

Le dématricage par sélection spectrale revisité

Laurent CONDAT

GREYC

6 Bd Maréchal Juin, 14050 Caen cedex, France

laurent.condat@greyc.ensicaen.fr

Résumé – Nous mettons en lumière certaines propriétés nouvelles du dématricage linéaire par sélection spectrale. Ainsi, cette approche, simple et rapide, fournit une solution directe au problème du dématricage par minimisation d’un critère quadratique variationnel. La linéarité de la méthode la rend robuste dans les conditions réelles d’aliasage et de bruit, une qualité que l’on ne retrouve pas chez les méthodes non linéaires de dématricage de la littérature.

Abstract – We present some new properties of linear demosaicking by spectral selection. This approach, simple and fast, provides a direct solution to the problem of demosaicking by minimization of a quadratic variational criterion. The method’s linearity makes it robust to aliasing and noise encountered in real conditions, a quality absent by the non-linear demosaicking approaches of the literature.

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, étudié dans cet article et 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. [1, 2, 3, 4]. Dans ce domaine, les travaux de D. Alleysson ont constitué une avancée majeure, en montrant que le dématricage était un problème de démultiplexage [5]. Nous rappelons cette formalisation fréquentielle de l’échantillonnage spatio-chromatique en section 2. De ce modèle découle naturellement une approche simple, rapide et efficace, le dématricage par sélection spectrale, proposé par Dubois [6, 7], que nous présentons en section 3. Dans cet article, nous développons certaines propriétés de cette approche. En particulier, nous montrons en section 4 qu’elle est équivalente à la méthode de reconstruction par minimisation variationnelle proposée par l’auteur [8], ce qui fournit un algorithme direct pour cette dernière, au lieu de la méthode itérative initialement proposée. En section 5, nous étudions la robustesse de l’approche au bruit, avant de conclure en section 6 par une discussion sur le problème du dématricage en général.

2 L’échantillonnage spatio-chromatique

Introduisons tout d’abord nos notations. Les vecteurs sont indiqués en gras, par ex. $\mathbf{k} = [k_1, k_2]^T \in \mathbb{Z}^2$. Une image couleurs est définie sous la forme $\mathbf{u} = (\mathbf{u}[\mathbf{k}])_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2}$, où $\mathbf{u}[\mathbf{k}] =$

$[u^R[\mathbf{k}], u^V[\mathbf{k}], u^B[\mathbf{k}]]^T \in [0, 1]^3$ est le triplet couleurs dans la base canonique $\mathbf{R}, \mathbf{V}, \mathbf{B}$ du pixel centré à la position \mathbf{k} . Nous définissons le CFA de Bayer comme l’image couleurs $(\mathbf{cfa}[\mathbf{k}])_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2}$ telle que $\mathbf{cfa}[\mathbf{k}] = \{\mathbf{V}$ si $k_1 + k_2$ est impair, \mathbf{R} sinon si k_1 est pair, \mathbf{B} sinon}. L’image couleurs $\mathbf{im} = (\mathbf{im}[\mathbf{k}])_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2}$ est l’image de référence que vise à estimer le processus de dématricage. Ainsi, l’image matriciée $v = (v[\mathbf{k}])_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2}$ est telle que $v[\mathbf{k}] = \mathbf{im}[\mathbf{k}]^T \mathbf{cfa}[\mathbf{k}]$, $\forall \mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2$. Enfin, la transformée de Fourier d’un signal $u = (u[\mathbf{k}])_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2}$ est $\hat{u}(\boldsymbol{\omega}) = \sum_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2} u[\mathbf{k}] e^{-j\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{k}}$.

Il est avéré que, dans les images naturelles, les canaux R,V,B sont corrélés [9, 10, 2]. C’est pourquoi nous introduisons la base orthonormale de luminance, chrominance R/B et chrominance V/M (M = magenta) définie par $\mathbf{L} = \frac{1}{\sqrt{3}}[1, 1, 1]^T$, $\mathbf{C}_{R/B} = \frac{1}{\sqrt{2}}[1, 0, -1]^T$, $\mathbf{C}_{V/M} = \frac{1}{\sqrt{6}}[-1, 2, -1]^T$. Aussi, u^L , $u^{R/B}$, et $u^{V/M}$ représentent les composants d’un signal couleurs \mathbf{u} dans cette base. Ils peuvent, approximativement, être considérés comme décorrélés pour les images naturelles [9].

La contribution majeure de D. Alleysson au problème du dématricage a consisté à montrer que l’image matriciée est la somme des composantes de luminance et chrominance de l’image \mathbf{im} , modulées à différentes fréquences [5]. Ainsi, on a

$$\hat{v}(\boldsymbol{\omega}) = \frac{1}{\sqrt{3}} \widehat{\mathbf{im}}^L(\boldsymbol{\omega}) + \frac{1}{\sqrt{24}} \widehat{\mathbf{im}}^{V/M}(\boldsymbol{\omega}) - \frac{\sqrt{6}}{4} \widehat{\mathbf{im}}^{V/M}(\boldsymbol{\omega} - [\pi, \pi]^T) + \frac{\sqrt{2}}{4} \widehat{\mathbf{im}}^{R/B}(\boldsymbol{\omega} - [0, \pi]^T) + \frac{\sqrt{2}}{4} \widehat{\mathbf{im}}^{R/B}(\boldsymbol{\omega} - [\pi, 0]^T). \quad (1)$$

Cette représentation fréquentielle de l’échantillonnage spatio-chromatique induit par le CFA de Bayer, illustrée en figure 1 (b), nous éclaire sur l’objectif du dématricage, à savoir la séparation des signaux $\widehat{\mathbf{im}}^L$, $\widehat{\mathbf{im}}^{R/B}$ et $\widehat{\mathbf{im}}^{V/M}$ à partir de leur mélange dans v . De ce modèle découle naturellement le dématricage par sélection spectrale, qui consiste à affecter le contenu fréquentiel hautes fréquences de v à la chrominance de l’image

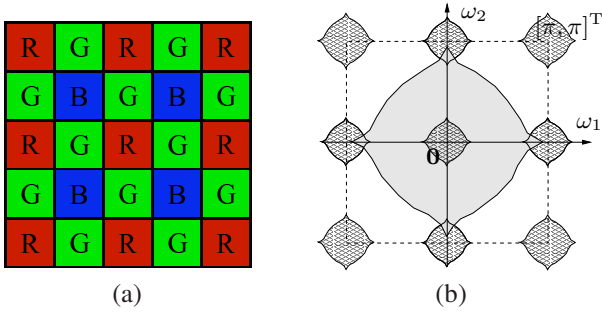


FIGURE 1 – (a) le CFA de Bayer et (b) représentation schématisée du spectre d’une image matriciée, avec en plein le spectre de la luminance, et en haché les répliques des spectres de chrominance.

dématriciée, et le reste du contenu fréquentiel à la luminance. Nous détaillons cette approche dans la section suivante.

3 Le dématricage par sélection spectrale

Tout d’abord $\widehat{\text{im}}^L$ n’occupe généralement pas tout le domaine fréquentiel. Ainsi, il y a peu d’aliasage entre $\widehat{\text{im}}^L$ et la composante $\widehat{\text{im}}^{V/M}$ modulée à la fréquence $[\pi, \pi]^T$, ce qui permet de les séparer simplement par filtrage. Par contre, la chrominance R/B est modulée plus près de l’origine, avec une amplitude plus faible (coefficients de gain $\sqrt{2}/4$ dans l’éq. (1)) et, surtout, sur les axes du plan fréquentiel. Or, les images naturelles sont riches en structures alignées horizontalement et verticalement et il se trouve donc de l’énergie de luminance près des fréquences $[0, \pi]^T$ et $[\pi, 0]^T$. Le risque d’aliasage est ainsi non négligeable avec l’information de chrominance R/B modulée à ces fréquences, ce qui fait de la séparation de $\widehat{\text{im}}^{R/B}$ et des hautes fréquences de $\widehat{\text{im}}^L$ à partir de leur mélange dans v toute la difficulté du dématricage.

Pourtant, la spécificité du CFA de Bayer est la présence de deux répliques indépendantes de $\widehat{\text{im}}^{R/B}$, modulées dans \hat{v} à $[0, \pi]^T$ et $[\pi, 0]^T$. De manière général, autour d’un point donné de l’image, seule une de ces deux informations locales de chrominance est aliasée avec les hautes fréquences de la luminance, selon l’orientation locale prédominante. Beaucoup de méthodes non linéaires de dématricage de la littérature peuvent ainsi être reformulées comme consistant à estimer pour chaque pixel de l’image dématriciée laquelle des deux bandes $\widehat{\text{im}}^{R/B}(\omega - [\pi, 0]^T)$ ou $\widehat{\text{im}}^{R/B}(\omega - [0, \pi]^T)$ doit être exploitée pour retrouver l’information locale de chrominance R/B. Ce mécanisme est implicite (comme dans la plupart des méthodes par interpolation directionnelle locale) ou explicite, comme dans [6].

L’approche par sélection spectrale du dématricage a été proposée sous sa forme la plus rigoureuse par Dubois [6, 7]. Elle consiste à effectuer les étapes suivantes :

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

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

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 : $\text{dem}_H^{R/B} = \frac{4}{\sqrt{2}} v_{\pi, 0} * h_{R/B}$ et

$$\text{dem}_V^{R/B} = \frac{4}{\sqrt{2}} v_{0, \pi} * (h_{R/B})^T, \text{ où } v_{\pi, 0}[\mathbf{k}] = (-1)^{k_1} v[\mathbf{k}],$$

$v_{0, \pi}[\mathbf{k}] = (-1)^{k_2} v[\mathbf{k}]$, et $(h_{R/B})^T$ est le filtre $h_{R/B}$ tourné de 90° . Les deux estimées $\text{dem}_H^{R/B}$ et $\text{dem}_V^{R/B}$ doivent ensuite être fusionnées. Sous sa forme la plus simple, la fusion est une moyenne, ce qui donne un processus linéaire : $\text{dem}^{R/B} = \frac{1}{2}(\text{dem}_H^{R/B} + \text{dem}_V^{R/B})$. Une méthode de fusion non linéaire, qui améliore les performances au prix d’une complexité plus grande, a été proposée dans [6, 7].

3. Estimer la luminance comme étant l’information résiduelle de v , par soustraction de la chrominance remodulée : $\text{dem}^L = \sqrt{3}(v - \text{dem}_m^{V/M} - \text{dem}_m^{R/B})$, où $\text{dem}_m^{V/M}[\mathbf{k}] = (\frac{1}{\sqrt{24}} - \frac{\sqrt{6}}{4}(-1)^{k_1 + k_2}) \text{dem}^{V/M}[\mathbf{k}]$ et $\text{dem}_m^{R/B}[\mathbf{k}] = \frac{\sqrt{2}}{4}((-1)^{k_1} + (-1)^{k_2}) \text{dem}^{R/B}[\mathbf{k}]$.

On remarque que si le filtre $h_{R/B}$ est isotrope ($h_{R/B} = (h_{R/B})^T$), alors l’étape 2) se ramène à un seul filtrage passe-bas de l’image v modulée : $\text{dem}^{R/B} = \sqrt{2} v_m * h_{R/B}$, où $v_m[\mathbf{k}] = ((-1)^{k_1} + (-1)^{k_2}) v[\mathbf{k}]$. Cependant, étant donnée la configuration de l’aliasage, représentée sur la figure 1 (b), on a tout intérêt à choisir un filtre $h_{R/B}$ passe-bas plus sélectif horizontalement que verticalement.

Une implémentation efficace de l’étape 2) se fera avec une seule convolution spatialement variante, plutôt que deux convolutions. Ainsi, la complexité du processus de dématricage, dans sa version linéaire, est ramenée à seulement deux convolutions. Qui plus est, elle peuvent être effectuées en parallèle. Bien que les filtres $h_{R/B}$ et $h_{V/M}$ puissent être choisis en imposant des contraintes théoriques sur leurs spectres [6], une autre approche consiste à chercher les filtres minimisant l’erreur quadratique entre l’image dématriciée dem et l’image de référence im pour une base d’images d’apprentissage [7]. Ainsi, en cherchant par exemple un filtre $h_{V/M}$ de taille 9×9 , on minimise formellement l’erreur $\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2$, où \mathbf{x} est le vecteur contenant les 81 coefficients, dans l’ordre lexicographique, du filtre $h_{V/M}$, \mathbf{A} est la matrice dont chaque ligne contient les 81 valeurs de pixels pour chaque patch 9×9 présent dans l’ensemble des images d’apprentissage matriciées, et \mathbf{b} est le vecteur contenant les valeurs de chrominance correspondantes, pour le pixel central de chaque patch. La solution de ce problème classique est $\mathbf{x} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}$. Ainsi, le filtre recherché est solution d’un système linéaire de taille 81×81 , qui peut être formé rapidement et simplement en parcourant les images sans avoir à expliciter \mathbf{A} et \mathbf{b} . En pratique, on considérera des filtres proches de ces filtres optimaux, tout en étant séparables et de taille réduite, avec la contrainte d’avoir des zéros à la fréquence π .

4 Propriétés variationnelles

L'auteur a proposé récemment une méthode de dématricage par minimisation variationnelle, qui a l'avantage d'être applicable à tout type de CFA, et pas seulement celui de Bayer [8]. Elle consiste à chercher l'image dématricée \mathbf{dem} minimisant un critère quadratique variationnel, sous contrainte de consistance avec les données $v[\mathbf{k}]$. Le critère retenu est séparable dans la base $L, C_{V/M}, C_{R/B}$, afin de pénaliser le manque de régularité de l'image de manière indépendante dans chacune de ces bandes. Le problème d'optimisation considéré est le suivant :

$$\mathbf{dem} = \underset{\mathbf{u} \text{ tq } \mathbf{u}[\mathbf{k}]^T \mathbf{cfa}[\mathbf{k}] = v[\mathbf{k}], \forall \mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2}{\operatorname{argmin}} \mu \mathcal{Q}(u^L) + \mathcal{Q}(u^{V/M}) + \mathcal{Q}(u^{R/B}), \quad (2)$$

où $\mathcal{Q}(u) = \|\nabla u\|^2 = \langle u, u * r \rangle$ est la pseudo-norme la plus simple utilisant le filtre laplacien

$$r = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Notons que le critère retenu dans (2) pénalise la chrominance de manière isotrope : il est indépendant du choix de la base orthonormale de chrominance choisie.

Le paramètre μ est crucial : il établit le compromis entre la régularité de la luminance et celle de la chrominance, en contrôlant dans quelle mesure le contenu hautes-fréquences de v est affecté à la luminance ou à la chrominance de l'image dématricée. Si $\mu = 1$, le problème devient diagonal dans la base R, V, B et la minimisation revient à interpolier indépendamment les canaux R, V, B sous-échantillonnés de \mathbf{im} qui constituent v . Cette solution est mauvaise, puisqu'elle ne tient pas compte des corrélations entre canaux. En pratique, les meilleurs résultats, au sens des moindres carrés sur la base d'images de tests Kodak [2], sont obtenus avec $\mu = 0.04$. Cette faible valeur permet d'obtenir une image dont la chrominance est plus lisse que la luminance, une caractéristique connue des images naturelles.

La solution du problème de minimisation peut être obtenue en exprimant le critère lagrangien $\mathcal{C}(\mathbf{u})$ associé :

$$\mathcal{C}(\mathbf{u}) = \mu \mathcal{Q}(u^L) + \mathcal{Q}(u^{V/M}) + \mathcal{Q}(u^{R/B}) \quad (4)$$

$$+ 2 \sum_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2} \lambda[\mathbf{k}] \left(\mathbf{u}[\mathbf{k}]^T \mathbf{cfa}[\mathbf{k}] - v[\mathbf{k}] \right). \quad (5)$$

La solution \mathbf{im} est alors obtenue en annulant les dérivées partielles de \mathcal{C} par rapport aux inconnues $u^L[\mathbf{k}], u^{V/M}[\mathbf{k}], u^{R/B}[\mathbf{k}]$ et aux paramètres lagrangiens $\lambda[\mathbf{k}]$. Ainsi, \mathbf{dem} est solution du système d'équations suivant : pour tout $\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2$,

$$\begin{cases} \mu (\mathbf{dem}^L * r)[\mathbf{k}] + \lambda[\mathbf{k}] \mathbf{cfa}^L[\mathbf{k}] = 0, \\ (\mathbf{dem}^{V/M} * r)[\mathbf{k}] + \lambda[\mathbf{k}] \mathbf{cfa}^{V/M}[\mathbf{k}] = 0, \\ (\mathbf{dem}^{R/B} * r)[\mathbf{k}] + \lambda[\mathbf{k}] \mathbf{cfa}^{R/B}[\mathbf{k}] = 0, \\ \mathbf{dem}^L[\mathbf{k}] \mathbf{cfa}^L[\mathbf{k}] + \mathbf{dem}^{V/M}[\mathbf{k}] \mathbf{cfa}^{V/M}[\mathbf{k}] \\ + \mathbf{dem}^{R/B}[\mathbf{k}] \mathbf{cfa}^{R/B}[\mathbf{k}] = v[\mathbf{k}]. \end{cases} \quad (6)$$

Pour résoudre ce système, nous avons proposé une méthode itérative consistant à découpler spatialement les inconnues [8].

En fait, il est possible d'exprimer directement la solution analytique du problème en considérant le système d'équations en domaine fréquentiel. Ainsi, celui-ci est équivalent au système :

$$\begin{cases} \mu \widehat{\mathbf{dem}}^L(\omega) \widehat{r}(\omega) + \frac{1}{\sqrt{3}} \widehat{\lambda}(\omega) = 0, \\ \widehat{\mathbf{dem}}^{V/M}(\omega) \widehat{r}(\omega) + \frac{1}{\sqrt{24}} \widehat{\lambda}(\omega) - \frac{\sqrt{6}}{4} \widehat{\lambda}(\omega - [\pi, \pi]^T) = 0, \\ \widehat{\mathbf{dem}}^{R/B}(\omega) \widehat{r}(\omega) + \frac{\sqrt{2}}{4} \widehat{\lambda}(\omega - [0, \pi]^T) + \frac{\sqrt{2}}{4} \widehat{\lambda}(\omega - [\pi, 0]^T) = 0, \\ \frac{1}{\sqrt{3}} \widehat{\mathbf{dem}}^L(\omega) + \frac{1}{\sqrt{24}} \widehat{\mathbf{dem}}^{V/M}(\omega) - \frac{\sqrt{6}}{4} \widehat{\mathbf{dem}}^{V/M}(\omega - [\pi, \pi]^T) + \frac{\sqrt{2}}{4} \widehat{\mathbf{dem}}^{R/B}(\omega - [0, \pi]^T) + \frac{\sqrt{2}}{4} \widehat{\mathbf{dem}}^{R/B}(\omega - [\pi, 0]^T) = \widehat{v}(\omega), \end{cases} \quad (7)$$

pour tout $\omega \in \mathbb{R}^2$. Par substitution, on obtient

$$\widehat{\lambda}(\omega) = \frac{\widehat{v}(\omega) a(\omega - [\pi, \pi]^T) + \widehat{v}(\omega - [\pi, \pi]^T) b(\omega)}{b(\omega)^2 - a(\omega) a(\omega - [\pi, \pi]^T)}, \quad (8)$$

où $a(\omega) = \frac{8+\mu}{24\mu} \widehat{r}(\omega)^{-1} + \frac{3}{8} \widehat{r}(\omega - [\pi, \pi]^T)^{-1} + \frac{1}{8} \widehat{r}(\omega - [0, \pi]^T)^{-1} + \frac{1}{8} \widehat{r}(\omega - [\pi, 0]^T)^{-1}$ et $b(\omega) = \frac{1}{8} \widehat{r}(\omega)^{-1} + \frac{1}{8} \widehat{r}(\omega - [\pi, \pi]^T)^{-1} - \frac{1}{8} \widehat{r}(\omega - [0, \pi]^T)^{-1} - \frac{1}{8} \widehat{r}(\omega - [\pi, 0]^T)^{-1}$.

En reportant cette expression dans les équations 2) et 3) du système (7), on voit que la chrominance de \mathbf{dem} s'exprime comme une combinaison linéaire de versions modulées et filtrées de v , exactement comme avec la méthode linéaire de sélection spectrale. Cette dernière fournit donc directement la solution du problème variationnel. Les deux approches sont ainsi équivalentes (et ce, pour tout CFA et pas seulement celui de Bayer), pour un certain choix des filtres $h_{V/M}$ et $h_{R/B}$, bien que la correspondance entre ceux-ci et les paramètres μ et r du modèle variationnel soient difficiles à expliciter.

Ce parallèle ouvre la voie au développement de stratégies non linéaires de dématricage, la fusion à l'étape 2) de l'algorithme de sélection spectrale décrit en section 3) pouvant correspondre à la minimisation d'un critère variationnel non quadratique \mathcal{Q} dans (2).

5 sensibilité au bruit

Les images matricées délivrées par les capteurs sont, en pratique, corrompues par du bruit. Bien que ce bruit ait des propriétés particulières, il est possible de se ramener, au moyen de méthodes de stabilisation de variance, au problème où les données sont corrompues par un bruit additif stationnaire blanc gaussien [11] :

$$v[\mathbf{k}] = v_0[\mathbf{k}] + e[\mathbf{k}], \quad e[\mathbf{k}] \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad (9)$$

où v_0 est l'image matricée non bruitée. Le dématricage linéaire par sélection spectrale n'effectuant que des modulations et des convolutions, la caractérisation du bruit une fois passé au travers du processus est aisé. On obtient, $\forall \mathbf{k} \in \mathbb{Z}^2$,

$$\mathbf{dem}^{V/M}[\mathbf{k}] = \mathbf{dem}_0^{V/M}[\mathbf{k}] + e^{V/M}[\mathbf{k}], \quad (10)$$

$$\mathbf{dem}^{R/B}[\mathbf{k}] = \mathbf{dem}_0^{R/B}[\mathbf{k}] + e^{R/B}[\mathbf{k}], \quad (11)$$

$$\mathbf{dem}^L[\mathbf{k}] = \mathbf{dem}_0^L[\mathbf{k}] + e^L[\mathbf{k}], \quad (12)$$

où $e^{V/M}$, $e^{R/B}$, e^L sont des bruits gaussiens indépendants, et l'indice "0" indique les quantités non bruitées. $e^{V/M}$ et $e^{R/B}$ sont stationnaires, de densités spectrales respectives $\frac{8}{3}\sigma^2|\hat{h}_{V/M}(\omega)|^2$ et $2\sigma^2(|\hat{h}_{R/B}(\omega_1, \omega_2)|^2 + |\hat{h}_{R/B}(\omega_2, \omega_1)|^2)$. Par contre, du fait de la soustraction de la chrominance R/B re-modulée à la fois à $[\pi, 0]^T$ et $[0, \pi]^T$ pour estimer la luminance à partir de v , il y a une corrélation entre le contenu fréquentiel de e^L autour de ces deux fréquences. En domaine spatial, cela signifie que e^L est un bruit non stationnaire et non blanc. Il est donc positif de voir que le débruitage peut se faire après dématricage, de manière indépendante dans les bandes L , V/M et R/B de l'image dématricée (et surtout pas dans les bandes R,V,B). De plus, un simple filtrage de Wiener permet de débruiter efficacement $\text{dem}^{V/M}$ et $\text{dem}^{R/B}$, la chrominance étant lisse dans les images naturelles. Par contre, le débruitage de la luminance $\text{dem}^{V/M}$ est délicat, mais la stratégie développée dans [13] pour le bruit non stationnaire pourrait s'appliquer.

Si une méthode de dématricage non linéaire est utilisée, cette caractérisation du bruit devient très difficile, ainsi que le développement de stratégies de débruitage appropriées. Dans le cas du dématricage par sélection spectrale, en effectuant la fusion entre $\text{dem}_H^{R/B}$ et $\text{dem}_V^{R/B}$ autrement qu'en les moyennant, il faut effectuer le débruitage de ces signaux avant leur fusion. Ceci étant, la possibilité de développer des stratégies de fusion robustes aux conditions bruitées est une question ouverte.

6 Discussion

Dans cet article, nous avons rappelé les avantages du dématricage linéaire par sélection spectrale. Quelques remarques doivent encore être faites.

Tout d'abord, dans les images délivrées en pratique par les appareils photo, l'aliasage entre luminance et chrominance est quasiment absent : l'augmentation de la densité de photosites par cm^2 dans les appareils récents fait que les propriétés de résolution du système optique sont généralement dépassées par le système d'échantillonnage. Pour les appareils haut de gamme (réflex) aux optiques de bonne qualité, un *filtre anti-aliasage* (par exemple une fine couche de matériau bi-réfringent) est disposé directement sur le capteur, afin justement de supprimer le contenu hautes-fréquences de la scène couleurs avant échantillonnage [12]. C'est pourquoi le consommateur n'observe jamais dans ses images les défauts de dématricage typiques (franges orange/bleues) que s'évertuent à minimiser les approches non linéaires présentées dans la littérature. En effet, le système acquisition/dématricage ne vise pas tant à délivrer une image **dem** qui soit une bonne estimée de la référence inconnue **im** au sens des moindres carrés, qu'à fournir une image dépourvue d'artefacts structurés qui attirent immédiatement notre système visuel et dénaturent l'image. Le fait que l'image dématricée soit floue à pleine résolution ne semble pas gêner les consommateurs. Les méthodes de dématricage non linéaire complexes développées dans la littérature, dont le but est de combattre au mieux l'aliasage, ne présentent donc pas d'in-

térêt évident en pratique, par rapport au simple dématricage par sélection spectrale linéaire décrit dans cet article.

De plus, la stabilité des méthodes non linéaires en présence de bruit n'est jamais étudiée. On peut penser que non seulement le bruit met en échec les subtils mécanismes sous-jacents (qui reposent généralement sur des détections d'orientations dominantes locales), mais aussi qu'ils introduisent dans l'image dématricée un bruit structuré, très délicat à supprimer par débruitage et particulièrement gênant pour l'observateur final [13].

Refuser ces constats, pour reprendre la conclusion de [4], « condamne le problème du dématricage à devenir un amusement pour le monde académique et à ne jamais avoir aucun impact sérieux dans l'industrie de l'imagerie électronique ».

Références

- [1] D. Alleysson, "30 ans de démosaïçage," *Traitement du signal*, vol. 21, no. 6, pp. 561–581, 2004.
- [2] 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.
- [3] D. Alleysson and B. C. de Lavarène, "Frequency selection demosaicking: A review and a look ahead," in *Proc. of IS&T/SPIE VCIP*, San Jose, CA., Jan. 2008.
- [4] X. Li, B. K. Gunturk, and L. Zhang, "Image demosaicing: A systematic survey," in *Proc. of IS&T/SPIE VCIP*, vol. 6822, San Jose, CA., Jan. 2008.
- [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*, Oct. 2006, pp. 2705–2708.
- [8] L. Condat, "A generic variational framework for demosaicking and performance analysis of color filter arrays," *IEEE Trans. Image Processing*, article soumis, en cours de révision.
- [9] Y. Hel-Or, "The canonical correlations of color images and their use for demosaicing," HP Laboratories Israel, Tech. Rep. HPL-2003-164R1, Feb. 2004.
- [10] J. Portilla, D. Otaduy, and C. Dorransoro, "Low-complexity linear demosaicing using joint spatial-chromatic image statistics," in *Proc. of IEEE ICIP*, Sep. 2005.
- [11] A. Foi, M. Trimeche, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, "Practical Poissonian-Gaussian noise modeling and fitting for single-image raw-data," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 17, no. 10, pp. 1737–1754, Oct. 2008.
- [12] A. Davies and P. Fennessy, *Digital imaging for photographers*, 4th ed. Focal Press, 2001.
- [13] 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*, 2009, à paraître.