



HAL
open science

Du capteur à l'image couleur

Olivier Losson, Eric Dinet

► **To cite this version:**

Olivier Losson, Eric Dinet. Du capteur à l'image couleur. Christine Fernandez-Maloigne, Frédérique Robert-Inacio, Ludovic Macaire. Couleur numérique : Acquisition, perception, codage et rendu, Hermès, pp.151-184, 2012. hal-00665364v1

HAL Id: hal-00665364

<https://hal.science/hal-00665364v1>

Submitted on 1 May 2012 (v1), last revised 7 May 2012 (v2)

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.

Table des matières

Chapitre 6. Du capteur à l'image couleur	1
Olivier LOSSON et Éric DINET	
6.1. Introduction	1
6.2. Présentation et formalisation du dématricage	2
6.2.1. Nécessité du dématricage	2
6.2.2. Formalisation	4
6.2.3. Principes mis en œuvre	6
6.3. Méthodes de dématricage	11
6.3.1. Méthodes basées sur une analyse spatiale	11
6.3.2. Méthodes basées sur une analyse fréquentielle	16
6.3.3. Autres méthodes et post-traitements	19
6.4. Qualité de l'image estimée	21
6.4.1. Critères de fidélité de l'image estimée	21
6.4.2. Résultats de fidélité et discussion	23
6.5. Calibrage des caméras couleur	27
6.6. Conclusion	29
6.7. Bibliographie	29
Chapitre 7. Index	35

Chapitre 6

Du capteur à l'image couleur

6.1. Introduction

Le chapitre précédent détaille comment les capteurs couleur convertissent un rayonnement lumineux en un signal électrique afin de construire une image numérique. Il détaille les deux technologies de capteurs (CCD et CMOS) actuellement les plus largement répandues, ainsi que les technologies émergentes proposées par certains constructeurs. Ces capteurs couleur sont aujourd'hui omniprésents dans les objets de la vie quotidienne, mais les dispositifs d'acquisition dotés de trois capteurs restent très majoritairement cantonnés aux secteurs professionnels et à des applications bien spécifiques. En raison de la complexité de leur fabrication, le coût élevé de ces dispositifs les rend encore largement inaccessibles au grand public. Toute une gamme de produits pourtant dits « de haute technologie » (appareils photo numérique, téléphones mobiles, ordinateurs, etc.) sont donc dotés d'un seul capteur pour former une image couleur, de même que bon nombre de dispositifs professionnels (caméras de contrôle qualité, de vidéo-surveillance, etc.). Cela s'explique notamment par les progrès spectaculaires réalisés dans l'opération visant à obtenir une image couleur à partir des données du capteur. L'opération en question, dite de *dématriçage* ou de *démosaïçage*, est l'objet principal du présent chapitre.

Les dispositifs dotés d'un seul capteur forment en effet une image couleur en estimant celle-ci à partir de l'image dite *CFA*, dont chaque pixel n'est caractérisé que par une seule information de couleur. Plus précisément, la mosaïque de filtres *CFA* échantillonne une seule composante couleur (rouge, verte ou bleue) en chaque photorécepteur, et le *dématriçage* consiste à estimer les deux composantes manquantes au

2 Imagerie couleur numérique : avancées et perspectives

pixel correspondant. Cela est loin d'être une opération triviale, et les couleurs ainsi estimées sont moins fidèles aux stimuli couleur de la scène observée que celles fournies par une caméra tri-capteurs. L'amélioration de la fidélité de l'image couleur est donc toujours un problème d'actualité, auquel travaillent chercheurs et ingénieurs. Pour obtenir une image restituant aussi fidèlement que possible les couleurs de la scène, d'autres traitements sont classiquement intégrés à la chaîne d'acquisition, au premier rang desquels se situent le calibrage et la correction des couleurs.

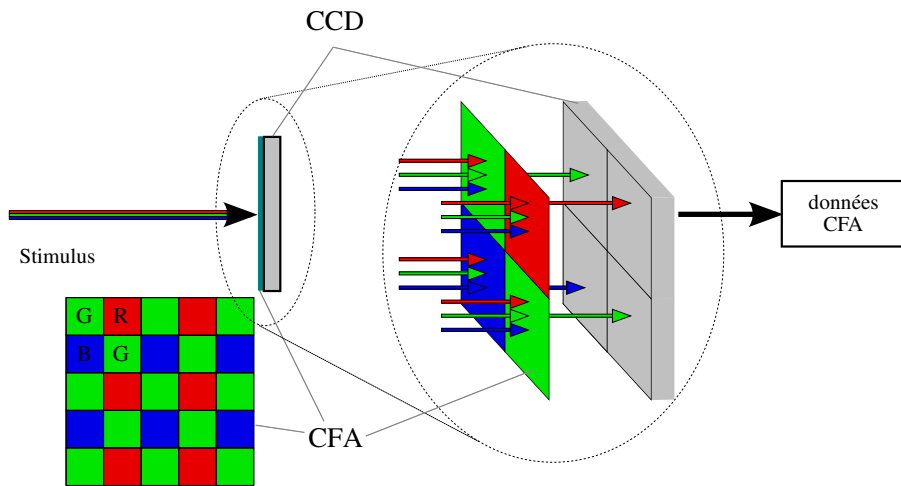
Dans les pages qui suivent, nous allons nous intéresser à la formation des images couleur à partir des données issues du capteur, et à la fidélité de ces images à la scène observée. Les trois premières parties, largement inspirées du travail bibliographique de Yanqin Yang [YAN 09], traitent du problème du dématricage, tandis que la dernière partie s'attèle au problème du calibrage des caméras couleur. Après avoir posé quelques notations, nous exposons deux principes exploités par la plupart des méthodes de dématricage. Les principaux algorithmes sont présentés dans la seconde partie, en donnant les idées clés sous-jacentes à chacun d'entre eux. La question de la fidélité de l'image estimée est discutée dans la troisième partie, qui présente à la fois les principaux critères de mesure et quelques résultats permettant de conclure quant au choix de la méthode. Enfin, nous examinons la nécessité et la mise en œuvre du traitement dit de *balance des blancs*, généralement réalisé en amont du dématricage, pour obtenir une image couleur fidèle à la scène indépendamment des conditions d'éclairage.

6.2. Présentation et formalisation du dématricage

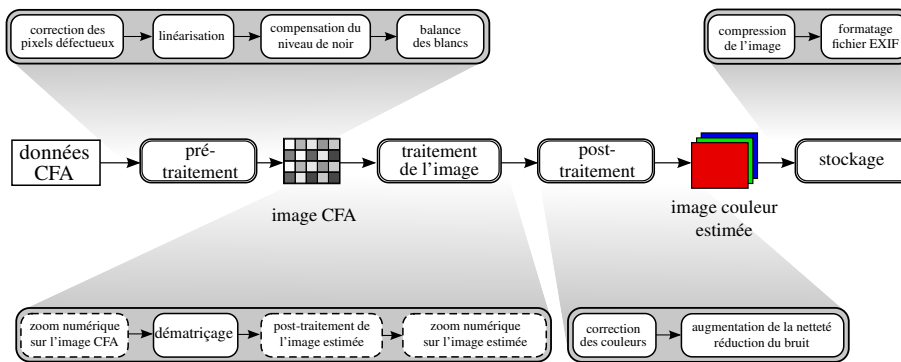
Après un bref rappel visant à bien cerner la nécessité de l'opération de dématricage au sein des caméras mono-capteurs, une formalisation en est proposée afin d'introduire les notations utiles dans la suite. Puis, nous introduisons les problèmes liés à l'estimation des couleurs, à partir d'une étude basée sur une méthode très simple utilisant l'interpolation des niveaux disponibles. Cela nous permet de poser les principes fondamentaux généralement exploités dans les méthodes de dématricage, abordées dans la partie suivante.

6.2.1. Nécessité du dématricage

Ainsi qu'il a été vu au chapitre précédent, les caméras couleur mono-capteur utilisent une mosaïque de filtres couleurs (*Color Filter Array*, ou CFA) spectralement sélectifs pour échantillonner une seule composante couleur en chaque photosite (*cf.* figure 6.1(a)). Les fabricants de caméras ont mis au point plusieurs types de filtres, mais le plus utilisé reste celui de Bayer [BAY 76]. C'est ce filtre qui a fait l'objet de la majorité des études, et qui sera donc considéré dans ce qui suit. Il comporte deux fois plus



(a) Technologie mono-CCD (schéma simplifié), avec disposition des filtres selon le CFA de Bayer



(b) Acquisition d'une image dans une caméra mono-CCD couleur (schéma détaillé). Les opérations entourées en pointillés sont facultatives

Figure 6.1. Structure d'une caméra mono-CCD couleur.

de filtres verts (G) que de filtres rouges (R) ou bleus (B), afin de bien estimer la luminance à laquelle est souvent assimilée la composante verte¹. Les données issues du capteur sont prétraitées pour obtenir l'image CFA (ou *brute*, de l'anglais *raw image*), qui contient donc deux fois plus de pixels dont les niveaux représentent le vert que de pixels représentant le rouge ou le bleu. L'opération de dématricage (parfois nommée *démosaïçage*, rarement *démosaïquage*) consiste alors à estimer les niveaux des deux composantes manquantes en chaque pixel de l'image CFA pour obtenir l'image couleur finale.

Comme le montre la figure 6.1(b), d'autres opérations sont classiquement effectuées au sein d'une caméra mono-capteur couleur [LUK 08]. Elles visent par exemple, après le dématricage, à modifier les couleurs, augmenter la netteté et réduire le bruit afin de délivrer une image couleur visuellement satisfaisante pour l'utilisateur. Tous ces traitements concourent à la qualité de l'image délivrée et, en définitive, ce sont eux qui distinguent principalement les différents modèles de caméras numériques, car les fabricants et modèles de capteurs sont en nombre assez réduit. Si les algorithmes sous-jacents possèdent certaines bases en commun, l'ajustement de leurs paramètres détermine la présence plus ou moins marquée d'erreurs résiduelles (ou *artefacts*) caractéristiques de chaque modèle de caméra.

6.2.2. Formalisation

Une image numérique est représentée par une matrice de pixels que nous notons individuellement $P(x, y)$, où x et y sont les coordonnées du pixel P dans l'image de taille $X \times Y$, avec $(x, y) \in \mathbb{N}^2$, $0 \leq x \leq X - 1$ et $0 \leq y \leq Y - 1$. Lorsque l'image ne comporte qu'un seul plan, elle est notée I , et $I(P)$ est le niveau de chacun de ses pixels. Dans le cas d'une image couleur, l'image notée \mathbf{I} est constituée de trois plans de composante, et $\mathbf{I}(P)$ est un point couleur. Dans le cas de l'espace RGB qui nous intéresse, les trois composantes de ce vecteur sont $\mathbf{I}(P) = (I^R(P), I^G(P), I^B(P))$, où $I^k(P)$, $k \in \{R, G, B\}$, est le niveau de la composante couleur k au pixel P . Pour alléger les notations relatives au dématricage, qui nécessitent souvent d'explicitier en outre les coordonnées spatiales, nous adoptons dans la suite l'une des notations simplifiées suivantes de manière équivalente : $\mathbf{I}(P) = (I_{x,y}^R, I_{x,y}^G, I_{x,y}^B) = (R_{x,y}, G_{x,y}, B_{x,y})$.

Afin d'établir un formalisme pour le dématricage, considérons le processus d'acquisition d'une image couleur selon que la caméra comporte trois capteurs ou un seul

1. L'assimilation de la luminance à la composante G , utilisée en particulier dans la conception du CFA de Bayer et dans les premières méthodes de dématricage qui s'ensuivent, se base sur le constat que la courbe de la fonction d'efficacité lumineuse du système visuel humain en vision de jour (ou *photopique*) est similaire à celle de la fonction colorimétrique de la primaire verte proposée par la CIE pour l'observateur de référence (normalisée sur la base d'une couleur primaire verte monochromatique de longueur d'onde 546,1 nm)

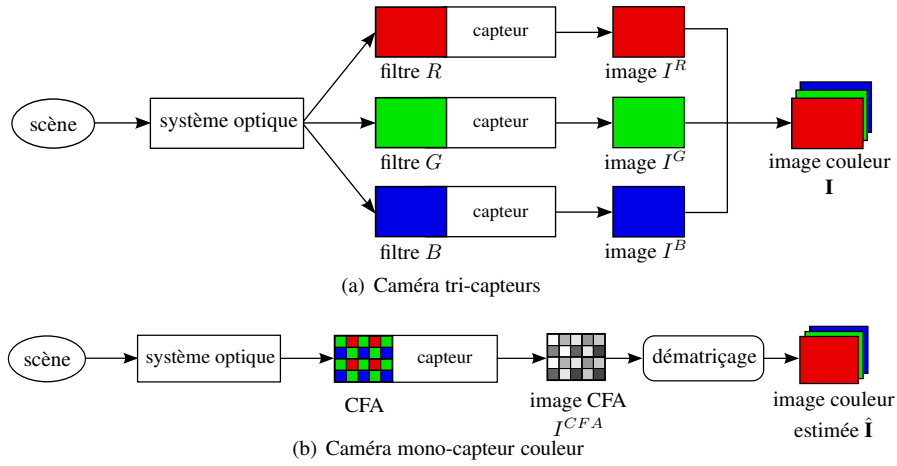


Figure 6.2. Acquisition d'une image couleur selon le type de caméra (schémas simplifiés).

capteur (cf. figure 6.2). Une caméra tri-capteurs (figure 6.2(a)) combine les données issues des trois capteurs pour former l'image couleur d'une scène. Cette image couleur \mathbf{I} est constituée des trois plans de composante I^k , $k \in \{R, G, B\}$. Dans une caméra mono-capteur (figure 6.2(b)), la formation d'une image couleur est sensiblement différente. L'image CFA délivrée par le capteur ne comporte qu'un seul plan de niveaux, et peut donc être représentée par une matrice bidimensionnelle à valeurs entières – le plus souvent comprises entre 0 et 255. Cette image I^{CFA} est dématricée (en tenant compte de la configuration connue du CFA) afin d'estimer les trois plans de composante de l'image couleur $\hat{\mathbf{I}}$.

En considérant le CFA de Bayer dont la disposition est montrée figure 6.3(a), l'image CFA est définie en chaque pixel de coordonnées (x, y) par l'unique composante couleur qui lui est associée :

$$I_{x,y}^{CFA} = \begin{cases} R_{x,y} & \text{si } x \text{ est impair et } y \text{ est pair,} \\ G_{x,y} & \text{si } x \text{ et } y \text{ sont de même parité,} \\ B_{x,y} & \text{si } x \text{ est pair et } y \text{ est impair.} \end{cases} \quad (6.1)$$

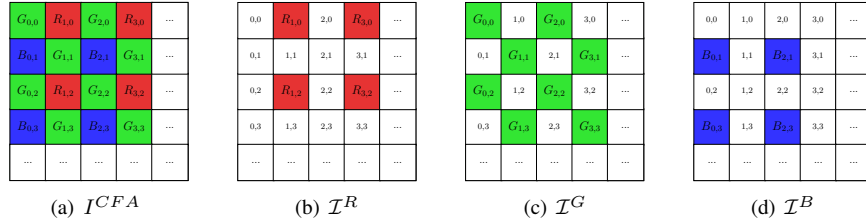


Figure 6.3. Image CFA et sous-ensembles de pixels \mathcal{I}^k , $k \in \{R, G, B\}$. Pour clarifier l'illustration, les pixels sont colorisés avec la composante couleur qui leur est associée.

Soit \mathcal{I}^k , $k \in \{R, G, B\}$, le sous-ensemble de pixels de I^{CFA} pour lesquels la composante disponible est k (voir figures 6.3(b)–(d)) :

$$\mathcal{I}^R = \{P(x, y) \in I^{CFA} \mid x \text{ impair et } y \text{ pair}\} \quad (6.2)$$

$$\mathcal{I}^G = \{P(x, y) \in I^{CFA} \mid x \text{ et } y \text{ de même parité}\} \quad (6.3)$$

$$\mathcal{I}^B = \{P(x, y) \in I^{CFA} \mid x \text{ pair et } y \text{ impair}\} \quad (6.4)$$

de telle sorte que $I^{CFA} \equiv \mathcal{I}^R \cup \mathcal{I}^G \cup \mathcal{I}^B$. Pour déterminer la couleur en chaque pixel $P(x, y)$ de l'image couleur estimée, le processus de dématricage (noté \mathcal{D}) conserve généralement la composante couleur disponible aux mêmes coordonnées dans I^{CFA} et estime les deux autres composantes :

$$I^{CFA}(P) \xrightarrow{\mathcal{D}} \hat{\mathbf{I}}(P) = \begin{cases} \left(I^{CFA}(P), \hat{I}^G(P), \hat{I}^B(P) \right) & \text{si } P \in \mathcal{I}^R, \\ \left(\hat{I}^R(P), I^{CFA}(P), \hat{I}^B(P) \right) & \text{si } P \in \mathcal{I}^G, \\ \left(\hat{I}^R(P), \hat{I}^G(P), I^{CFA}(P) \right) & \text{si } P \in \mathcal{I}^B. \end{cases} \quad (6.5)$$

Dans cette équation, chaque triplet de composantes couleur contient celle disponible au pixel P dans I^{CFA} (i.e., $I^{CFA}(P)$) et deux autres composantes estimées par la procédure de dématricage (deux parmi $\hat{I}^R(P)$, $\hat{I}^G(P)$ et $\hat{I}^B(P)$).

6.2.3. Principes mis en œuvre

Dans l'image CFA (cf. figure 6.3(a)), il existe quatre structures différentes de voisinage spatial, représentées sur la figure 6.4 pour une taille de 3×3 pixels. Celles-ci

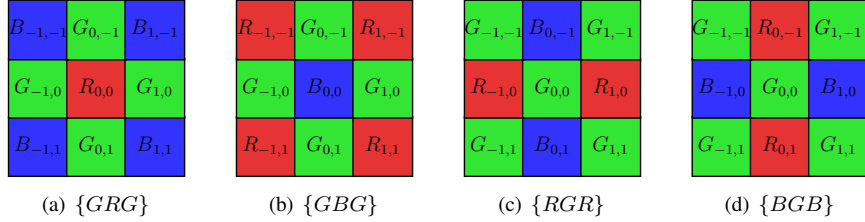


Figure 6.4. Structures de voisinage 3×3 des pixels dans l'image CFA. Les coordonnées spatiales sont ici relatives à celles du pixel central.

sont désignées par les composantes couleur disponibles sur la ligne médiane contenant le pixel central d'analyse, soit $\{GRG\}$, $\{GBG\}$, $\{RGR\}$ et $\{BGB\}$. Le dématricage consiste à estimer les deux composantes couleur manquantes du pixel central de chacune de ces quatre structures par la prise en compte des niveaux des pixels voisins et des composantes qui y sont disponibles. Remarquons que $\{GRG\}$ et $\{GBG\}$ sont structurellement similaires, à la nuance près que les composantes R et B sont permuées. Elles peuvent donc être traitées de la même façon, ce qui vaut également pour les structures $\{RGR\}$ et $\{BGB\}$. Pour désigner les niveaux dans ces structures de voisinage, nous utiliserons la notation en coordonnées relatives de la figure 6.4. Ainsi, $R_{\delta x, \delta y}$ représente le niveau (de rouge, en l'occurrence) du pixel situé aux coordonnées $(\delta x, \delta y)$ relativement au pixel central. Les coordonnées du pixel central $(0, 0)$ seront même omises lorsque la notation ne souffre aucune ambiguïté.

Afin d'introduire les principes généralement exploités dans les méthodes de dématricage, nous allons examiner l'une des méthodes les plus anciennes et les plus simples, qui procède par interpolation bilinéaire, ainsi que les artefacts qu'elle génère. Implanté en tant que traitement embarqué dès le milieu des années 1980 [COK 86], le dématricage par interpolation bilinéaire consiste à estimer les niveaux manquants en un pixel en calculant la moyenne des niveaux disponibles aux pixels voisins les plus proches, et ce, dans chacune des deux directions principales du plan image, et sur chaque plan couleur séparément. Plus explicitement, les valeurs des composantes manquantes du pixel central sont estimées, selon la structure considérée, grâce aux formules suivantes :

$$- \text{ pour } \{GRG\} : \begin{cases} \hat{B} &= \frac{1}{4} (B_{-1,-1} + B_{1,-1} + B_{-1,1} + B_{1,1}) \\ \hat{G} &= \frac{1}{4} (G_{0,-1} + G_{-1,0} + G_{1,0} + G_{0,1}) \end{cases} \quad (6.6)$$

$$- \text{ pour } \{RGR\} : \begin{cases} \hat{R} &= \frac{1}{2} (R_{-1,0} + R_{1,0}) \\ \hat{B} &= \frac{1}{2} (B_{0,-1} + B_{0,1}) \end{cases} \quad (6.7)$$

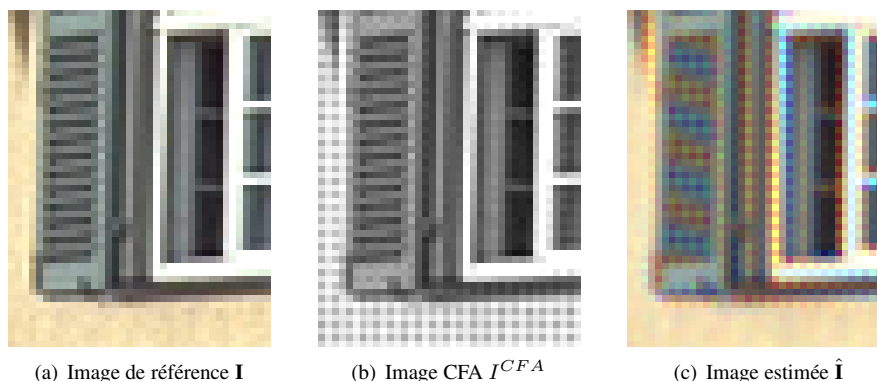


Figure 6.5. Exemple de dématricage par interpolation bilinéaire, sur un extrait de l'image « Maisons » de la base Kodak [Kod 91].

La figure 6.5 est un exemple de résultat obtenu par interpolation bilinéaire. Pour évaluer la qualité du dématricage, une image couleur de référence est utilisée (typiquement, une image issue d'une caméra tri-capteurs comme celle de la figure 6.5(a)). Ses composantes couleur sont échantillonnées selon la mosaïque des filtres CFA pour former l'image CFA (figure 6.5(b)). Celle-ci est ensuite dématricée, et l'image estimée obtenue (figure 6.5(c)) peut être alors comparée à l'image de référence. Le dématricage par interpolation bilinéaire est simple et rapide mais, s'il fournit un résultat satisfaisant dans les zones de couleurs homogènes de l'image, il génère des couleurs erronées en de nombreux pixels dans les zones comportant de hautes fréquences spatiales.

Pour étudier précisément les causes de ces artefacts, simulons leur génération en utilisant une image de synthèse, à l'instar de Chang et Tan [CHA 06]. Dans l'image de référence présentée sur la figure 6.6(a), deux zones homogènes sont séparées par une transition verticale, qui reproduit la frontière entre deux objets réels caractérisés par des nuances de gris différentes. Les trois composantes couleur de chaque pixel sont ainsi égales, les niveaux des pixels (marqués b) qui représentent l'objet sombre de gauche étant inférieurs à ceux des pixels (marqués h) qui représentent l'objet plus clair de droite. Le résultat du dématricage de l'image CFA correspondante par interpolation bilinéaire est illustré sur la figure 6.6(b). Sur les plans couleur R et B , cet algorithme produit une colonne de pixels de niveaux intermédiaires, dont la valeur est la moyenne des niveaux représentant les deux objets. Sur le plan vert en revanche, il génère autour de la frontière un crénelage formé de pixels possédant deux niveaux intermédiaires, l'un de valeur basse $\frac{3}{4}b + \frac{1}{4}h$ et l'autre de valeur haute $\frac{1}{4}b + \frac{3}{4}h$. En comparant les profils marginaux de la ligne médiane de pixels des deux images, on constate que la transition, qui se situe aux mêmes positions horizontales pour les trois composantes de l'image de référence, n'est pas reproduite de façon identique pour les

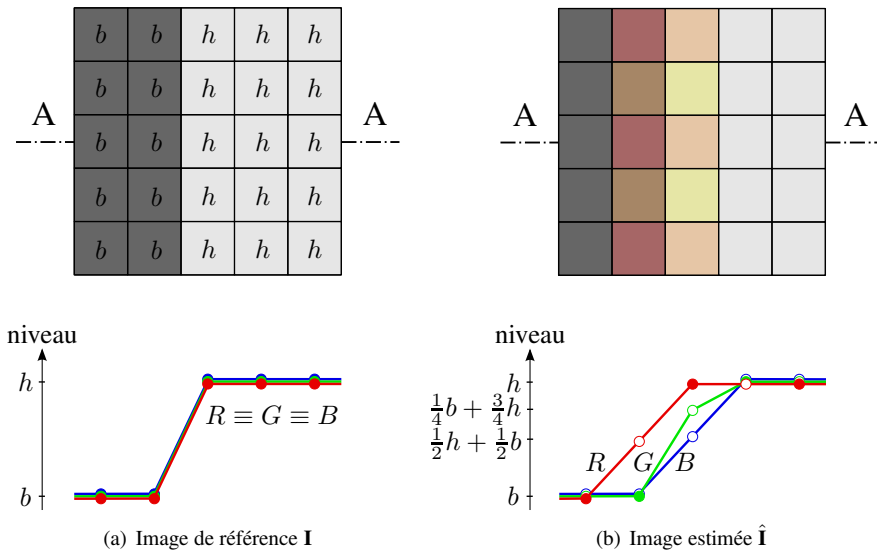


Figure 6.6. Images et profils marginaux des niveaux des pixels situés sur la ligne médiane A-A, pour une image de référence (a) et l'image correspondante estimée par interpolation bilinéaire (b). Dans les profils, les points couleur représentent des niveaux disponibles, les points blancs des niveaux estimés.

trois composantes de l'image estimée. Cette incohérence entre les résultats produits pour les différentes composantes génère des fausses couleurs dans l'image couleur estimée qui en est la combinaison. Il est également possible de remarquer que, sur chaque plan couleur de l'image de référence, la transition correspond à une rupture brutale d'homogénéité dans sa direction normale. Après interpolation bilinéaire, le moyennage des niveaux des composantes des pixels situés de part et d'autre de la transition a pour effet de rendre celle-ci moins nette. Bien qu'établis sur une image achromatique, ces constats permettent de mettre en avant deux propriétés fondamentales des images couleur, qu'il faut respecter au mieux pour améliorer le résultat du dématricage : la *corrélation spectrale* et la *corrélation spatiale*.

La propriété de *corrélation spectrale* a été étudiée par Gunturk *et al.* [GUN 02]. Ces auteurs montrent que les niveaux des trois composantes sont fortement corrélés dans une image couleur naturelle, et tout particulièrement dans les zones de hautes fréquences spatiales. Pour exploiter cette corrélation spectrale intra-pixel lors du dématricage, deux principes sont majoritairement utilisés dans la littérature : la constance locale du *rapport* des composantes couleur, et la constance locale de leur *différence*. La première méthode ayant historiquement mis en œuvre la corrélation spectrale est celle de Cok [COK 87], qui utilise le principe de constance locale de la « teinte » (entendue comme le rapport entre la chrominance et la luminance, et assimilée à R/G

ou B/G). Après avoir estimé tous les niveaux de vert manquants par interpolation bilinéaire, cette méthode estime les niveaux de rouge (respectivement, de bleu) manquants en pondérant le niveau de vert par la moyenne des rapports des valeurs de « teinte » des pixels voisins où le rouge (respectivement, le bleu) est disponible. Par exemple, pour interpoler le niveau de bleu du pixel au centre de la structure $\{GRG\}$ (cf. figure 6.4(a)), la formule suivante est appliquée. Elle utilise les quatre voisins diagonaux pour lesquels la composante bleue est disponible :

$$\hat{B} = \hat{G} \cdot \frac{1}{4} \left[\frac{B_{-1,-1}}{\hat{G}_{-1,-1}} + \frac{B_{1,-1}}{\hat{G}_{1,-1}} + \frac{B_{-1,1}}{\hat{G}_{-1,1}} + \frac{B_{1,1}}{\hat{G}_{1,1}} \right]. \quad (6.8)$$

Une telle interpolation bilinéaire des rapports de composantes couleur se base sur le fait que ce rapport est localement constant dans une zone homogène, ce qui est justifié par Kimmel [KIM 99] sous hypothèse de surfaces observées lambertiennes. Une autre modélisation simplifiée de la corrélation inter-canaux, également largement utilisée dans la littérature, repose sur le principe de constance locale de la *différence* des composantes (cf. justification dans [LIA 07]). L'étape d'interpolation de la chrominance par la méthode de Cok se réécrit alors en utilisant les moyennes des différences de composantes, l'équation (6.8) devenant :

$$\hat{B} = \hat{G} + \frac{1}{4} \left[(B_{-1,-1} - \hat{G}_{-1,-1}) + (B_{1,-1} - \hat{G}_{1,-1}) \right. \\ \left. + (B_{-1,1} - \hat{G}_{-1,1}) + (B_{1,1} - \hat{G}_{1,1}) \right]. \quad (6.9)$$

Les deux principes de constance locale du rapport et de différence des composantes sont globalement cohérents, mais celui utilisant le rapport comporte davantage de risques de générer des artefacts, en particulier dans les zones de l'image où les composantes R et/ou B sont saturées [YAN 09].

La propriété de *corrélacion spatiale* se comprend aisément en considérant une image couleur comme composée de régions homogènes juxtaposées. Au sein d'une région homogène, tous les pixels sont caractérisés par des niveaux similaires, et ce, pour chaque composante couleur. Pour estimer les niveaux manquants de chaque pixel considéré, il est donc possible d'exploiter les niveaux des pixels voisins. Cependant, cela est plus délicat pour les pixels situés dans les zones de transition entre deux régions distinctes, car la variation locale des composantes couleur est forte. Du point de vue du dématricage, le respect de la propriété de corrélation spatiale incite donc à éviter d'interpoler les composantes manquantes d'un pixel en utilisant des pixels voisins qui n'appartiennent pas à la même région homogène. Ce principe est mis en œuvre dans de nombreuses méthodes de dématricage, et la partie suivante en présente quelques exemples. Il est classiquement exploité – parfois combiné à celui de corrélation spectrale – dans une première étape consistant à estimer la composante verte,

étant donné que l'information disponible du vert est la plus dense dans l'image CFA et représente la luminance de l'image à estimer (suivant l'idée de Bayer). L'estimation des composantes rouge et bleue (assimilées à la chrominance suivant Bayer) ne se fait que dans une seconde étape, à l'aide de la luminance déjà interpolée et en utilisant la propriété de corrélation spectrale.

6.3. Méthodes de dématricage

Le problème d'estimation des niveaux manquants dans l'image CFA s'est posé dès la fin des années 1970, suite à l'invention des premières mosaïques de filtres pour les caméras couleur mono-capteur. De très nombreux algorithmes de dématricage ont été conçus depuis lors, et il est impossible d'en dresser ici une liste exhaustive. Des inventaires très complets sont disponibles, tant dans la littérature francophone (*cf.* par exemple [ALL 04, YAN 09]) qu'anglophone (comme [LI 08, LUK 08, LOS 10]), ou encore en ligne². Après en avoir explicité les hypothèses fondamentales dans la partie précédente, nous nous bornons ici à présenter quelques-unes des méthodes les plus significatives utilisant une analyse spatiale. Les algorithmes actuellement les plus performants utilisent une analyse fréquentielle, dont le principe et une synthèse de l'existant sont exposés dans le second paragraphe de cette partie. Enfin, nous présentons brièvement d'autres approches proposées pour le dématricage, ainsi que les post-traitements classiquement mis en œuvre afin d'améliorer la qualité de l'image estimée.

6.3.1. Méthodes basées sur une analyse spatiale

Constatant que sa méthode basée sur la constance de teinte souffre de sérieuses erreurs d'estimation dans les zones de hautes fréquences spatiales (*cf.* figure 6.9(b)), Cok a proposé le premier algorithme de dématricage tenant compte des contours [COK 94]. Basée sur la reconnaissance de formes, cette méthode améliore l'estimation du niveau de vert en classifiant (en *contour*, *bande* ou *coin*) le voisinage 3×3 des pixels où ce niveau manque, puis en adaptant la formule d'interpolation au type de voisinage ainsi déterminé. Le critère utilisé pour distinguer les trois formes, qui consiste à comparer les niveaux voisins avec leur moyenne, est très simple et ne suffit pas toujours à déterminer correctement la forme en présence. Mais l'idée a ensuite été reprise et améliorée [CHA 06] et, surtout, a marqué une étape importante, car elle a ouvert la voie aux méthodes s'adaptant aux propriétés locales de l'image.

2. <http://www.danielemenon.netsons.org/top/demosaicking-list.php>

Plusieurs méthodes ont ainsi été proposées pour mettre en œuvre la propriété de corrélation spatiale dans le dématricage, en exploitant surtout le principe de n'interpoler que des niveaux dont les pixels appartiennent à la même zone homogène. Autrement dit, quand le voisinage d'un pixel concerné par l'interpolation est situé sur la transition entre deux zones homogènes, il faut estimer les valeurs manquantes en ce pixel *le long de la transition* et non à travers elle. Un point clé est donc de déterminer correctement la direction de la transition à partir des échantillons disponibles dans l'image CFA. De prime abord, le calcul d'un gradient constitue une solution à ce problème. La méthode proposée par Hibbard [HIB 95] utilise des gradients horizontal et vertical pour déterminer la direction selon laquelle l'interpolation fournit la meilleure estimation du niveau de vert. Reprenons la structure $\{GRG\}$ à titre d'exemple (cf. figure 6.4(a)), dans laquelle le niveau de vert \hat{G} du pixel central est estimé en deux étapes. La première consiste à calculer une approximation de la norme du gradient (ci-après nommée *gradient* pour simplifier) selon les directions horizontale et verticale :

$$\Delta^x = |G_{-1,0} - G_{1,0}|, \quad (6.10)$$

$$\Delta^y = |G_{0,-1} - G_{0,1}|. \quad (6.11)$$

La seconde étape consiste à interpoler le niveau de vert par la formule :

$$\hat{G} = \begin{cases} (G_{-1,0} + G_{1,0})/2 & \text{si } \Delta^x < \Delta^y, & (6.12a) \\ (G_{0,-1} + G_{0,1})/2 & \text{si } \Delta^x > \Delta^y, & (6.12b) \\ (G_{0,-1} + G_{-1,0} + G_{1,0} + G_{0,1})/4 & \text{si } \Delta^x = \Delta^y. & (6.12c) \end{cases}$$

Laroche et Prescott [LAR 93] proposent une variante de cette méthode, qui consiste à tenir compte des niveaux disponibles dans un voisinage 5×5 pour déterminer la direction de la transition, par exemple $\Delta^x = |2R - R_{-2,0} - R_{2,0}|$. Hamilton et Adams [HAM 97] combinent les deux approches précédentes, en utilisant une différenciation du premier ordre pour la composante verte et une différenciation du second ordre pour les composantes rouge et bleu. Par exemple, pour estimer le niveau de vert dans le cas de la structure $\{GRG\}$ (cf. figure 6.7(a)), cette méthode calcule d'abord les différences horizontale et verticale suivantes :

$$\Delta^x = |G_{-1,0} - G_{1,0}| + |2R - R_{-2,0} - R_{2,0}|, \quad (6.13)$$

$$\Delta^y = |G_{0,-1} - G_{0,1}| + |2R - R_{0,-2} - R_{0,2}|, \quad (6.14)$$

puis interpole le niveau de vert par la formule :

$$\hat{G} = \begin{cases} (G_{-1,0} + G_{1,0})/2 + (2R - R_{-2,0} - R_{2,0})/4 & \text{si } \Delta^x < \Delta^y, & (6.15a) \\ (G_{0,-1} + G_{0,1})/2 + (2R - R_{0,-2} - R_{0,2})/4 & \text{si } \Delta^x > \Delta^y, & (6.15b) \\ (G_{0,-1} + G_{-1,0} + G_{1,0} + G_{0,1})/4 & & \\ \quad + (4R - R_{0,-2} - R_{-2,0} - R_{2,0} - R_{0,2})/8 & \text{si } \Delta^x = \Delta^y. & (6.15c) \end{cases}$$

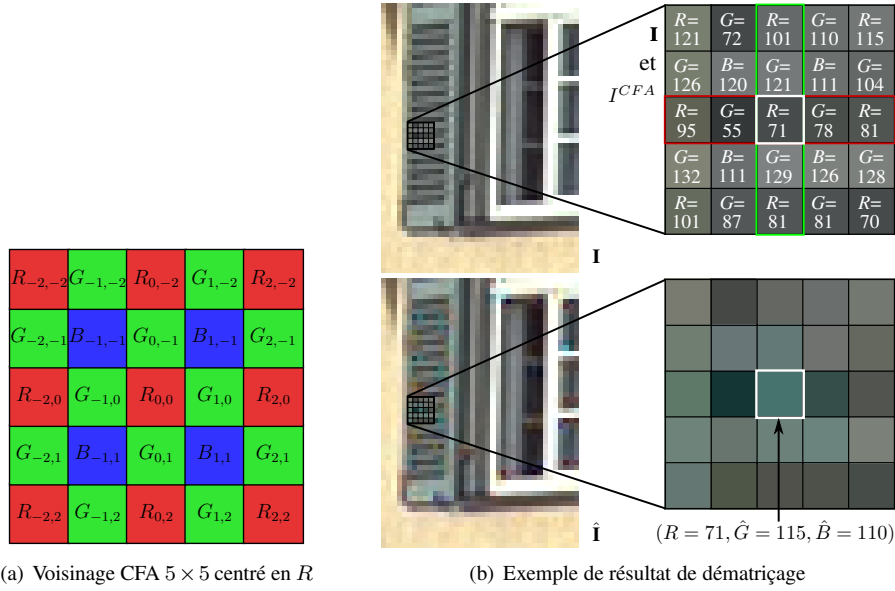


Figure 6.7. Méthode de Hamilton et Adams [HAM 97]. (a) Une des structures de voisinage dans l'image CFA utilisées par cette méthode (taille 5×5 , centré en R). (b) Exemple de résultat de dématricage, sur le même extrait d'image qu'à la figure 6.5. Le détail de taille 5×5 a pour structure de voisinage CFA celle de la figure (a), et les niveaux correspondants de l'image CFA sont représentés en haut à droite, superposés à l'image de référence. Ce détail met en évidence l'échec de la méthode à déterminer correctement la direction d'interpolation : en son pixel central, comme $\Delta^x = 57 > \Delta^y = 48$, les pixels voisins verticaux sont utilisés à tort pour estimer \hat{G} selon la formule (6.15b) (voir détail de l'image estimée en bas à droite).

Cet algorithme donne de bien meilleurs résultats que la méthode de Hibbard, non seulement parce qu'il calcule le gradient plus précisément en combinant les informations de deux composantes couleur, mais aussi parce qu'il exploite la corrélation spectrale pour interpoler la composante verte³. Toutefois, son critère de détermination de la direction d'interpolation peut être inapproprié et fournir des résultats peu satisfaisants dans des zones très texturées ou contenant des objets fins. Par exemple,

3. En effet, l'estimation horizontale du niveau de vert (formule (6.15a)) peut être réécrite comme la moyenne d'un terme d'interpolation à gauche $\hat{G}^g = G_{-1,0} + \frac{1}{2}(R - R_{-2,0})$ et d'un terme d'interpolation à droite $\hat{G}^d = G_{1,0} + \frac{1}{2}(R - R_{2,0})$. Chacun de ces termes exprime la constance locale de la différence des composantes, car $\hat{G}^g - R = G_{-1,0} - \frac{1}{2}(R_{-2,0} + R)$ et $\hat{G}^d - R = G_{1,0} - \frac{1}{2}(R + R_{2,0})$.

la figure 6.7(b) montre que l'approximation des différences horizontale Δ^x et verticale Δ^y ne permet pas toujours de prendre la bonne décision quant à la direction d'interpolation.

Wu et Zhang [WU 04] proposent une approche pour déterminer cette direction de manière plus fiable, toujours en utilisant un voisinage local. Deux niveaux candidats sont calculés pour interpoler la valeur verte manquante en un pixel : l'un est déterminé avec les voisins horizontaux, l'autre avec les voisins verticaux. Puis, la valeur R ou B manquante est estimée selon les directions horizontale et verticale avec chacun de ces deux candidats pour le G . Enfin, la direction d'interpolation sélectionnée est celle selon laquelle les différences de composantes $(R - G)$ et $(B - G)$ présentent des variations minimales. Cette direction d'interpolation permet de sélectionner les niveaux – précédemment calculés – à prendre en compte pour estimer les composantes manquantes du pixel, garantissant ainsi la cohérence des directions d'interpolation entre ces composantes. La méthode de Wu et Zhang utilise les mêmes formules que celle de Hamilton et Adams pour interpoler les niveaux de couleur manquants, mais améliore la détermination de la direction d'interpolation en utilisant un voisinage 3×3 , plutôt qu'une seule ligne ou colonne, et en y mesurant le gradient des *différences* de composantes.

D'autres auteurs ont cherché à affiner la sélection de la direction d'interpolation, afin d'estimer plus fidèlement encore les pixels correspondant à la scène observée. Par exemple, Hirakawa et Parks [HIR 05] proposent un critère de sélection utilisant le nombre de pixels ayant des couleurs homogènes dans le voisinage d'un pixel donné. En calculant les distances entre le pixel concerné et ses voisins dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$, mieux adapté à la représentation de la perception humaine des couleurs que l'espace RGB , les auteurs proposent un critère d'homogénéité à seuillage adaptatif qui permet de réduire les artefacts couleur dus à une mauvaise sélection de la direction d'interpolation. Chung et Chan [CHU 06], après avoir démontré que l'interpolation du plan vert est cruciale pour la qualité de l'image estimée, proposent d'estimer la variance de la différence des composantes couleur dans un voisinage pour évaluer l'homogénéité locale, et de choisir la direction correspondant à la variance minimale. Ce critère permet d'affiner l'estimation de la composante verte, en particulier dans les zones texturées.

Les méthodes citées précédemment, que ce soit celle de Cok basée sur la reconnaissance de formes ou celles utilisant un gradient directionnel, requièrent une étape de classification du voisinage pour réaliser l'interpolation. Kimmel [KIM 99] a proposé une interpolation linéaire à pondération adaptative qui regroupe ces deux étapes en une seule. Cette méthode consiste à associer, à chaque niveau disponible du voisinage, un poids normalisé dépendant d'un gradient directionnel, la direction de ce gradient étant spécifique à chaque pixel voisin. Par exemple, pour interpoler le niveau

de vert au centre de la structure $\{GRG\}$ ou $\{GBG\}$, la formule est la suivante :

$$\hat{G} = \frac{w_{0,-1} \cdot G_{0,-1} + w_{-1,0} \cdot G_{-1,0} + w_{1,0} \cdot G_{1,0} + w_{0,1} \cdot G_{0,1}}{w_{0,-1} + w_{-1,0} + w_{1,0} + w_{0,1}}, \quad (6.16)$$

où les coefficients $w_{\delta x, \delta y}$ sont les facteurs de pondération calculés en fonction du voisinage du pixel considéré. De façon à exploiter la corrélation spatiale, ces poids sont ajustés pour tenir compte de la forme rencontrée dans le voisinage ; ainsi, l'interpolation s'adapte automatiquement à la transition présente dans l'image. Bien entendu, la détermination de ces poids est cruciale pour la qualité des résultats fournis par cette méthode, et plusieurs auteurs [LU 03, LUK 05] ont proposé des améliorations à la formule originellement utilisée par Kimmel pour leur calcul.

Signalons enfin une autre méthode d'interpolation sans classification du voisinage. Cette méthode originale se base sur le constat que le dématricage par interpolation présente de fortes similarités avec l'approche du problème de super-résolution. Avec Michael Orchard, Xin Li [LI 01] a adapté au dématricage l'algorithme qu'il avait proposé dans son mémoire de thèse [LI 00] pour augmenter la résolution d'une image en niveaux de gris. Dans les deux cas, les méthodes classiques d'interpolation (bilinéaire et bicubique) lissent les transitions et génèrent des artefacts dans les zones de hautes fréquences spatiales. L'approche de Li exploite la corrélation spatiale en se basant sur l'évaluation d'une covariance locale des niveaux pour interpoler les valeurs manquantes sans calculer de gradient directionnel. Concernant le dématricage, chaque plan de composante $k \in \{R, G, B\}$ issu de l'image CFA (*i.e.*, correspondant au sous-ensemble \mathcal{I}^k) est considéré comme un sous-échantillonnage du plan correspondant de l'image à estimer (*i.e.*, \hat{I}^k). Le principal problème est de calculer localement la covariance des niveaux dans l'image en haute résolution à partir des niveaux connus dans l'image en basse résolution. Cela est possible en exploitant le principe de *dualité géométrique* : la covariance étant calculée sur un voisinage local dans l'image en basse résolution, la covariance équivalente en haute résolution est estimée par dualité géométrique en considérant des couples de pixels aux deux résolutions selon la même direction du plan image.

Pour clore ce paragraphe traitant des méthodes basées sur une analyse spatiale, rappelons que le plan vert est très souvent interpolé en premier. L'estimation de ce plan est essentielle, car c'est la composante qui comporte généralement le plus de détails de hautes fréquences spatiales, notamment dans les zones de contours ou de textures des images naturelles. Une fois ce plan vert complètement déterminé, il est utilisé pour estimer la chrominance. D'où l'impérieuse nécessité de choisir une méthode exploitant avec succès la corrélation spatiale. Une étude fine des méthodes mentionnées ci-dessus [YAN 09] montre, de plus, que celles qui estiment les niveaux de vert manquants en s'appuyant uniquement sur ceux disponibles dans l'image CFA (cas des méthodes de Cok [COK 86], de Li et Orchard [LI 01], et par interpolation bilinéaire) donnent en général de moins bons résultats que les autres. L'estimation du plan vert

est améliorée si l'on utilise les informations issues des composantes R et B . Une méthode performante de dématricage doit donc tirer parti au maximum des corrélations spatiale *et* spectrale, simultanément et pour chaque composante couleur.

6.3.2. Méthodes basées sur une analyse fréquentielle

Une approche de dématricage utilisant le domaine fréquentiel⁴ est proposée par Alleysson *et al.* [ALL 05]. Celle-ci est à l'origine d'une famille particulièrement importante d'algorithmes de dématricage, car ce sont actuellement les plus performants (*cf.* partie suivante). Le principe de ces méthodes est de représenter une image CFA comme une combinaison d'une composante de luminance en basses fréquences spatiales et de deux composantes de chrominance modulées en hautes fréquences spatiales⁵, puis d'estimer l'image couleur en sélectionnant les fréquences de manière adéquate. L'approche d'Alleysson et de ses collaborateurs a été exploitée par Dubois [DUB 05], dont nous reprenons ici le formalisme pour en présenter les grandes lignes.

Supposons que, pour chaque composante k d'une image couleur, $k \in \{R, G, B\}$, il existe un signal sous-jacent f^k correspondant ; le dématricage consiste alors à calculer en chaque pixel une estimation \hat{f}^k (coïncidant avec \hat{I}^k). Supposons de même qu'il existe un signal f^{CFA} sous-jacent à l'image CFA, appelé ici *signal CFA* et coïncidant en chaque pixel avec I^{CFA} . La valeur du signal CFA en chaque pixel de coordonnées (x, y) peut être exprimée comme la somme des valeurs des signaux f^k échantillonnés spatialement :

$$f^{CFA}(x, y) = \sum_{k=R,G,B} f^k(x, y) m^k(x, y), \quad (6.17)$$

où $m^k(x, y)$ est la fonction d'échantillonnage de la composante k correspondant au CFA de Bayer représenté sur la figure 6.3(a) :

$$m^R(x, y) = \frac{1}{4} [1 - (-1)^x] [1 + (-1)^y], \quad (6.18)$$

$$m^G(x, y) = \frac{1}{2} [1 + (-1)^{x+y}], \quad (6.19)$$

$$m^B(x, y) = \frac{1}{4} [1 + (-1)^x] [1 - (-1)^y]. \quad (6.20)$$

4. Précisons bien que la fréquence évoquée ici est la *fréquence spatiale* (en cycles/pixel), qui est définie par l'inverse du nombre de pixels adjacents représentant une même série de niveaux, selon une direction privilégiée dans l'image (typiquement, la direction horizontale ou verticale).

5. L'hypothèse de Bayer n'est pas utilisée dans cette représentation : la luminance n'est pas assimilée au niveau de vert, et les composantes de chrominance ne correspondent pas aux niveaux de rouge et de bleu.

En posant
$$\begin{bmatrix} f^L \\ f^{C_1} \\ f^{C_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ -\frac{1}{4} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{4} \\ -\frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f^R \\ f^G \\ f^B \end{bmatrix},$$
 l'expression de f^{CFA} devient :

$$f^{CFA}(x, y) = f^L(x, y) + f^{C_1}(x, y) \underbrace{(-1)^{x+y}}_{e^{j2\pi(x+y)/2}} + f^{C_2}(x, y) \underbrace{[(-1)^x - (-1)^y]}_{e^{j2\pi x/2} - e^{j2\pi y/2}} \quad (6.21)$$

Le signal CFA peut donc être interprété comme la somme d'une composante de luminance⁶ f^L en bande de base, d'une composante de chrominance f^{C_1} modulée aux fréquences spatiales (horizontale et verticale) ($u = 0, 5, v = 0, 5$), et d'une autre composante de chrominance f^{C_2} modulée aux fréquences spatiales ($u = 0, 5, v = 0$) et ($u = 0, v = 0, 5$)⁷. S'il est possible d'estimer les fonctions f^L , f^{C_1} et f^{C_2} en chaque pixel à partir du signal CFA, les niveaux estimés des composantes couleur R , G et B , sont alors retrouvés simplement par :

$$\begin{bmatrix} \hat{f}^R \\ \hat{f}^G \\ \hat{f}^B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -2 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{f}^L \\ \hat{f}^{C_1} \\ \hat{f}^{C_2} \end{bmatrix}. \quad (6.22)$$

Pour cela, la transformée de Fourier du signal CFA s'exprime à partir de l'équation (6.21) :

$$F^{CFA}(u, v) = F^L(u, v) + F^{C_1}(u-0, 5, v-0, 5) + F^{C_2}(u-0, 5, v) - F^{C_2}(u, v-0, 5), \quad (6.23)$$

expression dont les termes sont, respectivement, les transformées de Fourier de $f^L(x, y)$, de $f^{C_1}(x, y)(-1)^{x+y}$, ainsi que des deux signaux définis comme $f^{C_{2a}}(x, y) = f^{C_2}(x, y)(-1)^x$ et $f^{C_{2b}}(x, y) = -f^{C_2}(x, y)(-1)^y$.

L'observation de la répartition de l'énergie d'une image CFA dans le plan fréquentiel (*cf.* exemple de la figure 6.8(a)) révèle une concentration dans neuf zones assez distinctes, centrées sur les fréquences spatiales correspondant à l'équation (6.23). En particulier, l'énergie de $F^{C_2}(u-0, 5, v)$ se situe sur l'axe u des fréquences horizontales et celle de $F^{C_2}(u, v-0, 5)$ se situe sur l'axe v des fréquences verticales. L'énergie de $F^L(u, v)$ est concentrée principalement au centre du plan fréquentiel, tandis que celle $F^{C_1}(u-0, 5, v-0, 5)$ est localisée dans les zones diagonales (dites « coins ») du plan. La clé des méthodes basées sur la sélection de fréquences réside donc dans la conception de filtres permettant de séparer efficacement les composantes

6. Le terme « luminance » désigne la composante achromatique. Il est ici repris des publications relatives aux méthodes fréquentielles.

7. Il est aisé de vérifier que, sur une image achromatique pour laquelle $f^R = f^G = f^B$, les deux composantes de chrominance du signal CFA sont nulles.

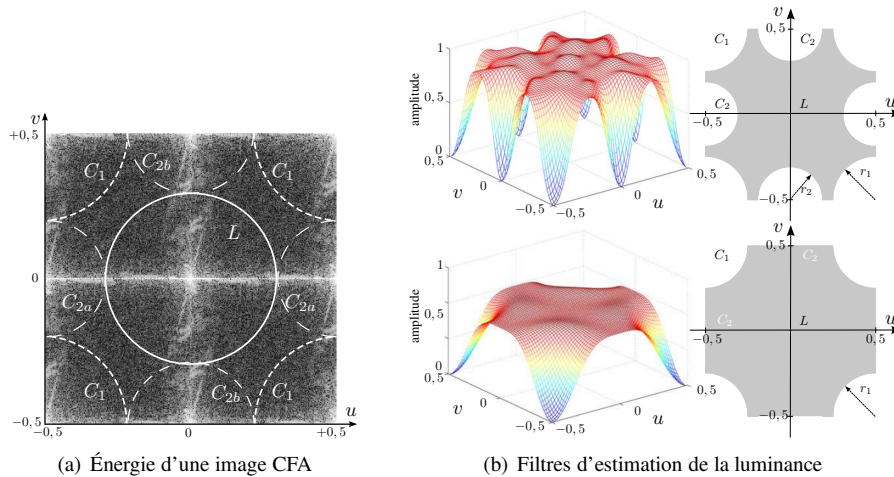


Figure 6.8. Analyse fréquentielle d'une image CFA (fréquences en cycles/pixel).

(a) Répartition, dans le plan fréquentiel, de l'énergie normalisée (module de la transformée de Fourier) de l'image CFA « Phare » (n°19 de la base Kodak) [ALL 05]. (b) Filtrés d'estimation de la luminance (spectre et bande passante) proposés par Alleysson et al. [ALL 05] (haut) et Lian et al. [LIA 07] (bas).

de luminance L et de chrominances C_1 et C_2 . La bande passante de ces filtres doit notamment être choisie avec soin, étant donné les recouvrements mutuels (*aliasing*) des spectres des trois signaux.

Différentes propositions de filtres sélectifs ont émergé. L'article original d'Alleysson *et al.* [ALL 05] utilise, par exemple, pour isoler la composante de luminance, le filtre dont le spectre est reproduit sur la partie supérieure de la figure 6.8(b). Dubois [DUB 05] propose de former l'estimation de f^{C_2} en pondérant davantage la sous-composante (C_{2a} ou C_{2b}) la moins sujette au chevauchement spectral avec la luminance. L'auteur a en effet constaté que, dans une zone locale de l'image, le recouvrement spectral entre la luminance et la chrominance se produit surtout, soit dans la direction horizontale, soit dans la direction verticale.

Lian *et al.* [LIA 05] montrent que l'estimation de la luminance par ces méthodes est sensible aux bandes passantes des filtres utilisés, alors même que les paramètres qui définissent celles-ci (r_1 et r_2 sur la figure 6.8(b)) dépendent du contenu de l'image et se révèlent délicats à ajuster. De plus, la sélection de la composante de luminance par filtrage passe-bas de l'image CFA entraîne la perte de l'information de hautes fréquences située selon les directions horizontale et verticale, auxquelles la perception visuelle humaine est particulièrement sensible. Les mêmes auteurs [LIA 07] font remarquer que, selon ces directions, le spectre associé au filtre utilisé pour estimer la

composante C_2 est nul si l'on considère les seules positions G du CFA. Ils proposent donc d'y appliquer un filtre (reproduit sur la partie inférieure de la figure 6.8(b)) dont le spectre est nul dans les « coins » du plan fréquentiel où est concentrée l'énergie de C_1 , ce qui permet d'obtenir le spectre de luminance F^L en ces positions. L'avantage de procéder ainsi est que ce spectre présente moins de chevauchement avec celui de C_1 qu'avec celui de C_2 , comme on peut le constater sur l'exemple de la figure 6.8(a). Pour estimer la luminance aux positions R et B du CFA, comme il est délicat d'isoler la composante C_2 , les auteurs utilisent une analyse spatiale basée sur la constance de la différence des composantes (exploitant la corrélation spectrale) et l'interpolation linéaire à pondération adaptative (exploitant la corrélation spatiale).

6.3.3. Autres méthodes et post-traitements

Ce paragraphe constitue un complément à la présentation des méthodes de dématricage. Nous y évoquons très succinctement les post-traitements classiquement réalisés par les algorithmes déjà évoqués, ainsi que des approches alternatives.

Un post-traitement est très souvent réalisé sur l'image estimée pour en éliminer les artefacts. Ce post-traitement consiste à corriger les couleurs estimées, généralement en renforçant de manière itérative la corrélation spectrale entre les trois composantes couleur. Le filtre médian, classiquement utilisé pour éliminer les bruits impulsifs dans une image en niveaux de gris, a été historiquement très utilisé pour sa faculté à supprimer efficacement les fausses couleurs sans dégrader les variations locales. Freeman [FRE 88] a été le premier à tirer parti de ce filtre en l'appliquant sur les plans estimés des différences de composantes $R - G$ et $B - G$, qui contiennent généralement peu de hautes fréquences spatiales, ce qui améliore assez sensiblement l'estimation par interpolation bilinéaire. Plusieurs auteurs intègrent également ce filtre pour supprimer les artefacts de dématricage, par exemple Hirakawa et Parks [HIR 05], ou encore Lu et Tan [LU 03] et Chang et Tan [CHA 06]. Une démarche commune à ces deux derniers travaux est de pré-détecter les zones de l'image susceptibles de contenir des artefacts, puis d'appliquer alors le filtre médian uniquement sur ces zones. Parmi les autres procédures correctives intéressantes utilisées, le lecteur peut se référer à celle intégrée à la méthode de Kimmel précédemment décrite [KIM 99], ou encore à celle de Menon *et al.* [MEN 06] prenant en compte la direction des contours locaux.

Les méthodes de dématricage dites « par régularisation » peuvent être considérées comme des approches sophistiquées de correction des couleurs estimées. Elles nécessitent en effet une estimation initiale $\tilde{\mathbf{I}}$ produite par une méthode simple (par exemple, celle de Hamilton et Adams), qui est ensuite améliorée itérativement en exploitant le principe de corrélation spectrale. Ainsi, Keren et Osadchy [KER 99] appliquent une régularisation en minimisant, grâce à une méthode par éléments finis, une fonction de

coût composée d'un terme de lissage spatial et d'un terme de corrélation couleur :

$$\begin{aligned} \text{Coût} = & \int \int \sum_{k=R,G,B} \left[\left(\frac{\partial^2 \tilde{I}^k}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 \tilde{I}^k}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 \tilde{I}^k}{\partial y^2} \right)^2 \right] dx dy \\ & + \gamma \int \int (\tilde{\mathbf{I}}_{x,y} - \bar{\mathbf{I}}_{x,y}) \mathbf{C}_{x,y}^{-1} (\tilde{\mathbf{I}}_{x,y} - \bar{\mathbf{I}}_{x,y})^t dx dy \end{aligned} \quad (6.24)$$

où $\bar{\mathbf{I}}_{x,y}$ et $\mathbf{C}_{x,y}$ sont respectivement la couleur moyenne et la matrice de covariance couleur au pixel (x, y) , et où γ est une constante positive. Gunturk *et al.* [GUN 02] proposent une méthode visant à homogénéiser progressivement les caractéristiques de hautes fréquences entre les trois plans de composante, tout en conservant les données disponibles dans l'image CFA. Le respect de ces objectifs est assuré grâce à deux ensembles convexes de contraintes sur lesquels l'algorithme projette alternativement les données estimées. Le premier ensemble, nommé « Observation », garantit l'adéquation avec les données disponibles dans l'image CFA. Le second, nommé « Détail », est basé sur une décomposition de chaque plan R , G et B en quatre sous-bandes fréquentielles résultant de l'approche par banc de filtres. Cet algorithme donne d'excellents résultats de dématricage, et il a été considéré pendant plusieurs années comme une référence pour la comparaison des performances. Cependant, il est complexe, donc relativement coûteux en temps de calcul (*cf.* tableau 6.1), et la qualité finale dépend en partie de celle de l'estimation initiale. Une synthèse des approches par régularisation existantes est disponible dans l'article de Menon *et al.* [MEN 09].

Une dernière grande famille de méthodes, suivant l'idée de Taubman [TAU 00], considère le dématricage comme un problème inverse généralisé [RIB 08]. Nous reprenons ici la formulation de Chaix de Lavarène [Cha 07] et ses notations – ce qui se justifie par le fait que les images sont considérées comme des variables aléatoires dans ce cadre bayésien. L'image CFA X est considérée comme la transformée de l'image couleur de référence \mathbf{Y} par le processus d'échantillonnage, représenté comme un opérateur de projection \mathbf{Pr} , soit $X = \mathbf{Pr} \mathbf{Y}$. En supposant que les données de référence sont une combinaison linéaire des données CFA acquises, et que le processus d'acquisition est invariant spatialement, le problème d'estimation peut être résolu par une approche de Wiener. Le dématricage consiste alors à trouver une matrice \mathbf{D} permettant d'estimer l'image couleur $\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{D} X$ à partir de l'image CFA X , tout en minimisant l'erreur quadratique avec l'image de référence $e = E[\|\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}\|^2]$. La solution de Wiener s'écrit alors :

$$\mathbf{D} = (E[\mathbf{Y} X^t]) (E[X X^t])^{-1}, \quad (6.25)$$

où $E[\cdot]$ représente l'espérance mathématique. Notons que cette formule nécessite une base d'images de référence \mathbf{Y} représentatives des images qui seront ensuite dématricées grâce à la matrice \mathbf{D} calculée. Cette approche de problème inverse permet

également de réaliser d'autres opérations parallèlement au dématricage. Par exemple, Condat [CON 10] l'utilise pour réaliser un dématricage/débruitage par une approche variationnelle consistant à minimiser la variation totale sous contrainte de cohérence avec les données acquises. Soulez et Thiébaud [SOU 09], quant à eux, réalisent conjointement les opérations de défloutage et de dématricage. Pour être aussi complet que possible sur la résolution de ce problème sous-déterminé qu'est le dématricage, signalons enfin qu'il existe des méthodes basées sur les réseaux de neurones [KAP 00] ou encore les champs de Markov cachés [MUK 01].

6.4. Qualité de l'image estimée

L'évaluation de la qualité de l'image estimée – et donc la performance de la méthode de dématricage l'ayant produite – peut être réalisée de diverses façons : subjective ou objective, avec ou sans référence, en utilisant différentes mesures, etc. (*cf.* le dernier chapitre sur l'évaluation de la qualité des images couleur). Nous concentrons ici notre attention sur l'évaluation objective de l'image estimée en supposant que l'on dispose de l'image de référence, ainsi qu'il est procédé dans l'immense majorité des articles relatifs au dématricage⁸. Plusieurs mesures ont été proposées pour cette évaluation, en fonction du but recherché. Outre les mesures classiques de fidélité utilisant les couleurs codées dans l'espace *RGB*, il existe :

- des mesures basées sur des espaces perceptuellement uniformes, destinées à mieux refléter la qualité d'une image telle que le système visuel humain la perçoit [CHU 06, ZHA 97] ;
- des mesures basées sur l'analyse des artefacts générés dans l'image estimée, destinées à évaluer leur impact sur les traitements de bas niveau appliqués ensuite sur cette image [LU 03, YAN 09].

Dans le cadre de la formation des images couleurs, nous nous intéressons ici aux seules mesures de *fidélité* de l'image estimée par rapport à l'image de référence. Le premier paragraphe de cette partie présente la procédure et les critères généralement utilisés pour mener à bien cette évaluation. Des résultats sont présentés dans un second temps, ce qui permet de discuter de la performance des différentes méthodes de dématricage présentées dans ce chapitre.

6.4.1. Critères de fidélité de l'image estimée

Pour évaluer objectivement la qualité du résultat du dématricage, la même démarche expérimentale, déjà évoquée dans la partie précédente, est toujours suivie.

8. À notre connaissance, seul l'article de Longère *et al.* [LON 02] décrit l'expérience d'une évaluation subjective de la qualité du dématricage, faisant appel à des observateurs humains et régie par une série de protocoles expérimentaux.

L'image CFA est d'abord simulée à partir de l'image couleur de référence en n'y sélectionnant qu'une composante couleur parmi les trois selon la disposition de la mosaïque de filtres du CFA. La méthode de dématricage est ensuite appliquée à l'image CFA pour fournir l'image estimée. L'évaluation objective de la qualité du dématricage est alors basée sur la comparaison pixel à pixel entre l'image de référence et l'image estimée. Classiquement, les mesures d'évaluation objective totalisent les erreurs entre les niveaux des pixels de ces deux images. En chaque pixel, l'erreur entre l'image de référence et l'image estimée est quantifiée à l'aide d'une distance entre deux points couleur dans un espace couleur tri-dimensionnel.

Les critères classiques de *fidélité* se cantonnent à l'espace *RGB*. La littérature relative au dématricage en utilise trois principaux, le dernier se déduisant du second :

1) Erreur absolue moyenne.

Le critère *MAE* (acronyme de *Mean Absolute Error*) évalue l'erreur absolue moyenne entre l'image de référence \mathbf{I} et l'image estimée $\hat{\mathbf{I}}$. Il est calculé par :

$$MAE(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{1}{3XY} \sum_{k=R,G,B} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} |I_{x,y}^k - \hat{I}_{x,y}^k|. \quad (6.26)$$

Rappelons que $I_{x,y}^k$ représente la valeur de la composante couleur k du pixel situé aux coordonnées spatiales (x, y) dans l'image \mathbf{I} , X et Y étant respectivement le nombre de colonnes et de lignes de cette image. La valeur du critère *MAE* varie entre 0 et 255, et elle est d'autant plus faible que la qualité du dématricage est meilleure.

2) Erreur quadratique moyenne.

Le critère *MSE* (acronyme de *Mean Square Error*) évalue l'erreur quadratique moyenne entre l'image de référence \mathbf{I} et l'image estimée $\hat{\mathbf{I}}$. Il est défini par :

$$MSE(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{1}{3XY} \sum_{k=R,G,B} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} (I_{x,y}^k - \hat{I}_{x,y}^k)^2. \quad (6.27)$$

La plage de valeurs pour cette mesure est $[0, 255^2]$ et l'interprétation des valeurs est identique à celle du critère *MAE* : la qualité optimale de dématricage correspond à la valeur nulle du critère *MSE*.

3) Rapport signal sur bruit pic-à-pic.

Le rapport signal sur bruit pic-à-pic ou *PSNR* (acronyme de *Peak Signal-Noise Ratio*) est une mesure de distorsion particulièrement utilisée en compression d'images. Il s'agit de quantifier la performance des codeurs en mesurant la qualité de reconstruction de l'image compressée par rapport à l'image originale. De nombreux auteurs (par exemple, [ALL 05], [HIR 05], [LIA 07] et [WU 04]) appliquent ce critère pour quantifier la performance du dématricage. Généralement exprimé en décibels, sa définition est :

$$PSNR(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{d^2}{MSE} \right), \quad (6.28)$$

où d est le niveau maximal possible pour les deux images comparées. Dans le cas standard d'une image où les composantes couleur d'un pixel sont codées sur 8 bits, d vaut 255. La qualité du dématricage est d'autant meilleure que la valeur de $PSNR$ de l'image estimée est élevée. La valeur de $PSNR$ calculée sur des images estimées par des méthodes classiques varie généralement entre 30 et 40 dB, ce qui équivaut à des valeurs comprises entre 65, 03 et 6, 50 pour le critère MSE .

Notons que ces trois critères peuvent être également utilisés pour mesurer les erreurs sur chaque plan de composante couleur. Sur le plan vert par exemple, l'erreur quadratique moyenne s'écrit :

$$MSE^G(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{1}{XY} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} (I_{x,y}^G - \hat{I}_{x,y}^G)^2, \quad (6.29)$$

le rapport signal sur bruit pic-à-pic sur le plan vert étant alors calculé en utilisant MSE^G dans l'équation (6.28). Ces critères marginaux sont utiles pour évaluer la dégradation due au dématricage sur chaque composante, tout particulièrement sur le plan vert souvent estimé en premier (donc déterminant pour l'estimation des plans rouge et bleu).

6.4.2. Résultats de fidélité et discussion

Pour donner une idée de la performance des méthodes de dématricage, nous en avons ici sélectionné dix principales parmi celles exposées dans les parties 6.2 et 6.3 de ce chapitre ; celles-ci sont listées en légende de la figure 6.9 et reprises dans le tableau 6.1⁹. Les images utilisées pour ces tests sont celles que l'on rencontre le plus fréquemment dans la littérature relative au dématricage, à savoir douze images naturelles de la base Kodak [Kod 91]¹⁰.

La figure 6.9 donne un aperçu visuel des résultats fournis par les dix méthodes sur un extrait de l'image « Maisons ». Nous pouvons en premier lieu constater que

9. Des codes sources sont disponibles en ligne pour certaines de ces méthodes :

- Bilinéaire, C. teinte, Cok et Hamilton (par Ting Chen) : <http://scien.stanford.edu/pages/labsite/1999/psych221/projects/99/tingchen/main.htm>
- Li, Gunturk : <http://www.csee.wvu.edu/~xinl/demo/demosaic.html>
- Dubois (avec [VAN 07]) : http://lcvwww.epfl.ch/reproducible_research/VandewalleKAS07

10. La base Kodak est disponible sur http://www.math.purdue.edu/~lucier/PHOTO_CD, et les douze images retenues présentent une diversité significative de couleurs et de zones texturées.

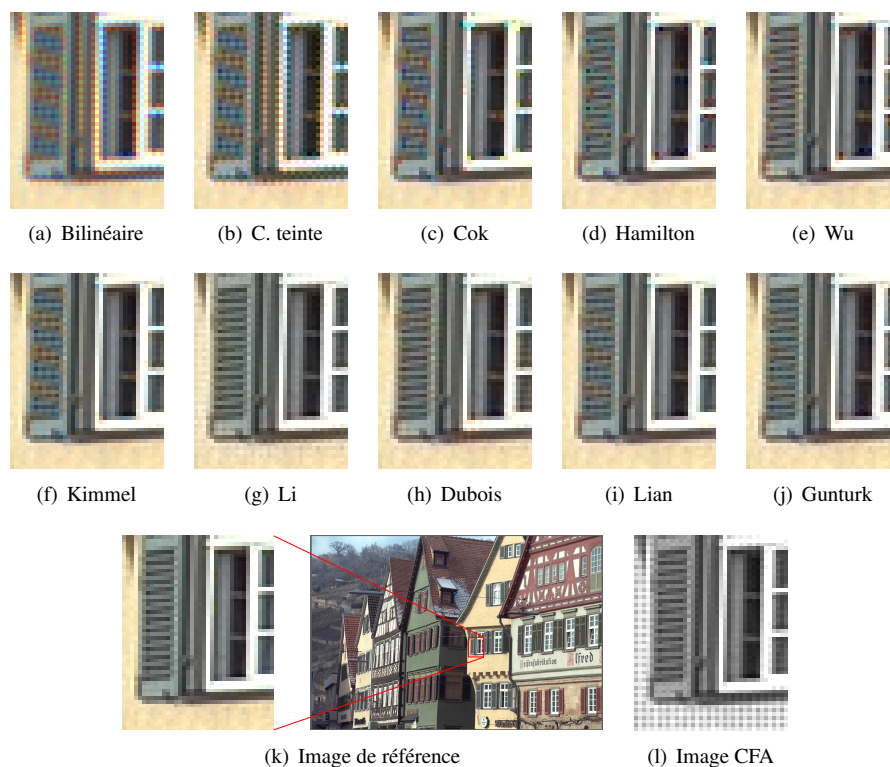


Figure 6.9. Résultats de démosaïçage obtenus, sur un extrait de l'image « Maisons » (k) (n°8 de la base Kodak), par dix méthodes de démosaïçage : (a) par interpolation bilinéaire [COK 86], (b) sous hypothèse de constance de teinte [COK 87], (c) par reconnaissance de formes [COK 94], utilisant un gradient [HAM 97], (d) par cohérence des directions d'interpolation entre composantes [WU 04], (e) à pondération adaptative [KIM 99], (g) utilisant la covariance locale [LI 01], (h) par sélection de fréquences [DUB 05], (i) par analyses fréquentielle et spatiale [LIA 07], (j) par projection alternée des composantes [GUN 02].

toutes les images estimées présentent des erreurs (ou *artefacts*) de démosaïçage, aucune méthode ne parvenant à restituer parfaitement l'image de référence présentée sur la figure 6.9(k). La présence de fins détails rend en effet cette image particulièrement délicate à estimer : dans les zones de hautes fréquences spatiales, l'échantillonnage CFA provoque un recouvrement de spectre (*aliasing*), donc une perte inévitable d'information en vertu du théorème de Nyquist-Shannon. Les artefacts de démosaïçages sont de trois types principaux.

- L'effet de flou est caractérisé par une atténuation des transitions et une perte de détails très fins. Cet effet est surtout marqué pour l'image estimée par interpolation

bilinéaire car cette méthode réalise un filtrage passe-bas (noter par exemple la texture du mur sur la figure 6.9(a)), mais se rencontre également pour la plupart des autres méthodes (remarquer l'atténuation des croisillons du battant ouvert de la fenêtre).

– L'effet de fermeture éclair (de l'anglais *zipper effect*) est un artefact typique du dématricage. Il se présente comme un motif crénelé (alternance de niveaux hauts et bas) et coloré (cyan ou orangé) qui apparaît principalement le long des transitions horizontales, verticales ou diagonales. La cause principale de cet artefact est une interpolation de niveaux qui appartiennent à des zones homogènes représentant des objets différents. Il est particulièrement perceptible dans les images estimées par interpolation bilinéaire (figure 6.9(a)) et sous hypothèse de constance de teinte (figure 6.9(b)), le long des montants et de la margelle de la fenêtre.

– Le phénomène de fausse couleur correspond à un écart élevé entre la couleur estimée d'un pixel et celle de ce pixel dans l'image de référence. Se manifestant comme une couleur visuellement aberrante, cet effet résulte typiquement de la perte de corrélation des composantes couleur (*cf.* paragraphe 6.2.3 et figure 6.6(b)), ce qui conduit en particulier à une mauvaise estimation des composantes R et/ou B . Cet artefact peut s'interpréter dans le domaine fréquentiel comme résultant du recouvrement mutuel des spectres de luminance et de chrominance estimées, conséquence de la mauvaise conception des filtres sélectifs d'estimation de ces composantes. Toutes les méthodes de dématricage tendent à générer des fausses couleurs, parfois conjointement à l'effet de fermeture éclair. De telles couleurs aberrantes sont visibles dans les lattes des volets, ou encore au coin supérieur gauche de la fenêtre (notamment sur les figures 6.9(c), (d), (f) et (i)).

L'utilisation des critères de fidélité décrits au paragraphe 6.4.1 permet d'évaluer objectivement la qualité du dématricage et de comparer les performances relatives des méthodes. Le tableau 6.1 montre les résultats numériques de fidélité obtenus, selon le critère $PSNR$, par les dix méthodes de dématricage considérées. Les résultats selon les critères MSE (dont le $PSNR$ est la forme logarithmique) et MAE ne sont pas présentés ici, mais signalons que ce dernier fournit des classements très proches. Les performances relatives des méthodes sont données sous forme de leur rang pour chaque image, plutôt que par les valeurs effectives de $PSNR$, moins synthétiques. Les valeurs effectives moyennes sont toutefois données dans l'avant-dernière colonne du tableau, et il est possible de remarquer que leur classement coïncide exactement avec celui fourni par la somme des rangs calculée dans la colonne précédente.

Nous constatons que les deux méthodes tirant parti du domaine fréquentiel (*i.e.*, celles de Dubois et de Lian *et al.*) fournissent systématiquement de meilleurs résultats que les méthodes utilisant uniquement un voisinage du plan image. En outre, la méthode proposée par Dubois sur la base des travaux d'Alleysson *et al.* est souvent classée dans les deux premières, et obtient les meilleurs scores en moyenne sur les douze images. La méthode de Gunturk *et al.* par projection alternée des composantes fournit également d'excellents résultats. À l'opposé, les méthodes « historiques » (par

Méthode \ Image	Image												Total rangs	\overline{PSNR} (dB)	Nb. d'op.
	6	7	8	9	11	16	19	20	21	22	23	24			
Bilinéaire	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	9	10	119	30,89	6
C. teinte	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	8	8	106	33,26	11
Cok	8	7	7	7	7	8	8	7	7	7	7	6	86	34,58	43
Hamilton	5	4	5	5	4	5	5	4	5	4	5	5	56	38,20	21
Wu	4	5	4	4	5	4	4	5	4	5	4	4	52	38,62	80
Kimmel	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	10	6	76	35,61	300
Li	7	8	8	8	8	7	7	8	8	8	7	9	93	34,39	>1300
Dubois	1	2	1	2	1	1	2	3	2	2	2	1	20	41,16	145
Lian	3	1	3	1	3	3	3	1	3	1	1	2	25	40,49	65
Gunturk	2	3	2	3	2	2	1	2	1	3	3	3	27	40,82	384

Tableau 6.1. Évaluation de la fidélité du dématricage par le critère du rapport signal sur bruit pic-à-pic (\overline{PSNR}) pour douze images couleur de la base de Kodak. Outre les valeurs moyennes en avant-dernière colonne, le tableau montre les rangs de performance obtenus par les dix mêmes méthodes de dématricage que celles de la figure 6.9. La dernière colonne indique le nombre moyen d'opérations requises pour estimer la couleur d'un pixel.

interpolation bilinéaire et constance de teinte) obtiennent des résultats très en retrait, ce qui confirme l'évaluation visuelle de la figure 6.9. Globalement d'ailleurs, ces classements obtenus pour les douze images concordent à la fois entre eux et approximativement avec la qualité subjective constatée sur la seule image n°8. Une réserve notable porte sur le classement de la méthode de Kimmel pour l'image n°23, dont les couleurs fortement saturées provoquent l'apparition d'artefacts lors de la phase de correction itérative reposant sur un rapport de composantes.

Dans une perspective d'implantation d'un de ces algorithmes, *a fortiori* pour un traitement embarqué de dématricage temps réel, il nous a paru utile d'ajouter un aperçu de leur complexité respective dans la dernière colonne du tableau 6.1. En raison de la diversité des mises en œuvre dont nous disposons (Matlab, C, etc.) et dans l'impossibilité de juger du degré d'optimisation de celles-ci, nous avons préféré estimer la complexité algorithmique des méthodes par le nombre d'opérations requises plutôt que par leur temps d'exécution¹¹. Observés en concomitance avec ceux de fidélité, ces résultats permettent de conclure quant à un compromis qualité/rapidité. Nous pouvons notamment remarquer que la méthode de Hamilton et Adams produit des résultats satisfaisants malgré sa simplicité, tandis que celle de Li et Orchard est prohibitive par le coût calculatoire extrêmement élevé de l'inversion matricielle utilisée. Les itérations,

11. Pour simplifier, toutes les opérations de base (addition, multiplication, comparaison et valeur absolue) sont ici comptabilisées de la même façon.

telles que celles intégrées aux méthodes de Kimmel et de Gunturk *et al.*¹², sont fortement pénalisantes en termes de complexité algorithmique. Finalement, la méthode de Lian *et al.* fournit sans doute le meilleur compromis entre la fidélité du résultat et le temps de calcul.

6.5. Calibrage des caméras couleur

Les signaux délivrés par un système d'acquisition doivent subir une transformation appropriée afin de correspondre à une traduction fidèle des couleurs telles qu'elles apparaissent à l'observateur humain. Une telle transformation porte souvent le nom de *calibrage* et repose sur un modèle colorimétrique plus ou moins sophistiqué dont le rôle est de faire le lien entre la sortie du ou des capteurs (après dématricage dans le cas des caméras mono-capteurs) et l'information couleur de la scène acquise.

D'une façon générale, un tel modèle colorimétrique est différent d'un système d'acquisition à un autre, principalement en raison de la variabilité des sensibilités spectrales des canaux des dispositifs et de toutes les non-linéarités qui peuvent en découler. En outre, il ne faut pas oublier que les caractéristiques spectrales de l'illuminant utilisé interviennent directement dans le processus d'acquisition (pour mémoire, nous invitons le lecteur à se reporter à la [figure 5.2](#) ainsi qu'aux relations 5.1 et 5.5). Cela suggère qu'idéalement il faudrait faire appel à un modèle colorimétrique différent par illuminant. Sauf sous éclairage parfaitement contrôlé, l'immense diversité des situations concrètes rend illusoire d'avoir autant de modèles colorimétriques que de configurations d'acquisition possibles. Dans la pratique, la plupart des systèmes abordent le problème en ajustant les valeurs des gains de chaque canal au cours d'un processus généralement connu sous le nom de *balance des blancs*.

Comme suggéré par son appellation, la balance des blancs consiste à ajuster les signaux de sortie des différents canaux en fonction des caractéristiques spectrales des sources lumineuses utilisées afin que les zones colorimétriquement neutres de la scène acquise soient effectivement codées comme telles. Par exemple, avec une lampe à incandescence, il est nécessaire d'augmenter la sensibilité des canaux dédiés aux faibles longueurs d'onde du visible relativement à celle des canaux dédiés aux fortes longueurs d'onde pour éviter que les objets blancs apparaissent artificiellement jaunâtres.

La difficulté majeure pour effectuer une balance des blancs est de déterminer quelles parties de la scène acquise peuvent être considérées comme neutres. Le moyen infallible est bien sûr de recourir à une mire étalon lambertienne et de même coefficient de réflexion pour toutes les longueurs d'onde de la fenêtre du visible. Cependant,

12. Notons toutefois qu'une implantation de cette méthode ne requérant qu'une seule passe a récemment été proposée [LU 10].

si cette approche est parfaitement adaptée dans le cadre d'un usage professionnel elle est beaucoup plus délicate à mettre à œuvre dans un contexte grand public. Dans ce dernier cas, des méthodes d'estimation de la température de couleur de l'illuminant sont plutôt déployées.

Une de ces méthodes utilise un jeu de photodiodes classiquement recouvertes de filtres RGB. Les photodiodes sont placées dans le dispositif d'acquisition de telle sorte qu'elles reçoivent directement la lumière incidente [HAN 83]. Cette approche peut malheureusement fournir des résultats incorrects en raison des réflexions parasites en provenance des surfaces colorées de la scène. En outre, les composants additionnels induisent un surcoût parfois non négligeable.

De meilleurs résultats sont normalement obtenus en estimant le réglage de la balance des blancs à partir des données brutes du ou des capteurs. L'image acquise est subdivisée en un nombre plus ou moins important de zones (au moins 20 typiquement). Pour chaque zone, la valeur moyenne du signal de chaque canal est calculée. Les valeurs moyennes obtenues sont alors différenciées selon un algorithme déterminé afin de rechercher des signatures permettant de sélectionner, au sein d'un ensemble de sources lumineuses préalablement répertoriées, celle qui est la plus susceptible d'éclairer la scène acquise [MOR 90, LIU 95, SPA 98]. Une fois la source la plus probable sélectionnée, les différents canaux sont pondérés en conséquence pour adapter leurs contributions relatives à la distribution spectrale d'énergie de la lumière incidente.

Quelle que soit la méthode employée pour effectuer la balance des blancs, cette opération ne constitue pas à elle seule un modèle colorimétrique complet [LAM 05]. L'information couleur capturée doit être en corrélation avec ce qu'un observateur perçoit. En d'autres termes, et comme cela a déjà été spécifié dans le [paragraphe 5.2.5](#), il faut veiller à minimiser les différences entre les couleurs numérisées et les couleurs perçues. Cela renvoie aux problématiques de l'apparence colorée qui a été traitée dans le chapitre 3 de cet ouvrage. De façon pratique, le modèle colorimétrique peut être construit après une balance des blancs en opérant une acquisition d'un jeu de couleurs de référence dans les mêmes conditions de prise de vue que la scène à imager. L'exercice consiste alors à déterminer la ou les transformations nécessaires pour corréler les valeurs de sortie du système d'acquisition avec les couleurs de référence.

Le principe général consiste à faire correspondre les observations des échantillons sélectionnés avec leurs valeurs dans un espace couleur normalisé tel que XYZ . L'hypothèse sous-jacente est que la connaissance de la correspondance entre un certain nombre de couleurs bien choisies dans deux espaces liés par une transformation permet de déduire une approximation de la transformation pour un jeu de couleurs plus riche et plus étendu. Cela suppose que la condition dite de Luther, selon laquelle il existe une transformation linéaire entre l'espace d'acquisition et l'espace normalisé retenu, soit vérifiée [HOR 84]. En pratique, la condition de Luther n'est généralement

pas strictement vérifiée, mais l'approche générale donne cependant des résultats satisfaisants.

Le modèle colorimétrique a pour rôle de faire le lien entre les valeurs délivrées par les capteurs et les couleurs telles qu'elles sont perçues par l'observateur. Les valeurs qu'il délivre peuvent être encodées de multiples façons dans des espaces couleur dépendant ou indépendant du matériel, selon les applications et les appareils auxquels le système d'acquisition est amené à être mis en relation. Le prochain chapitre dédié à la gestion des couleurs est tout naturellement entièrement consacré à cette facette du problème.

6.6. Conclusion

Ce chapitre s'est focalisé sur l'un des traitements fondamentaux opérés dans une caméra couleur mono-capteur : le dématricage. Nous avons vu pourquoi et comment était estimée l'image couleur à partir des données brutes échantillonnées provenant du capteur. Les principes essentiels sous-jacents à la plupart de ces méthodes ont été ici présentés, ainsi que les algorithmes marquants qui les mettent en œuvre. Parmi ceux-ci, nous avons principalement distingué deux grandes familles : les méthodes basées sur une analyse spatiale de l'image, et celles utilisant le domaine fréquentiel. D'autres approches proposées récemment ont également été rapidement évoquées.

La multiplicité et la diversité des méthodes de dématricage témoignent de l'acuité de ce problème, tandis que les plus récentes en montrent l'actualité. Le foisonnement soutenu de la recherche sur ce thème depuis plus de 30 ans a permis de nets progrès dans la qualité de l'image estimée, et plus précisément dans la fidélité de celle-ci à la scène observée. La brève étude de fidélité présentée ici, réalisée sur un échantillon significatif des méthodes balayées et sur un ensemble significatif d'images, a mis en évidence la supériorité des approches analysant le signal CFA dans le domaine fréquentiel. Celles-ci fournissent en effet les résultats les plus fidèles au sens du rapport signal sur bruit, pour un coût calculatoire relativement bas.

Dans le cadre de la formation de l'image couleur au sein des capteur couleur, nous nous sommes ici strictement cantonnés à une étude de fidélité de l'image estimée. Il serait intéressant d'étendre l'étude de la qualité de cette image dans le cadre de son affichage ou de sa reproduction. Cela nécessite de contrôler parfaitement les conditions d'acquisition et d'utiliser d'autres métriques de qualité, mieux corrélées à la perception visuelle humaine, ainsi que des tests de qualité subjectifs.

6.7. Bibliographie

[ALL 04] ALLEYSSON D., « 30 ans de démosaïçage », *Traitement du Signal*, vol. 21, n° 6, p. 561-581, 2004.

- [ALL 05] ALLEYSSON D., SÜSSTRUNK S., HÉRAULT J., « Linear demosaicing inspired by the human visual system », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, n° 4, p. 439-449, avril 2005.
- [BAY 76] BAYER B. E., « Color imaging array », U.S. patent 3,971,065, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., juillet 1976.
- [CHA 06] CHANG L., TAN Y.-P., « Hybrid color filter array demosaicking for effective artifact suppression », *Journal of Electronic Imaging*, vol. 15, n° 1, p. 013003,1-17, janvier 2006.
- [Cha 07] CHAIX DE LAVARÈNE B., ALLEYSSON D., HÉRAULT J., « Practical implementation of LMMSE demosaicing using luminance and chrominance spaces », *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 107, n° 1-2, p. 3-13, juillet 2007.
- [CHU 06] CHUNG K.-H., CHAN Y.-H., « Color demosaicing using variance of color differences », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, n° 10, p. 2944-2955, octobre 2006.
- [COK 86] COK D. R., « Signal processing method and apparatus for sampled image signals », U.S. patent 4,630,307, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., décembre 1986.
- [COK 87] COK D. R., « Signal processing method and apparatus for producing interpolated chrominance values in a sampled color image signal », U.S. patent 4,642,678, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., février 1987.
- [COK 94] COK D. R., « Reconstruction of CCD images using template matching », *Proceedings of the IS&T's 47th Annual Conference, Physics and Chemistry of Imaging Systems (ICPS'94)*, vol. 2, Rochester, New York, U.S.A., p. 380-385, mai 1994.
- [CON 10] CONDAT L., « A simple, fast and efficient approach to denoising : Joint demosaicking and denoising », *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'10)*, Hong Kong, Chine, p. 905-908, septembre 2010.
- [DUB 05] DUBOIS E., « Frequency-domain methods for demosaicking of Bayer-sampled color images », *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 12, n° 12, p. 847-850, décembre 2005.
- [FRE 88] FREEMAN W. T., « Median filter for reconstructing missing color samples », U.S. patent 4,724,395, to Polaroid Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., décembre 1988.
- [GUN 02] GUNTURK B. K., ALTUNBASAK Y., MERSEREAU R. M., « Color plane interpolation using alternating projections », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, n° 9, p. 997-1013, septembre 2002.
- [HAM 97] HAMILTON J. F., ADAMS J. E., « Adaptive color plan interpolation in single sensor color electronic camera », U.S. patent 5,629,734, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., mai 1997.
- [HAN 83] HANMA K., MASUDA M., NABEYAMA H., SAITO Y., « Novel technologies for automatic focusing and white balancing of solid state color video camera », *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. CE-29, n° 3, p. 376-382, août 1983.

- [HIB 95] HIBBARD R. H., « Apparatus and method for adaptively interpolating a full color image utilizing luminance gradients », U.S. patent 5,382,976, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., janvier 1995.
- [HIR 05] HIRAKAWA K., PARKS T. W., « Adaptive homogeneity-directed demosaicing algorithm », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, n° 3, p. 360-369, mars 2005.
- [HOR 84] HORN B. K. P., « Exact reproduction of colored images », *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 26, n° 2, p. 135-167, mai 1984.
- [KAP 00] KAPAH O., HEL-OR Z., « Demosaicing using artificial neural networks », *Proceedings of the SPIE - Applications of artificial neural networks in image processing V*, vol. 3962, San Jose, CA, USA, p. 112-120, janvier 2000.
- [KER 99] KEREN D., OSADCHY M., « Restoring subsampled color images », *Machine Vision and Applications*, vol. 11, n° 4, p. 197-202, décembre 1999.
- [KIM 99] KIMMEL R., « Demosaicing : image reconstruction from color CCD samples », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 8, n° 9, p. 1221-1228, septembre 1999.
- [Kod 91] KODAK ET DIVERS PHOTOGRAPHES, « Kodak Photo CD PCD0992, Access Software & Photo Sampler, Final version 2.0 », [CD-ROM, Part No. 15-1132-01], 1991.
- [LAM 05] LAM E. Y., « Combining gray world and retinex theory for automatic white balance in digital photography », *Proceedings of the 9th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE'05)*, Hong Kong, Chine, p. 134-139, juin 2005.
- [LAR 93] LAROCHE C. A., PRESCOTT M. A., « Apparatus and method for adaptively interpolating a full color image utilizing chrominance gradients », U.S. patent 5,373,322, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., juin 1993.
- [LI 00] LI X., Edge directed statistical inference and its applications to image processing, PhD thesis, Princeton University, New Jersey, U.S.A., novembre 2000.
- [LI 01] LI X., ORCHARD M. T., « New edge-directed interpolation », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, n° 10, p. 1521-1527, octobre 2001.
- [LI 08] LI X., GUNTURK B. K., ZHANG L., « Image demosaicing : a systematic survey », PEARLMAN W. A., WOODS J. W., LU L., Eds., *Proceedings of the SPIE Conference on Visual Communications and Image Processing (VCIP'08)*, vol. 6822, San Jose, California, USA, janvier 2008.
- [LIA 05] LIAN N., CHANG L., TAN Y.-P., « Improved color filter array demosaicking by accurate luminance estimation », *Proceedings of the 12th International Conference on Image Processing (ICIP'05)*, vol. 1, Genève, Italie, p. I-41-4, septembre 2005.
- [LIA 07] LIAN N.-X., CHANG L., TAN Y.-P., ZAGORODNOV V., « Adaptive filtering for color filter array demosaicking », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, n° 10, p. 2515-2525, octobre 2007.
- [LIU 95] LIU Y.-C., CHAN W.-H., CHEN Y.-Q., « Automatic white balance for digital still camera », *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 41, n° 3, p. 460-466, août 1995.

- [LON 02] LONGERE P., XUEMEI Z., DELAHUNT P. B., BRAINAR D. H., « Perceptual assessment of demosaicing algorithm performance », *Proceedings of the IEEE*, vol. 90, n° 1, p. 123-132, janvier 2002.
- [LOS 10] LOSSON O., MACAIRE L., YANG Y., « Comparison of color demosaicing methods », *Advances in Imaging and Electron Physics*, vol. 162, p. 173-265, juillet 2010.
- [LU 03] LU W., TAN Y.-P., « Color filter array demosaicking : new method and performance measures », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 12, n° 10, p. 1194-1210, octobre 2003.
- [LU 10] LU Y., KARZAND M., VETTERLI M., « Demosaicking by alternating projections : theory and fast one-step implementation », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, n° 8, p. 2085-2098, août 2010.
- [LUK 05] LUKAC R., PLATANIOTIS K. N., « Universal demosaicking for imaging pipelines with an RGB color filter array », *Pattern Recognition*, vol. 38, p. 2208-2212, avril 2005.
- [LUK 08] LUKAC R., *Single-sensor imaging : methods and applications for digital cameras*, Image Processing Series, CRC Press, septembre 2008.
- [MEN 06] MENON D., ANDRIANI S., CALVAGNO G., « A novel technique for reducing demosaicing artifacts », *Proceedings of the XIVth European Signal Processing Conference (EUSIPCO'06)*, Florence, Italie, septembre 2006.
- [MEN 09] MENON D., CALVAGNO G., « Regularization approaches to demosaicking », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 18, n° 10, p. 2209-2220, octobre 2009.
- [MOR 90] MORIMURA A., UOMORI K., KITAMURA Y., FUJIOKA A., HARADA J., IWAMURA S., HIROTA M., « A digital video camera system », *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 36, n° 4, p. 3866-3876, novembre 1990.
- [MUK 01] MUKHERJEE J., PARTHASARATHI R., GOYAL S., « Markov random field processing for color demosaicing », *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, n° 3-4, p. 339-351, mars 2001.
- [RIB 08] RIBÉS A., SCHMITT F., « Linear inverse problems in imaging », *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, n° 4, p. 84-99, juillet 2008.
- [SOU 09] SOULEZ F., THIÉBAUT E., « Joint deconvolution and demosaicing », *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'09)*, Le Caire, Égypte, p. 145-148, novembre 2009.
- [SPA 98] SPAULDING K. E., VOGEL R. M., SZCZEPANSKI J. R., « Method and apparatus for color-correcting multi-channel signals of a digital camera », US patent 5,805,213, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., septembre 1998.
- [TAU 00] TAUBMAN D. S., « Generalized Wiener reconstruction of images from colour sensor data using a scale invariant prior », *Proceedings of the 7th International Conference on Image Processing (ICIP'2000)*, vol. 3, Vancouver, BC, Canada, p. 801-804, septembre 2000.
- [VAN 07] VANDEWALLE P., KRICHANE K., ALLEYSSON D., SÜSSTRUNK S., « Joint demosaicing and super-resolution imaging from a set of unregistered aliased images », *Proceedings of the 19th IST/SPIE Electronic Imaging Annual Symposium (SPIE'07)*, vol. 6502

de *Digital Photography III*, San Jose, Californie, U.S.A., p. 65020A.1-65020A.12, janvier 2007.

- [WU 04] WU X., ZHANG N., « Primary-consistent soft-decision color demosaicking for digital cameras », *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, n° 9, p. 1263-1274, septembre 2004.
- [YAN 09] YANG Y., Contribution à l'évaluation objective de la qualité d'images couleur estimées par dématricage, these, Université Lille 1, Sciences et Technologies, octobre 2009.
- [ZHA 97] ZHANG X., WANDELL B. A., « A spatial extension of CIELAB for digital color reproduction », *Journal of the Society for Information Display*, vol. 5, n° 1, p. 61-63, mars 1997.

Chapitre 7

Index

- aliasing, 18, 24
- corrélation
 - spatiale, 10
 - spectrale, 9
- dématriçage
 - artefacts, 8, 21, 24
 - critères de fidélité, 21
 - méthodes fréquentielles, 16
 - méthodes spatiales, 11
 - par régularisation, 19
 - performance, 23
 - post-traitements, 19
 - principe, 4
 - problème inverse, 20
- démosaïçage, voir *dématriçage*
- dualité géométrique, 15
- erreur
 - absolue moyenne (MAE), 22
 - minimisation (MMSE), 20
 - quadratique moyenne (MSE), 22, 23
- espace couleur
 - $L^*a^*b^*$, 14
 - RGB* (ou *RVB*), 21
- filtre, 17–19
 - CFA, 2
 - de Bayer, 2
 - médian, 19
- filtres
 - banc de, 20
 - mosaïque de, voir *filtre CFA*
- image
 - CFA, 4–6
 - couleur estimée, 6
- matrice
 - de covariance, 15, 20
- problème inverse, 20
- rapport signal-bruit, 22, 25
- temps réel, 26
- transformée
 - de Fourier, 17