsymbol{\omega}) + \frac{\sqrt{6}}{4}\hat{u}^{V/M}(\boldsymbol{\omega} - [\pi, \pi]^T) + \frac{\sqrt{2}}{4}\hat{u}^{R/B}(\boldsymbol{\omega} - [0, \pi]^T) - \frac{\sqrt{2}}{4}\hat{u}^{R/B}(\boldsymbol{\omega} - [\pi, 0]^T) + \hat{\varepsilon}(\boldsymbol{\omega}), \quad (2)$$

où la transformée de Fourier $\hat{a}(\boldsymbol{\omega})$ d’une image a est définie comme $\hat{a}(\boldsymbol{\omega}) = \sum_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2} a[\mathbf{k}]e^{-j\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{k}}$ et une image à support fini est implicitement étendue par des zéros.

Cette analyse fréquentielle de l’échantillonnage induit par le CFA de Bayer, illustré par la fig. 1 (b), apporte un éclairage intéressant du problème : le but est de séparer les trois images u^L , $u^{R/B}$ et $u^{V/M}$ à partir de leur mélange bruité dans v . C’est exactement ce que fait la méthode de dématriciage par sélection fréquentielle, proposée par Dubois [6, 7] pour le cas non bruité. La méthode consiste en les étapes suivantes, où $*$ indique la convolution et \mathbf{d} est l’image dématriciée.

1. Estimer la chrominance V/M par démodulation puis convolution avec un filtre passe-bas $h_{V/M}$:

$$d^{V/M} = \frac{4}{\sqrt{6}}v_{\pi, \pi} * h_{V/M}, \text{ où } v_{\pi, \pi}[\mathbf{k}] = (-1)^{k_1+k_2}v[\mathbf{k}].$$

2. Estimer la chrominance R/B par démodulation puis convolution avec un filtre passe-bas $h_{R/B}$. Comme cette information est dupliquée en deux exemplaires dans \hat{v} , on obtient deux estimées : $d_H^{R/B} = \frac{4}{\sqrt{2}}v_{\pi, 0} * h_{R/B}$ et $d_V^{R/B} = \frac{4}{\sqrt{2}}v_{0, \pi} * (h_{R/B})^T$, où $v_{\pi, 0}[\mathbf{k}] = (-1)^{k_1}v[\mathbf{k}]$, $v_{0, \pi}[\mathbf{k}] = (-1)^{k_2}v[\mathbf{k}]$, et $(h_{R/B})^T$ est le filtre $h_{R/B}$ tourné de 90° . Les deux estimées $d_H^{R/B}$ et $d_V^{R/B}$ doivent ensuite être fusionnées. Nous considérons un simple moyennage, ce qui donne le processus linéaire de fusion le plus simple : $d^{R/B} = \frac{1}{2}(d_H^{R/B} + d_V^{R/B})$. Une méthode de fusion non linéaire, qui améliore les performances, a été proposée dans [6, 7]. Nous laissons l’étude de sa robustesse au bruit pour un travail futur.

3. Estimer la luminance comme étant l’information résiduelle de v , par soustraction de la chrominance remodulée : $d^L = v - d_m^{V/M} - d_m^{R/B}$, où $d_m^{V/M}[\mathbf{k}] = \frac{\sqrt{6}}{4}(-1)^{k_1+k_2}d^{V/M}[\mathbf{k}]$ et $d_m^{R/B}[\mathbf{k}] = \frac{\sqrt{2}}{4}((-1)^{k_2} - (-1)^{k_1})d^{R/B}[\mathbf{k}]$.

L’étape 2. peut être implémentée au moyen d’une unique convolution spatialement variante et cette méthode linéaire de dématriciage se réduit ainsi à deux convolutions. De plus, elles peuvent être exécutées en parallèle. Les filtres $h_{R/B}$ et $h_{G/M}$ peuvent être choisis selon des contraintes théoriques [6]. Une autre approche [7] consiste à calculer les filtres minimisant l’erreur des moindres carrés entre \mathbf{d} et \mathbf{u} , pour une base d’images d’apprentissage.

3 Approche proposée

Analysons le comportement du dématriciage par sélection fréquentielle, tel que décrit dans la section précédente, en présence de bruit. On note v_0 l’image matriciée non bruitée, de telle sorte que $v[\mathbf{k}] = v_0[\mathbf{k}] + \varepsilon[\mathbf{k}]$ pour tout \mathbf{k} . On note \mathbf{d}_0 et \mathbf{d} les images dématriciées à partir de v_0 et v , respectivement. De par la linéarité des modulations et convolutions, on obtient $\mathbf{d} = \mathbf{d}_0 + \mathbf{e}$, où les composantes $e^{V/M}$, $e^{R/B}$, e^L de l’image de bruit couleurs \mathbf{e} sont des réalisations de bruit gaussien *indépendantes*¹. $e^{V/M}$ et $e^{R/B}$ sont stationnaires de densités spectrales $\frac{8}{3}\sigma^2|\hat{h}_{V/M}(\boldsymbol{\omega})|^2$ et $2\sigma^2(|\hat{h}_{R/B}(\omega_1, \omega_2)|^2 + |\hat{h}_{R/B}(\omega_2, \omega_1)|^2)$, respectivement. Ainsi, il faut garder à l’esprit que la base de chrominance V/M et R/B est la base dans laquelle il faut opérer, puisque les deux réalisations de bruit de chrominance sont indépendantes et de variances différentes dans cette base. Une autre représentation de la chrominance rendrait le bruit corrélé et difficile à supprimer.

Cependant, le bruit de luminance e^L n’est ni stationnaire ni blanc, à cause de la soustraction de v de la chrominance R/B remodulée aux *deux* fréquences $[\pi, 0]^T$ et $[0, \pi]^T$ lors de l’étape 3. Un tel bruit est particulièrement difficile à supprimer. En fait, la solution vient naturellement si l’on débruite les canaux de chrominance *avant* d’estimer la luminance.

Pour cela, nous gardons l’algorithme inchangé mais nous cherchons les filtres $h_{G/M}$ and $h_{R/B}$ qui estiment la chrominance débruitée directement. Nous avons montré dans [2] comment calculer les filtres de type Wiener de taille donnée, optimaux au sens des moindres carrés pour une base d’images d’apprentissage, en fonction de σ . Dans le cas $\sigma = 0$, nous retrouvons le design de filtres de Dubois [7]. Pour les expériences en section 4, nous utilisons des filtres symétriques de taille 13×13 , la taille 9×9 se révélant insuffisante pour σ élevé. En pratique, les filtres requis étant très passe-bas, nous aurions tout intérêt à utiliser des filtres séparables récursifs plutôt que des filtres RIF comme ici.

1. En toute rigueur, l’indépendance est seulement approximative. Les trois réalisations de bruit sont indépendantes si les fonctions $\hat{h}_{V/M}(\boldsymbol{\omega} - [\pi, \pi]^T)$, $\hat{h}_{R/B}(\omega_1 - \pi, \omega_2)$ et $\hat{h}_{R/B}(\omega_2 - \pi, \omega_1)$ sont des indicatrices à supports compacts et disjoints. En pratique, les filtres $h_{V/M}$ et $h_{R/B}$ sont fortement passe-bas, donc l’indépendance est relativement bien satisfaite.

| méthode | $\sigma = 1$ | $\sigma = 10$ | $\sigma = 20$ |
|------------------------------|--------------|---------------|---------------|
| [8] | 32.95 | 30.06 | 27.62 |
| [9] | 39.40 | 32.17 | 28.66 |
| [10] | 37.37 | 32.06 | 28.77 |
| [11]+[12] | 38.09 | 32.17 | 28.82 |
| proposée | 38.49 | 32.56 | 29.57 |
| proposée + rematriçage +[12] | 39.42 | 32.73 | 29.67 |

TABLE 1 – CPSNR (en dB) moyen sur les 24 images de la base Kodak pour différentes méthodes de dématricage-débruitage.

Une fois les images de chrominance débruitées $d^{G/M}$ et $d^{R/B}$ obtenues, lorsqu'on les remodule et qu'on les soustrait de v à l'étape 3. de notre méthode, l'image résiduelle est $d^L \approx u^L + \varepsilon$, d'après (2). Ainsi, il suffit d'ajouter à la méthode une quatrième étape :

4. Considérer d^L comme une image en niveaux de gris corrompue par un bruit additif blanc gaussien de variance σ^2 et lui appliquer une méthode de débruitage.

4 Validation expérimentale

Nous avons comparé notre approche à des méthodes de la littérature pour lesquelles une implémentation par les auteurs est disponible, à savoir les méthodes de [8], [9], [10] et la méthode de débruitage d'images matricées de [11] combinée à la méthode de dématricage non linéaire de [12]. Les 24 images de la base Kodak² ont été matricées et corrompues par du bruit de différentes intensités. La méthode BM3D [13], qui fait référence en débruitage, a été utilisée pour l'étape 4. de notre approche. Les résultats moyen de CPSNR³ entre \mathbf{u} et \mathbf{d} sont reportés dans le tableau 1. Nous proposons aussi une variante étendue de notre approche dans laquelle les images reconstruites sont à nouveau matricées puis dématricées avec la méthode de [12]. Notre approche surpasse les autres méthodes comparées. La variante étendue fournit un gain significatif pour des niveaux de bruit faibles, ce qui confirme la supériorité des bonnes méthodes non linéaires de dématricage sur la simple sélection fréquentielle, en l'absence de bruit. Visuellement, comme on peut le voir sur la figure 2, notre méthode fournit des images à l'apparence naturelle, sans les artefacts structurés propres aux autres méthodes.

5 Conclusion

Nous avons proposé une approche simple au problème de dématricage-débruitage conjoint, qui consiste à reconstruire la

2. Les images verticales ont été tournées de 90° vers la gauche pour simuler une acquisition avec un appareil dont le capteur est disposé horizontalement.

3. Le CPSNR entre deux images couleurs \mathbf{u}_1 et \mathbf{u}_2 est égal à $10 \log_{10}(255^2/\text{MSE})$ avec $\text{MSE} = \sum_{X=R,V,B} \sum_{\mathbf{k}} (u_1^X[\mathbf{k}] - u_2^X[\mathbf{k}])^2 / (3NM)$ pour des images de taille $N \times M$. Une bande de 20 pixels a été ignorée au bord des images pour le calcul du CPSNR, car certaines des méthodes testées fonctionnent mal au bord des images.

chrominance par filtrage linéaire et à débruiteur l'image de luminance par une méthode classique pour images en niveaux de gris. Une implémentation Matlab de notre approche est disponible⁴. Il existe des méthodes efficaces de débruitage, incluant les NL-means, pour lesquelles des implémentations rapides sont possibles [14], [15]. Avec de tels algorithmes, le dématricage-débruitage peut être réalisé en temps réel. De plus, notre formalisme générique est applicable à d'autres CFAs [16].

Références

- [1] D. Menon, "Color image reconstruction for digital cameras," Ph.D. dissertation, Univ. Padova, Italy, 2008.
- [2] L. Condat, "A simple, fast and efficient approach to denoising: Joint demosaicking and denoising," in *Proc. of IEEE ICIP*, Hong-Kong, China, 2010.
- [3] A. Foi, "Clipped noisy images: heteroskedastic modeling and practical denoising," *Signal Processing*, vol. 89, no. 12, pp. 2609–2629, Dec. 2009.
- [4] B. K. Gunturk, J. Glotzbach, Y. Altunbasak, R. W. Schaffer, and R. M. Mersereau, "Demosaicking: Color filter array interpolation," *IEEE Signal Processing Mag.*, vol. 22, no. 1, pp. 44–54, Jan. 2005.
- [5] D. Alleysson, S. Süsstrunk, and J. Hérault, "Linear demosaicing inspired by the human visual system," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 14, no. 4, pp. 439–449, Apr. 2005.
- [6] E. Dubois, "Frequency-domain methods for demosaicking of Bayer-sampled color images," *IEEE Signal Processing Lett.*, vol. 12, no. 12, pp. 847–850, Dec. 2005.
- [7] —, "Filter design for adaptive frequency-domain Bayer demosaicking," in *Proc. of IEEE ICIP*, Atlanta, USA, Oct. 2006.
- [8] K. Hirakawa and T. W. Parks, "Joint demosaicing and denoising," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 15, no. 8, pp. 2146–2157, Aug. 2006.
- [9] L. Zhang, X. Wu, and D. Zhang, "Color reproduction from noisy CFA data of single sensor digital cameras," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 16, no. 9, pp. 2184–2197, Sept. 2007.
- [10] D. Paliy, V. Katkovnik, R. Bilcu, S. Alenius, and K. Egiazarian, "Spatially adaptive color filter array interpolation for noiseless and noisy data," *Int. Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 17, no. 3, pp. 105–122, Oct. 2007.
- [11] L. Zhang, R. Lukac, X. Wu, and D. Zhang, "PCA-based spatially adaptive denoising of CFA images for single-sensor digital cameras," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 18, no. 4, pp. 797–812, Apr. 2009.
- [12] L. Zhang and X. Wu, "Color demosaicking via directional linear minimum square-error estimation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 14, no. 12, pp. 2167–2178, Dec. 2005.
- [13] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, "Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 16, no. 8, Aug. 2007.
- [14] A. Adams, N. Gelfand, J. Dolson, and M. Levoy, "Gaussian KD-trees for fast high-dimensional filtering," in *Proc. of ACM SIGGRAPH*, New Orleans, Louisiana, USA, 2009.

4. à <http://www.greyc.ensicaen.fr/~lcondat/>



FIGURE 2 – Du haut à gauche au bas à droite : image d’origine et images dématricées-débruitées par les méthodes de [8], [9], [10], [11]+[12], proposée. Le niveau de bruit est $\sigma = 20$.

- [15] A. Barbu, “Training an active random field for real-time image denoising,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 18, no. 11, pp. 2451–2462, Nov. 2009.
- [16] L. Condat, “A new color filter array with optimal properties for noiseless and noisy color image acquisition,” GREYC, Caen, France, Tech. Rep. hal-00482756, May 2010.