



HAL
open science

Extension optimale des algorithmes de démosaïquage d'images multispectrales pour la mise en place d'un système d'acquisition vidéo caméra one-shot

Norbert Hounsou

► **To cite this version:**

Norbert Hounsou. Extension optimale des algorithmes de démosaïquage d'images multispectrales pour la mise en place d'un système d'acquisition vidéo caméra one-shot. Traitement des images [eess.IV]. Université d'Abomey-Calavi (Bénin), 2022. Français. NNT: . tel-03773141

HAL Id: tel-03773141

<https://hal.science/tel-03773141>

Submitted on 8 Sep 2022

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.



UNIVERSITE D'ABOMEY-CALAVI

Institut de Mathématiques et de Sciences Physiques de Dangbo (République du Bénin)

Thèse de Doctorat

Présentée et soutenue par

HOUNSOU Norbert

Spécialité : Informatique, Traitement d'Images Multispectrales

Extension optimale des algorithmes de démosaïquage d'images multispectrales pour la mise en place d'un système d'acquisition vidéo caméra one-shot

Composition du Jury :

Président	Professeur TODJIHOUNDE Léonard	Université d'Abomey-Calavi, IMSP, Bénin
Rapporteur	Professeur ORIA Vincent	Université NJIT, New Jersey, USA
Rapporteur	Professeur JACQUIR Sabir	Université Paris Sud Saclay, France
Rapporteur	Professeur EZIN Eugène	Université d'Abomey-Calavi, IFRI, Bénin
Examineur	Docteur ASSOGBA Kokou	Maitre de conférences, UAC, Bénin
Examineur	Docteur DJARA Tahirou	Maitre de conférences, UAC, Bénin
Directeur de thèse	Professeur GOUTON Pierre	Université de Bourgogne, France

02 Juillet 2022

Remerciements

Je tiens à exprimer en toute honnêteté mes sincères remerciements au Professeur GOUTON Pierre, mon Directeur de thèse pour son encadrement, sa rigueur scientifique, sa disponibilité et son sens de communication.

J'adresse également mes remerciements au Docteur SANDA MAHAMA Amadou Tidjani pour la confiance qu'il m'a accordée en m'acceptant comme un jeune frère, les nombreuses impulsions qu'il a apportées à mes travaux, ses conseils avisés et sa vivacité d'esprit.

Je remercie vivement mes collègues doctorants, ATEKOSSI Nicaise, CHABI ADJOBBO Esther et HOUSSOU Eléonore Elvire pour leur esprit d'ouverture et de partage.

Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à toute ma famille, mon épouse, mes enfants, mes frères et sœurs pour leur affection et le soutien qu'ils m'ont apporté.

Résumé

Les images multispectrales sont acquises grâce aux caméras multispectrales équipées de capteurs CCD ou CMOS qui échantillonnent le spectre du visible ou du proche infrarouge selon des bandes spectrales spécifiques. Une mosaïque de filtres multispectraux MSFA est superposée à la surface des capteurs pour acquérir une image brute appelée image MSFA. Dans l'image MSFA, une seule bande spectrale est disponible par pixel, le processus de démosaïquage s'avère nécessaire pour estimer l'image multispectrale en pleine résolution spatio-spectrale. Motivés par le succès des caméras à capteur unique capturant l'image en une seule exposition qui utilisent des filtres CFA, nous avons effectué une étude comparative de quelques algorithmes récents de démosaïquage des images couleurs et avons identifié expérimentalement le plus performant, l'algorithme basé sur l'analyse par ondelettes de la composante de la luminance. Nous avons combiné avec succès à cette approche, les ondelettes biorthogonales et nous avons obtenu des résultats très satisfaisants. Les images couleurs sont limitées en nombre de bandes spectrales et pour lever cette équivoque de limite, nous avons étendu notre travail aux images multispectrales. Ainsi, nous avons proposé un algorithme performant de démosaïquage d'images multispectrales qui se concentre sur la bande verte et la composante de la luminance. Nous avons d'abord configuré deux modèles de MSFA par la méthode d'arbre binaire, l'un à quatre bandes et l'autre à cinq bandes spectrales avec la bande verte dominante puis nous avons proposé un algorithme qui estime les composantes vertes manquantes et les autres bandes manquantes respectivement par la méthode de convolution et d'interpolation bilinéaire pondérée basée sur la composante de la luminance. Les images de la base d'images multispectrales CAVE utilisées pour les simulations sont acquises grâce aux caméras équipées de filtre accordable à cristaux liquides LCTF d'une sensibilité de faible énergie en bandes bleues. Pour équilibrer les énergies des différentes bandes spectrales et éviter la dégradation d'une bande spectrale au profit d'une autre, nous avons configuré un nouveau modèle de MSFA à quatre bandes avec la bande bleue dominante et nous avons proposé une nouvelle approche de dématricage qui combine la méthode LMMSE et le noyau adaptatif de régression. En effet, nous avons utilisé l'algorithme LMMSE pour estimer les bandes bleues manquantes aux différents pixels. Pour les autres bandes spectrales manquantes, la méthode de gradient directionnel qui s'appuie sur les

bandes bleues estimées est utilisée pour leur interpolation. Le noyau adaptatif de régression est ensuite appliqué à chaque bande spectrale estimée aux différents pixels pour leur mise à jour sans artefacts persistants. Les résultats des différentes simulations montrent que les approches que nous avons proposées surpassent les algorithmes existants tant visuellement que quantitativement en termes du PSNR, du SSIM et du RMSE.

Abstract

Multispectral images are acquired using multispectral cameras equipped with CCD or CMOS sensors which sample the visible or near infrared spectrum according to specific spectral bands. A mosaic of multispectral MSFA filters is superimposed on the surface of the sensors to acquire a raw image called an MSFA image. In the MSFA image, only one spectral band is available per pixel, the demosaicking process is necessary to estimate the multispectral image at full spatio-spectral resolution. Motivated by the success of single-sensor cameras capturing the image in a single exposure that use CFA filters, we performed a comparative study of a few recent color image demosaicking algorithms and experimentally identified the best performing one, the algorithm based on the wavelet analysis of the luminance component. We have successfully combined biorthogonal wavelets with this approach with very satisfactory results. Color images are limited in the number of spectral bands and to remove this limit unequivocation, we have extended our work to multispectral images. Thus, we have proposed a powerful multispectral image demosaicking algorithm which focuses on the green band and the luminance component. We first configured two MSFA models by the binary tree method, one with four bands and the other with five spectral bands with the dominant green band then proposed an algorithm which estimates the missing green components and other missing bands respectively by the method of convolution and weighted bilinear interpolation based on the luminance component. The images from the CAVE multispectral image base used for the simulations are acquired using cameras equipped with a liquid crystal tunable filter LCTF with low-energy sensitivity in blue bands. To balance the energies of the different spectral bands and avoid degradation of one spectral band for the benefit of another, we configured a new model of four-band MSFA with the dominant blue band and proposed a new demosaicking approach that combines the LMMSE method and the adaptive regression kernel. Indeed, we used the LMMSE algorithm to estimate the missing blue bands at the different pixels. For the other missing spectral bands, the directional gradient method which relies on the estimated blue bands is used for their interpolation. The adaptive regression kernel is then applied to each spectral band estimated at the different pixels for their update without persistent artifacts. The results of the various simulations show that our proposed approaches surpass existing algorithms both visually and quantitatively in

terms of PSNR, SSIM and RMSE.

Table des matières

Abstract	v
Table des figures	xi
Liste des tableaux	xv
Liste des abréviations	xvi
Introduction	1
1 Motivation	1
2 Contribution	2
3 Organisation de la thèse	5
Partie I Acquisition d’images couleurs à base de caméras one-shot	8
1 Imagerie couleur à filtre CFA	8
1 Introduction	8
2 Les systèmes à prismes dichroïques : caméra tri-CCD	9
2.1 Le système optique	9
2.2 Caméra tri-CCD	10
3 Les systèmes à CFA : caméra mono-CCD	11
4 Différentes configurations des CFA	13
5 Acquisition d’une image couleur : Démosaïquage des images CFA	15
6 Conclusion	23
2 Algorithme de démosaïquage basé sur l’analyse en ondelettes de la composante de luminance	24
1 Introduction	24
2 Présentation des ondelettes biorthogonales	24

2.1	Les ondelettes orthogonales	25
2.1.1	Analyse multirésolution	25
2.1.2	Base de Riesz	26
2.2	Les ondelettes biorthogonales	28
2.2.1	Ondelettes biorthogonales de Cohen-Daubechies-Feauveau (CDF)	30
2.2.2	Ondelettes biorthogonales proposées par Vetterli et Herley	30
2.2.3	Ondelettes biorthogonales proposées par Villasenor et al.	31
2.2.4	Ondelettes biorthogonales de Mallat	31
3	Proposition d’algorithme de démosaïquage basé sur l’analyse en ondelettes de la composante de luminance	32
4	Résultats expérimentaux	37
4.1	Evaluation quantitative de la performance	38
4.2	Evaluation visuelle de la performance	41
5	Discussion	44
6	Conclusion	45

Partie II Proposition d’amélioration des algorithmes de dématricage des images multispectrales 47

3	Imagerie multispectrale à filtre MSFA 47	47
1	Introduction	47
2	Réflectance spectrale d’un objet	47
2.1	Source lumineuse	47
2.2	Radiance spectrale d’un objet	50
2.3	Réflexion spéculaire	51
2.4	Réflexion diffuse	52
2.5	La réfraction	53
3	Image multispectrale	54
3.1	Approche de conception des MSFA	56
3.2	Différentes configurations des MSFA	57
4	Acquisition d’image multispectrale	60
4.1	Systèmes d’acquisition d’images multispectrales	60
4.2	Démosaïquage des images MSFA	61
5	Conclusion	67

4	Extension de l'algorithme de démosaïquage basé sur la composante de luminance aux images multispectrales à 4 et 5 bandes	69
1	Introduction	69
2	Système de démosaïquage multispectral proposé	70
2.1	Sélection des modèles MSFA	70
2.2	Estimation de la luminance multispectrale	72
3	Algorithme de démosaïquage multispectral proposé	76
3.1	Estimation des composantes G manquantes	76
3.2	Estimation des autres composantes aux pixels G	78
3.3	Estimation des composantes manquantes restantes	78
3.3.1	Estimation de la luminance multispectrale $\hat{L}(x, y)$	79
3.3.2	Calcul des poids d'estimation	79
4	Résultats expérimentaux	80
4.1	Evaluations visuelles des performances	81
4.2	Evaluations quantitatives des performances	83
5	Discussion	86
6	Conclusion	87
5	Démosaïquage d'images multispectrales à 4 bandes combinant les méthodes LMMSE et le noyau adaptatif de régression	89
1	Introduction	89
2	Conception du modèle MSFA à 4 bandes et hypothèses d'application de la méthode LMMSE	90
2.1	Conception du modèle MSFA à 4 bandes	90
2.2	Hypothèses d'application de la méthode LMMSE	91
3	Méthodes de démosaïquage LMMSE et noyau de régression existants	94
3.1	Méthode de démosaïquage LMMSE	95
3.2	Méthode de noyau de régression	96
3.3	Noyau adaptative de régression	98
4	Méthode de démosaïquage multispectral proposé	99
4.1	Estimation de la bande bleue par la technique LMMSE	99
4.2	Estimation de la bande Orange aux pixels rouges et Verts	99
4.3	Estimation de la bande verte aux pixels rouges et inversement	100
4.4	Estimation des bandes rouges et vertes aux pixels oranges	101
4.5	Estimation des bandes rouges, vertes et oranges aux pixels bleus	101
4.6	Amélioration des bandes estimées par le noyau adaptatif	102

5	Résultats expérimentaux	102
5.1	Evaluations visuelles des performances	103
5.2	Evaluations quantitatives des performances	105
6	Conclusion	109
	Conclusion générale et Perspectives	110
	Liste des publications	112
	Bibliographie	113

Table des figures

1	Modèles MSFA configurés (a) 4 bandes (b) 5 bandes.	3
2	Modèle MSFA à 4 bandes configurés à bande B dominante.	4
1.1	Système de lentilles projetant l'image de l'objet sur la surface du capteur [1].	9
1.2	Réponse spectrale d'un capteur CCD [1].	10
1.3	Réponse spectrale d'un capteur CMOS [1].	10
1.4	Fonctionnement d'une caméra tri-CCD [2].	11
1.5	Fonctionnement d'une caméra mono-CCD [2].	12
1.6	Image CFA de Bayer.	12
1.7	Différents motifs du CFA1.0 [3].	14
1.8	Diverses Configurations du CFA : (a) Bandes diagonales [2] (b) Pseudo-aléatoire [2] (c) Bandes verticales [4] (d) Pseudo-aléatoire [2] (e) CFA de Hirakawa [5] (f) Proposé par Syu et al. [6] (g) CFA de Kijima [7] (h) CFA de Condat [8] (i) CFA de Parmar [9] (j) CFA2.0 [7] (k) CFA3.0 [10] (l) CFA de Yamanaka [11].	15
1.9	Numérotation des pixels de l'image CFA.	16
1.10	Schéma synoptique de l'algorithme de Menon et al. [12].	17
1.11	Schéma synoptique de l'approche de Su [13].	18
1.12	Schéma Illustratif de l'approche de Kwan et al. [14].	21
1.13	Estimation de la bande R : (a) par la méthode de différence de couleur (b) par l'approche de Kiku et al [15].	22
1.14	Interpolation horizontale de la bande rouge par la méthode de Kiku et al. [16].	22
2.1	Banc de filtre d'analyse d'un signal [17].	28
2.2	Banc de filtre de synthèse [17].	29
2.3	Banc de filtre d'analyse-synthèse [18].	29
2.4	Spectre de luminance et de chrominance [19].	34
2.5	Image CFA de Bayer à fenêtre 5×5 centré sur la bande rouge.	36

2.6	Dix images sélectionnées dans la base d'images Kodak (première ligne) et la base d'images IMAX (deuxième ligne) pour l'expérimentation.	38
2.7	Images originales.	42
2.8	Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, premier type d'ordre 3.	42
2.9	Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, premier type d'ordre 4.	43
2.10	Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, second type d'ordre 3.	43
2.11	Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, second type d'ordre 4.	44
3.1	Spectre électromagnétique des rayons gamma aux ondes longues [20].	48
3.2	Distribution spectrale relative d'énergie de l'illuminant A de CIE [21].	49
3.3	Distribution spectrale relative d'énergie de l'illuminant D65 de CIE [21].	49
3.4	Propagation de la lumière à travers un objet [22].	50
3.5	Radiance spectrale en fonction de la distribution spectrale d'énergie et de la réflectance spectrale [22].	51
3.6	Réflexion spéculaire : (a) d'un faisceau lumineux du visible (b) d'un rayon lumineux [23].	52
3.7	Réflexion diffuse : (a) Phénomène de hot spot (b) Sur une surface lambertienne [23].	53
3.8	Phénomène de réfraction [24].	54
3.9	Modèle de formation d'image multispectrale issue du capteur [25].	55
3.10	Fonction de sensibilité spectrale $T(\lambda)$ du capteur CMOS de la caméra multispectrale huit bandes du visible et proche infrarouge de OFS (Le2I) [26].	55
3.11	Méthode générique d'un MSFA (a) arbre binaire (b) Etapes de séparation successive des éléments de l'arbre (c) MSFA à 5 bandes spectrales généré [27].	57
3.12	Différentes configurations de MSFA.	59
3.13	Processus de démosaïquage pour un MSFA à 5 bandes [28].	63
3.14	Processus de démosaïquage basé sur le suréchantillonnage adaptatif [28].	63
3.15	Processus de démosaïquage basé sur le filtrage guidé [29].	64
3.16	Processus d'interpolation résiduelle horizontale de la composante rouge [30].	64
4.1	Configuration du MSFA à 4 bandes précédée de l'arbre binaire : (a) Arbre binaire (b) Processus de décomposition et de sous-échantillonnage (c) MSFA configuré. . .	71
4.2	Configuration du MSFA à 5 bandes précédée de l'arbre binaire : (a) Arbre binaire (b) Processus de décomposition et de sous-échantillonnage (c) MSFA configuré. . .	72
4.3	Sensibilité spectrale des filtres à 4 bandes (à gauche) et à 5 bandes (à droite) . . .	73
4.4	Illustration de la matrice \check{G}	77

4.5	Estimation des bandes G par la méthode de convolution : (a) Matrice f (b) Valeurs des bandes G estimées à chaque pixel (c) Noyau de convolution g.	77
4.6	Schéma illustratif de l'algorithme proposé.	80
4.7	Comparaison visuelle de la bande R de l'image statue : (a) Bande originale, (b) GF, (c) BTES, (d) LI, (e) ASCD, (f) POS, (g) IID et (h) Approche proposée pour le MSFA à 5 bandes.	81
4.8	Comparaison visuelle de la bande G de l'image bead : (a) Bande originale, (b) GF, (c) BTES, (d) LI, (e) ASCD, (f) POS, (g) IID et (h) Approche proposée pour le MSFA à 5 bandes.	82
4.9	Comparaison visuelle de la bande O de l'image sponge : (a) Bande originale, (b) GF, (c) BTES, (d) LI, (e) ASCD, (f) POS, (g) IID et (h) Approche proposée pour le MSFA à 5 bandes.	82
5.1	Configuration du MSFA à 4 bandes précédé de l'arbre binaire : (a) Arbre binaire avec la probabilité d'apparition de chaque bande spectrale (b) Processus de décomposition et de sous-échantillonnage (c) MSFA configuré.	91
5.2	(a) Filtre accordable à cristaux liquides LCTF (b) Filtre LCTF à plusieurs longueurs d'onde.	91
5.3	Fonctions du spectre de puissance du signal de gradient dans l'image hairs (a) $G - R$ (b) $G - B$ (c) $G - O$ (d) $R - B$ (e) $R - O$ (f) $B - O$	92
5.4	Fonctions du spectre de puissance du signal de gradient dans l'image ballons (a) $G - R$ (b) $G - B$ (c) $G - O$ (d) $R - B$ (e) $R - O$ (f) $B - O$	94
5.5	Fonctions du spectre de puissance du signal de gradient dans l'image beers (a) $G - R$ (b) $G - B$ (c) $G - O$ (d) $R - B$ (e) $R - O$ (f) $B - O$	94
5.6	: (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $G(i, j)$ (c) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $R(i, j)$	99
5.7	: (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Voisinage 5×5 de la bande spectrale $G(i, j)$ (c) Voisinage 5×5 de la bande spectrale $R(i, j)$	100
5.8	: (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Premier type de voisinage 3×3 de la bande spectrale $O(i, j)$ (c) Deuxième type de voisinage 3×3 de la bande spectrale $O(i, j)$	101
5.9	: (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $B(i, j)$ pour les pixels oranges (c) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $B(i, j)$ pour les pixels rouges (d) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $B(i, j)$ pour les pixels verts.	101
5.10	Comparaison visuelle de la bande rouge de l'image face avec les différents algorithmes.	103
5.11	Comparaison visuelle de la bande verte de l'image feathers avec les différents algorithmes.	104

- 5.12 Comparaison visuelle de la bande bleue de l'image hairs avec les différents algorithmes. 104
- 5.13 Comparaison visuelle de la bande orange de l'image cloth avec les différents algorithmes. 104

Liste des tableaux

2.1	Performances de reconstruction avec le premier type de filtre d'ondelettes d'ordre trois de Mallat.	38
2.2	Performances de reconstruction avec le premier type de filtre d'ondelettes d'ordre quatre de Mallat.	39
2.3	Performances de reconstruction avec le second type de filtre d'ondelettes d'ordre trois de Mallat.	39
2.4	Performances de reconstruction avec le second type de filtre d'ondelettes d'ordre quatre de Mallat.	40
2.5	Performances de reconstruction avec les filtres d'ondelettes de Vetterli et Herley. .	40
2.6	Performances de reconstruction avec les filtres d'ondelettes de Cohen-Daubechies-Feauveau.	41
2.7	Performances de reconstruction avec les filtres d'ondelettes de Villasenor.	41
4.1	Probabilités d'occurrence des bandes spectrales.	72
4.2	Résultats des PSNR des algorithmes de démosaïquage de MSFA à 4 bandes. . . .	84
4.3	Résultats des SSIM des algorithmes de démosaïquage de MSFA à 4 bandes. . . .	85
4.4	Résultats de la moyenne des PSNR des algorithmes de démosaïquage de MSFA à 5 bandes.	85
4.5	Résultats de la moyenne des SSIM des algorithmes de démosaïquage de MSFA à 5 bandes.	86
5.1	Coefficients de corrélation des bandes spectrales.	93
5.2	Résultats des valeurs moyennes du PSNR des différents algorithmes.	106
5.3	Résultats des valeurs moyennes du SSIM des différents algorithmes.	107
5.4	Résultats des valeurs moyennes du RMSE des différents algorithmes.	108

Liste des abréviations

AOTF	Acoustico-Optical Tunable Filter.
ASCD	Adaptive Spectral-Correlation Demosaicking.
BP	Bilinéaire Pondéré.
BTES	Binary Tree Edge Sensing.
CCD	Charged-Coupled Device.
CDF	Cohen-Daubechies-Feauveau.
CFA	Color Filter Array.
CIE	Commission Internationale de l'Éclairage.
CMOS	Complementary Metal-Oxyde Semiconductor.
CMSE	Color Mean Square Error.
CPSNR	Color Peak Signal-to-Noise Ratio.
DFWF	Directional Filtering and Wavelet Transformation.
FSIMc	Feature Similarity Index for Color image.
GAP	Generalized Assorted Pixel camera.
GF	Guided Filter.
IBBI	Inter-Band Bilinear Interpolation.
IID	Iterative Intensity Difference.
ISO	International Standard Organization.
LCBD	Luminance Component-Based multispectral Demosaicking.
LCTF	Liquid Cristal Tunable Filter.
LI	Linear Interpolation.

LIW	Learned Interpolation Weights.
LMMSE	Linear Minimum Mean Square Error.
MMSE	Minimum Mean Square Error.
MSFA	Multispectral Filter Array.
POS	Practical One-Shot.
PPI	Pseudo-Panchromatic Image.
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio.
RMSE	Root Mean Square Error.
SBA	Suréchantillonnage Bilatéral Adaptatif.
SGA	Suréchantillonnage Gaussien Adaptatif.
SSIM	Structural Similarity Index.

Introduction

Les systèmes d'acquisition d'images ont évolué avec le temps aussi bien dans la technologie de fabrication que dans la qualité du rendu. Ils ont permis d'obtenir des images noirs et blancs, en niveaux de gris, couleurs et enfin multispectrales et hyperspectrales. Cette augmentation du nombre de bandes acquises répond à un besoin de précision collectant l'information sur toutes les longueurs d'onde. Les contraintes liées à cette nécessité d'augmentation sont telles que pour des scènes dynamiques, il n'est pas possible d'utiliser plusieurs caméras pour effectuer les acquisitions identiques pour chaque longueur d'onde. Une solution a été l'utilisation de filtres. Déjà mis en œuvre avec succès pour l'acquisition d'images couleurs avec les filtres CFA, cette technique va naturellement s'étendre aux images multispectrales. Les filtres multispectrales MSFA seront alors utilisés. Dans cette perspective, l'élaboration d'algorithmes de démosaïquage reste d'actualité. Ce premier chapitre expose après le contexte général, les motivations, les contributions puis présente l'organisation de la thèse.

1 Motivation

L'avancée technologique et commerciale des CFA dans le domaine de la photographie numérique, de la téléphonie et des assistants personnels portables a suscité l'enthousiasme académique et industriel à étendre l'échantillonnage spatio-spectral couleur à l'imagerie multispectrale caractérisée par un nombre plus élevé de bandes spectrales. L'intérêt de cette extension peut être vu sous l'angle de profit qu'on peut tirer des images multispectrales pour des analyses dans divers domaines d'application tels que l'imagerie médicale [31], l'agriculture de précision [32], l'inspection visuelle pour le contrôle de la qualité des aliments [33], la préservation du patrimoine culturel [34], la surveillance militaire [35] et la télédétection [36]. Les images multispectrales sont acquises grâce aux caméras multispectrales sensibles à la radiance spectrale caractérisant la combinaison entre les propriétés spectrales de l'éclairement et de l'objet observé dans le domaine du visible et de proche infrarouge. Ces caméras multispectrales sont équipées de capteur CCD ou CMOS non sensible à la couleur pour la capture et la numérisation des images. La couleur est introduite grâce à la

superposition d'un filtre multispectral (MSFA) à la surface du capteur tel qu'une seule bande spectrale est disponible par pixel. A notre connaissance, il n'existe pas un MSFA standard disponible sur le marché pour l'acquisition des images multispectrales à l'instar du CFA en imagerie couleur. Des propositions de MSFA et des algorithmes d'estimation des différentes bandes manquantes par pixel (démosaïquage) sont disponibles. Mais la performance des algorithmes de reconstruction dépendant du choix du MSFA, la plupart des algorithmes existants présentent des limites en termes de présence de nombreux artefacts dans l'image reconstruite tels que, des fausses couleurs, des effets de moiré, du flou, des effets de grille, etc. L'objectif est donc de trouver un compromis pour la configuration d'un MSFA et d'un algorithme de démosaïquage conséquent pour pallier de façon remarquable ces limites précédemment décrites.

Dans cette thèse, nous proposons apporter des contributions pour corriger ces limites en nous attelant à configurer trois MSFA dont deux sont à quatre bandes spectrales utilisés dans deux algorithmes différents de démosaïquage et l'autre à cinq bandes spectrales. Ensuite, nous nous attacherons à mettre en place des algorithmes de démosaïquage n'introduisant pas ou peu d'artefacts en nous fondant sur les MSFA configurés.

2 Contribution

En raison de l'utilisation généralisée du CFA de Bayer [37] pour le multiplexage chromatique, le démosaïquage de cette mosaïque pour l'acquisition des images couleurs a été largement étudié et de nombreux algorithmes ont été proposés. Nous avons d'abord étudié et comparé quelques algorithmes récents de démosaïquage couleurs dont la plupart, exploitant les propriétés de corrélation spatiale et spectrale utilisent le principe d'interpolation directionnelle. Nous nous sommes rendu compte au vu des résultats des métriques de comparaison des images couleurs CPSNR et FSIMc qu'il n'existe pas de méthodes standards permettant l'acquisition d'une image sans artefacts. Néanmoins, en nous appuyant sur ces métriques précédemment citées, nous avons fait le choix de l'algorithme optimal exploitant la composante de la luminance pour interpoler les bandes manquantes [38]. A partir de ce choix et dans la quête de nouvelles techniques permettant de mieux représenter et de préserver les informations dans les zones de haute fréquence (contours, textures) des images, nous avons développé une nouvelle approche d'interpolation directionnelle basée sur l'analyse en ondelettes biorthogonales de la composante de la luminance pour estimer les composantes manquantes aux différents pixels. A cet effet, nous avons exploité plusieurs ondelettes biorthogonales avec les bases d'images couleurs Kodak et IMAX. Nous nous sommes rendus à l'évidence que les ondelettes biorthogonales exploitées ont produit de bons résultats avec les valeurs de CPSNR généralement supérieures à 30 décibels et celles de FSIMc supérieures à 0,990. Néanmoins, les

ondelettes biorthogonales de Mallat ont produit les meilleurs résultats de reconstruction.

Dans la partie consacrée à l'imagerie multispectrale de cette thèse, nous avons premièrement identifié et configuré deux filtres MSFA l'un à quatre bandes spectrales et l'autre à cinq bandes spectrales dans le domaine du visible avec la bande G dominante. Les deux modèles MSFA (Figure 1.1) sont générés par la méthode d'arbre binaire [39, 40] pour obtenir le compromis des deux propriétés fondamentalement nécessaires pour le dématricage des images à savoir la corrélation spatiale et l'uniformité spectrale.

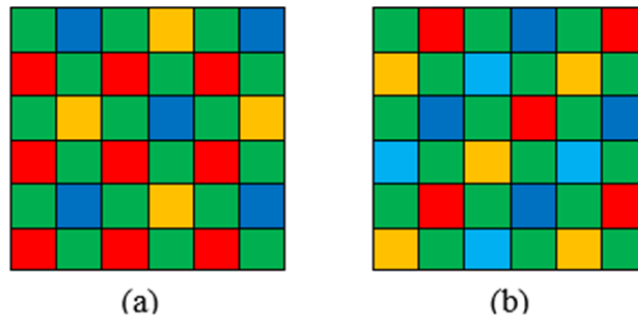


FIGURE 1 – Modèles MSFA configurés (a) 4 bandes (b) 5 bandes.

Les deux modèles MSFA étant à bande verte G dominante, dans l'approche de démosaïquage multispectral proposé, nous avons estimé chaque composante G aux différents pixels par la méthode de convolution en utilisant un filtre symétrique passe-bas de taille 3×3 et les autres composantes manquantes aux pixels G par l'interpolation directionnelle de différence de couleurs. Par contre, une interpolation bilinéaire pondérée dont le calcul des poids de pondération est basé sur la composante de la luminance a été utilisée pour l'estimation des autres bandes spectrales aux différents autres pixels. Dans cette perspective, nous avons utilisé un filtre gaussien passe-bas de taille 5×5 pour estimer la composante de la luminance aux pixels G et un autre gaussien passe-bas de taille 11×11 pour estimer la composante de la luminance aux autres pixels dont nous avons expliqué et justifié les choix dans le chapitre 5. Les énergies des luminances estimées sont déterminées dans les deux directions horizontales et verticales puis utilisées pour calculer les poids de pondération. Nous avons évalué qualitativement et quantitativement l'algorithme proposé à quatre bandes d'une part et à cinq bandes spectrales d'autre part en nous servant des images multispectrales de la base d'image CAVE [41] pour l'expérimentation et des métriques PSNR et SSIM. Les résultats obtenus et comparés à quelques algorithmes récents sélectionnés, aussi bien à quatre bandes qu'à cinq bandes spectrales et présentés dans le chapitre 5 montrent que l'approche proposée est performante et meilleure aux méthodes existantes. En effet, la valeur moyenne du PSNR et celle du SSIM de l'approche proposée à quatre bandes sont respectivement égales à 40,55 et à 0.9676 et sont plus

élevées que celles de tous les autres algorithmes utilisés pour la comparaison. Il en est de même pour l'approche proposée à cinq bandes spectrales où la valeur moyenne du SSIM est égale à 0,9910 largement supérieure à celle des méthodes utilisées pour la comparaison. La valeur moyenne du PSNR qui est 45,48 est concurrencée par l'un des algorithmes dont le PSNR est égal 45,68. Du point de vue visuelle, nous notons une meilleure reconstruction des différentes bandes spectrales avec l'algorithme proposée que les algorithmes existants tel qu'on peut le voir dans le chapitre 5.

Dans la suite des travaux, nous avons ensuite configuré un MSFA à quatre bandes spectrales (Figure 1.2) avec cette fois la bande bleue B dominante. En effet, les images multispectrales de la base CAVE utilisées pour les simulations sont des images acquises avec la caméra dont la surface du capteur est recouverte du filtre accordable à cristaux liquides LCTF [42] tel que l'énergie de la bande B est très faible par rapport à celle des autres bandes (confer chapitre 6 pour plus d'explication). Pour donc équilibrer les énergies des différentes bandes spectrales et éviter la dégradation de certaines bandes par rapport aux autres [43], nous avons opté pour un MSFA à bande B dominante couvrant la moitié du MSFA suivie de la bande orange occupant le quart du MSFA. Les bandes rouges et vertes occupent le huitième du MSFA.

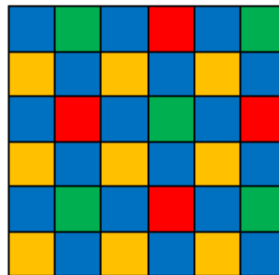


FIGURE 2 – Modèle MSFA à 4 bandes configurés à bande B dominante.

Avec le MSFA configuré, nous avons proposé une nouvelle méthode qui combine de manière adaptative l'approche LMMSE et le noyau adaptatif de régression. Nous avons utilisé l'algorithme LMMSE pour estimer les bandes B manquantes aux différents pixels et les autres bandes spectrales manquantes, la méthode de gradient directionnel qui s'appuie sur les bandes bleues estimées est utilisée pour leur interpolation. Le noyau adaptatif de régression est ensuite appliqué à chaque bande spectrale estimée aux différents pixels pour leur mise à jour sans artefacts persistants. Les résultats des évaluations visuelles et quantitatives en termes du PSNR, du SSIM et du RMSE témoignent de la performance de cet algorithme proposé par rapport aux méthodes existantes. En effet, du point de vue visuelle, la qualité des images des différentes bandes reconstruites sans présence notable d'artefacts en utilisant l'approche proposée témoigne de la performance de l'approche comparativement aux méthodes existantes. De même, une analyse quantitative des

résultats montre que notre algorithme donne les meilleures valeurs moyennes du PSNR, SSIM et RMSE qui sont respectivement égales à 36,81 ; 0,9542 et 0,0171 comparativement aux algorithmes récents existants.

3 Organisation de la thèse

Cette thèse est organisée en deux parties structurées en chapitres.

Première partie

Elle traite de l'acquisition d'images couleurs à base de caméra one-shot. Dans cette partie, le chapitre 2 est consacré à l'acquisition des images couleurs en présentant les systèmes d'acquisition, les différentes configurations des CFA et quelques méthodes existantes de démosaïquage des images couleurs.

Le chapitre 3 décrit la proposition faite pour le démosaïquage des images couleurs. Dans la première section, nous faisons une investigation sur les ondelettes orthogonales et biorthogonales en présentant quelques ondelettes biorthogonales de la littérature avec leurs caractéristiques. La deuxième section exhibe les étapes de l'algorithme de démosaïquage après une étude comparative de neuf algorithmes de démosaïquage couleur. Dans la troisième et la quatrième sections, nous avons exhibé respectivement les résultats expérimentaux basés sur une évaluation quantitative et visuelle des performances des ondelettes biorthogonales et les discussions faites pour justifier l'apport des ondelettes biorthogonales.

Deuxième partie

Cette partie fait l'objet d'acquisition d'images multispectrales et présente les propositions d'amélioration des algorithmes de démosaïquage des images multispectrales.

Le chapitre 4 énumère la procédure d'acquisition d'images multispectrales et les systèmes d'acquisition en montrant le comportement de la lumière depuis la source lumineuse jusqu'à sa réception et sa conversion en énergie électrique sur la surface du capteur. Nous avons répertorié de façon non exhaustive les approches de conception des MSFA, les différentes configurations des MSFA et les principaux algorithmes de démosaïquage proposés dans la littérature récente.

Le chapitre 5 décrit la procédure de configuration des deux MSFA à quatre et à cinq bandes exploitées et présente les différentes étapes de l'algorithme de démosaïquage multispectral proposé. Nous avons comparé la qualité des images reconstruites en utilisant de façon quantitative la

mesure objective du rapport signal sur bruit de crête PSNR et de l'indice de similarité structurelle SSIM puis de façon qualitative le critère subjectif d'appréciation visuelle en exploitant les images multispectrales de la base d'images CAVE [41] pour les simulations. Nous mettons en avant les bons résultats obtenus par comparaison de l'algorithme proposé avec quelques algorithmes performants de la littérature récente.

Le chapitre 6 fait l'objet d'une nouvelle approche de démosaïquage à quatre bandes spectrales proposée qui combine la méthode LMMSE et le noyau adaptatif de régression. Nous avons présenté un autre modèle MSFA à bande bleue dominante et les grandes lignes de l'approche. En plus du PSNR et du SSIM utilisés comme mesure objective pour la comparaison de la performance de l'algorithme, nous avons jugé utile de diversifier ces mesures en utilisant aussi l'erreur quadratique moyenne RMSE dont les résultats sont très satisfaisants.

Partie I
Acquisition d'images couleurs à base de
caméras one-shot

Chapitre 1

Imagerie couleur à filtre CFA

1 Introduction

L'acquisition des images couleurs numériques s'effectue grâce aux caméras numériques équipées de capteurs électroniques CCD ou CMOS utilisés comme surface photosensible. Elles capturent la scène selon les trois couleurs primaires, le rouge, le vert et le bleu. Ainsi, chaque pixel de l'image couleur est caractérisé par une certaine valeur de chaque couleur primaire qui détermine la couleur du pixel. C'est ainsi que les premières caméras utilisées appelées caméras tri-capteurs (encore utilisées dans les grandes industries) sont équipées de trois capteurs CCD ou CMOS qui permettent d'obtenir les trois composantes couleurs simultanément à l'aide d'un dispositif optique utilisant des prismes dichroïques qui séparent les rayons lumineux reçus sur les trois capteurs. La surface de chaque capteur est recouverte de l'un des trois filtres couleurs pour la sélection de la composante couleur correspondante. Mais cette technologie s'est révélée très complexe à cause de son encombrement, son coût élevé et la procédure d'ajustement spatial délicat des trois capteurs. Depuis l'apparition de ces caméras numériques sur le marché grand public à nos jours, les fonctionnalités de l'imagerie numérique ont connu une avancée exponentielle notamment sur les téléphones, les appareils photos numériques et assistants personnels portables. Mais les exigences de la qualité des images produites se trouvent confronter aux contraintes d'encombrement mécanique, de coût et d'architecture système ; contraintes susceptibles d'introduire de nombreux défauts grâce aux dispositifs optiques et électroniques de la caméra. Pour pallier ces contraintes et limiter les coûts, des technologies utilisant un seul capteur appelées caméras mono-capteur ont vu le jour. La solution d'un seul capteur CCD ou CMOS a été proposée par Bayer en 1976 et est celle implantée dans la majorité des caméras commercialisées de nos jours [37]. L'aboutissement à l'image couleur obtenue à la sortie de la caméra mono-capteur passe par l'acquisition de l'image brute issue du mono-capteur appelée image CFA. Dans ce chapitre, il est question dans un premier temps des

systèmes d'acquisition des images couleurs et par la suite des algorithmes existants pour cette acquisition.

2 Les systèmes à prismes dichroïques : caméra tri-CCD

Une caméra couleur numérique tri-CCD est essentiellement constituée :

- d'un système optique composé de lentilles dont le rôle est de projeter l'image de la scène sur la surface photosensible des capteurs ;
- d'un système de capteurs numériques jouant le rôle de surface photosensible et dont le but est de capturer, d'échantillonner et de numériser l'image projetée à sa surface par le système optique ;
- d'une architecture de traitement du signal qui a pour rôle de produire une image visualisable [44].

2.1 Le système optique

Le système optique est l'un des composants constitutifs des caméras numériques. Il est composé d'arrangements complexes de lentilles dont le choix a un impact important sur la qualité de prise de vue et représente un fort pourcentage du prix de l'appareil. L'énergie lumineuse issue de l'objet à observer et formant un flux de photons passe à travers le système de lentilles pour être projetée sur la surface sensible des capteurs numériques (Figure 2.1). Le signal lumineux qui pénètre dans le système optique est réfracté par les lentilles avant d'être focalisé sur un point à la surface du capteur. Des études approfondies sont disponibles dans [1, 45]. Le système de lentilles n'est pas idéal et est source de nombreux artefacts dus à la structure du système optique, aux propriétés optiques du matériau constituant les lentilles et aux propriétés de projection de l'image de l'objet sur la surface du capteur.

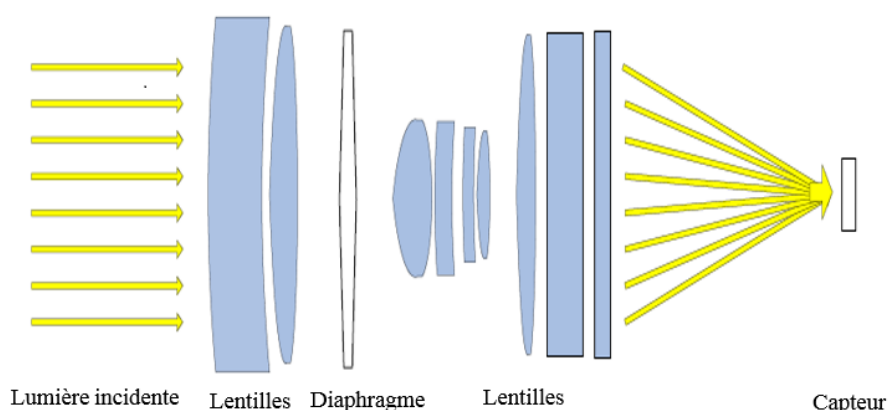


FIGURE 1.1 – Système de lentilles projetant l'image de l'objet sur la surface du capteur [1].

2.2 Caméra tri-CCD

Les caméras numériques tri-CCD sont équipées de trois capteurs photosensibles CCD pour l'acquisition des images couleurs. Deux technologies de capteurs photosensibles sont utilisées dans la conception des caméras : la technologie des capteurs CCD simples à fabriquer et utilisés dans des caméras privilégiant la qualité de l'image et celle des capteurs CMOS à faible consommation énergétique et permettant une lecture très rapide des charges [20]. Ce sont des capteurs fabriqués à base de silicium et constitués de photosites qui collectent les informations concernant la quantité de lumière reçue qu'ils transforment en charge électrique proportionnellement au nombre de photons ayant percutés le photorécepteur. Un équipement de transfert de charges achemine les charges générées vers la sortie du capteur pour l'étape de conversion analogique/numérique. La réponse spectrale des capteurs CCD est une courbe couvrant la plage de longueur d'onde de 400 à 1000 nm (Figure 2.2). Ils sont sensibles aux ondes électromagnétiques du visible et du proche infrarouge. Le passage du visible au proche infrarouge est possible grâce à un filtre passe-bas. La réponse spectrale des capteurs CMOS est proche de celle des CCD mais le pic de l'énergie se situe vers 700 nm (Figure 2.3).

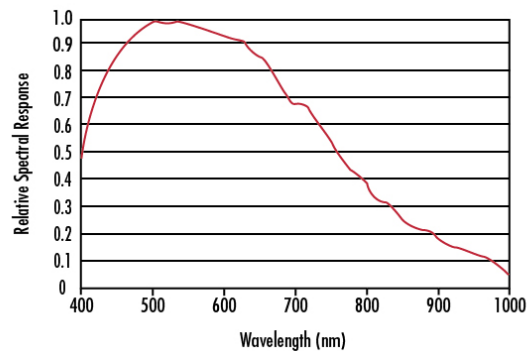


FIGURE 1.2 – Réponse spectrale d'un capteur CCD [1].

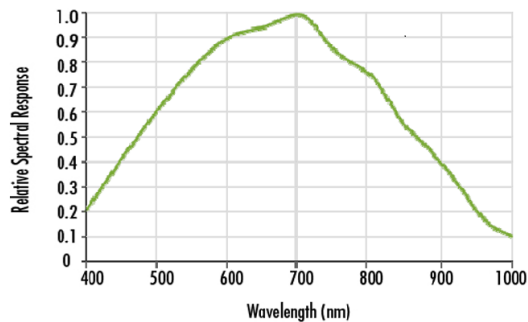


FIGURE 1.3 – Réponse spectrale d'un capteur CMOS [1].

Afin d'obtenir une image couleur avec une caméra tri-CCD, il faut disposer de trois plans d'images superposées correspondant aux composantes rouge (R), verte (G) et bleue (B) acquises à l'aide d'un dispositif optique utilisant des prismes dichroïques qui séparent les rayons lumineux reçus tels que les longueurs d'ondes faibles proches du bleu et élevées proches du rouge subissent une réflexion interne totale. Les rayons lumineux séparés sont ensuite projetés sur trois capteurs photosensibles de la caméra. Chaque capteur est recouvert d'un filtre correspondant à la couleur de la composante. Les trois composante R, G et B sont acquises simultanément sur les trois capteurs. La figure 2.4 illustre le fonctionnement de la caméra tri-CCD. La technologie des caméras tri-CCD qui est la plus ancienne ayant marqué toute une époque a été abandonnée d'utilisation dans les appareils compacts à cause de son encombrement et son coût élevé laissant place aux caméras mono-CCD.

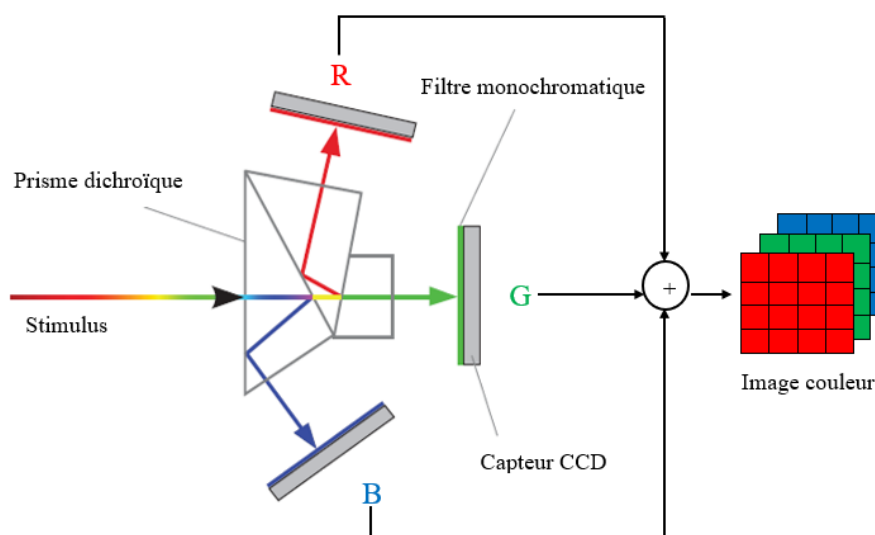


FIGURE 1.4 – Fonctionnement d'une caméra tri-CCD [2].

3 Les systèmes à CFA : caméra mono-CCD

La technologie des caméras mono-CCD proposée par Bayer a été une solution pour pallier aux contraintes techniques liées aux caméras tri-CCD. La plupart des appareils de commercialisation haute technologie tels que les appareils photos numériques, les téléphones mobiles, les ordinateurs, les caméras de contrôle de qualité, la vidéo-surveillance sont équipés de cette technologie pour l'acquisition des images. Mais, le capteur n'est pas sensible à la couleur, cette dernière est introduite grâce à la superposition d'un filtre coloré formés d'une matrice de filtres couleurs appelée CFA de Bayer à la surface du capteur pour multiplexer spatialement l'information chromatique. La figure 2.5 illustre le fonctionnement d'une caméra mono-CCD équipée du filtre CFA de Bayer

(Figure 2.6). Ces filtres spectralement sélectifs, échantillonnent une seule des trois composantes couleurs à chaque photorécepteur du capteur. Ainsi, une seule valeur de composante couleur est disponible à chaque pixel de l'image délivrée par le circuit électronique de transfert de charges. Cette image délivrée est appelée image brute ou image CFA. L'avancée de la technologie a fait que beaucoup de dérivées du CFA de Bayer ont vu le jour. Toute la problématique réside alors dans l'estimation des deux composantes manquantes à chaque pixel de l'image CFA afin d'obtenir les trois composantes nécessaires à la définition d'une image couleur. L'opération effectuée pour l'estimation des composantes manquantes dans l'image brute est appelée le dématricage ou le démosaïquage. La qualité de l'image couleur acquise dépend de la performance de cette opération délicate de reconstruction qui elle-même dépend du modèle du CFA utilisé.

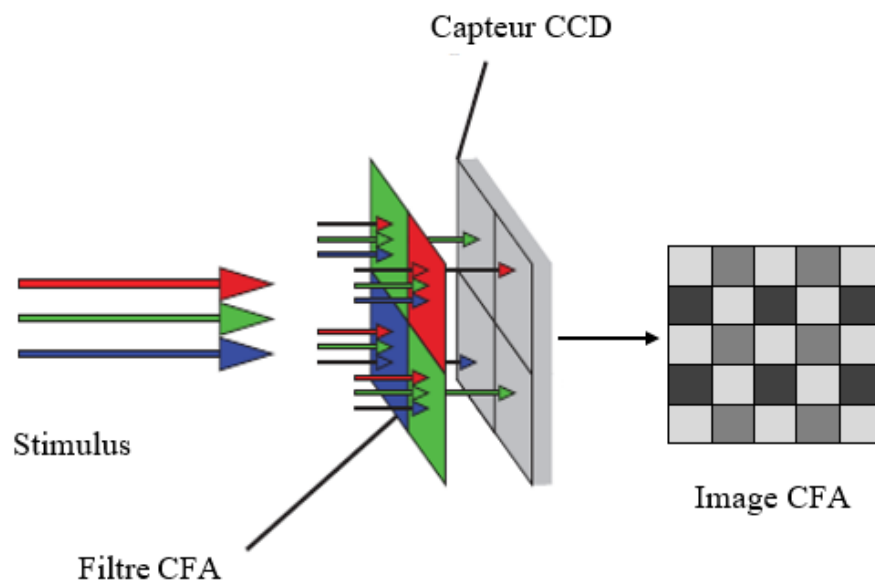


FIGURE 1.5 – Fonctionnement d'une caméra mono-CCD [2].

G	R	G	R	G	R	G	R
B	G	B	G	B	G	B	G
G	R	G	R	G	R	G	R
B	G	B	G	B	G	B	G
G	R	G	R	G	R	G	R
B	G	B	G	B	G	B	G
G	R	G	R	G	R	G	R
B	G	B	G	B	G	B	G

FIGURE 1.6 – Image CFA de Bayer.

4 Différentes configurations des CFA

Il existe plusieurs configurations du CFA dans la littérature dont certaines formées de filtres en couleurs primaires R, G, B et d'autres formées de filtres en couleurs secondaires (Cyan, Magenta, jaune) [46, 47]. Une analyse visuelle des différentes configurations (Figure 2.8) montre que la disposition des filtres de couleur dans la matrice varie d'une mosaïque à une autre. Cette différence est due aux exigences des fabricants de caméras dans le but d'obtenir une reconstruction d'image équitable, une immunité aux artefacts et moiré de couleur, une immunité à la diphonie optique ou électrique et une robustesse de la matrice aux imperfections du capteur d'image [2].

Des CFA formés des couleurs primaires, le CFA de Bayer [37] (Figure 2.6) encore appelé CFA1.0 [48] dont les motifs sont représentés à la figure 2.7 est le premier mis sur le marché de la photographie numérique suivi du CFA en bandes verticales entrelacées (Figure 2.8 (c)) facilitant la lecture du signal de la télévision [49]. Prenant en compte les limites de Niquist qui stipulent que si un signal n'a pas de fréquence plus élevée que celle de Niquist, alors il est complètement déterminé par les valeurs discrètes séparées, il est prouvé que la largeur de la bande passante du motif de Bayer est supérieure à celle du CFA en bandes verticales pour les fréquences spatiales horizontales, ce qui est un bon compromis entre résolutions horizontale et verticale [20]. Ainsi, le CFA de Bayer a été amplement préféré et abondamment utilisé dans les technologies industrielles. Pour se rapprocher du système de vision humaine qui possède une grande sensibilité pour les longueurs d'ondes proches du vert, le CFA de Bayer utilise deux fois plus de la bande spectrale verte que de bande rouge et bleue. Tous les autres CFA sont inspirés de celui de Bayer qui sert de base pour la plupart des travaux sur les images CFA et sont par conséquent des CFA secondaires ou pseudo-CFAs. Selon Lukac et Plataniotis [46], les pseudo-CFAs tels que ceux semi-périodique, pseudo-aléatoire ou aléatoire sont des solutions pour des performances supplémentaires dans le traitement des images couleurs. Ainsi, pour rendre meilleure la performance de leur algorithme dans le démosaïquage des images couleurs, les auteurs ont proposé une mosaïque de filtres avec deux fois plus de verts dont l'agencement est différent de celui de Bayer (Figure 2.8 (b)). Dans cette catégorie de CFA formée des couleurs primaires, les CFA périodiques satisfont aux contraintes de traitement en temps réel imposées aux caméras numériques rendant plus simple autant que possible le processus de démosaïquage tandis que les CFAs apériodiques tels que pseudo-aléatoires ou aléatoires rendent le processus plus complexe en raison de leur apériodicité mais les images reconstruites sont moins sensibles aux effets de moiré de couleur [4].

Tel que mentionnés par Zhang et Wang [50] dans leurs travaux de recherche, plusieurs autres CFA formés de couleurs secondaires sont disponibles sur le marché des caméras numériques pour l'acquisition des images couleurs. La raison de l'existence de tels CFA est que la sensibilité spectrale

des filtres de couleurs complémentaires est importante et leur bande passante est plus large que celle des filtres RGB [49]. C'est dans cet ordre d'idée que les chercheurs de la compagnie kodak tels que Hirakwa et al. [5] ont conçu une mosaïque de filtres CYGM constituée des couleurs cyan, jaune, vert, magenta (Figure 2.8 (e)) et Kijima et al. [7] qui ont mis en place deux CFA constitués des couleurs rouge, vert, bleu, blanc dont l'un dispose des pixels blancs en bande verticale (Figure 2.8 (g)) et l'autre en bande aléatoire (Figure 2.8 (j)) appelé CFA2.0. D'autre part, Condat[8] a proposé une mosaïque de filtres composé des couleurs rouge, vert, bleu et émeraude (Figure 2.8 (h)). En 2017, Kwan et al.[14] ont conclu dans leurs travaux que pour des images prises dans des conditions d'éclairage normal, le CFA 1.0 est meilleur que le CFA 2.0. Récemment, les auteurs ont montré que le CFA 2.0 a de meilleures performances pour des images prises dans des conditions de faible éclairage en raison de la présence de 50% de pixels blancs dans le CFA et ont proposé un autre CFA dénommé CFA 3.0 constitué de 75% de pixels blancs car estiment-ils, plus de pixels blancs dans un réseau de filtre couleur aident la performance de démosaïquage dans des environnements sombres [10]. D'autres chercheurs à l'instar de Syu et al. [6], Parmar et al. [9] et Yamanaka [11] ont aussi proposé des CFA. Tous les CFA susmentionnés dérivent du CFA de Bayer. Ce dernier reste le célèbre et le plus utilisé dans la plupart des travaux sur les images couleurs et peut être arrangé sous quatre formes de motifs de voisinage spatial 3×3 nommés GRG, GBG, RGR et BGB (figure 2.7) selon les composantes couleurs disponibles sur la ligne médiane du motif. Les deux premiers sont presque similaires à la différence que les composantes R et B sont permutées. Il en est de même pour les deux derniers motifs. Les images CFA constituent un facteur déterminant dans l'acquisition d'une image couleur à partir d'une caméra couleur numérique.

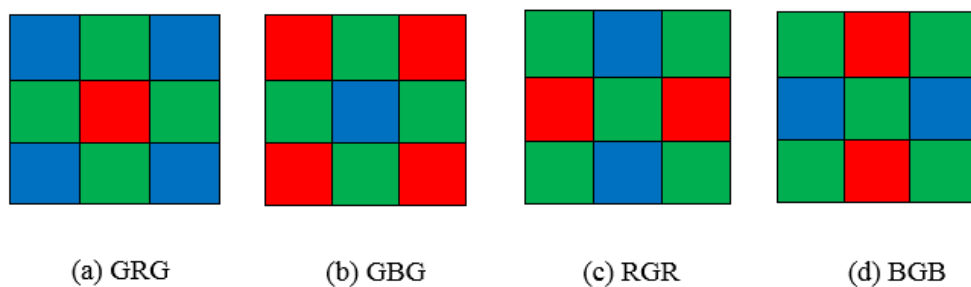


FIGURE 1.7 – Différents motifs du CFA1.0 [3].

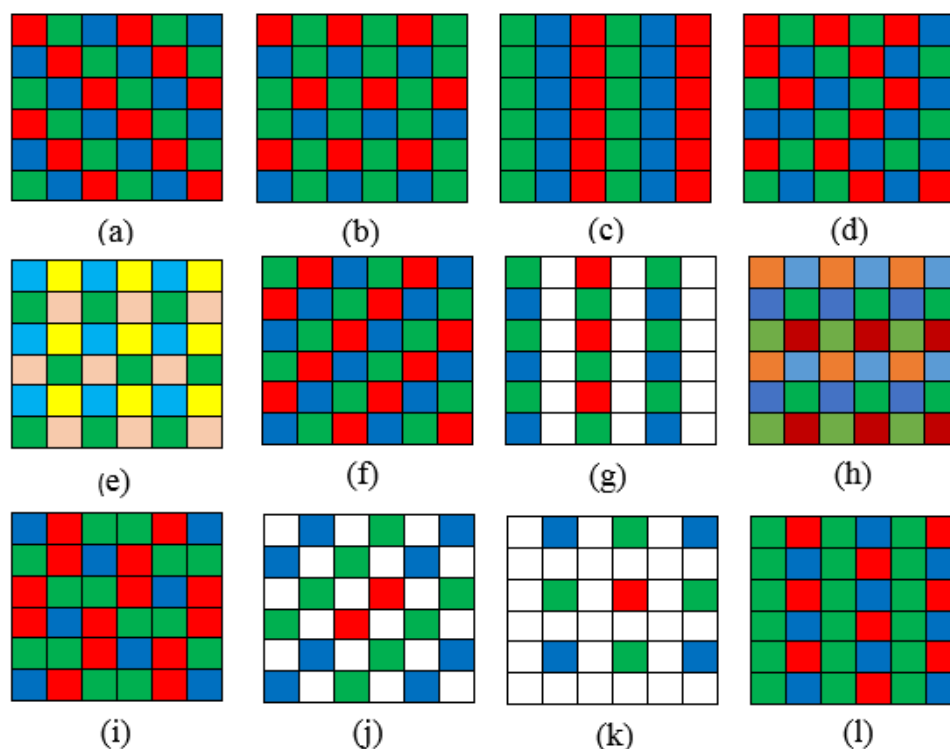


FIGURE 1.8 – Diverses Configurations du CFA : (a) Bandes diagonales [2] (b) Pseudo-aléatoire [2] (c) Bandes verticales [4] (d) Pseudo-aléatoire [2] (e) CFA de Hirakawa [5] (f) Proposé par Syu et al. [6] (g) CFA de Kijima [7] (h) CFA de Condat [8] (i) CFA de Parmar [9] (j) CFA2.0 [7] (k) CFA3.0 [10] (l) CFA de Yamanaka [11].

5 Acquisition d'une image couleur : Démosaïquage des images CFA

Une image couleur pleine résolution possède par pixel, trois bandes spectrales du visible (380 nm à 780 nm) dont l'une est liée à la longueur d'onde du bleu (446 nm à 490 nm), l'autre à la longueur d'onde du vert (490 nm à 570 nm) et la troisième est liée à la longueur d'onde du rouge (620 nm à 670 nm). L'image brute issue du capteur de la caméra qu'est l'image CFA n'a qu'une seule composante spectrale disponible par pixel. Comme signalé dans la sous-session 2.2, le démosaïquage est le processus qui permet d'estimer les deux bandes manquantes afin d'avoir une image couleur pleine résolution. C'est un processus d'importance capitale sur la qualité de l'image car il estime deux composantes sur trois à chaque pixel de l'image CFA. La qualité de l'image reconstruite dépend ainsi de l'algorithme de démosaïquage. La sensibilité spectrale des capteurs et la disposition spatiale des pixels influencent potentiellement le processus de démosaïquage [25]. Se fondant sur

ces deux concepts, la plupart des algorithmes récents se basent sur la corrélation spectrale qui stipule que le voisinage de tous les filtres associés à une bande spectrale doit être identique et la corrélation spatiale qui exige que chaque bande spectrale soit spatialement échantillonnée aussi uniformément que possible. Plusieurs méthodes de démosaïquage des images CFA ont été proposées dans la littérature récente.

Dans le traitement des images, la méthode d'interpolation bilinéaire qui consiste à interpoler linéairement les pixels manquants à partir des pixels voisins horizontaux et verticaux existants, est l'une des techniques couramment utilisées en raison de sa simplicité de calcul telle que la valeur de chaque pixel interpolé est la moyenne des quatre pixels voisins les plus proches [51]. Pour interpoler le pixel rouge à la position (2,3) et le pixel vert à cette même position de la figure 2.9, on applique les formules suivantes :

$$R_{23} = \frac{R_{12} + R_{14} + R_{32} + R_{34}}{4} ; \quad G_{23} = \frac{G_{13} + G_{22} + G_{24} + G_{33}}{4} \quad (1.1)$$

G_{11}	R_{12}	G_{13}	R_{14}	G_{15}	R_{16}
B_{21}	G_{22}	B_{23}	G_{24}	B_{25}	G_{26}
G_{31}	R_{32}	G_{33}	R_{34}	G_{35}	R_{36}
B_{41}	G_{42}	B_{43}	G_{44}	B_{45}	G_{46}
G_{51}	R_{52}	G_{53}	R_{54}	G_{55}	R_{56}
B_{61}	G_{62}	B_{63}	G_{64}	B_{65}	G_{66}

FIGURE 1.9 – Numérotation des pixels de l'image CFA.

Menon et al. ont proposé une méthode de démosaïquage par filtrage directionnel avec prise de décision à posteriori basée sur la comparaison de deux classifieurs δH et δV pour le choix de la direction d'interpolation où l'interpolation dirigée par les bords est appliquée pour reconstruire les composantes vertes à chaque pixel puis les bandes spectrales rouges et bleu sont interpolées à l'aide des informations des composantes vertes estimées [12]. Cette approche est illustrée à la figure 2.10. Par ailleurs, une nouvelle approche de démosaïquage par filtrage directionnel a été proposée par les auteurs pour localiser les détails de l'image [52]. A cet effet, la composante de la luminance est utilisée pour effectuer l'estimation directionnelle des bords en utilisant les propriétés de la transformée en ondelette pour estimer les directions des bords.

Un algorithme de démosaïquage itératif et de faible complexité a été mis en place par Su en appliquant une interpolation à bord pondéré pour interpoler les composantes vertes suivie d'une série d'interpolations de différences de couleurs pour mettre à jour les pixels rouge, bleu et vert [13]. Il est effectué en trois étapes dont l'initialisation, le raffinement et l'itération. Dans l'étape

d'initialisation, c'est la composante verte qui est estimée par interpolation à bord pondéré. Pour le raffinement, les pixels rouge et bleu sont d'abord estimés et ensuite les pixels verts sont mis à jour en utilisant l'interpolation de différence de couleur. Après cette étape, la variance de chaque canal est calculée et comparée à un seuil TH dans l'étape d'itération. Si la variance d'un canal est supérieure à TH, on le met à jour en utilisant l'interpolation de différence de couleur. Après cette interpolation, une nouvelle variance est calculée. Enfin, si toutes les variances ne sont pas supérieures à TH, on met fin à l'interpolation ou on répète les étapes dans l'étape d'itération jusqu'à ce que la condition d'arrêt soit atteinte ou que le nombre maximum d'itérations soit atteint. La figure 2.11 illustre cette méthode. La variance de chaque canal est définie par la formule :

$$Var(X) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X^{n+1}(i, j) - X^n(i, j) - m_X)^2 \quad (1.2)$$

$X \in \{R, G, B\}$. M et N représentent respectivement le nombre de ligne et de colonne de l'image et m_X la moyenne de la différence de couleur $X^{n+1} - X^n$ telle que :

$$m_X = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X^{n+1}(i, j) - X^n(i, j)) \quad (1.3)$$

n pouvant prendre respectivement la valeur 0 ou 1 selon qu'il s'agit de la valeur d'une bande correspondant à l'étape d'initialisation ou de raffinement.

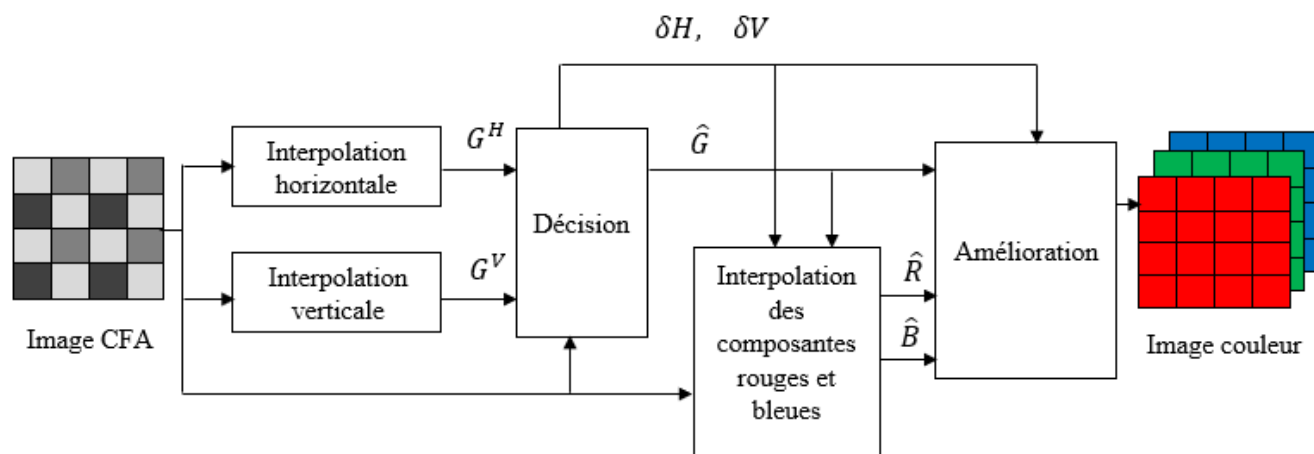


FIGURE 1.10 – Schéma synoptique de l'algorithme de Menon et al. [12].

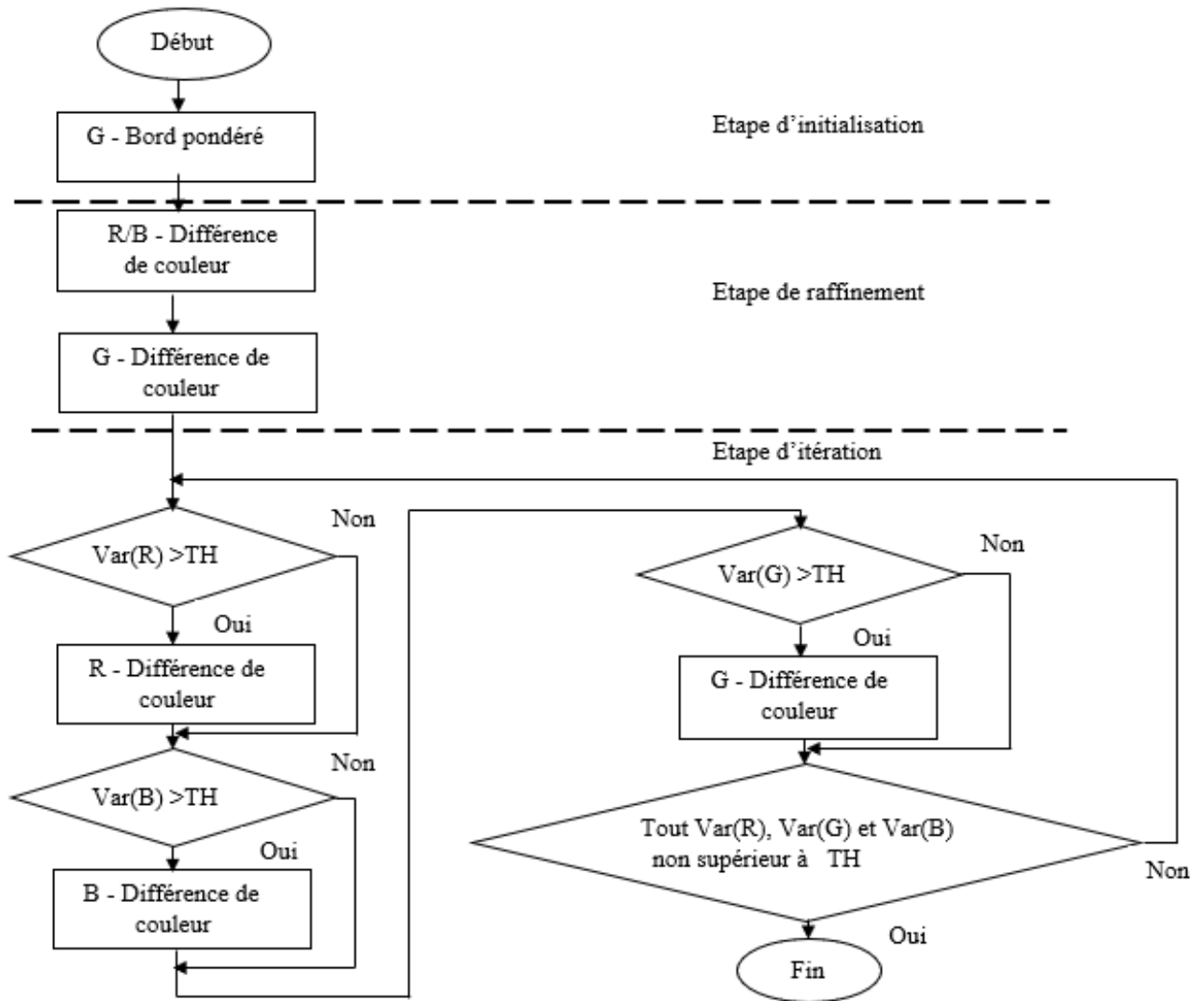


FIGURE 1.11 – Schéma synoptique de l'approche de Su [13].

Kiku et al. [15] sont les premiers à proposer la méthode basée sur l'interpolation résiduelle (RI : residual interpolation) qui exploite essentiellement la corrélation spectrale et considérée comme une alternative de l'interpolation de la différence de couleur. En effet, le surpeuplement de l'image CFA de Bayer en bande spectrale G a amené les auteurs à estimer au préalable cette composante par la méthode d'interpolation bilinéaire de différence de couleur pondérée proposée par Pekkucuksen et Altunbasak [53] suivi d'une interpolation provisoire des bandes manquantes R et B. La bande G préalablement estimée est utilisée comme une image guide telle que proposée dans les travaux de Monno et al. [54] pour l'estimation provisoire de R et B. Les auteurs, motivés par la présence de moins de hautes fréquences dans les résidus (qui sont les différences entre la valeur d'une composante disponible et la valeur de la même composante provisoirement estimée)

que dans les différences de composantes, calculent les résidus minimisés à la suite de l'interpolation provisoire. Enfin, ils estiment chaque bande spectrale R ou B pleine résolution par ajout de la composante R ou B provisoirement estimée à celle des résidus interpolés (Figure 2.13). Par la suite, les auteurs ont amélioré la méthode d'interpolation résiduelle en proposant un nouvel algorithme d'interpolation résiduelle laplacienne minimisée qui consiste à estimer les valeurs provisoires des bandes utilisées dans le calcul des résidus à l'aide d'un filtre laplacien minimisé en minimisant l'énergie laplacienne du résidu au lieu du résidu lui-même (Figure 2.14) [16]. Plus tard, ils ont proposé une nouvelle méthode d'interpolation résiduelle adaptative qui sélectionne de façon adaptative un numéro d'itération approprié pour chaque pixel et qui combine à chaque pixel les deux méthodes précédentes, l'interpolation résiduelle et l'interpolation résiduelle laplacienne minimisée pour en tirer profit [55]. Plus récemment, les auteurs ont proposé une nouvelle approche qui au-delà de la différence de couleur, estime d'abord chaque composante manquante par la méthode de Hamilton et Adams [56]. Les différences de couleurs d'une composante manquante avec les composantes spectrales existantes sont ensuite calculées dans les directions horizontale et verticale à chaque pixel. Ces différences de couleurs directionnelles sont lissées et combinées pour obtenir la différence de couleur estimée à chaque pixel. La composante spectrale estimée est obtenue en ajoutant la valeur de la composante existante au pixel concerné à la différence de couleur estimée [57].

Jaiswal et al. ont exploité la corrélation spectrale entre les différentes composantes couleurs et les pixels voisins pour mettre en place une approche qui combine la méthode de démosaïquage par filtrage passe-bas et la méthode d'interpolation par la différence de couleur après avoir fait une analyse de la distorsion susceptible d'être créée par chacune de ces méthodes [58].

Zhang et Wu, pour le démosaïquage des images couleurs à l'instar des CFA de Bayer, ont développé la méthode LMMSE qui repose sur l'hypothèse que la différence de couleur des canaux G et R ou B correspond à un filtrage passe-bas, compte tenu de leur forte corrélation spatiale et spectrale [59]. Le LMMSE estime de manière adaptative les valeurs G manquantes dans les deux directions horizontales et verticales, puis les fusionne de manière optimale pour minimiser les erreurs d'interpolation et du bruit simultanément.

Kwan et al. [14] ont introduit une nouvelle approche basée sur le CFA2.0 (RGBW) qui divise l'image CFA2.0 en composantes couleurs et en composantes panchromatiques (pixels blancs). La moyenne des composantes couleurs est ensuite calculée dans le but de créer une image CFA à faible résolution dont ils estiment les composantes couleurs en utilisant l'algorithme proposé par Zhang et al. [60]. Ils déterminent ensuite les pixels blancs manquants à l'aide de la méthode d'interpolation de Malvar et al. [61] puis les composantes de la luminance pleine résolution à chaque pixel à la même résolution que les composantes couleurs faible résolution dématricées. Trois composantes

de différences pleine résolution entre chrominance et luminance sont générées et ajoutées à la composante de la luminance échantillonnée pour obtenir l'image couleur pleine résolution. Le schéma illustratif de la méthode de Kman et al. est présenté à la figure 2.12. Récemment, les auteurs ont proposé une nouvelle approche qui améliore la précédente en interpolant les composantes couleurs à faibles résolution et les composantes de différences entre chrominance et luminance par l'algorithme d'apprentissage profond (Deep Learning) [62]. Ils ont conclu qu'avec l'algorithme proposé, le CFA2.0 fonctionne mieux que le CFA1.0 dans des conditions de faible éclairage. Plus récemment, les mêmes auteurs ont proposé une nouvelle méthode qui applique à la fois les précédents algorithmes de différence chrominance/luminance et d'apprentissage profond en exploitant le CFA3.0 dans des conditions de faible éclairage et sont arrivés à la conclusion que plus de pixels blancs dans le CFA ne garantit pas de meilleures performances car l'algorithme est moins performant avec le CFA3.0 (contenant plus de pixels blancs) que le CFA2.0, ceci dû à la perte d'information entraînée par la présence de plus de pixels blancs [63].

Une autre méthode très intéressante qui considère le LMMSE comme une solution du problème inverse de démosaïquage a été proposée par Amba et al. [64] avec l'introduction du voisinage dans la formulation de l'algorithme LMMSE pour les images couleurs en appliquant un opérateur linéaire qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre l'image reconstruite et l'image originale. Dans leur démarche, les auteurs ont considéré un modèle CFA aléatoire (Figure 2.5 (b)) qui multiplié par un opérateur linéaire, fournit une estimation de l'image reconstruite. En désignant par y l'image couleur correspondant à l'objet à observer et par X l'image CFA issue du capteur, le modèle de formation de l'image issue du capteur est exprimé par :

$$X = MY \quad (1.4)$$

M étant une matrice qui transforme l'image couleur Y en une image CFA X . Un opérateur inverse D est ensuite appliqué à X pour obtenir l'image démosaïquée \hat{Y} telle que :

$$\hat{Y} = DX \quad (1.5)$$

D étant défini par :

$$D = E_{i=1\dots k} \left\{ Y X^t (X X^t)^{-1} \right\} \quad (1.6)$$

L'opérateur D est tel que l'espérance mathématique $E_{i=1\dots k} \left\{ (\hat{Y} - Y)^2 \right\}$ est minimum. L'image CFA étant une répétition régulière d'une mosaïque de super pixels, les auteurs ont exploité cette propriété invariante pour réduire la complexité de calcul de D à une mosaïque et l'étendre à toute

l'image grâce à un opérateur. Ainsi une mosaïque X_1 de X est exprimé par :

$$X_1 = M_1 Y_1 \quad (1.7)$$

$$Y = S_1 Y_1 \quad (1.8)$$

M_1 est l'opérateur qui transforme le voisinage de Y_1 en un voisinage de X_1 et S_1 celui qui transforme Y_1 en Y tel qu'il supprime le voisinage et sélectionne le motif central. Le calcul de l'opérateur D pour obtenir \hat{Y} devient alors :

$$D = S_1 R M_1^t (S_1 R M_1^t)^{-1}, \quad R = E_i \{Y_1 Y_1^t\} \quad (1.9)$$

Récemment, les auteurs ont solutionné la problématique avec un réseau neuronal en proposant un algorithme générique basé sur une architecture de réseau de neurones à double couche entraînée pour le démosaïquage de n'importe quel CFA aléatoire [65].

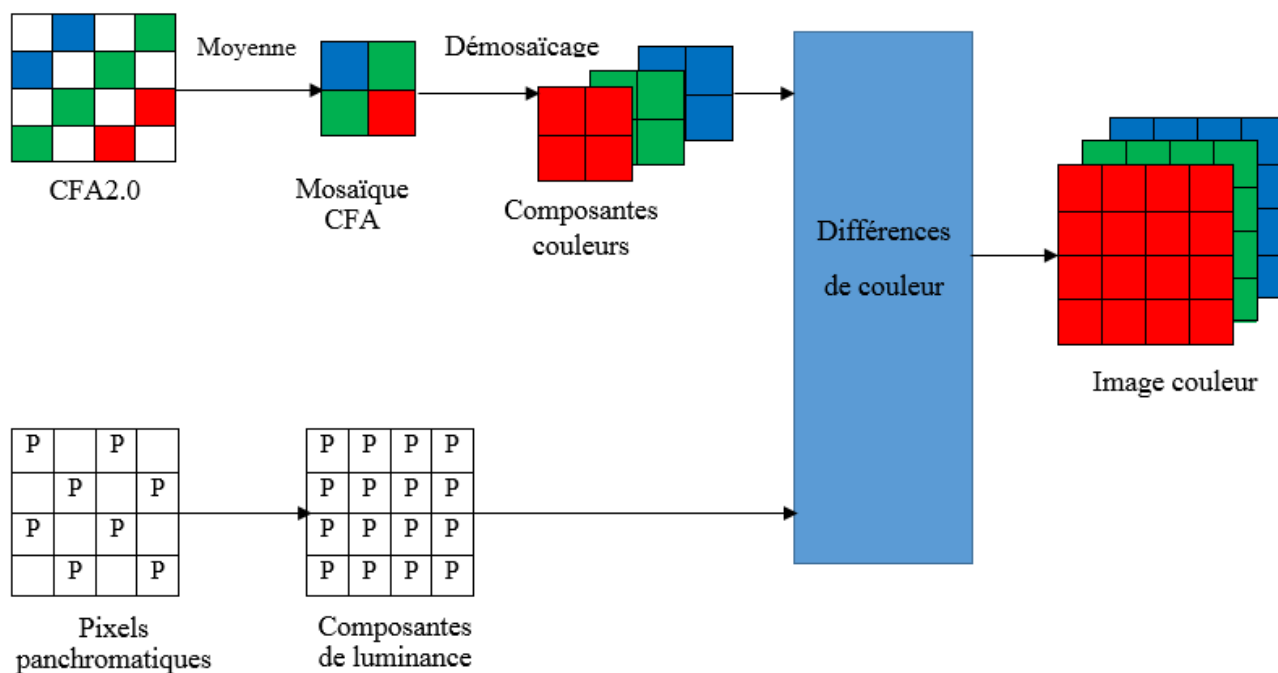


FIGURE 1.12 – Schéma Illustratif de l'approche de Kwan et al. [14].

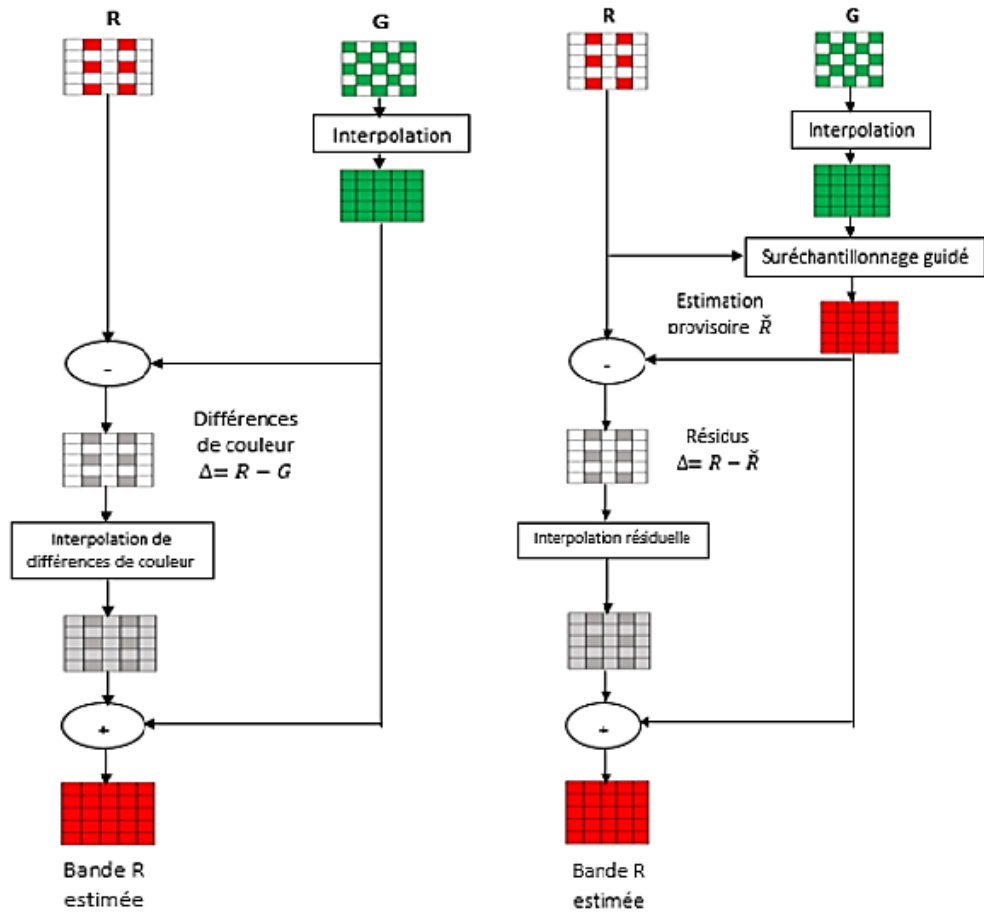


FIGURE 1.13 – Estimation de la bande R : (a) par la méthode de différence de couleur (b) par l'approche de Kiku et al [15].

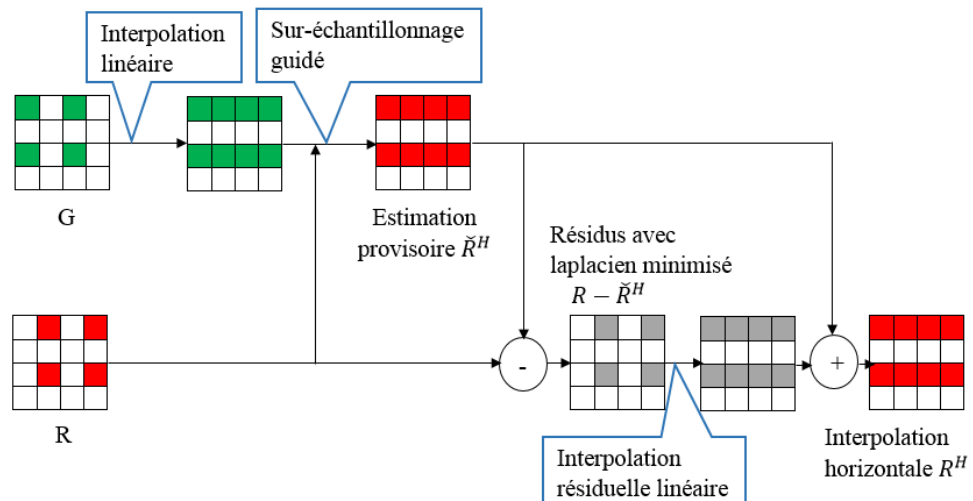


FIGURE 1.14 – Interpolation horizontale de la bande rouge par la méthode de Kiku et al. [16].

6 Conclusion

Dans ce chapitre consacré à l'acquisition des images couleurs, nous avons présenté les systèmes d'acquisition des images couleurs que sont les caméras tri-CCD et mono-CCD. Cette dernière est la technologie privilégiée dans la fabrication des appareils de commercialisation haute technologie tels que les appareils photos numériques, les téléphones mobiles, les ordinateurs, les caméras de contrôle de qualité, la vidéo-surveillance pour cause de la complexité et du coût élevé de la technologie tri-capteurs. Dans les caméras mono-capteur, la surface de l'unique capteur est recouverte d'une mosaïque de filtres couleurs spectralement sélectifs pour rendre les photosites sensibles à la couleur. L'image brute issue du capteur n'a qu'une seule composante disponible par pixel et le processus de dématricage permet de reconstruire l'image couleur d'une scène observée à partir de l'image CFA. Dans la troisième partie de ce chapitre, nous avons présenté les différentes configurations des images CFA dérivant du CFA de Bayer et quelques processus de dématricage des images CFA de la littérature ont été présentés dans la dernière partie.

Chapitre 2

Algorithme de démosaïquage basé sur l'analyse en ondelettes de la composante de luminance

1 Introduction

Nous avons vu au travers des chapitres précédents que le démosaïquage consiste à estimer les deux composantes manquantes à chaque pixel de l'image CFA acquise par une caméra mono-capteur et que la précision du démosaïquage réside dans la performance de l'algorithme proposé pour la reconstruction de l'image en vue d'obtenir une image reconstruite qui ressemble au mieux à l'image d'origine. Dans ce chapitre, nous allons premièrement investiguer sur les ondelettes biorthogonales pour en faire usage dans le démosaïquage des images couleurs. Deuxièmement, nous allons présenter les différentes étapes de l'algorithme proposé qui est basé sur l'analyse en ondelettes de la composante de luminance dont notre contribution est focalisée sur l'apport des ondelettes biorthogonales. Enfin, dans les résultats expérimentaux, nous évaluerons quantitativement et visuellement l'apport des ondelettes biorthogonales en nous servant des bases d'images couleurs Kodak et IMAX. Nous concluons le chapitre par le choix des ondelettes optimales.

2 Présentation des ondelettes biorthogonales

Pour le traitement des images, la transformée de Fourier est un outil mathématique très important et souvent utilisé. Mais cet outil propose une approche globale fréquentielle de l'image de sorte que toute notion de localisation spatiale ou temporelle disparaît dans l'espace de Fourier. Dans le but de trouver un compris ; une transformation qui renseigne sur le contenu fréquentiel de

l'image tout en préservant la localisation, les ondelettes ont fait leur apparition dans le traitement des images. L'analyse multirésolution et la transformée en ondelettes sont des outils mathématiques capables de fournir une représentation sur plusieurs niveaux de résolution et de qualité d'une image. Dans cette sous-section, avant l'état de l'art des ondelettes biorthogonales, nous passons brièvement en revue les ondelettes orthogonales.

2.1 Les ondelettes orthogonales

Une ondelette est une fonction oscillante de moyenne nulle possédant un certain degré de régularité et dont le support est fini. Un signal bien localisé peut être décomposé en une famille d'ondelettes $\psi_{a,b}(x)$ générées par des dilatations et des translations de $\psi(x)$ telles que :

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad a > 0, b \in \mathbb{Z} \quad (2.1)$$

a étant le paramètre de dilatation ou facteur d'échelle et b le paramètre de translation. Cela signifie qu'un signal donné peut être exprimé sous forme d'une combinaison linéaire d'ondelettes $\psi_{a,b}(x)$ et c'est l'ensemble des fonctions $\psi_{a,b}(x)$ qui représente la base d'ondelette $\{\psi_{a,b}\}_{a,b}$.

La construction de bases discrètes orthonormées d'ondelettes pour le traitement des images repose sur la théorie de l'analyse multirésolution qui permet l'étude successive des approximations lissées de l'image dans lesquelles les détails sont progressivement supprimés [66]. L'analyse multirésolution d'une image consiste donc à sa projection sur des bases de fonctions donnant des approximations de l'image originale. Mallat [67, 68] et Meyer [69] ont introduit la construction d'espaces multirésolution pour représenter une fonction $f \in L^2(\mathbb{R})$ sur plusieurs niveaux de résolution.

2.1.1 Analyse multirésolution

Une analyse multirésolution est une suite de sous-espaces vectoriels fermés $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R}^n)$ vérifiant les propriétés suivantes [56-58] :

$$(p_1) \quad V_j \subset V_{j+1}$$

$$(p_2) \quad f(x) \in V_j \iff f(2x) \in V_{j+1}$$

$$(p_3) \quad \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}$$

$$(p_4) \quad \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j \text{ est dense dans } L^2(\mathbb{R}^2)$$

(p₅) Il existe une fonction $g(x)$ dans V_0 telle que $\{g(x-k)\}$ soit une base de Riesz pour V_0 lorsque k parcourt \mathbb{Z}^n

2.1.2 Base de Riesz

Une famille $\{e_i\}$ est une base de Riesz d'un espace de Hilbert \mathcal{H} si et seulement si elle satisfait aux deux propriétés suivantes :

(p₆) Les combinaisons linéaires finies $\sum \alpha_i e_i$ sont denses dans \mathcal{H}

(p₇) Il existe deux constantes strictement finies A et B telles que pour toute suite finie $\{\alpha_i\}$, on ait : $A(\sum |\alpha_i|^2)^{1/2} \leq \|\sum \alpha_i e_i\| \leq B(\sum |\alpha_i|^2)^{1/2}$

De la propriété (p₁), nous avons alors une séquence de sous-espaces emboîtés $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ telle que :

$$\dots V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset \dots$$

Plus l'indice d'échelle (niveau de résolution) j croit, plus le maillage devient grossier et la projection de la fonction f dans les espaces V_j contient de moins en moins des informations de f . Par conséquent, l'approximation de la fonction f au niveau de résolution j sera plus précise que celle du niveau de résolution $j + 1$. La propriété (p₅), affirme l'existence d'une fonction $\phi \in L^2(\mathbb{R})$ appelée fonction d'échelle ou ondelette mère telle que ses translatées $\{\phi(x - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ forment une base orthonormale de V_0 . La propriété (p₂) suppose que les fonctions du sous-espace V_{j+1} sont obtenues par dilation d'un facteur 2 des fonctions de V_j . Cela amène à affirmer que la projection de f sur V_{j+1} est deux fois plus grossière que sur le sous-espace V_j . On peut alors définir la projection de f sur V_j comme une approximation de f à l'échelle 2^j avec j le niveau de résolution. Enfin, les deux propriétés (p₂) et (p₅) permettent d'affirmer que les fonctions $\{\phi_{j,k}\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$ dilatées et translatées de ϕ et définies par :

$$\phi_{j,k}(x) = \frac{1}{2^{j/2}} \phi\left(\frac{x}{2^j} - k\right), \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (2.2)$$

forment une base orthonormale de V_j .

Pour représenter l'information de détail perdu qui est la différence entre l'approximation de f sur V_j et celle sur V_{j+1} , on définit un autre espace W_{j+1} appelé espace de détail tel que [70] :

$$V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1} \quad (2.3)$$

L'opérateur \oplus représente la somme directe des sous-espaces vectoriels. D'où l'existence de la fonction ψ (relation 3.1) appelée ondelette mère telle que ses translatées $\{\psi(kx)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ forment une base orthonormale de W_0 . De même les fonctions $\{\psi_{j,k}\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$ telles que :

$$\psi_{j,k}(x) = \frac{1}{2^{j/2}} \psi\left(\frac{x}{2^j} - k\right), \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (2.4)$$

forment une base orthonormale de W_j . Les conditions aux limites de l'analyse multirésolution amène à affirmer que l'ensemble des fonctions $\{\psi_{j,k}\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$ forment une base d'ondelettes orthogonales de

$L^2(\mathbb{R})$ [66]. La transformée en ondelettes d'une fonction du sous-espace V_0 sur l niveau de résolution est définie comme la projection de cette fonction sur les espaces V_l et $\{W_j\}_{1 \leq j \leq l}$, V_l contenant les informations d'approximation et W_j les informations de détail de la fonction. En posant $a_j(k)$ et $b_j(k)$ respectivement les coefficients de projection de la fonction f sur les sous-espaces vectoriels V_j et W_j , ils sont définis par les formules :

$$a_j(k) = \langle f, \phi_{j,k} \rangle \quad (2.5)$$

$$b_j(k) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle \quad (2.6)$$

La notation $\langle \cdot, \cdot \rangle$ représente le produit scalaire dans $L^2(\mathbb{R})$. La transformée en ondelettes d'une fonction est une application linéaire, inversible et orthogonale préservant l'énergie du signal[66]. Etant donné que le sous-espace vectoriel V_{j+1} est inclus dans V_j , toute fonction appartenant à V_{j+1} peut s'écrire comme combinaison linéaire des fonctions de V_j . Par conséquent, les fonctions $\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2}}\phi(\frac{x}{2}) \in V_0$ peuvent être exprimées sous forme de combinaison linéaire des fonctions $\{\phi(x - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ avec les filtres $h(k)$ telles que :

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\phi(\frac{x}{2}) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(k)\phi(x - k) \quad (2.7)$$

$$h(k) = \langle \frac{1}{\sqrt{2}}\phi(\frac{x}{2}), \phi(x - k) \rangle \quad (2.8)$$

Il en est de même des fonctions $\frac{1}{\sqrt{2}}\psi(\frac{x}{2})$ des sous-espaces vectoriels W_j avec les filtres $g(k)$ tels que :

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\psi(\frac{x}{2}) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g(k)\psi(x - k) \quad (2.9)$$

La condition d'orthogonalité des ondelettes est alors exprimée en fonction des filtres h et g par la relation[67] :

$$g[n] = (-1)^{1-n}h[1 - n] \quad (2.10)$$

Les fonctions que nous avons traitées pour la transformée en ondelettes sont des fonctions monodimensionnelles. En ce qui concerne nos travaux ; à savoir le traitement des images, donc des fonctions bidimensionnelles 2-D, la transformée en ondelettes consiste alors en une transformée en ondelettes 1-D des colonnes puis des lignes de l'image par utilisation du produit tensoriel de base d'ondelettes monodimensionnelles, ce qui conduit à des bases d'ondelettes séparables [71].

2.2 Les ondelettes biorthogonales

Mallat, dans ses travaux, a montré l'existence de relations entre les coefficients d'approximations et de détails définis en (3.5) et (3.6) obtenus entre deux niveaux successifs de résolution [67].

$$a_{j+1}[k] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n - 2k]a_j[n] = a_j * \bar{h}[2k] \quad (2.11)$$

$$b_{j+1}[k] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n - 2k]a_j[n] = a_j * \bar{g}[2k] \quad (2.12)$$

L'opérateur de filtrage $*$ est le produit de convolution, \bar{h} est défini tel que pour tout n , $\bar{h}[n] = h[-n]$. h et g peuvent s'identifier respectivement aux réponses impulsionnelles d'un filtre passe-bas et d'un filtre passe-haut d'un banc de filtre d'analyse.

Par la suite, Mallat a proposé le calcul des coefficients $a_{j+1}[k]$ et $b_{j+1}[k]$ par le filtrage des coefficients $a_j[k]$ avec les filtres h et g suivi par le sous-échantillonnage d'un facteur 2 noté $[\downarrow 2]$ qui consiste à laisser tomber un coefficient sur deux (Figure 3.1) [17, 18].

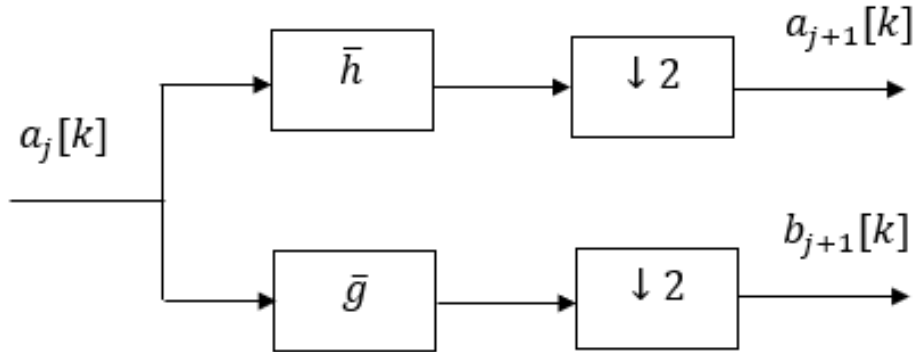


FIGURE 2.1 – Banc de filtre d'analyse d'un signal [17].

La transformée inverse des ondelettes permet de reconstruire le signal à partir de ses coefficients du niveau supérieur de résolution $a_{j+1}[k]$ et $b_{j+1}[k]$.

$$a_j[l] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[l - 2n]a_{j+1}[n] + \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[l - 2n]b_{j+1}[n] = \hat{a}_{j+i}\tilde{h} + \hat{b}_{j+i}\tilde{g} \quad (2.13)$$

\tilde{h} et \tilde{g} sont des filtres de synthèse résultant du sur-échantillonnage de h et g par un facteur de 2. La reconstruction est effectuée par insertion des zéros entre les échantillons du signal d'origine, c'est une opération qui se note $[\uparrow 2]$.

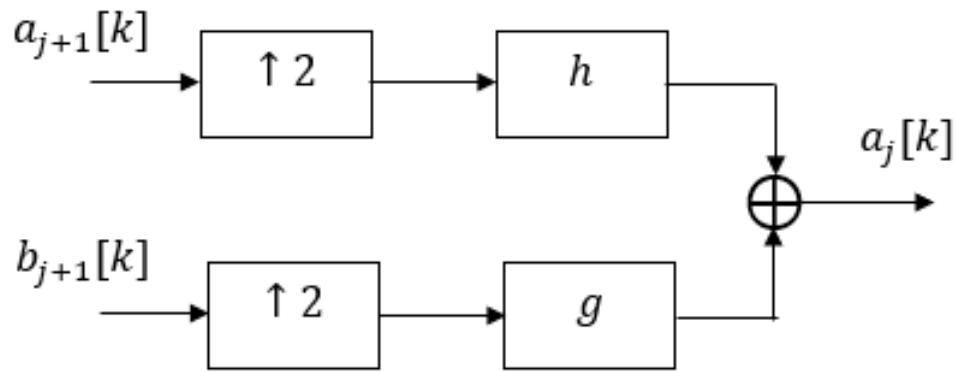


FIGURE 2.2 – Banc de filtre de synthèse [17].

La reconstruction d'une image par la transformée en ondelettes nécessite donc l'existence des filtres d'analyse h et g puis des filtres de synthèse \tilde{h} et \tilde{g} selon le schéma de la figure 3.3.

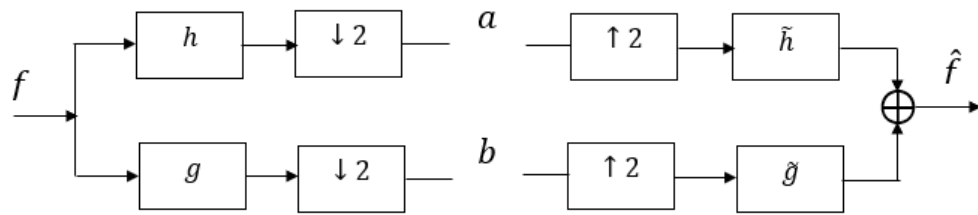


FIGURE 2.3 – Banc de filtre d'analyse-synthèse [18].

Les conditions de reconstruction parfaite imposent que l'image reconstruite \hat{f} soit parfaitement égale à l'image d'origine f . Dans le domaine fréquentiel, ces conditions peuvent s'écrire en deux équations qui suivent [67] :

$$\hat{h}(\omega)\tilde{h}(\omega) + \hat{g}(\omega)\tilde{g}(\omega) = 2 \quad (2.14)$$

$$\hat{h}(\omega + \pi)\tilde{h}(\omega) + \hat{g}(\omega + \pi)\tilde{g}(\omega) = 0 \quad (2.15)$$

Où $h(\omega)$ est la transformée de Fourier en fréquence du filtre h . Dans le domaine temporel, ces conditions de reconstruction parfaite peuvent s'écrire [67] :

$$\sum_k h_i[k]\tilde{h}_j[k - 2n] = \delta_n\delta_{i-j} \quad \forall 0 \leq i, j \leq 1, \quad \forall n \in \mathbb{Z} \quad (2.16)$$

Où δ est l'opérateur de Kronecker. Ces conditions impliquent les relations suivantes entre les filtres

passé-bas d'analyse h et de synthèse \tilde{h} et les filtres passé-haut d'analyse g et de synthèse \tilde{g} :

$$g[n] = (-1)^{1-n} \tilde{h}[1-n] \quad (2.17)$$

$$\tilde{g}[n] = (-1)^{1-n} h[1-n] \quad (2.18)$$

Elles imposent que les familles $\{h(k-2n), g(k-2n)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ et $\{\tilde{h}(k-2n), \tilde{g}(k-2n)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ soient biorthogonales entre elles, permettant ainsi de donner une interprétation en termes d'ondelettes au banc de filtre de reconstruction du signal f . Ceci amène à lever et à remplacer les contraintes d'orthogonalité imposées aux sous-espaces vectoriels V_j et W_j par les conditions de biorthogonalité conduisant ainsi à l'existence de bases duales V_j et W_j et leurs fonctions duales $\tilde{\phi}$ et $\tilde{\psi}$ associées, utilisées au cours de la reconstruction. D'où l'existence des ondelettes biorthogonales et la transformée en ondelettes biorthogonales [72].

2.2.1 Ondelettes biorthogonales de Cohen-Daubechies-Feauveau (CDF)

Les ondelettes biorthogonales CDF sont des ondelettes largement utilisées dans le domaine du traitement des images notamment pour la compression des images [67, 18, 73]. Elles sont flexibles, symétriques, à support compact et la largeur du banc de filtre correspondant est courte. Elles sont aussi appelées CDF(N, \tilde{N}) où N représente le nombre de moments nuls de l'ondelette d'analyse ψ et \tilde{N} celui de la synthèse. Il existe une famille des ondelettes biorthogonales CDF dont les ondelettes biorthogonales 5/3 et 9/7 [67, 18]. Les ondelettes biorthogonales 5/3 sont ainsi appelées parce que la largeur du support des filtres passé-bas est $p = 5$ coefficients pour l'analyse et $\tilde{p} = 3$ pour la synthèse et elles ont deux moments nuls à l'analyse et deux moments nuls à la synthèse. Les CDF 9/7 sont tels que les filtres passé-bas correspondants possèdent $p = 9$ coefficients pour l'analyse et $\tilde{p} = 7$ pour la synthèse. Elles possèdent un grand nombre de moments nuls à savoir $N = 4$ pour l'analyse et $\tilde{N} = 4$ pour la synthèse.

2.2.2 Ondelettes biorthogonales proposées par Vetterli et Herley

Vetterli a fait une évaluation des ondelettes biorthogonales et a proposé des coefficients des filtres passé-bas et passé-haut d'analyse et de synthèse associés aux ondelettes [74]. L'auteur a montré qu'en plus des caractéristiques des ondelettes biorthogonales, les filtres associés sont réguliers, à phase linéaire et que dans des conditions équitables, les filtres de synthèse assurent une reconstruction parfaite du signal d'origine. Il définit les fonctions d'échelle duales ϕ , $\tilde{\phi}$ et les

ondelettes duales $\psi, \tilde{\psi}$ par les formules suivantes :

$$\phi(x) = 2^{1/2} \cdot \sum_{n=0}^{L-1} h[n] \phi(2x - n) \quad (2.19)$$

$$\tilde{\phi}(x) = 2^{1/2} \cdot \sum_{n=0}^{L-1} \tilde{h}[n] \tilde{\phi}(2x - n) \quad (2.20)$$

$$\psi(x) = 2^{1/2} \cdot \sum_{n=0}^{L-1} g[n] \phi(2x - n) \quad (2.21)$$

$$\tilde{\psi}(x) = 2^{1/2} \cdot \sum_{n=0}^{L-1} \tilde{g}[n] \tilde{\phi}(2x - n) \quad (2.22)$$

Les conditions de biorthogonalités pour une reconstruction parfaite du signal d'origine selon l'auteur peuvent se traduire par l'équation :

$$\langle 2^{-j/2} \tilde{\psi}(2^j x - l), 2^{-i/2} \tilde{\psi}(2^i x - k) \rangle = \delta_{i,j} \delta_{k,l}, \quad \{i, j, k, l \in \mathbb{Z}\} \quad (2.23)$$

2.2.3 Ondelettes biorthogonales proposées par Villasenor et al.

Villasenor et al. ont proposé les coefficients des meilleures ondelettes biorthogonales pour la compression des images [75]. Elles sont symétriques et les filtres associés sont réguliers et à phase linéaire. Les fonctions duales d'échelle $\phi, \tilde{\phi}$ et d'ondelettes $\psi, \tilde{\psi}$ ont les mêmes expressions que celles des relations (3.19) à (3.22). Les auteurs ont noté que pour éliminer les aliasings du signal au cours de la reconstruction, les filtres d'analyse h, g et de synthèse \tilde{h}, \tilde{g} doivent satisfaire les relations :

$$g[n] = (-1)^n \tilde{h}[n] \quad (2.24)$$

$$\tilde{g}[n] = (-1)^{n+1} h[n] \quad (2.25)$$

De plus, la condition pour une reconstruction parfaite peut s'écrire :

$$p(2n + 1) = \delta_{nm} \quad (2.26)$$

Avec $p(n) = h[n] * \tilde{h}[n]$ et m est l'indice du centre de la fenêtre de $p(n)$.

2.2.4 Ondelettes biorthogonales de Mallat

Les ondelettes proposées par [67] sont des ondelettes B-spline non symétriques. Elles sont de deux types et seule la réponse fréquentielle d'un filtre arbitraire du premier type d'ondelettes a été donnée par Mallat. Zhao et Liao ont par la suite proposé le deuxième type et les formule de calcul

des filtres d'analyse et de synthèse associés dans le domaine fréquentiel [76].

$$H(\omega) = \begin{cases} e^{i\omega/2} \left(\cos\left(\frac{\omega}{2}\right) \right)^m, & m = 2n - 1, n \in \mathbb{Z}^+ \\ \left(\cos\left(\frac{\omega}{2}\right) \right)^m, & m = 2n, n \in \mathbb{Z}^+ \end{cases} \quad (2.27)$$

$$G(\omega) = \begin{cases} 4ie^{i\omega/2} \sin\left(\frac{\omega}{2}\right), & \text{le premier type} \\ -16 \left(\sin\left(\frac{\omega}{2}\right) \right)^2, & \text{le second type} \end{cases} \quad (2.28)$$

H et G sont respectivement les filtres passe-bas et passe-haut d'analyse. Les filtres de synthèse sont liés à ceux d'analyse par les relations :

$$\tilde{H}(\omega) = \frac{1 - |H(\omega)|^2}{G(\omega)} \quad (2.29)$$

$$\tilde{G}(\omega) = \frac{1 - |H(\omega)|^2}{2} \quad (2.30)$$

3 Proposition d'algorithme de démosaïquage basé sur l'analyse en ondelettes de la composante de luminance

L'algorithme de démosaïquage basé sur l'analyse en ondelettes de la composante de la luminance est une méthode basée sur le filtrage directionnel qui utilise une nouvelle approche pour localiser les informations de détail dans l'image. Les directions de bords sont estimées à l'aide de la composante de la luminance et contrairement à la proposition initiale [52], nous avons exploité les ondelettes biorthogonales que sont les divers types d'ondelettes biorthogonales de Mallat [67, 76], les ondelettes biorthogonales de Cohen-Daubechies-Fauvea (CDF) [18], les ondelettes biorthogonales de Villasenor et al. [75] puis celles de Vetterli et Herley [74]. L'algorithme de dématricage est composé de plusieurs étapes présentées comme suit :

Etape 1 : Estimation de la luminance $\hat{L}(x, y)$ de l'image CFA

Si nous désignons par $I(x, y)$ l'image originale d'un objet de composantes couleurs $R_0(x, y)$, $G_0(x, y)$ et $B_0(x, y)$, (x, y) les coordonnées spatiales, alors l'image CFA issue du capteur peut s'écrire :

$$I_{CFA}(x, y) = R_C(x, y) + G_C(x, y) + B_C(x, y) \quad (2.31)$$

avec R_C , G_C et B_C les composantes couleurs de l'image CFA. Les expressions de ces composantes en fonctions des composantes couleurs originales sont définies par les relations suivantes [77] :

$$\begin{cases} R_C(x, y) = \frac{1}{4}R_0(x, y)(1 - \cos \pi x)(1 + \cos \pi y) \\ G_C(x, y) = \frac{1}{2}G_0(x, y)(1 - \cos \pi x \cos \pi y) \\ B_C(x, y) = \frac{1}{4}B_0(x, y)(1 + \cos \pi x)(1 - \cos \pi y) \end{cases} \quad (2.32)$$

En remplaçant les expressions de (3.32) dans (3.31) et faisant des combinaisons, l'expression de $I_{CFA}(x, y)$ devient :

$$\begin{aligned} I_{CFA}(x, y) = \frac{1}{4}[R_0(x, y) + 2G_0(x, y) + B_0(x, y)] + \frac{1}{4}[B_0(x, y) - R_0(x, y)](\cos \pi x - \cos \pi y) \\ + \frac{1}{4}[-R_0(x, y) + 2G_0(x, y) - B_0(x, y)](\cos \pi x \cos \pi y) \end{aligned} \quad (2.33)$$

Le premier terme de cette formule représente la composante de la luminance et les autres termes les composantes de chrominance. Lian et al. [77] ont prouvé à partir des travaux de Vandewalle et al. [19] que dans le domaine fréquentiel, il y a moins de recouvrement entre le spectre de luminance et ceux de chrominance (Figure 3.4). Par conséquent, pour éviter la complexité de l'algorithme et améliorer ces résultats, nous nous sommes servis du filtre gaussien passe-bas F_1 de taille 5×5 pour estimer la composante de la luminance aux pixels verts. Aux autres pixels, nous avons utilisé le filtre gaussien passe-bas F_2 de taille 11×11 . La fonction $g(x, y)$ du noyau gaussien a pour expression :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.34)$$

$$F_1 = \frac{1}{64} \begin{pmatrix} 0 & 1 & -2 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ -2 & 6 & 56 & 6 & -2 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & -2 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.35)$$

$$F_2 = \frac{1}{128} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -2 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 1 & 2 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & -5 & 3 & -9 & 3 & -5 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 2 & 3 & 1 & 7 & 1 & 3 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 1 & -9 & 7 & 104 & 7 & -9 & 1 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 2 & 3 & 1 & 7 & 1 & 3 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 & -5 & 3 & -9 & 3 & -5 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 1 & 2 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -2 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.36)$$

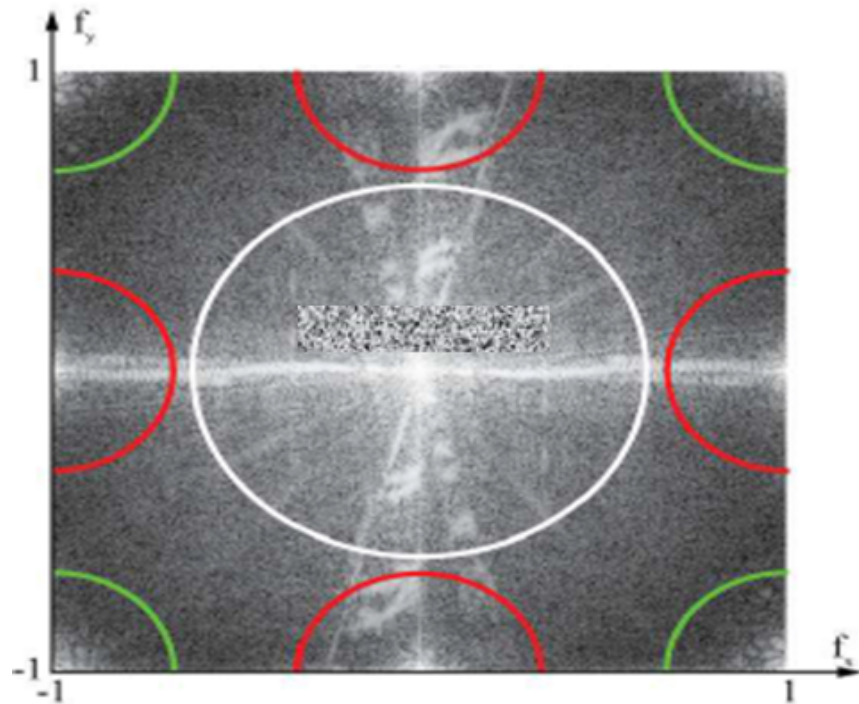


FIGURE 2.4 – Spectre de luminance et de chrominance [19].

Etape 2 : Décomposition de la composante de la luminance

La composante de la luminance estimée $\hat{L}(x, y)$ est décomposée en composantes horizontale $\hat{L}_{HL}(x, y)$ et verticale $\hat{L}_{LH}(x, y)$ en utilisant un banc de filtre passe-bas et passe-haut respectivement d'ondelettes biorthogonales.

Etape 3 : Calcul des énergies $e_{HL}(x, y)$ et $e_{LH}(x, y)$ et des poids d'estimation

Les énergies $e_{HL}(x, y)$ et $e_{LH}(x, y)$ respectivement des composantes horizontale $\widehat{L}_{HL}(x, y)$ et verticale $\widehat{L}_{LH}(x, y)$ de la luminance sont déterminées et utilisées pour calculer les poids directionnels d'interpolation $w_h(x, y)$ et $w_v(x, y)$ selon les formules qui suivent :

$$e_{HL}(x, y) = |\widehat{L}_{HL}(x, y)|^2 \quad (2.37)$$

$$e_{LH}(x, y) = |\widehat{L}_{LH}(x, y)|^2 \quad (2.38)$$

$$w_h(x, y) = \frac{F * e_{HL}(x, y)}{F * e_{HL}(x, y) + F * e_{LH}(x, y)} \quad (2.39)$$

$$w_v(x, y) = \frac{F * e_{LH}(x, y)}{F * e_{HL}(x, y) + F * e_{LH}(x, y)} \quad (2.40)$$

F est un noyau spatial moyen dont la taille est initialement fixée à 3×3 . Cependant si $w_h(x, y) = w_v(x, y)$, la taille du noyau est incrémentée, afin de discriminer plus efficacement les régions où les détails horizontaux et verticaux ont la même énergie des régions où de fausses hautes fréquences ont été créées par une estimation erronée de \widehat{L} .

$$F = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.41)$$

Etape 4 : Estimation des composantes vertes G

Chaque composante G manquante aux différents pixels R et B est estimée par interpolation bilinéaire pondérée par les poids $w_h(x, y)$ et $w_v(x, y)$.

$$\widehat{G}(x, y) = w_h(x, y)\widehat{G}_h(x, y) + w_v(x, y)\widehat{G}_v(x, y) \quad (2.42)$$

Où $\widehat{G}_h(x, y)$ et $\widehat{G}_v(x, y)$ sont respectivement les interpolations horizontale et verticale de G aux divers pixels R et B de l'image CFA. En utilisant l'image CFA de la figure 3.5, les interpolations horizontale et verticale de G aux pixels R peuvent être obtenues comme suit :

$$\widehat{G}_h(0, 0) = \frac{1}{2}[G(0, 1) + G(0, -1)] + \frac{1}{4}[2R(0, 0) - R(0, 2) - R(0, -2)] \quad (2.43)$$

$$\widehat{G}_v(0, 0) = \frac{1}{2}[G(1, 0) + G(-1, 0)] + \frac{1}{4}[2R(0, 0) - R(2, 0) - R(-2, 0)] \quad (2.44)$$

La même stratégie est utilisée pour les interpolations horizontale et verticale de G aux pixels B . Les filtres à réponse impulsionnelle $h_0 = [-0, 25 \ 0 \ 0, 5 \ 0 \ 0, 25]$ et $h_1 = [0 \ 0, 5 \ 0 \ 0, 5 \ 0]$ sont utilisés pour optimiser l'estimation telle que h_0 soit appliqué sur la fenêtre de la bande G et h_1 sur les fenêtres des bandes R et B .

(-2,-2)	(-2,-1)	(-2,0)	(-2,1)	(-2,2)
(-1,-2)	(-1,-1)	(-1,0)	(-1,1)	(-1,2)
(0,-2)	(0,-1)	(0,0)	(0,1)	(0,2)
(1,-2)	(1,-1)	(1,0)	(1,1)	(1,2)
(2,-2)	(2,-1)	(2,0)	(2,1)	(2,2)

FIGURE 2.5 – Image CFA de Bayer à fenêtre 5×5 centré sur la bande rouge.

Etape 5 : Estimation des composantes R et B aux pixels G

Une interpolation bilinéaire de différence de couleur est utilisée pour estimer les composantes R et B aux différents pixels G .

$$\hat{R}(x, y) = \begin{cases} G(x, y) + \frac{1}{2}[R(x, y + 1) - \hat{G}(x, y + 1) + R(x, y - 1) - \hat{G}(x, y - 1)], & \text{horizontalement} \\ G(x, y) + \frac{1}{2}[R(x + 1, y) - \hat{G}(x + 1, y) + R(x - 1, y) - \hat{G}(x - 1, y)], & \text{verticalement} \end{cases} \quad (2.45)$$

$$\hat{B}(x, y) = \begin{cases} G(x, y) + \frac{1}{2}[B(x, y + 1) - \hat{G}(x, y + 1) + B(x, y - 1) - \hat{G}(x, y - 1)], & \text{horizontalement} \\ G(x, y) + \frac{1}{2}[B(x + 1, y) - \hat{G}(x + 1, y) + B(x - 1, y) - \hat{G}(x - 1, y)], & \text{verticalement} \end{cases} \quad (2.46)$$

Etape 6 : Estimation des composantes R aux pixels B et inversement

Les composantes R sont estimées aux pixels B et les composantes B aux pixels R en utilisant une interpolation bilinéaire pondérée des poids directionnels w_h et w_v comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{R}(x, y) = B(x, y) + \frac{w_h(x, y)}{2} [\hat{D}_{RB}(x, y - 1) + \hat{D}_{RB}(x, y + 1)] \\ + \frac{w_v(x, y)}{2} [\hat{D}_{RB}(x - 1, y) + \hat{D}_{RB}(x + 1, y)] \end{aligned} \quad (2.47)$$

$$\begin{aligned}\widehat{B}(x, y) = R(x, y) + \frac{w_h(x, y)}{2} [\widehat{D}_{BR}(x, y - 1) + \widehat{D}_{BR}(x, y + 1)] \\ + \frac{w_v(x, y)}{2} [\widehat{D}_{BR}(x - 1, y) + \widehat{D}_{BR}(x + 1, y)]\end{aligned}\quad (2.48)$$

avec $\widehat{D}_{RB}(x, y) = \widehat{R}'(x, y) - \widehat{B}'(x, y)$ et $\widehat{D}_{BR}(x, y) = \widehat{B}'(x, y) - \widehat{R}'(x, y)$. Ici, $\widehat{R}'(x, y)$ et $\widehat{B}'(x, y)$ sont les valeurs respectives des bandes R et B estimées aux pixels G .

4 Résultats expérimentaux

Dix images de la base d'images Kodak et IMAX ont été sélectionnées pour l'expérimentation dont cinq de chaque base d'images (Figure 3.6). Les images de la base Kodak sont des images de format BMP et de taille 512×384 et celles de la base IMAX sont au format tif, de taille 500×500 . Les ondelettes biorthogonales de la section 4.2.2 à savoir, les ondelettes biorthogonales de Mallat troisième et quatrième ordre, celles de Cohen-Daubechies-Feauveau, de Vetterli et Herley puis les ondelettes biorthogonales de Villasenor et al. ont été utilisées dans l'expérimentation. Ces ondelettes biorthogonales ont été évaluées aussi quantitativement avec les métriques couleurs CPSNR et FSIMc (équations 3.49 et 3.50) [78, 79] que qualitativement pour la reconstruction des images.

$$\begin{cases} CPSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{CMSE} \right) \\ CMSE = \frac{1}{3mn} \sum_{k=R,G,B} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I_o^k(i, j) - I_d^k(i, j))^2 \end{cases}\quad (2.49)$$

Où m et n représentent le nombre de lignes et de colonnes de l'image. $I_o^k(i, j)$ et $I_d^k(i, j)$ sont respectivement les images originale et reconstruite et k la bande correspondante.

$$FSIM_c = \frac{\sum_{X \in \Omega} S_L(X) \cdot [S_C(X)]^\beta \cdot PC_{max}(X)}{\sum_{X \in \Omega} PC_{max}(X)}\quad (2.50)$$

β est un paramètre positif utilisé pour ajuster l'importance des composantes chromatiques. PC_{max} est le poids de pondération maximale. S_C définit la similarité entre caractéristiques chromatiques et S_L la similarité entre l'image originale et reconstruite. Ω représente tout le domaine spatial de l'image.

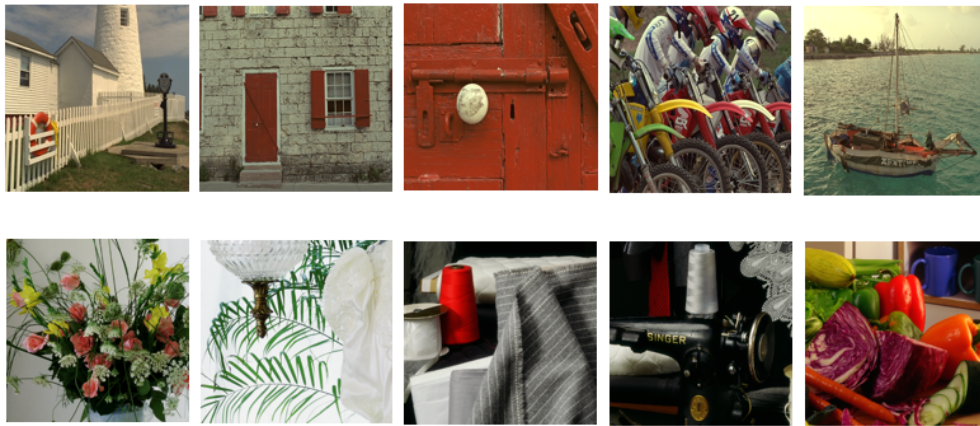


FIGURE 2.6 – Dix images sélectionnées dans la base d'images Kodak (première ligne) et la base d'images IMAX (deuxième ligne) pour l'expérimentation.

4.1 Evaluation quantitative de la performance

Les dix images de la figure 3.6 ont été utilisées pour évaluer quantitativement la performance des ondelettes dans la reconstruction des images. Les cinq premières images numérotées de 1 à 5 des tableaux sont celles de la base Kodak et les cinq dernières numérotées de 6 à 10 sont de la base IMAX. Les résultats de cette évaluation avec les métriques CPSNR et FSIMc sont présentés dans les tableaux 3.1 à 3.7.

TABLE 2.1 – Performances de reconstruction avec le premier type de filtre d'ondelettes d'ordre trois de Mallat.

Images	CPSNR	FSIMc
1	40.86	0.9990
2	38.14	0.9985
3	40.04	0.9991
4	36.95	0.9984
5	38.19	0.9987
6	33.38	0.9962
7	32.97	0.9973
8	38.09	0.9985
9	36.82	0.9977
10	33.83	0.9976

TABLE 2.2 – Performances de reconstruction avec le premier type de filtre d'ondelettes d'ordre quatre de Mallat.

Images	CPSNR	FSIMc
1	40.35	0.9989
2	37.51	0.9983
3	39.98	0.9991
4	36.68	0.9982
5	37.93	0.9986
6	33.32	0.9962
7	32.87	0.9972
8	38.05	0.9984
9	36.78	0.9977
10	36.60	0.9974

TABLE 2.3 – Performances de reconstruction avec le second type de filtre d'ondelettes d'ordre trois de Mallat.

Images	CPSNR	FSIMc
1	41.07	0.9990
2	38.26	0.9986
3	39.82	0.9991
4	36.89	0.9984
5	38.35	0.9987
6	33.32	0.9961
7	32.88	0.9972
8	38.05	0.9985
9	36.70	0.9976
10	36.62	0.9975

TABLE 2.4 – Performances de reconstruction avec le second type de filtre d'ondelettes d'ordre quatre de Mallat.

Images	CPSNR	FSIMc
1	41.02	0.9990
2	38.23	0.9986
3	40.00	0.9991
4	36.82	0.9983
5	38.26	0.9987
6	33.34	0.9962
7	33.04	0.9973
8	38.07	0.9985
9	36.76	0.9976
10	33.73	0.9981

TABLE 2.5 – Performances de reconstruction avec les filtres d'ondelettes de Vetterli et Herley.

Images	CPSNR	FSIMc
1	36.06	0.9977
2	34.63	0.9969
3	37.36	0.9984
4	35.03	0.9975
5	34.99	0.9977
6	32.17	0.9949
7	31.52	0.9959
8	37.52	0.9983
9	36.16	0.9973
10	32.36	0.9961

TABLE 2.6 – Performances de reconstruction avec les filtres d’ondelettes de Cohen-Daubechies-Feauveau.

Images	CPSNR	FSIMc
1	37.36	0.9981
2	34.86	0.9971
3	37.78	0.9985
4	35.45	0.9976
5	35.34	0.9978
6	32.18	0.9948
7	31.98	0.9962
8	37.44	0.9982
9	36.26	0.9973
10	32.30	0.9959

TABLE 2.7 – Performances de reconstruction avec les filtres d’ondelettes de Villasenor.

Images	CPSNR	FSIMc
1	37.07	0.9980
2	37.62	0.9984
3	37.36	0.9983
4	34.93	0.9975
5	35.34	0.9978
6	32.18	0.9948
7	31.98	0.9962
8	37.44	0.9982
9	36.26	0.9973
10	32.30	0.9959

4.2 Évaluation visuelle de la performance

Pour l’évaluation visuelle de la performance des ondelettes biorthogonales, nous avons sélectionné les images Maison et Art respectivement des bases d’images Kodak et IMAX. Les images originales sont affichées à la figure 3.7 tandis que les images reconstruites avec les bancs de filtres des diverses ondelettes biorthogonales de Mallat sont affichées de la figure 3.8 à 3.11. L’image Maison est à

gauche et l'image Art à droite.



FIGURE 2.7 – Images originales.



FIGURE 2.8 – Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, premier type d'ordre 3.



FIGURE 2.9 – Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, premier type d'ordre 4.



FIGURE 2.10 – Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, second type d'ordre 3.



FIGURE 2.11 – Images reconstruites avec les ondelettes de Mallat, second type d'ordre 4.

5 Discussion

Les images reconstruites ont été évaluées par comparaison à leur homologue d'origine. Les métriques objectives CPSNR et FSIMc sont utilisées pour cette évaluation quantitative. Les valeurs du CPSNR et du FSIMc obtenues à partir de la comparaison de chaque image à l'originale sont enregistrées dans les tableaux 3.1 à 3.7, chaque tableau présentant les résultats des différentes ondelettes. Pour chaque image, les meilleurs scores sont au gras. D'après les résultats présentés dans les tableaux ci-dessus cités, toutes les ondelettes biorthogonales donnent de bonnes valeurs de FSIMc généralement supérieures à 0,9900 et les valeurs du CPSNR sont supérieures à 30 dB. Des résultats du tableau 3.1, les ondelettes biorthogonales, du premier type, d'ordre trois de Mallat donnent cinq meilleures valeurs du CPSNR sur dix et huit bonnes valeurs du FSIMc sur dix. Les tableaux 3.2 à 3.4 relatifs aux résultats des autres ondelettes de Mallat en contiennent moins de meilleurs scores que précédemment. Par contre, pour les résultats des tableaux 3.5 à 3.7 enregistrant respectivement les résultats des ondelettes biorthogonales de Vetterli-Herley, Cohen-Daubechies-Feauveau et de Villasenor, aucun meilleur résultat de CPSNR et de FSIMc n'est obtenu par rapport à ceux obtenus avec les ondelettes de Mallat. Par conséquent, les ondelettes biorthogonales de Mallat procurent les meilleurs résultats de reconstruction des images du point de vue quantitative. Néanmoins celle du premier type, d'ordre trois donne les meilleurs résultats de reconstruction.

Pour l'évaluation visuelle des résultats, nous avons présenté les meilleures images reconstruites

contenant moins d'artefact que nous avons obtenues à l'expérimentation que sont les images reconstruites avec les ondelettes biorthogonales de Mallat. Dans les différentes images Maison reconstruites présentées par les figures 3.8 à 3.11, on peut noter la présence d'une fausse couleur moins répartie et moins accentuée dans ces images. Ces résultats obtenus viennent confirmer les résultats de l'analyse quantitative.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats d'une analyse comparative de quelques algorithmes récents de démosaïquage des images couleurs. Les images des bases d'images Kodak et IMAX sont utilisées pour cette étude. La comparaison de la précision de reconstruction de ces algorithmes montre que celui basé sur l'analyse en ondelettes de la composante de luminance surpasse les autres. Nous avons ensuite effectué une étude des ondelettes biorthogonales avec cet algorithme. Selon nos expériences, nous avons identifié les ondelettes biorthogonales de Mallat comme celles qui donnent les meilleurs résultats de reconstruction. Dans nos travaux ultérieurs, nous évaluerons cet algorithme dans le contexte des images multispectrales afin de le comparer avec ceux proposés dans ce domaine comme celui basé sur l'erreur quadratique moyenne minimum linéaire dans [25].

Partie II

Proposition d'amélioration des algorithmes de démosaïquage des images multispectrales

Chapitre 3

Imagerie multispectrale à filtre MSFA

1 Introduction

Les images multispectrales sont acquises grâce aux caméras multispectrales dont certaines sont équipées de plusieurs capteurs et d'autres à capteur unique. Les caméras à capteur unique sont les plus privilégiées dans les industries vu la complexité et le coût élevé des autres. Un filtre MSFA est un filtre multispectral qui fait la sélection d'une seule bande spectrale par pixel et superposé à la surface du capteur de ces caméras à capteur unique pour l'acquisition des images. La qualité de l'image acquise dépend ainsi du type de MSFA que de l'algorithme mis en place pour la reconstruction des différentes bandes manquantes. Nous présentons dans ce chapitre, les différents phénomènes qui se produisent au cours de l'acquisition, les divers filtres MSFA disponibles et les méthodes existantes dans la littérature pour l'acquisition des images multispectrales.

2 Réflectance spectrale d'un objet

2.1 Source lumineuse

Il ne peut avoir de vie sur la planète terre où nous vivons sans la lumière. Elle est ancrée dans notre quotidien et toutes nos activités en dépendent. Cette lumière provenant de diverses sources dont la source principale est le soleil nous parvient par propagation des ondes électromagnétiques qui sont des particules de masse et sans charge en mouvement appelées photons qui se propagent à la vitesse de la lumière (célérité). Chaque photon peut être caractérisé par sa longueur d'onde λ en nanomètre (nm) ou par sa fréquence ν en hertz (Hz) tel que :

$$\nu = \frac{c}{\lambda} \quad (3.1)$$

$c = 3.10^8 m/s$ représente la vitesse de propagation de la lumière dans le vide. La radiation électromagnétique issue d'une source lumineuse est caractérisée par sa répartition spectrale relative d'énergie $E(\lambda)$ et est constituée de plusieurs longueurs d'onde allant de l'ultra-violet à l'infrarouge en passant par le visible (Figure 4.1). En dehors du soleil qui est la source principale de la lumière, on peut noter l'existence de plusieurs autres sources. Les plus couramment utilisées encore appelées illuminants ont été normalisées par la CIE [80]. Au nombre de six, les illuminants sont classés de A à F dont les quatre plus représentatifs sont les illuminants A, D65, E et F12 [21]. L'illuminant A est utilisé pour représenter l'éclairage intérieur à incandescence du filament de tungstène. Sa répartition spectrale relative d'énergie est celle d'un radiateur de Planck (corps noir) à une température avoisinant 2856 kelvin (K) [80]. L'illuminant D65 considéré comme une référence par l'organisation internationale de normalisation ISO correspond à la lumière moyenne de soleil de midi en Europe de l'ouest et est utilisé dans tous les calculs colorimétriques nécessitant la lumière du jour à moins qu'il n'y ait des raisons précises de recourir à un autre illuminant. Sa répartition spectrale relative d'énergie est celle d'un corps noir de température proche de 6500 K. L'illuminant E, quant à lui, est constitué d'égale énergie d'émission pour toutes les longueurs d'ondes du visible. Les illuminants F sont faites d'une série de F1 à F12 représentant différents types d'éclairage de lampes fluorescentes. La distribution spectrale relative d'énergie des séries F10, F11 et F12 présente trois pics de bandes étroites dans les régions de longueur d'onde des bandes rouge, vert et bleu du spectre du visible [21].

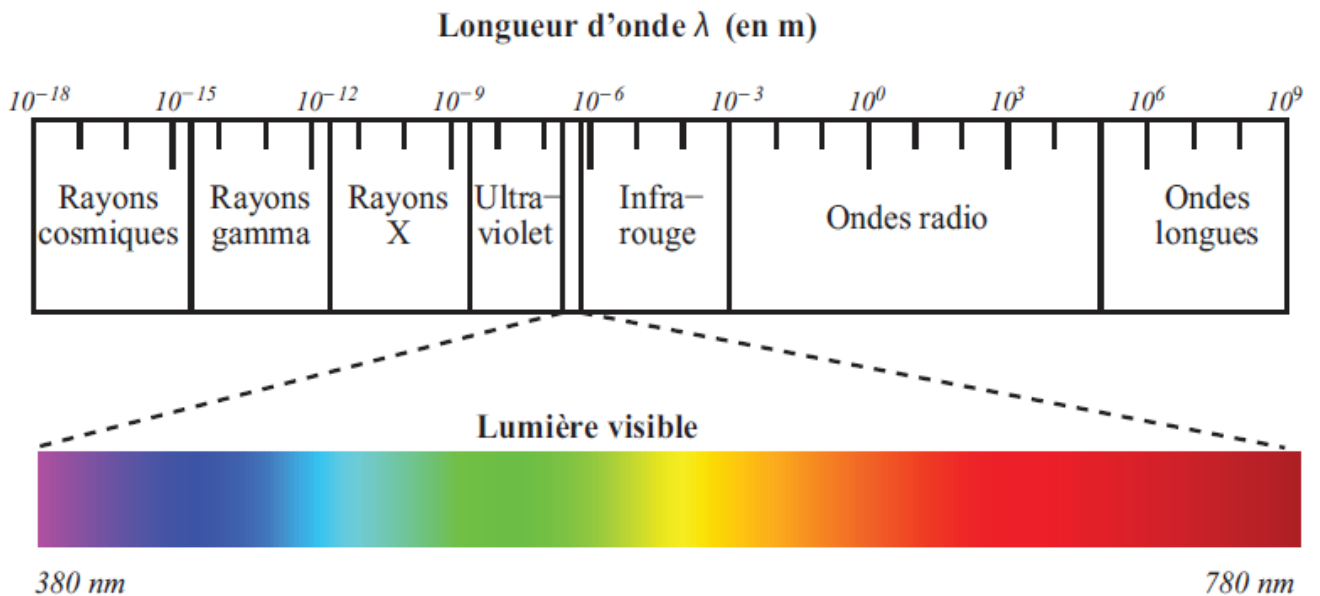


FIGURE 3.1 – Spectre électromagnétique des rayons gamma aux ondes longues [20].

En dehors de quelques illuminants dont le D65, la majorité des illuminants sont théoriques.

Dans la pratique, nous pouvons les classer en deux catégories d'illuminants réels appelées HA et LD. La première considérée comme un ensemble de lampes halogènes Paulmann 2900 K a un comportement semblable à celui de l'illuminant A. La seconde est produite par l'éclairage avancé DL097-WHIC Dôme diffuse à LED et dont la distribution spectrale relative d'énergie a trois maximums dans le domaine du visible [21]. Les figures 4.2 et 4.3 montrent respectivement la distribution spectrale relative d'énergie $E(\lambda)$ des illuminants A et D65.

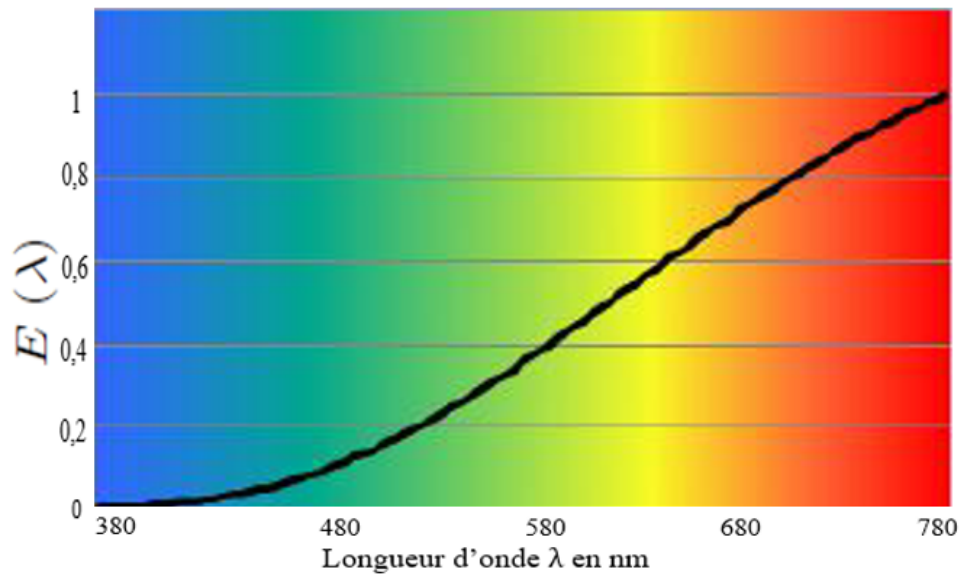


FIGURE 3.2 – Distribution spectrale relative d'énergie de l'illuminant A de CIE [21].

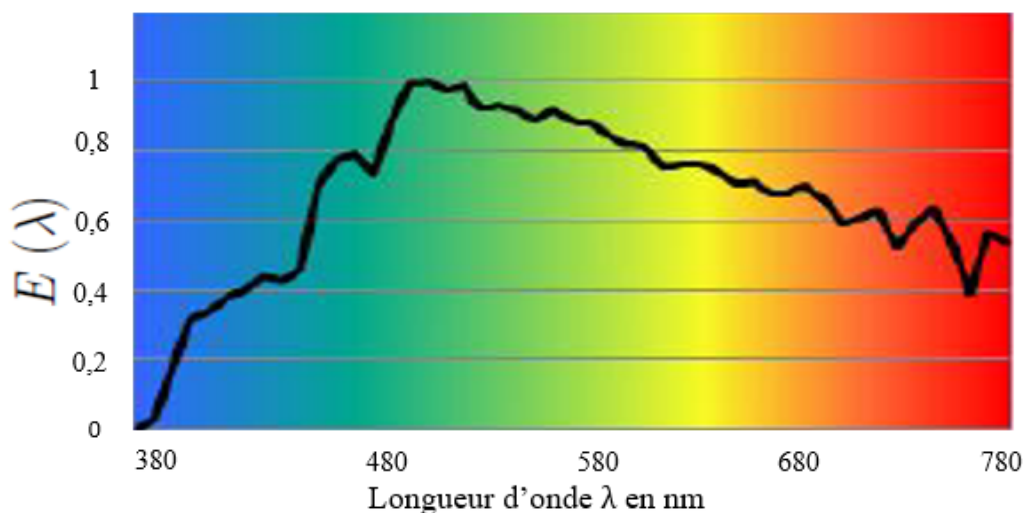


FIGURE 3.3 – Distribution spectrale relative d'énergie de l'illuminant D65 de CIE [21].

2.2 Radiance spectrale d'un objet

Quand un objet est éclairé par un illuminant, selon la réflectance de l'objet, ce dernier peut être le siège du phénomène de réflexion, de réfraction, d'absorption ou de transmission [23] (Figure 4.4). Selon que l'onde électromagnétique issue de l'illuminant rencontre, pendant sa propagation, une surface lisse ou rugueuse, la réflexion peut être spéculaire ; ainsi, toutes les radiations émises par la source sont réfléchies et il y a égalité entre les angles d'incidence et de réflexion, ou la réflexion peut être diffuse. Dans ce dernier cas, certaines radiations sont diffusées suivant plusieurs angles et d'autres pénètrent dans le matériau dont l'objet est composé et sont absorbées par les pigments. Pour une réflexion spéculaire, la réflectance $R(\lambda)$ de l'objet souvent utilisée pour caractériser un matériau est le rapport entre l'énergie réfléchie par l'objet et l'énergie incidente de l'illuminant. Par contre, lorsqu'elle est diffuse, la radiance spectrale réfléchie $C(\lambda)$ par un élément de surface de l'objet est vue comme le produit de la distribution spectrale relative d'énergie $E(\lambda)$ par la réflectance $R(\lambda)$.

$$C(\lambda) = E(\lambda) \cdot R(\lambda) \quad (3.2)$$

Cette équation (4.2) illustrée à la figure 4.5 montre que la couleur d'un objet dépend de sa réflectance et de son illuminant. Ainsi, la connaissance de la réflectance spectrale et de la radiance spectrale réfléchie exprimant la transmittance et l'émissivité de l'objet à une ou plusieurs longueurs d'onde peut nous permettre de déterminer la composition des matériaux et analyser certaines propriétés des objets [81].

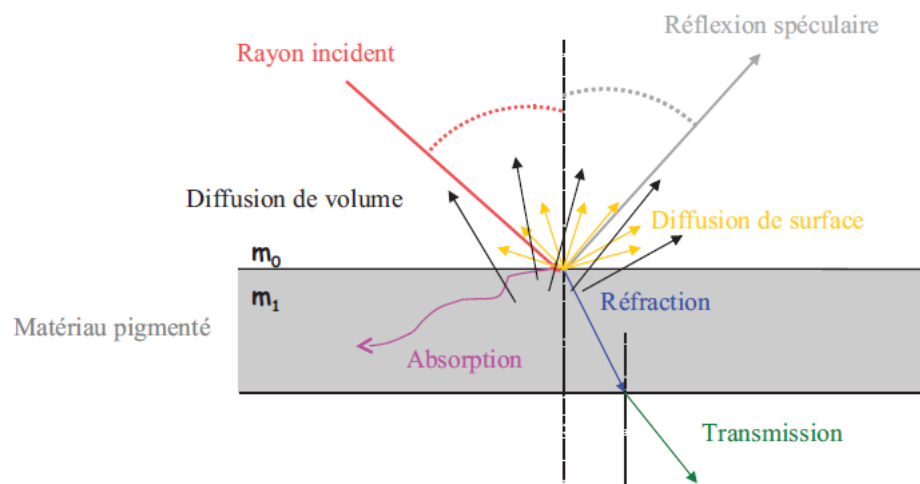


FIGURE 3.4 – Propagation de la lumière à travers un objet [22].

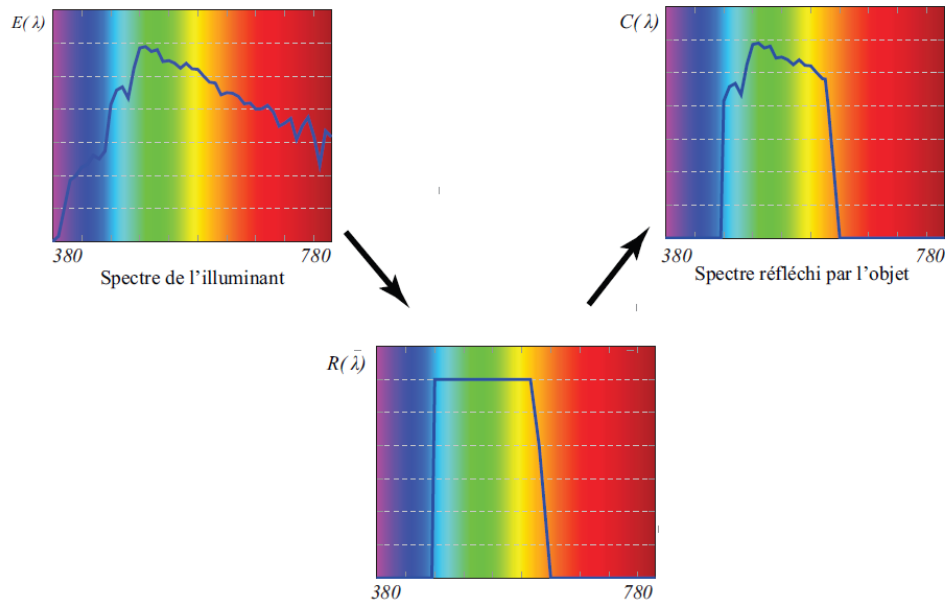


FIGURE 3.5 – Radiance spectrale en fonction de la distribution spectrale d'énergie et de la réflectance spectrale [22].

2.3 Réflexion spéculaire

La réflexion est le changement de direction de propagation d'une onde lumineuse qui après réflexion reste dans le milieu de propagation initial. Quand elle est spéculaire, elle se produit sur des surfaces lisses telles qu'un métal poli, le verre, le miroir, la surface d'un liquide transparent de sorte que toute la lumière incidente se réfléchit dans la même direction. L'angle de la lumière réfléchi, mesuré par rapport à la normale de la surface, est égal à l'angle de la lumière incidente. Lorsque la surface réfléchissante d'un objet est courbe, les angles d'incidence et de réflexion sont mesurés par rapport à la direction normale locale. En imagerie couleur, la réflexion spéculaire est d'un intérêt technologique capital [82]. Elle permet d'une part l'observation d'une scène hors du champ de vision, c'est le cas d'un rétroviseur, d'un miroir de dentiste ou d'un miroir d'inspection. Elle permet d'autre part la focalisation, c'est le cas des télescopes, des lanternes de projecteur de cinéma. Elle est aussi à la base de la collimation (le cas des phares, des projecteurs) et de la déviation des faisceaux comme le cas des interféromètres. En imagerie multispectrale, cette forme de réflexion est d'une importance primordiale dans la préservation des informations à cause de la conservation des angles d'incidence et de réflexion. La formule de Descartes stipule que pour la réflexion spéculaire, l'angle incident et l'angle réfléchi sont égaux.

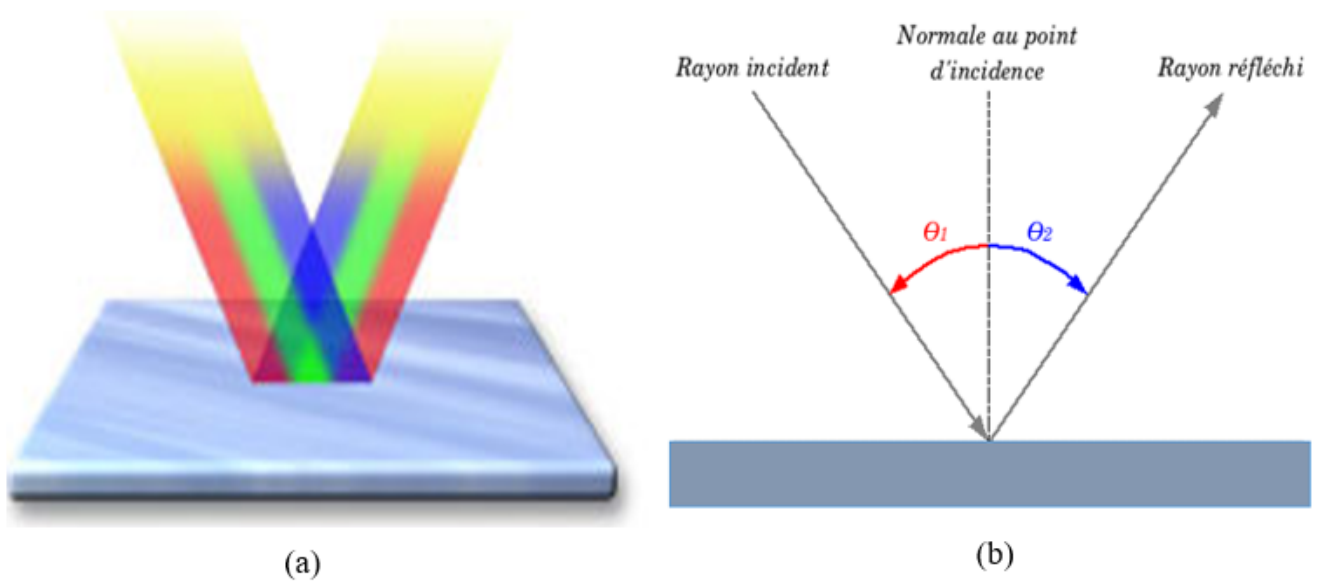


FIGURE 3.6 – Réflexion spéculaire : (a) d'un faisceau lumineux du visible (b) d'un rayon lumineux [23].

2.4 Réflexion diffuse

La réflexion diffuse se produit sur des surfaces rugueuses de l'objet à observer ou qui présentent des aspérités dont la taille est supérieure à la longueur d'onde de la radiation incidente. L'hétérogénéité du milieu fait que les radiations subissent de réflexion dans toutes les directions où l'énergie du rayonnement incident est redistribuée dans une multitude de rayons réfléchis avec généralement une direction privilégiée pour laquelle la réflexion est importante comme illustré à la figure 4.7. Quand on trace à partir de la surface réfléchissante les vecteurs proportionnels à l'intensité des radiations réfléchies dans toutes les directions, la surface obtenue en reliant toutes les extrémités des vecteurs est l'indicatrice de la luminance. Si les directions d'illuminant et d'observation (cas d'un capteur satellite) coïncident, on observe un maximum de la quantité de lumière réfléchie par la surface rugueuse : c'est le phénomène de "hot spot" dû au fait que dans cette configuration, l'instrument ne voit que des éléments de surface illuminée, ce qui explique le pic de la réflectance. La réflexion diffuse devient lambertienne lorsque l'intensité des radiations réfléchies est la même dans toutes les directions [23].

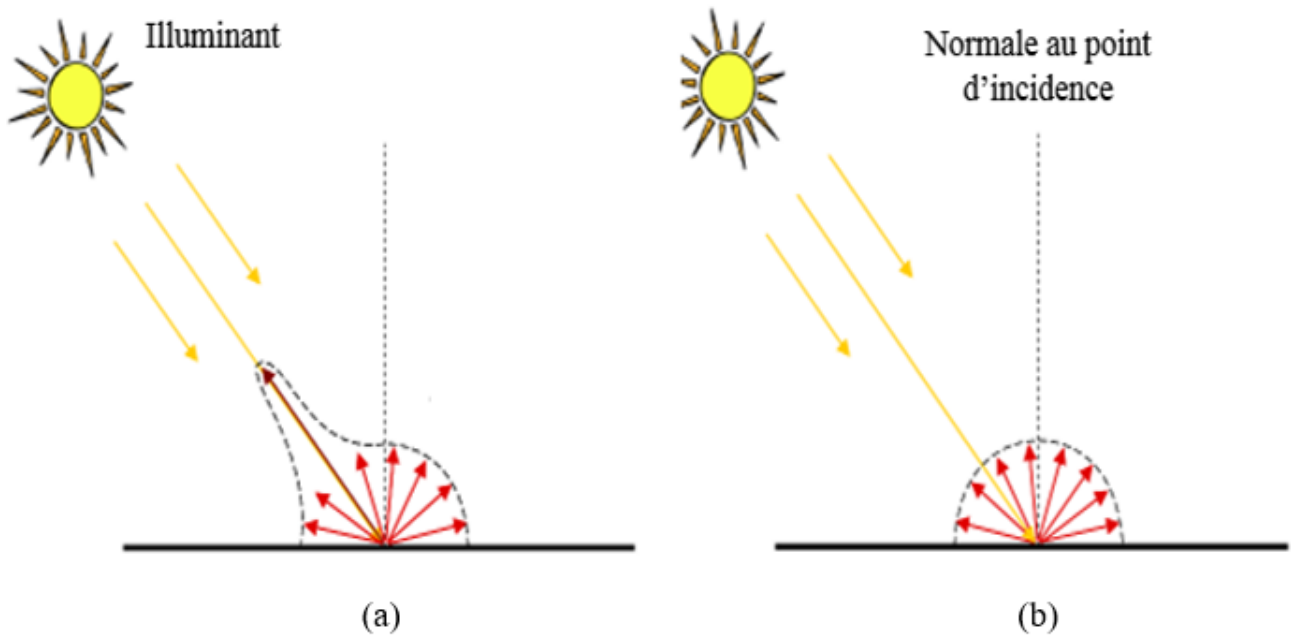


FIGURE 3.7 – Réflexion diffuse : (a) Phénomène de hot spot (b) Sur une surface lambertienne [23].

2.5 La réfraction

La réfraction est le brusque changement de direction d'un rayon lumineux lorsqu'il passe d'un milieu à un autre (Figure 4.8). Chaque milieu est caractérisé par un indice de réfraction n qui est le rapport de la vitesse de la lumière dans le vide c à celle dans le milieu donné v [24] (Equation 4.3). Plus l'indice de réfraction augmente, plus le rayon lumineux est dévié de sa trajectoire initiale. Dans le domaine du visible, le phénomène de la réfraction est une caractéristique importante des lentilles présentes dans les capteurs d'acquisition des images parce qu'elle leur permet de focaliser un faisceau de lumière en un seul point [83]. Le phénomène de réfraction est régi par des lois de Descartes qui expriment la relation entre les indices n_1 et n_2 de chacun des deux milieux, les angles incidents α_1 et réfracté α_2 (Equation 4.4).

$$n = \frac{c}{v} \quad (3.3)$$

$$n_1 \sin \alpha_1 = n_2 \sin \alpha_2 \quad (3.4)$$

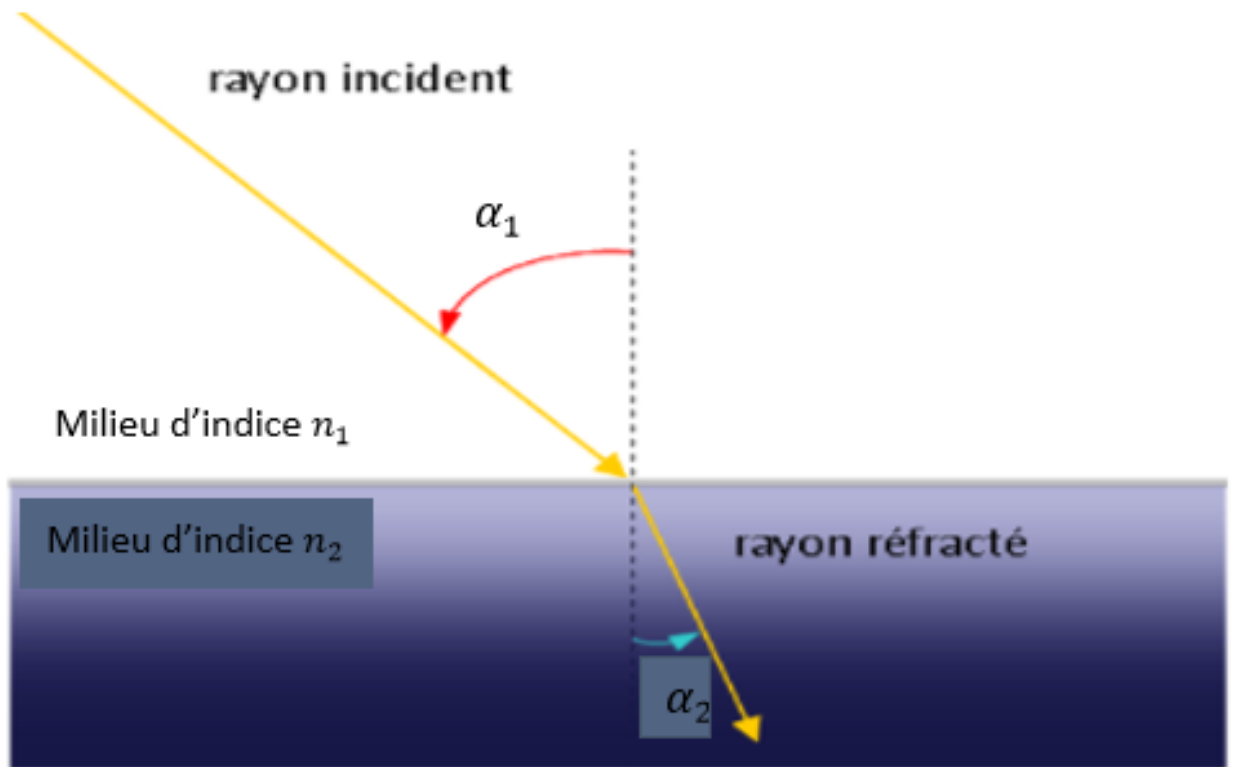


FIGURE 3.8 – Phénomène de réfraction [24].

3 Image multispectrale

Une image numérique multispectrale est constituée de plus de trois bandes spectrales et est représentée par une matrice bidimensionnelle I spatialement discrétisée d'éléments $X \times Y$ appelés pixels. Elle est obtenue à travers une caméra multispectrale suivant un processus tel qu'un modèle de réflectance de formation d'image considère une source lumineuse qui a une distribution spectrale d'énergie $E(\lambda)$ éclairant un objet de réflectance $R(\lambda)$. Le spectre réfléchi de l'objet passe à travers le système optique de la caméra et est sollicité par la réponse spectrale de chaque filtre superposé à la surface du capteur de sensibilité spectrale $T(\lambda)$ [25] (Figure 4.9). La figure 4.10 illustre la sensibilité spectrale de la surface photosensible du capteur CMOS de SONY IMX174 [26]. Si nous considérons que l'image multispectrale I est composée de k bandes spectrales, la valeur I^k de la bande spectrale k au pixel p est donnée par la formule :

$$I_p^k = Q \left(\int_{\Omega} E(\lambda) R_p(\lambda) T^k(\lambda) d\lambda \right), \quad k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3.5)$$

Ω représente la fenêtre spectrale, λ la longueur d'onde associée à une bande spectrale et Q la

fonction de quantification de l'énergie reçue.

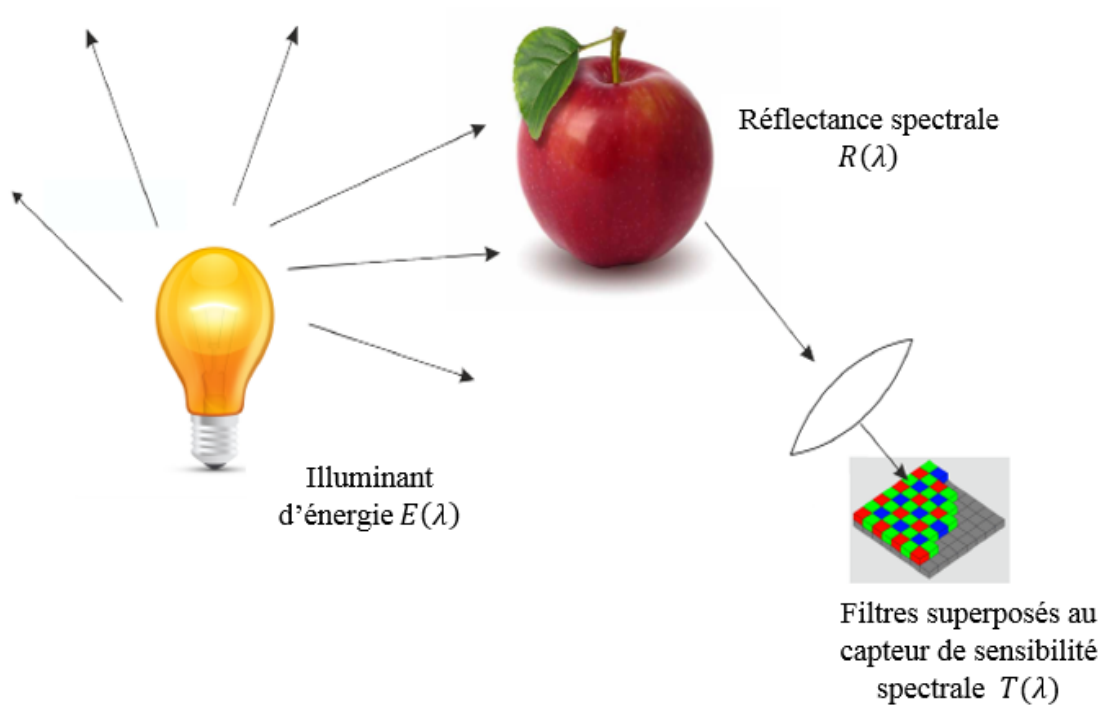


FIGURE 3.9 – Modèle de formation d'image multispectrale issue du capteur [25].

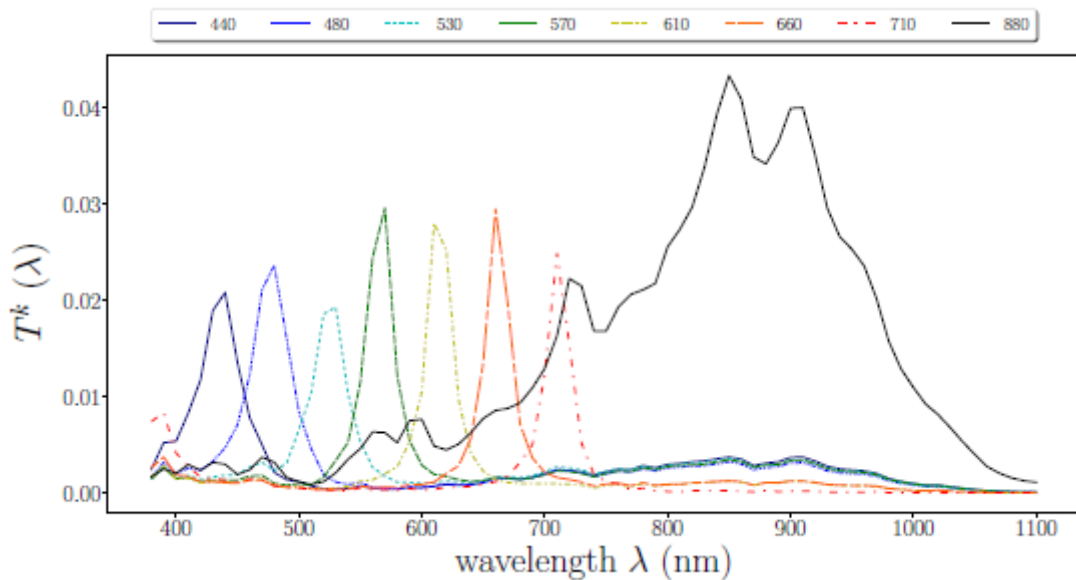


FIGURE 3.10 – Fonction de sensibilité spectrale $T(\lambda)$ du capteur CMOS de la caméra multispectrale huit bandes du visible et proche infrarouge de OFS (Le2I) [26].

3.1 Approche de conception des MSFA

A l'instar de l'image CFA, image brute issue du mono-capteur pour les images couleurs, l'image MSFA est l'image brute issue du mono-capteur de la caméra multispectrale. Comme illustrée à la figure 4.9, l'image MSFA n'a qu'une seule bande disponible par pixel. La plupart des caméras multispectrales sont équipées des puces qui leur permettent de reconstruire les différentes bandes manquantes par le processus de démosaïquage (que nous allons développer dans la session 4.4.3) pour obtenir une image multispectrale pleine résolution. Inspirés des images CFA qui ont révolutionné le monde de la recherche dans le domaine des images couleurs, plusieurs chercheurs ont proposé des modèles de filtre MSFA ces dernières décennies. Les tout premiers ont été conçus par Miao et al. par la méthode générique de l'arbre binaire [84, 27]. Un arbre binaire est une structure de données possédant des éléments dans sa représentation hiérarchisée du haut vers le bas dont chaque élément relié à un autre élément est appelé nœud (Figure 4.11 (a)). Le nœud racine est le premier élément de l'arbre binaire et un élément non relié à un autre élément représente une bande spectrale du MSFA [27]. La génération d'un MSFA à K bandes spectrales par la méthode générique s'effectue en trois étapes successives. La première étape consiste à mettre en place l'arbre binaire constitué de K bandes spectrales dont la probabilité d'apparition d'une bande spectrale k est définie par :

$$P_k = \frac{1}{2^n}, \quad \sum_{k=1}^K P_k = 1 \quad (3.6)$$

Le nombre $n \in \mathbb{N}^*$ correspond au nombre de branches allant du nœud racine à la composante spectrale k de l'arbre binaire. A la deuxième étape, les éléments de la mosaïque subissent une division de sorte qu'un nœud implique une division des valeurs connues en deux et une composante spectrale dans la structure de l'arbre binaire implique la fin de la division (Figure 4.11 (b)). Enfin, les différentes composantes spectrales de l'arbre sont combinées et étiquetées à une bande spectrale pour former une mosaïque de filtres multispectraux MSFA (Figure 4.11)

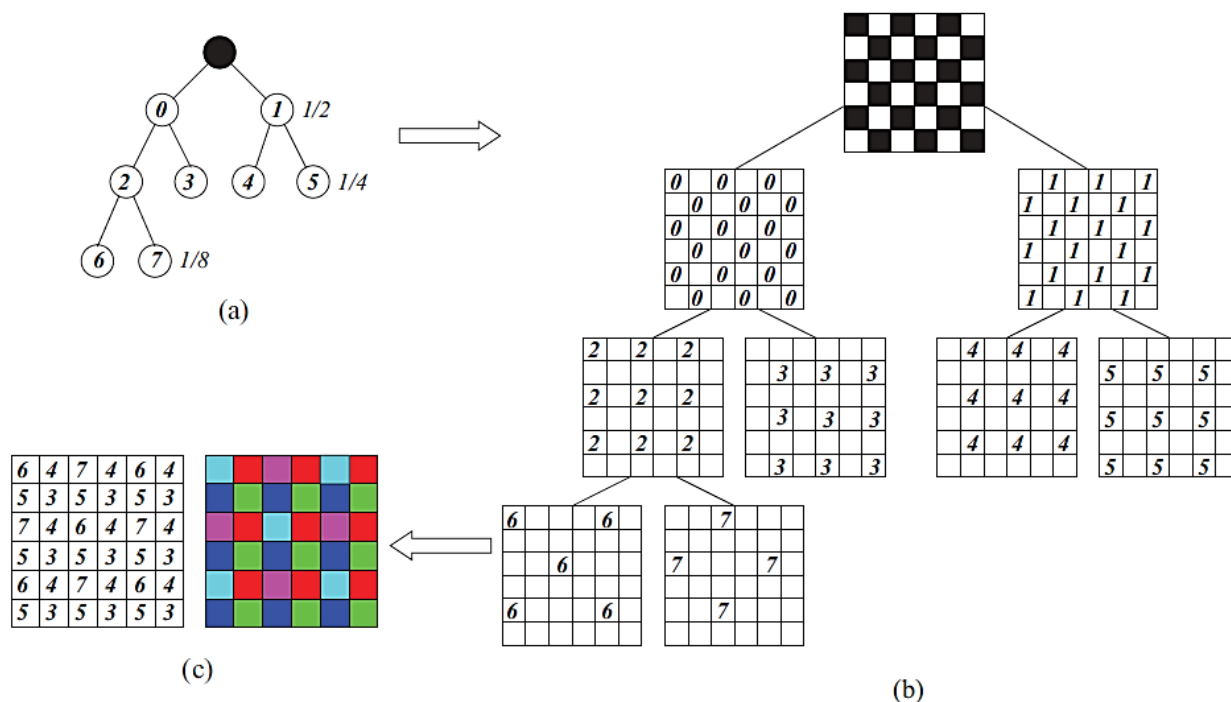


FIGURE 3.11 – Méthode générique d'un MSFA (a) arbre binaire (b) Etapes de séparation successive des éléments de l'arbre (c) MSFA à 5 bandes spectrales généré [27].

3.2 Différentes configurations des MSFA

A la suite de la méthode générique proposée par Miao et al. [84, 27] pour la conception des MSFA, plusieurs modèles de MSFA ont été proposés dans les travaux récents de recherche. S'inspirant de la méthode générique, Monno et al. ont proposé un modèle de MSFA à 5 bandes spectrales (Figure 4.12 (b)) associé aux couleurs rouge, vert, bleu, orange et cyan dont la conception est basée sur deux exigences [85]. L'exigence de densité qui attribue à la bande spectrale verte, la densité d'échantillonnage la plus élevée avec la probabilité d'apparition de 50% comme dans le cas du CFA de Bayer pour les images couleurs. Ensuite, l'exigence d'identité de voisins diagonaux qui stipule que les deux voisins diagonaux d'une bande spectrale sont toujours associés à une même composante.

Aggarwal et Majumdar ont fondé la conception de leur MSFA diagonal et périodique à 5 bandes spectrales sur deux principes, la cohérence spectrale qui exige que les bandes de voisinage autour d'un pixel dans une fenêtre donnée restent toujours les mêmes pour chaque pixel dans l'image et l'uniformité spatiale qui impose que les échantillons correspondant à chaque bande sont uniformément distribués dans l'image [86] (Figure 4.12 (c)). Les auteurs ont généralisé par la suite leur MSFA diagonal et périodique à K bandes spectrales qu'ils ont utilisées dans un algorithme

linéaire de démosaïquage [87]. Ils ont aussi proposé un MSFA aléatoire à 5 bandes distribuées de sorte que chaque bande spectrale ait même probabilité d'apparition [88] (Figure 4.12 (d)).

Bien avant Aggarwal et Majumdar, Brawers et Aach ont proposé un filtre MSFA non générique à 6 bandes spectrales prenant en compte la corrélation spectrale dans une configuration périodique de taille 3×2 représentée à la Figure 4.12 (m)) [89].

En se basant sur l'hypothèse que la disposition spatiale des différentes bandes spectrales dans le MSFA a une influence dans la reconstruction spectrale et l'estimation de l'illuminant, une influence qui devient plus importante à mesure que le nombre de bandes augmente, Shrestha et al. [90] (Figure 4.12 (n)) ont examiné un modèle MSFA à huit bandes générées par l'arbre binaire [27].

Wang et al. ont exploité dans leurs travaux deux modèles différents de MSFA à quatre bandes spectrales [91, 92] (figure 4.12 (o) et (p)). L'un diagonal est utilisé dans leur algorithme de démosaïquage combinant l'estimation linéaire de Wiener et l'interpolation résiduelle pour corriger les défauts introduits dus à la sensibilité au bruit [91]. L'autre générique est exploité pour montrer que les caractéristiques spectrales d'un MSFA n'ont pas que d'impact sur la reconstruction des couleurs mais influencent aussi la corrélation spectrale de l'image observée dépendant des algorithmes de démosaïquage [92].

Dans leurs travaux de recherche, Yasuma et al. ont mis en place un concept de caméra multispectrale GAP généralisé à un filtre MSFA à 7 bandes spectrales. Cette caméra multispectrale permet à l'utilisateur de capturer une seule image d'un objet et de contrôler le compromis entre l'espace de résolution, la plage dynamique et le détail spectral [93] (Figure 4.12 (e)). C'est cette caméra qui a servi à l'acquisition des images multispectrales de la base d'images CAVE [41].

Plus récemment, Bangyong et al. ont proposé un modèle de MSFA à 4 bandes spectrales, chacune des bandes ayant la même probabilité d'existence [94] et un autre modèle de MSFA à 9 bandes avec une bande dominante occupant la moitié de la position spatiale totale, les huit autres ayant la même probabilité d'apparition [95] disposées dans un motif de 4×4 . Ces deux configurations sont illustrées à la figure 4.12 (f) et 4.12 (g).

Tous les filtres MSFA précédemment cités sont du domaine du visible. Dans le domaine impliquant le visible et le proche infra-rouge, plusieurs propositions ont été aussi faites. Hershey et Zhang ont conçu une caméra multispectrale basée sur un filtre MSFA à 4 bandes avec trois bandes de couleurs primaires et une bande proche infrarouge uniformément distribuée en remplaçant le canal vert redondant du CFA de Bayer par la bande proche infrarouge très utile dans les applications de vision industrielle telles que le suivi du visage et des yeux [96] (Figure 4.12 (h)). Lu et al. ont formulé la conception d'un MSFA à 16 bandes spectrales réparties dans un moxel de 4×4 dont quinze bandes du visible et une bande du proche infrarouge [97] (Figure 4.12 (l)). Leur proposition a été une solution d'optimisation dans l'acquisition d'images multispectrales avec une caméra

sensible au proche infrarouge en fournissant une procédure itérative pour rechercher localement les solutions optimales. Kiku et al., quant à eux, ont conçu un modèle de filtre multispectral à 4 bandes dont trois bandes du visible avec une densité élevée de la composante G et la quatrième bande du proche infrarouge est faiblement échantillonnée [98] (Figure 4.12 (i)). En effet, leur approche est basée sur l'hypothèse qu'il n'y a pas de corrélation entre les trois bandes du visible et la bande proche infrarouge. Par ailleurs, Lapray et al. ont défini deux modèles du MSFA à huit bandes spectrales suivant deux approches différentes dont sept bandes sont du visible et une bande du proche infrarouge [99]. L'une des approches privilégie la corrélation spatiale et l'autre la corrélation spectrale avec une distribution spatiale périodique à égale probabilité d'apparition de chaque bande spectrale telles que illustrées à la figure 4.12 (j) et (k).

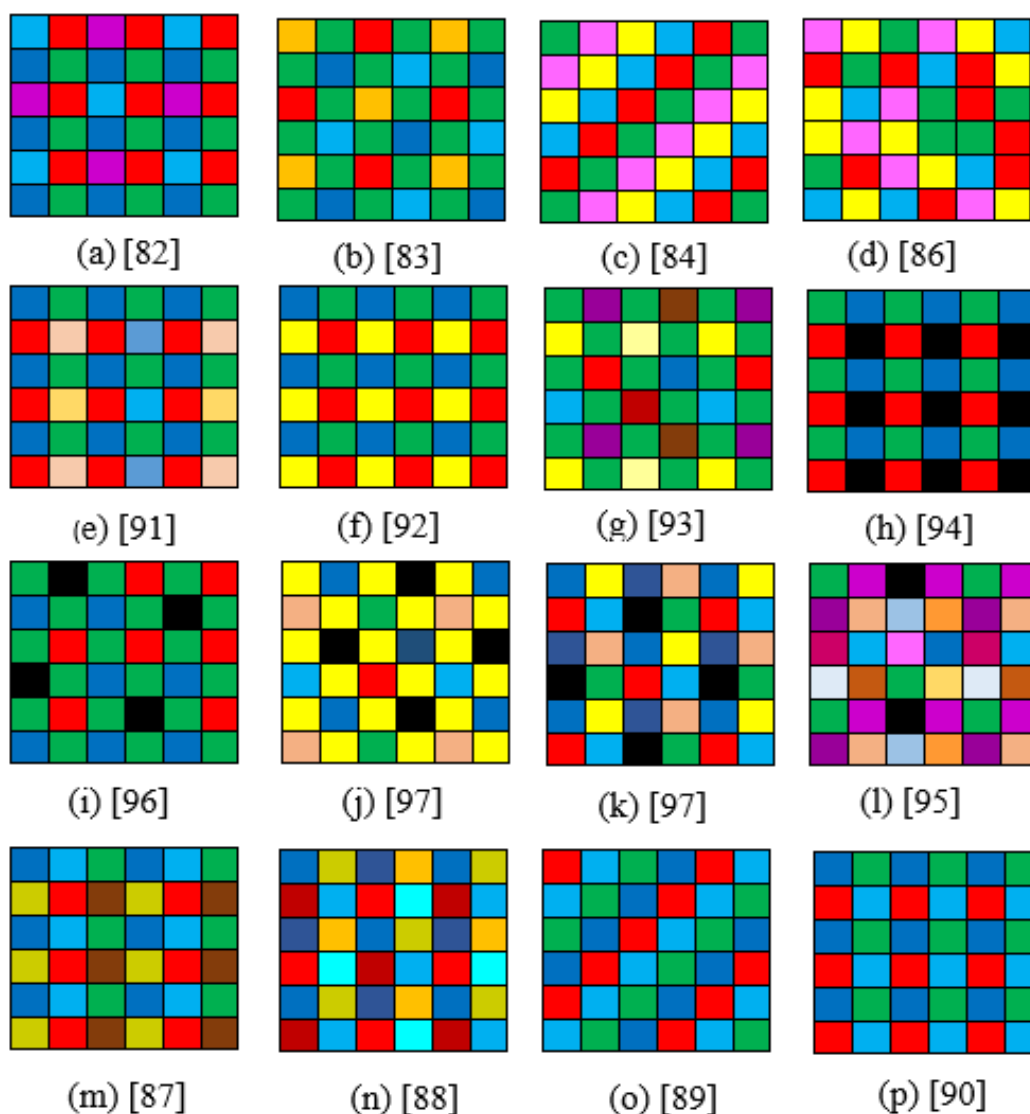


FIGURE 3.12 – Différentes configurations de MSFA.

4 Acquisition d'image multispectrale

Nous présentons brièvement ici les technologies disponibles pour l'acquisition des images multispectrales ensuite les différentes méthodes utilisées pour leur acquisition.

4.1 Systèmes d'acquisition d'images multispectrales

Une image multispectrale à K bandes spectrales peut être vue comme une fonction définie dans un espace à trois dimensions avec deux axes spatiaux X et Y discrétisés en pixel et un axe spectral discrétisé en longueur d'onde des bandes spectrales. Deux familles de dispositifs sont disponibles pour acquérir les images multispectrales, les systèmes multi-shot qui fournissent l'image après plusieurs acquisitions et les systèmes instantanés qui produisent l'image en une seule acquisition [21, 81].

La technologie multi-shot produit l'image multispectrale par balayage de chaque canal k à chaque instant et exige que l'objet observé soit fixe de sorte que K acquisitions soient nécessaires pour acquérir l'image multispectrale. Cela revient à capturer une bande spectrale à la fois en changeant le filtre à la surface du capteur par la technique mécanique de rotation de filtres à roue ou de façon électronique par la technique de filtres accordables [100]. Les filtres accordables avec une transition beaucoup plus rapide doivent leur naissance à la limite de la vitesse de rotation des filtres à roue due à leur caractère mécanique. Les filtres LCTF et AOTF avec des principes différents sont deux exemples de filtres accordables [81]. L'utilisation du LCTF est courante dans l'imagerie multispectrale du patrimoine culturel dans les musées [101]. La technologie multi-shot privilégie un éclairage à bande étroite [21].

À l'opposé de la technologie multi-shot, les systèmes multispectraux instantanés produisent l'image brute en un seul coup d'acquisition en temps réel. Ils sont donc en mesure de capturer un objet dynamique et adapté aux applications basées sur la vidéo. On peut distinguer deux types de tels systèmes d'acquisition instantanée : ceux à capteur multiple [102] et ceux à capteur unique [103]. Les dispositifs instantanés à capteur multiple, très coûteux, encombrant et sensibles à un nombre limité de longueur d'onde sont dotés de diviseurs dichroïques de faisceaux qui redirigent sélectivement le rayonnement entrant par longueur d'onde sur les capteurs. Parmi les systèmes instantanés à capteur unique, nous concentrons nos travaux parmi ceux qui utilisent le réseau de filtre multispectral MSFA superposé à la surface du capteur [99]. Chaque modèle de MSFA (voir figure 4.12) est caractérisé par une bande disponible par élément. Ainsi l'image brute issue du capteur est telle qu'une seule bande spectrale est disponible par pixel. L'image multispectrale pleine résolution n'est acquise que grâce au processus de dématriçage que nous allons aborder dans la partie suivante et qui est un processus d'estimation des différentes bandes manquantes par pixel.

4.2 Démosaïquage des images MSFA

Nous avons défini dans les sections précédentes l'image MSFA comme l'image brute issue du mono-capteur de la caméra multispectrale de taille $X \times Y$ (X représente le nombre de lignes et Y le nombre de colonnes) et qui n'a qu'une seule bande disponible sur K bandes par pixel. Le dématricage est le processus consistant à interpoler les $K - 1$ bandes manquantes en chaque pixel de l'image MSFA pour avoir une image multispectrale reconstruite pleine résolution ayant les K bandes disponibles par pixel.

Si nous désignons par I_{MSFA} l'image MSFA issue du mono-capteur et par m^k le masque correspondant à une bande k , $k \in \{1, 2, \dots, K\}$. Une bande k au pixel p peut être représentée par l'image \tilde{I}_p^k telle que :

$$\tilde{I}_p^k = I_{MSFA} \odot m^k \quad (3.7)$$

L'opérateur \odot désigne ici le produit élément par élément et le masque m^k correspondant à une bande k au pixel p est défini par l'équation :

$$m_p^k = \begin{cases} 1 & \text{si } I_{MSFA}(p) = k \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.8)$$

Par conséquent, l'image multispectrale reconstruite \hat{I}_p^k est telle que :

$$\hat{I}_p = \left(\hat{I}_p^1, \hat{I}_p^2, \dots, \hat{I}_p^{k-1}, \hat{I}_p^k, \hat{I}_p^{k+1}, \dots, \hat{I}_p^K \right) \quad (3.9)$$

Les \hat{I}_p^l , $l \neq k$ représentent les valeurs des différentes composantes I^l estimées au pixel p . La figure 4.13 illustre le processus de dématricage.

Les algorithmes de démosaïquage proposés dans la littérature sont basés sur la corrélation spatiale qui stipule que les valeurs présentes dans le voisinage de chaque pixel d'une image sont fortement corrélées et la corrélation spectrale qui suppose que les composantes spectrales de chaque pixel sont fortement corrélées [39].

Monno et al. [28] ont proposé une méthode de démosaïquage exploitant leur MSFA (figure 4.12 (b)) à G bande dominante et qui est basée sur l'utilisation du sur-échantillonnage gaussien adaptatif (SGA) et du sur-échantillonnage bilatéral adaptatif (SBA) en adaptant au démosaïquage d'image MSFA le sur-échantillonnage gaussien et sur-échantillonnage bilatéral [104]. Le SGA permet de déterminer une image guide à partir de la composante G tandis que le SBA utilise l'image guide pour interpoler les différentes composantes manquantes. La méthode proposée s'effectue en trois étapes consécutives et illustrée à la figure 4.14. Premièrement, le noyau adaptatif est estimé à

chaque pixel de l'image MSFA. Ensuite, l'image guide \check{I}^G est générée en appliquant le SGA sur la composante $k = G$. Enfin l'image guide \check{I}^G est utilisée pour interpoler les différentes bandes manquantes pour préserver les contours de l'image et les textures en appliquant le SBA.

Les auteurs ont amélioré la méthode précédente en remplaçant le SBA par l'utilisation d'un filtre guidé [105] qui effectue une transformation linéaire sur le masque en se basant sur l'image guide pour préserver sa structure dans l'image reconstruite [29]. Cette méthode présentée à la figure 4.15 s'effectue en deux étapes. Dans un premier temps, on applique le SGA à chaque composante de l'image MSFA pour déterminer l'image guide \check{I}^G . Ensuite chaque bande spectrale est interpolée en appliquant le filtre guidé à chaque masque par intermédiaire de l'image guide.

Par ailleurs, Monno et al. [30] ont étendu leur algorithme d'interpolation résiduelle [15] pour le dématricage des images CFA aux images MSFA. Cette approche qui repose sur la détermination de l'image guide et l'interpolation résiduelle considère la différence entre la valeur d'une composante disponible et la valeur de la composante provisoirement interpolée comme un résidu et estime d'abord l'image guide \check{I}^G à chaque pixel de l'image MSFA. Nous présentons ici les étapes d'estimations de l'image guide aux pixels rouges sachant que la même stratégie est utilisée pour sa déterminer aux autres pixels sauf aux pixels verts où la composante verte disponible est utilisée comme image guide.

- Interpolation linéaire de la composante verte dans la direction horizontale des lignes contenant la bande rouge.
- Interpolation résiduelle de la composante rouge dans les mêmes lignes. Pour cela, la composante rouge est d'abord provisoirement estimée à ces lignes en utilisant l'image guide. Ensuite, les résidus de la composante rouge aux pixels rouges sont calculés et interpolés linéairement dans la direction horizontale puis ajoutés à l'estimation provisoire de cette composante rouge pour obtenir l'estimation de la bande rouge dans la direction horizontale des lignes des pixels rouges (figure 4.16).
- Une différence de composante horizontale est calculée par soustraction de la bande verte estimée de celle de la bande rouge estimée sur les lignes des pixels rouges.
 - Les trois étapes précédentes sont répétées dans la direction verticale.
 - Les canaux de différence estimés sont combinés et ajoutés au masque de la bande rouge pour fournir l'estimation de l'image guide \check{I}^G à ces positions.

La même procédure est utilisée aux pixels bleus, oranges et cyans pour estimer l'image guide. Une fois cette dernière estimée à chaque canal, on effectue une interpolation résiduelle pour l'estimation de chaque bande spectrale en utilisant l'image guide entièrement définie et les interpolations bilinéaires.

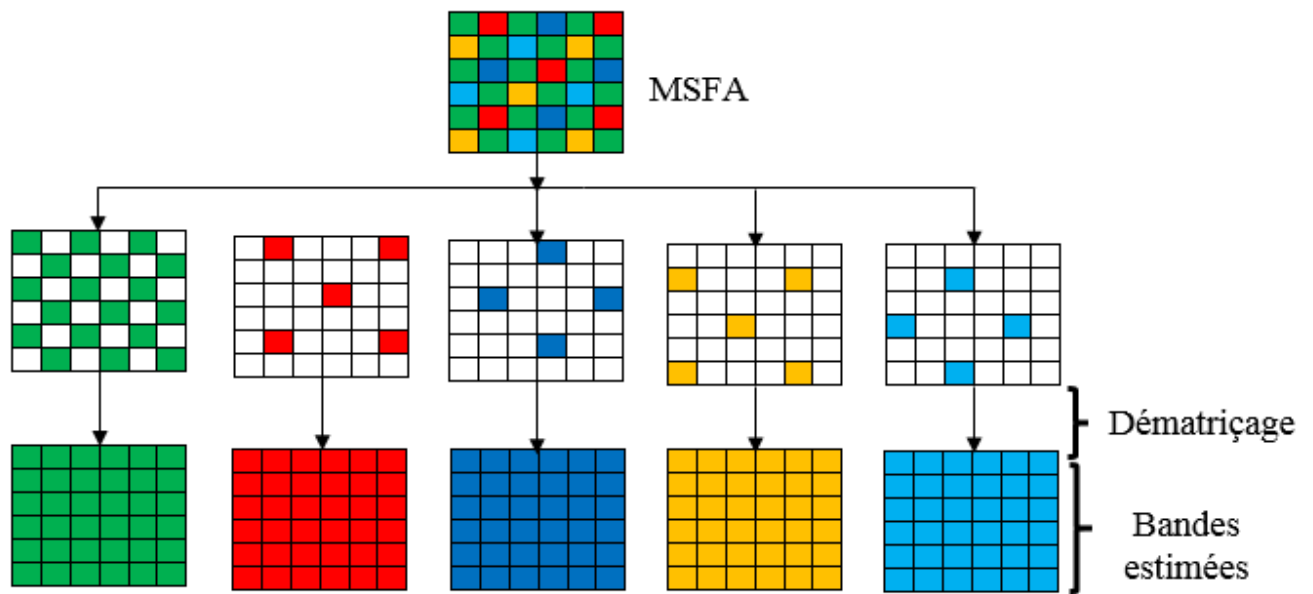


FIGURE 3.13 – Processus de démosaïquage pour un MSFA à 5 bandes [28].

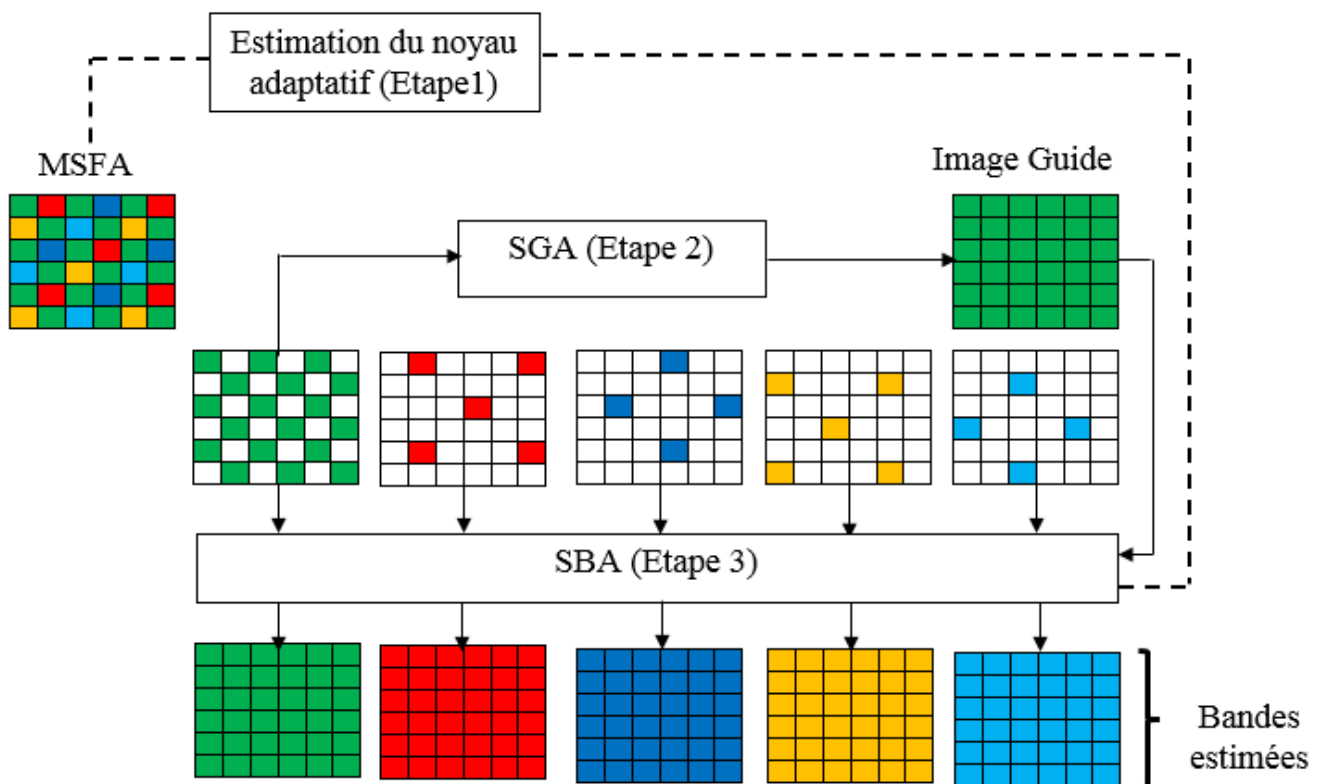


FIGURE 3.14 – Processus de démosaïquage basé sur le suréchantillonnage adaptatif [28].

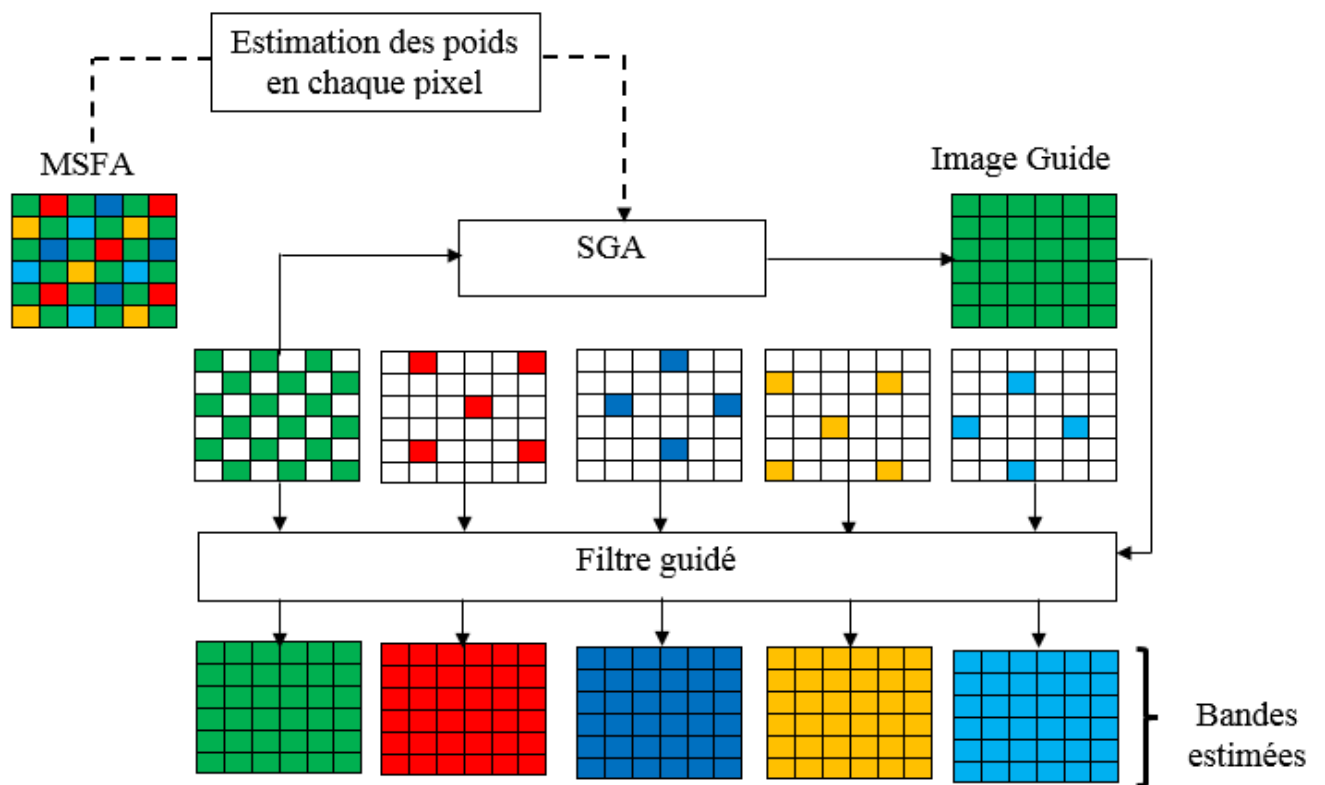


FIGURE 3.15 – Processus de démosaïquage basé sur le filtrage guidé [29].

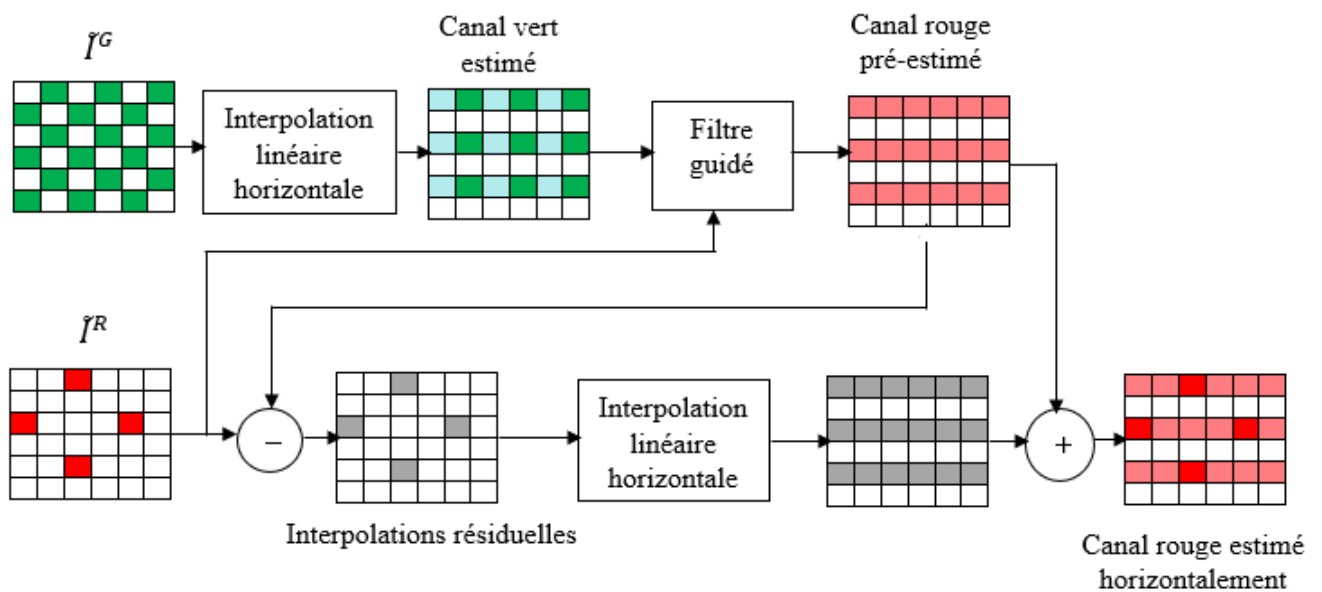


FIGURE 3.16 – Processus d'interpolation résiduelle horizontale de la composante rouge [30].

Aggarwal et Majumdar ont proposé plusieurs algorithmes de démosaïquage des images MSFA [84-86]. Deux des algorithmes exploitent le MSFA uniforme composé de bandes diagonales (figure 4.12 (c)) [86, 87] tandis que l'un exploite le MSFA aléatoire (figure 4.12 (d)) [88]. Le premier algorithme estime une composante manquante à un pixel donné par combinaison linéaire pondérée des pixels voisins dans l'image MSFA [86]. Le second estime une bande spectrale par filtrage linéaire avec un noyau dont les paramètres sont déterminés par apprentissage [87]. Plus tard, les auteurs ont proposé une autre méthode qui améliore les deux premières en explorant l'approche de détection compressive de Kronecker qui consiste à l'interpolation d'une bande spectrale à partir de sa mesure gaussienne bruitée sous-échantillonnée en résolvant un problème de minimisation de la norme L_1 [88]. Les résultats démontrent que cette dernière méthode surpasse les autres et que le MSFA aléatoire est prometteur avec la méthode proposée.

Dans le but de reconstruire des images multispectrales à partir du capteur mosaïqué GAP dont la surface est recouverte du filtre MSFA à sept bandes spectrales (figure 4.12(e)), Yasuma et al. ont proposé un cadre de reconstruction d'images multispectrales où les composantes couleurs primaires et secondaires sont reconstruites séparément [93]. Un filtre passe-bas est utilisé dans le domaine de Fourier pour reconstruire les composantes couleurs primaires tandis que le principe de différence constante de bande spectrale et d'interpolation résiduelle au moyen de la corrélation spectrale est exploité pour reconstruire les bandes spectrales secondaires.

Pour interpoler les différentes bandes spectrales du MSFA (figure 4.12 (m)), Brauers et Aach ont proposé une méthode basée sur l'interpolation bilinéaire pondérée et qui prend en compte la corrélation spectrale [89]. Elle est effectuée en plusieurs étapes décrites comme suit :

- Une interpolation bilinéaire pondérée (BP) de chaque bande k s'appuyant sur des pixels voisins est effectuée.

$$\hat{I}_{BP}^k = \tilde{I}^k * H \quad (3.10)$$

H est un filtre passe-bas et $*$ est un opérateur de convolution.

- Pour chaque paire d'indices (k, l) de bande spectrale, calculer la différence de composante défini par :

$$\tilde{\Delta}^{k,l} = \tilde{I}^k - \hat{I}_{BP}^l \odot m^k \quad (3.11)$$

Cette différence de bande $\tilde{\Delta}^{k,l}$ ne possède de valeurs non nulles qu'aux pixels où la bande k est disponible et est estimée par l'interpolation bilinéaire pondérée.

$$\hat{\Delta}^{k,l} = \tilde{\Delta}^{k,l} * H \quad (3.12)$$

$$H = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

• Chaque composante spectrale I^k est alors estimée à chaque pixel p en ajoutant sa valeur disponible $I_{MSFA}(p)$ à ce pixel à $\hat{\Delta}^{k,l}$.

$$\hat{I}_p^k = I_{MSFA}(p) + \hat{\Delta}_p^{k,MSFA(p)} \quad (3.14)$$

Mizutani et al. ont proposé une version améliorée de la méthode de Brauers et Aach en itérant le processus un certain nombre de fois en fonction du voisinage considérée [106].

Miao et al. ont proposé des algorithmes de démosaïquage générique dirigé par les bords qui exploite le MSFA générique proposé (figure 4.12(a)) et qui interpole chaque bande indépendamment niveau par niveau en retraçant l'arbre binaire [39, 107]. L'un des processus consiste à déterminer d'abord l'ordre d'interpolation des différentes bandes spectrales suivi de l'ordre d'interpolation des emplacements des pixels pour chaque bande spectrale [39]. Enfin, un algorithme d'interpolation qui utilise les informations de corrélation aux bords est appliqué.

Dans leur algorithme basé sur l'estimation de la différence de bande spectrale corrélée utilisant le MSFA proposé dans [85], Jaiswal et al. ont analysé les conditions qui valident les hypothèses de différences de bandes spectrales en montrant que la corrélation spectrale diffère d'une base d'images à l'autre et en concluant que la corrélation spectrale dépend de l'image [108]. Ils ont alors proposé en cas de corrélation spectrale faible une interpolation bilinéaire basée sur une corrélation spectrale adaptative et une interpolation bilinéaire de différence de couleur lorsque la corrélation spectrale est élevée.

Dans [94], une technique d'interpolation directionnelle le long des bords d'une image a été proposée. Dans ce cadre, les bords de l'image sont calculés à partir de l'image MSFA pour définir la direction d'interpolation avec les pixels voisins. Prenant en compte les caractéristiques du réseau de filtre MSFA utilisé (figure 4.12 (f)), des bords de l'image et d'une teinte constante, les différentes bandes par pixel ont été estimées à partir des bandes existantes. Ensuite, l'image est séparée en composantes haute fréquence et basse fréquence en appliquant la transformée en ondelette directe et les composantes hautes fréquences qui sont fortement corrélées ont été modifiées à l'aide des informations de luminance pour affiner l'image démosaïquée. Récemment, les auteurs ont proposé un autre algorithme de démosaïquage multispectral exploitant le MSFA de la figure 4.12 (g) qui estime la bande dominante à chaque position spatiale avec une moyenne pondérée des pixels voisins [95]. La bande dominante reconstruite et celle existante à différentes positions spatiales ont été utilisées comme images guides pour estimer toutes les autres bandes manquantes à l'aide d'un

filtre guidé et d'une interpolation résiduelle.

Amba et al. ont étendu l'algorithme basé sur le LMMSE pour les images couleurs au démosaïquage multispectral en appliquant un opérateur linéaire qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre l'image reconstruite et l'image de la scène observée [25]. Cet opérateur linéaire multiplié par l'image MSFA fournit une estimation de l'image reconstruite.

Wang et al. ont étendu le filtrage médian classique des couleurs au démosaïquage multispectral [109]. La réponse spectrale du filtrage est dérivée des vecteurs d'entrée en estimant une bande manquante avec la valeur d'une bande proche de la bande estimée ou d'une autre bande spectrale. Par ailleurs, les auteurs ont étendu une méthode CFA basée sur la transformée en ondelette discrète au démosaïquage multispectral par estimation des composantes basses et hautes fréquences des bandes manquantes [110]. Plus tard, ils ont proposé un autre algorithme générique des MSFA basé sur l'interpolation linéaire en combinant la méthode LMMSE et l'interpolation résiduelle [91].

Mihoubi et al. quant à eux, ont proposé un algorithme de démosaïquage MSFA à seize bandes spectrales basé sur une image pseudo-panchromatique PPI estimée en appliquant un filtre moyen à l'image MSFA, puis ajustée de sorte que les valeurs PPI soient corrélées [111]. La différence entre chaque valeur disponible de l'image brute ajustée et le PPI est calculée. Les poids directionnels locaux sont ensuite utilisés pour estimer la différence spectrale entièrement définie à l'aide d'une interpolation bilinéaire pondérée adaptative. Chaque bande spectrale est finalement estimée en ajoutant le PPI à la différence spectrale estimée.

5 Conclusion

Les caméras multispectrales à capteur unique capture le spectre de radiance par la réflexion de la lumière provenant d'une scène illuminée par une source lumineuse (illuminant). La plupart des illuminants existant dont le principal est le soleil ont été rappelés dans ce chapitre. Les photosites de la surface du capteur ne sont sensibles qu'à des longueurs d'ondes spécifiques. Cette surface est recouverte d'un filtre MSFA dont une seule bande est disponible par pixel. Plusieurs MSFA sont disponibles et sont présentés à la figure 4.12. Ainsi dans l'image brute issue du capteur, une seule bande spectrale est disponible par pixel. Par conséquent, le démosaïquage de l'image MSFA est nécessaire pour l'acquisition de l'image multispectrale pleine résolution avec toutes les bandes disponibles par pixel. La majorité des algorithmes de démosaïquage multispectrale aussi bien dans le domaine du visible que du proche infrarouge sont brièvement présentés dans ce chapitre dont la plupart sont basés sur la corrélation spatiale et corrélation spectrale. L'une des limites des méthodes existantes est due au fait que la corrélation spatiale diminue au fur et à mesure que le nombre de bandes spectrales augmente. Mieux, cette hypothèse est affaiblie dans les zones haute

fréquence telles que les bords et les zones texturées de l'image. Un compromis doit être trouvé pour surpasser les limites et obtenir une image acquise proche de la scène observée. Le prochain chapitre fera objet de notre contribution au démosaïquage des images multispectrales.

Chapitre 4

Extension de l'algorithme de démosaïquage basé sur la composante de luminance aux images multispectrales à 4 et 5 bandes

1 Introduction

Les images multispectrales sont constituées de plus de trois bandes. Plus le nombre de bandes est élevé, plus il y a d'informations disponibles et plus l'image est utile [111, 112]. Le réseau de filtre multispectral MSFA utilisé dans l'acquisition des images multispectrales, fait encore l'objet de nombreuses recherches et est toujours en plein essor de développement. Les systèmes d'acquisition d'images multispectrales peuvent être classés en trois types [28] :

- systèmes multi-caméras qui capturent des images en une seule prise en utilisant plusieurs caméras avec des filtres différents, rendant ainsi le système assez compliqué car un alignement parfait de plusieurs caméras est nécessaire [113] ;

- systèmes multi-shots à caméra unique qui capturent des images avec une haute résolution spectrale mais nécessitent plusieurs prises de vue pour obtenir des images avec un système d'éclairage à grande vitesse pour l'imagerie en temps réel [114] ; et

- systèmes à caméra unique qui surmontent les problèmes des deux premières catégories de systèmes en termes de taille, de coût et d'imagerie en temps réel [26, 85, 99]. Des exemples de ces derniers sont les caméras RVB équipées de l'un des réseaux de filtres de couleur (CFA) bien connus de Bayer.

Pour capturer des images multispectrales avec un seul système de capture d'images, un réseau

de filtres multispectraux (MSFA) inspiré des appareils photo numériques dotés du CFA de Bayer est requis. Par conséquent, l'utilisation d'un système de caméra unique implique la conception de filtres spectraux sélectifs MSFA disposés en une mosaïque périodique définie par un motif de base [39, 84, 85, 89, 93, 109, 111]. Cependant, en raison de l'absence d'un MSFA standard, comme dans le cas des images CFA de Bayer, il n'est pas évident de concevoir un MSFA optimal et de développer ainsi un algorithme de démosaïquage performant. Plusieurs algorithmes ont été proposés dans la littérature [9,10,81-83,92,93,102,105,106,113] utilisant différents MSFA avec des performances différentes. Bien que la composante de luminance soit importante dans une image, peu d'algorithmes l'ont explicitement utilisé dans leur processus de démosaïquage [94].

Dans ce chapitre, nous avons identifié un MSFA à 4 et 5 bandes et avons proposé un algorithme de démosaïquage multispectral basé sur la composante de la luminance (LCBD) qui estime la composante G manquante à chaque pixel en appliquant une méthode de convolution, et les autres composantes manquantes à chaque pixel à l'aide de la composante de luminance. La suite du chapitre est organisée comme suit : dans la deuxième section, nous décrivons l'algorithme proposé. Les résultats et la discussion sont présentés respectivement dans la quatrième et la cinquième section.

2 Système de démosaïquage multispectral proposé

Le dématricage d'une image multispectrale nécessite la conception d'un MSFA prédisposé à une corrélation spatiale que spectrale et un algorithme de démosaïquage performant pouvant permettre d'obtenir une image reconstruite avec moins d'artefacts possibles et ressemblant au mieux à l'image d'origine.

2.1 Sélection des modèles MSFA

En imagerie multispectrale mono-capteur, une augmentation du nombre de bandes spectrales affaiblit la corrélation spatiale mais augmente la résolution spatiale car, cette augmentation permet l'accès à plus de détails fins de l'image. Un MSFA aléatoirement conçu ne garantit pas la corrélation spatiale et/ou spectrale. Pour préserver la cohérence spectrale et l'uniformité spatiale, nous générons les modèles MSFA à 4 et 5 bandes en utilisant la méthode basée sur l'arbre binaire qui est une structure de données représentée sous une forme hiérarchisée allant du haut vers le bas dont chaque élément relié à un autre élément dans la hiérarchie est appelé nœud et les derniers éléments des diverses branches sont appelés des feuilles dont chacune correspond à une bande spectrale du MSFA [39, 40, 84, 27]. Il définit le nombre de bandes spectrales et les densités d'échantillonnage de chaque bande spectrale dans l'image MSFA. Par cette méthode, le MSFA est généré en divisant

récurivement le motif en damiers sur la base de l'arbre binaire. Le MSFA est formé des bandes spectrales attribuées à chaque feuille de l'arbre binaire.

Pour les modèles MSFA à 4 et à 5 bandes identifiées, toutes les bandes spectrales sont du domaine du visible (rouge R, vert G, bleu B, orange O, cyan C) et le tableau 5.1 présente leur probabilité d'occurrence dans chaque modèle MSFA [115]. Les deux modèles MSFA identifiés sont à bande G dominante parce que dans le domaine du visible, l'œil humain est plus sensible à la bande G qu'aux autres bandes spectrales [102]. C'est un avantage qui permet d'avoir une uniformité de la bande G dans le voisinage de chacune des autres bandes spectrales. Nous avons attribué des densités d'échantillonnage aux différentes bandes spectrales dans l'ordre décroissant suivant : G, R et B-O pour le MSFA à 4 bandes ; G et R-B-O-C pour le MSFA à 5 bandes. Les figures 5.1 et 5.2 présentent le processus de configuration générique des deux modèles MSFA à base de l'arbre binaire.

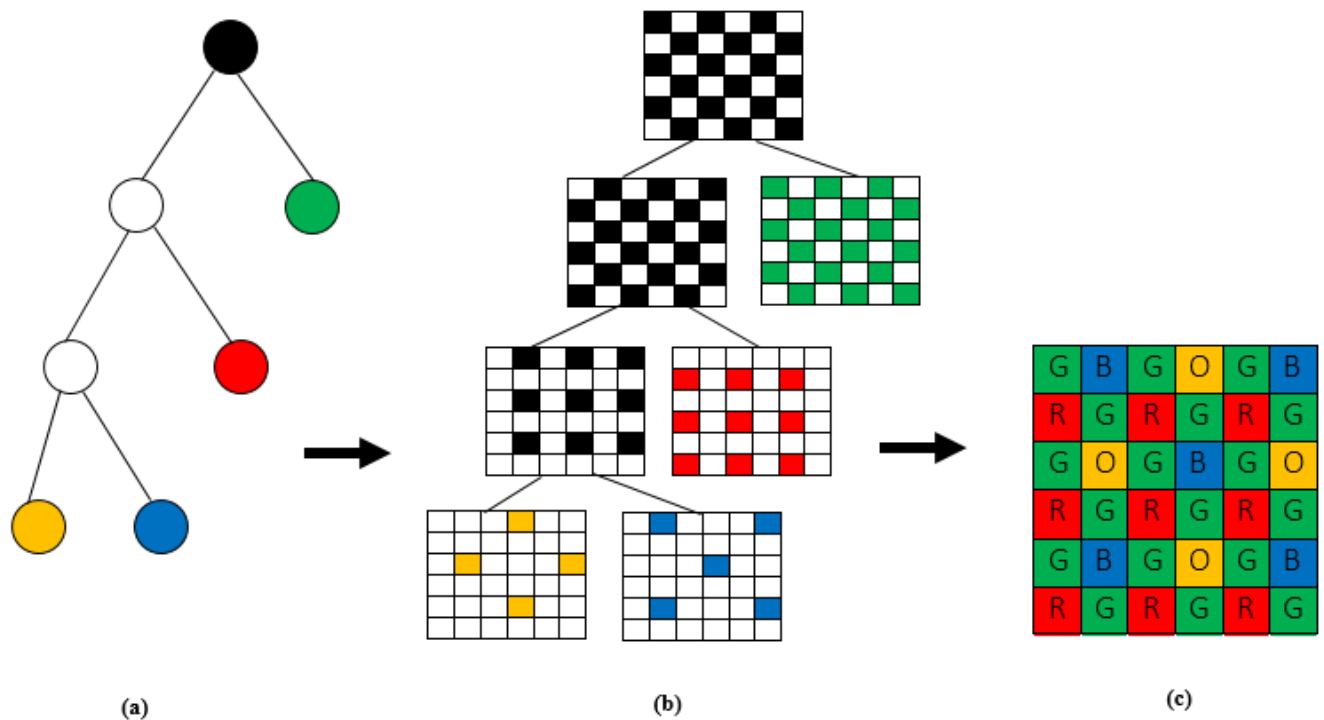


FIGURE 4.1 – Configuration du MSFA à 4 bandes précédée de l'arbre binaire : (a) Arbre binaire (b) Processus de décomposition et de sous-échantillonnage (c) MSFA configuré.

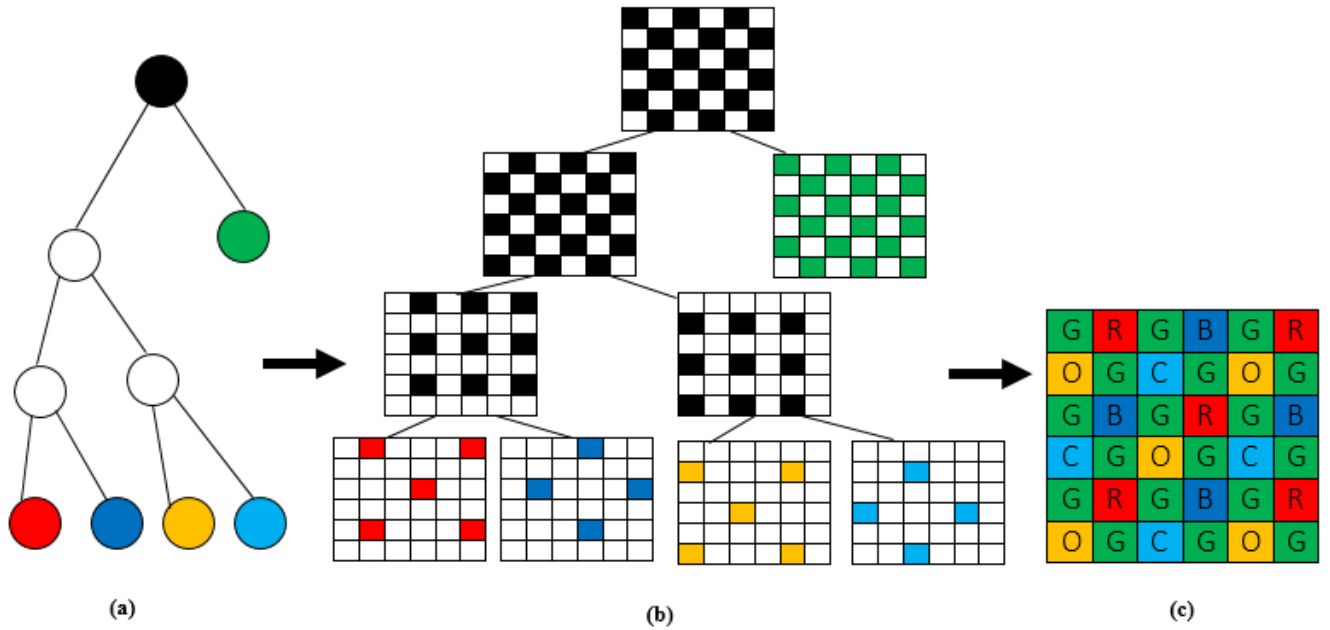


FIGURE 4.2 – Configuration du MSFA à 5 bandes précédée de l'arbre binaire : (a) Arbre binaire (b) Processus de décomposition et de sous-échantillonnage (c) MSFA configuré.

TABLE 4.1 – Probabilités d'occurrence des bandes spectrales.

MSFA	Bandes spectrales				
	R	G	B	O	C
4 bandes	1/4	1/2	1/8	1/8	-
5 bandes	1/8	1/2	1/8	1/8	1/8

2.2 Estimation de la luminance multispectrale

En imagerie multispectrale, une image multispectrale peut être représentée par un tableau à M lignes, N colonnes et P canaux spectraux. A chaque position spatiale (x, y) , les composantes spectrales (S_p) sont définies par :

$$S_p(x, y) = \int_{\lambda} L(x, y, \lambda) \phi_p(\lambda) d\lambda \quad (4.1)$$

où $L(x, y, \lambda)$ est l'éclairement énergétique spectralement dépendant à chaque emplacement, ϕ_p la fonction de sensibilité spectrale pour une réponse donnée du capteur (Figure 5.3) et λ la longueur d'onde [99].

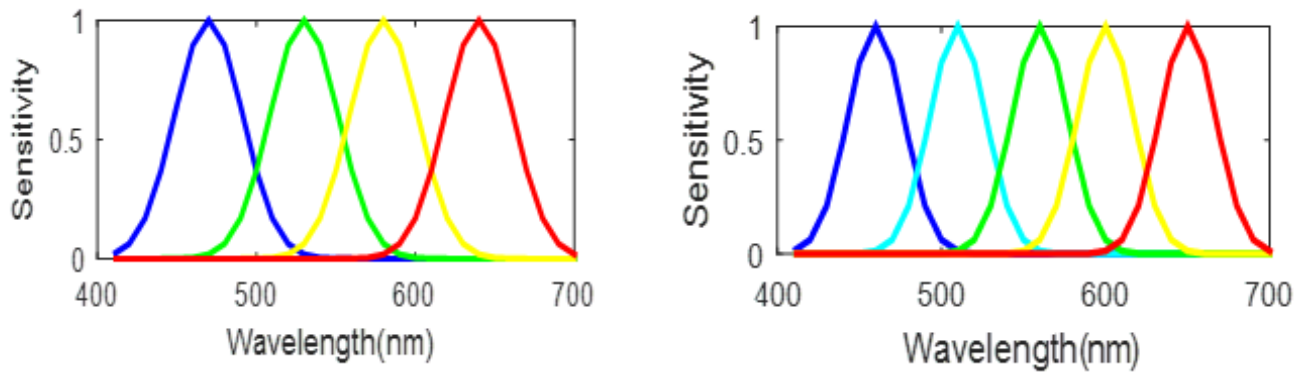


FIGURE 4.3 – Sensibilité spectrale des filtres à 4 bandes (à gauche) et à 5 bandes (à droite)

Soit $I_{MSFA}(x, y)$ l'image numérique brute issue du mono-capteur, $I_{MSFA}(x, y)$ est une image mosaïque avec une seule bande spectrale disponible par pixel et peut être représenté par :

$$I_{MSFA}(x, y) = \sum_p S_p(x, y) Z_p(x, y) \quad (4.2)$$

où les $Z_p(x, y)$ sont des fonctions orthogonales de dimension P qui prennent les valeurs 1 ou 0 selon que le canal p est respectivement présent ou non à la position spatiale (x, y) . Dans le domaine fréquentiel, en se référant au MSFA dans [94], les données brutes d'un processus d'imagerie spectrale à capteur unique à P bandes sont exprimées comme suit :

$$I_{MSFA}(x, y) = \sum_p S_p(x, y) m_p(x, y) \quad (4.3)$$

Où les fonctions $m_p(x, y), p \in \{R, G, B, O, C\}$ sont les fonctions de modulation à chaque position spatiale (x, y) dont les expressions dépendent du modèle MSFA. Appliqués à nos modèles MSFA à 4 et 5 bandes choisis et représentés dans les figures 5.1 (c) et 5.2 (c), les fonctions de modulation peuvent être exprimées par les formules :

$$\begin{cases} m_R(x, y) = \frac{1}{4}(1 + \cos \pi x)(1 + \cos \pi y) \\ m_G(x, y) = \frac{1}{2}(1 + \cos \pi x \cos \pi y) \\ m_B(x, y) = \frac{1}{8}(1 - \cos \pi x)(1 + \cos \pi y) \\ m_O(x, y) = \frac{1}{8}(1 - \cos \pi x)(1 - \cos \pi y) \end{cases} \quad (4.4)$$

Pour le MSFA à 4 bandes spectrales.

$$\begin{cases} m_R(x, y) = \frac{1}{8}(1 + \cos \pi x)(1 + \cos \pi y) \\ m_G(x, y) = \frac{1}{2}(1 + \cos \pi x \cos \pi y) \\ m_B(x, y) = \frac{1}{8}(1 - \cos \pi x)(1 + \cos \pi y) \\ m_O(x, y) = \frac{1}{8}(1 - \cos \pi x)(1 - \cos \pi y) \\ m_C(x, y) = \frac{1}{8}(1 + \cos \pi x)(1 - \cos \pi y) \end{cases} \quad (4.5)$$

Pour le MSFA à 5 bandes spectrales.

De l'équation (5.4) du MSFA à 4 bandes, l'équation (5.3) devient :

$$\begin{aligned} I_{MSFA}(x, y) = & \frac{1}{4}[R(x, y) + 2G(x, y) + \frac{1}{2}B(x, y) + \frac{1}{2}O(x, y)] \\ & + \frac{1}{4}[R(x, y) - \frac{1}{2}O(x, y)](\cos \pi x + \cos \pi y) \\ & + \frac{1}{4}[R(x, y) + 2G(x, y) - \frac{1}{2}B(x, y) + \frac{1}{2}O(x, y)](\cos \pi x \cos \pi y) - \frac{1}{8}B(x, y)(\cos \pi x - \cos \pi y) \end{aligned} \quad (4.6)$$

Considérons les transformations suivantes :

$$\cos \pi x = \cos \pi(x + y - y) = \cos \pi(x + y) \cos \pi y + \sin \pi(x + y) \sin \pi y \quad (A)$$

Nos modèles MSFA sont tels que la somme des coordonnées spatiales x et y aux pixels G dans l'image MSFA est paire. Ainsi,

$$\cos \pi(x + y) = 1, \quad \sin \pi(x + y) = 0 \quad (B)$$

De (A) et (B), on a $\cos \pi x = \cos \pi y$. Par conséquent, aux pixels G , l'équation (5.6) devient :

$$\begin{aligned} I_{MSFA}(x, y) = & \frac{1}{4}[R(x, y) + 2G(x, y) + \frac{1}{2}B(x, y) + \frac{1}{2}O(x, y)] \\ & + \frac{1}{4}[R(x, y) - \frac{1}{2}O(x, y)](\cos \pi x + \cos \pi y) \\ & + \frac{1}{4}[R(x, y) + 2G(x, y) - \frac{1}{2}B(x, y) + \frac{1}{2}O(x, y)](\cos \pi x \cos \pi y) \end{aligned} \quad (4.7)$$

Cette équation peut être séparée en deux termes et mise sous la forme :

$$I_{MSFA}(x, y) = \frac{1}{4}[R(x, y) + 2G(x, y) + \frac{1}{2}B(x, y) + \frac{1}{2}O(x, y)] + \sum_S S(x, y) \widetilde{m}_S(x, y) \quad (4.8)$$

Avec $S \in \{R, G, B, O\}$

Dans les mêmes conditions, l'image multispectrale $I_{MSFA}(x, y)$ à 5 bandes peut être écrite sous la forme :

$$\begin{aligned} I_{MSFA}(x, y) = & \frac{1}{8}[R(x, y) + 4G(x, y) + B(x, y) + O(x, y) + C(x, y)] \\ & + \frac{1}{8}[R(x, y) - O(x, y)](\cos \pi x + \cos \pi y) \\ & + \frac{1}{8}[R(x, y) + 4G(x, y) + O(x, y) - B(x, y) - C(x, y)](\cos \pi x \cos \pi y) \end{aligned} \quad (4.9)$$

L'équation (5.9) peut être aussi séparée en deux termes tels que :

$$I_{MSFA}(x, y) = \frac{1}{8}[R(x, y) + 4G(x, y) + B(x, y) + O(x, y) + C(x, y)] + \sum_S S(x, y) \widetilde{m}_S(x, y) \quad (4.10)$$

Avec $S \in \{R, G, B, O, C\}$

Des équations (5.8) et (5.10), on obtient les termes suivants :

$$L_{4_MSFA}(x, y) = \frac{1}{4}[R(x, y) + 2G(x, y) + \frac{1}{2}B(x, y) + \frac{1}{2}O(x, y)] \quad (4.11)$$

$$L_{5_MSFA}(x, y) = \frac{1}{8}[R(x, y) + 4G(x, y) + B(x, y) + O(x, y) + C(x, y)] \quad (4.12)$$

Les équations (5.11) et (5.12) représentent les composantes de luminance aux pixels G, dans chaque MSFA à 4 et à 5 bandes respectivement, et les autres termes des équations (5.8) et (5.10) représentent les composantes de chrominance. Dans [116], un filtre passe-bas gaussien de taille 11×11 a été proposé pour estimer la luminance à chaque pixel de l'image CFA. Lyan et al. [77] ont montré les limites du filtre passe-bas de taille élevée et ont proposé un filtre passe-bas gaussien de support 5×5 pour estimer la luminance aux pixels G de l'image CFA. En effet, dans le spectre de l'image brute issue du capteur, on note la présence de la composante de luminance au centre du plan du spectre et les composantes de chrominance au milieu et au sommet des côtés. Les composantes de chrominance qui sont au milieu des côtés du plan du spectre chevauchent avec la composante de luminance. Ce chevauchement est responsable des artefacts dans l'image reconstruite. Mais la condition vérifiée par les coordonnées spatiales à chaque emplacement de la bande G fait que les composantes de chrominances au centre des cotés qui chevauchent avec la luminance disparaissent aux pixels verts. Par conséquent, estimer la luminance aux pixels G avec un filtre passe-bas de taille élevée (11×11) n'est pas une solution car cela pourrait non seulement augmenter la complexité de l'algorithme mais engendrer d'autres défauts dus à la perte des informations de la luminance dans

l'image reconstruite. Cependant, nous utilisons un filtre gaussien passe-bas de taille 5×5 comme dans [77] pour estimer la composante de la luminance aux pixels G , et aux autres pixels, un filtre passe-bas gaussien de support 11×11 comme dans [116].

3 Algorithme de démosaïquage multispectral proposé

L'algorithme proposé est une approche en plusieurs étapes qui estime d'abord les valeurs manquantes des bandes G parce que cette bande est la bande spectrale dominante des deux modèles MSFA proposés.

3.1 Estimation des composantes G manquantes

La méthode de convolution est une méthode linéaire susceptible de prendre en compte les détails aux limites dans une image. Pour prendre en compte les détails aux bords et dans les zones texturées dans l'image MSFA, nous avons utilisé la méthode de convolution pour estimer les composantes vertes manquantes avec un filtre passe-bas symétrique de taille 3×3 selon l'équation (5.13).

Soit \hat{G} la composante spectrale G estimée à chaque position spatiale (x,y) des pixels R , B , O et C .

$$\hat{G}(x, y) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n g(i, j) f(x - i, y - j) \quad (4.13)$$

Le noyau de convolution g est défini par :

$$g = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (4.14)$$

f est le produit matriciel de \check{G} et I_{MSFA} qui permet une mise à jour des valeurs des différents pixels à chaque position spatiale (x,y) avant la convolution.

$$f(x, y) = \check{G}(x, y) I_{MSFA} \quad (4.15)$$

\check{G} est le sous-échantillonnage de la bande spectrale G obtenu à partir des MSFA (Figure 5.1(c) et 5.2(c)) en remplissant chaque position spatiale de 1 si elle est occupée par la bande G et de 0 dans le cas contraire.

$$\check{G} = \begin{cases} 1 & \text{aux pixels } G \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (4.16)$$

La matrice \check{G} pour les deux MSFA est illustrée à la figure 5.4.

1	0	1	0	1	0
0	1	0	1	0	1
1	0	1	0	1	0
0	1	0	1	0	1
1	0	1	0	1	0
0	1	0	1	0	1

FIGURE 4.4 – Illustration de la matrice \check{G} .

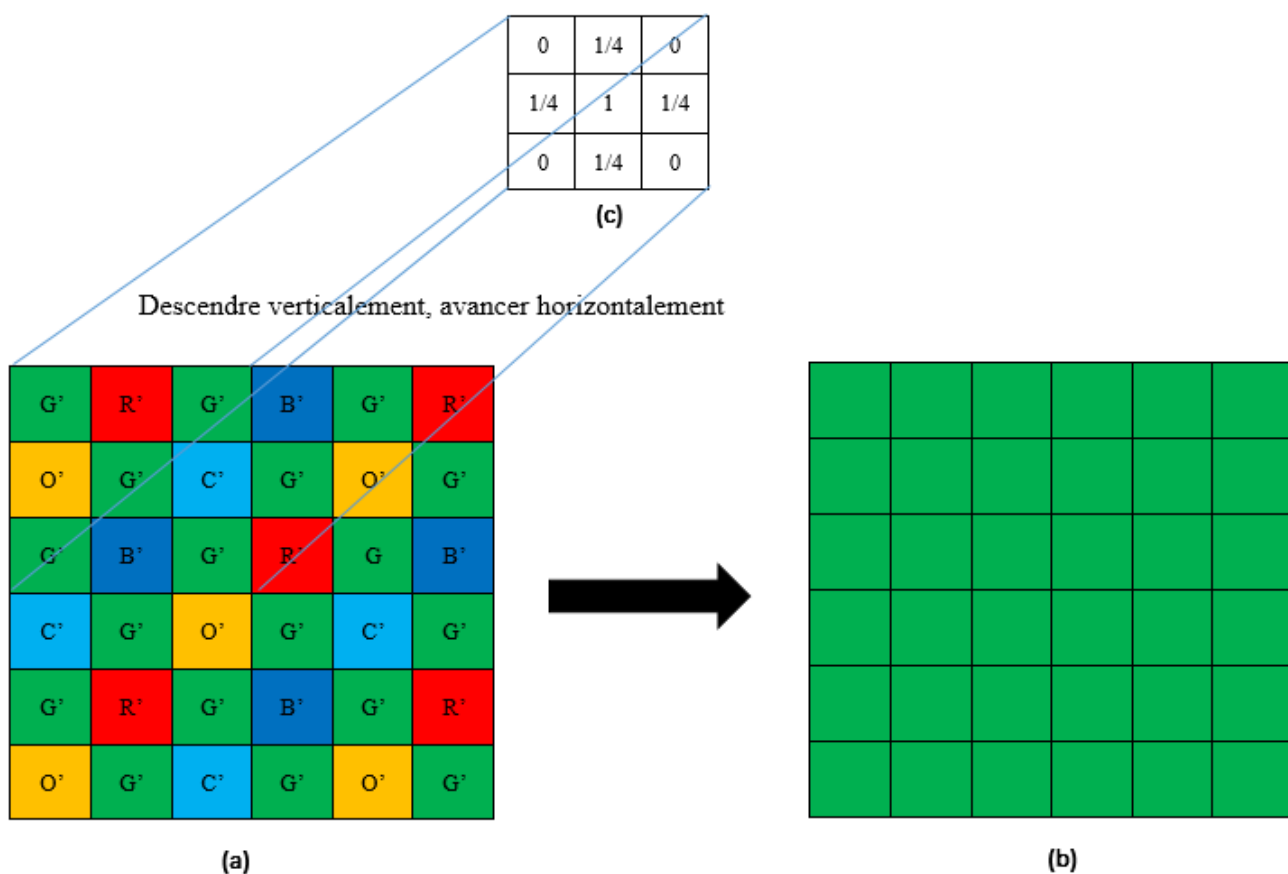


FIGURE 4.5 – Estimation des bandes G par la méthode de convolution : (a) Matrice f (b) Valeurs des bandes G estimées à chaque pixel (c) Noyau de convolution g.

3.2 Estimation des autres composantes aux pixels G

Après avoir estimé les bandes G manquante aux différents pixels, chaque composante manquante R , B , O et C aux pixels G est estimée par une interpolation bilinéaire de différence de couleur $R - \hat{G}$, $B - \hat{G}$, $O - \hat{G}$ et $C - \hat{G}$ respectivement.

En référence au MSFA à 4 bandes (Figure 5.1(c)), les pixels G ont des voisins rouges (R) dans la direction horizontale ou verticale selon la ligne à laquelle appartient chacun d'eux. Par conséquent, nous estimons R par la formule :

$$\hat{R}(x, y) = \begin{cases} G(x, y) + \frac{1}{2}[R(x, y - 1) - G(x, y - 1) + R(x, y + 1) - G(x, y + 1)], & \text{pour des} \\ \text{voisins horizontaux} \\ G(x, y) + \frac{1}{2}[R(x - 1, y) - G(x - 1, y) + R(x + 1, y) - G(x + 1, y)], & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.17)$$

De plus, les pixels G ont des voisins B et O similaires dans les directions horizontale et verticale. Par conséquent, B et O sont estimés de la même manière. Dans la direction horizontale, ils occupent les positions spatiales $(x, y-1)$, $(x, y+3)$ (cas 1) ou $(x, y-3)$, $(x, y+1)$ (cas 2). Ainsi, nous estimons B dans la direction horizontale comme suit :

$$\hat{B}(x, y) = \begin{cases} G(x, y) + \frac{1}{2}[B(x, y - 1) - G(x, y - 1) + B(x, y + 3) - G(x, y + 3)], & \text{si cas1} \\ G(x, y) + \frac{1}{2}[B(x, y - 3) - G(x, y - 3) + B(x, y + 1) - G(x, y + 1)], & \text{si cas2} \end{cases} \quad (4.18)$$

Dans la direction verticale, B est estimé de la même manière en inversant l'ordre des coordonnées spatiales (x, y) .

Pour un MSFA à 5 bandes (Figure 5.2(c)), la même stratégie est utilisée pour estimer les bandes R , B , O et C aux pixels G .

3.3 Estimation des composantes manquantes restantes

Les autres composantes manquantes R , B , O et C aux pixels C , O , B et R sont estimées par la somme pondérée de différence de couleur, où les poids sont calculés en fonction des composantes de luminance selon les étapes ci-après.

3.3.1 Estimation de la luminance multispectrale $\widehat{L}(x, y)$

La composante de la luminance $\widehat{L}(x, y)$ est estimée aux différents pixels selon les méthodes décrites dans la sous-section 5.2.2.

3.3.2 Calcul des poids d'estimation

La luminance estimée $\widehat{L}(x, y)$ est décomposée en composantes horizontale $\widehat{L}_{HL}(x, y)$ et verticale $\widehat{L}_{LH}(x, y)$ à l'aide d'un filtre passe-bas normalisé $H_0 = \frac{1}{8}[1 \ 3 \ 3 \ 1]$ et sa transposition H'_0 , contrairement aux ondelettes biorthogonales utilisées dans notre article précédent [38].

Nous avons ensuite calculé les énergies $e_{HL}(x, y)$ et $e_{LH}(x, y)$ respectivement des composantes horizontale $\widehat{L}_{HL}(x, y)$ et verticale $\widehat{L}_{LH}(x, y)$ de la luminance et les avons utilisées pour calculer le poids horizontal $w_h(x, y)$ et vertical $w_v(x, y)$ d'interpolation à chaque pixel concerné en utilisant respectivement les formules (3.37) à (3.41) décrites dans le chapitre 3.

Ans, les composantes R sont estimées aux pixels B comme suit :

$$\begin{aligned} \widehat{R}(x, y) = B(x, y) + \frac{w_h(x, y)}{2} [\widehat{D}_{RB}(x, y - 1) + \widehat{D}_{RB}(x, y + 1)] \\ + \frac{w_v(x, y)}{2} [\widehat{D}_{RB}(x - 1, y) + \widehat{D}_{RB}(x + 1, y)] \end{aligned} \quad (4.19)$$

Avec :

$$\widehat{D}_{RB}(x, y) = \widehat{R}'(x, y) - \widehat{B}'(x, y) \quad (4.20)$$

$\widehat{R}'(x, y)$ et $\widehat{B}'(x, y)$ sont les valeurs respectives des bandes R et B estimées aux pixels G . La même stratégie est appliquée pour reconstruire la composante bleue aux pixels rouges. Il en est de même pour les autres composantes. Le schéma fonctionnel de l'algorithme proposé est illustré à la figure 5.6.

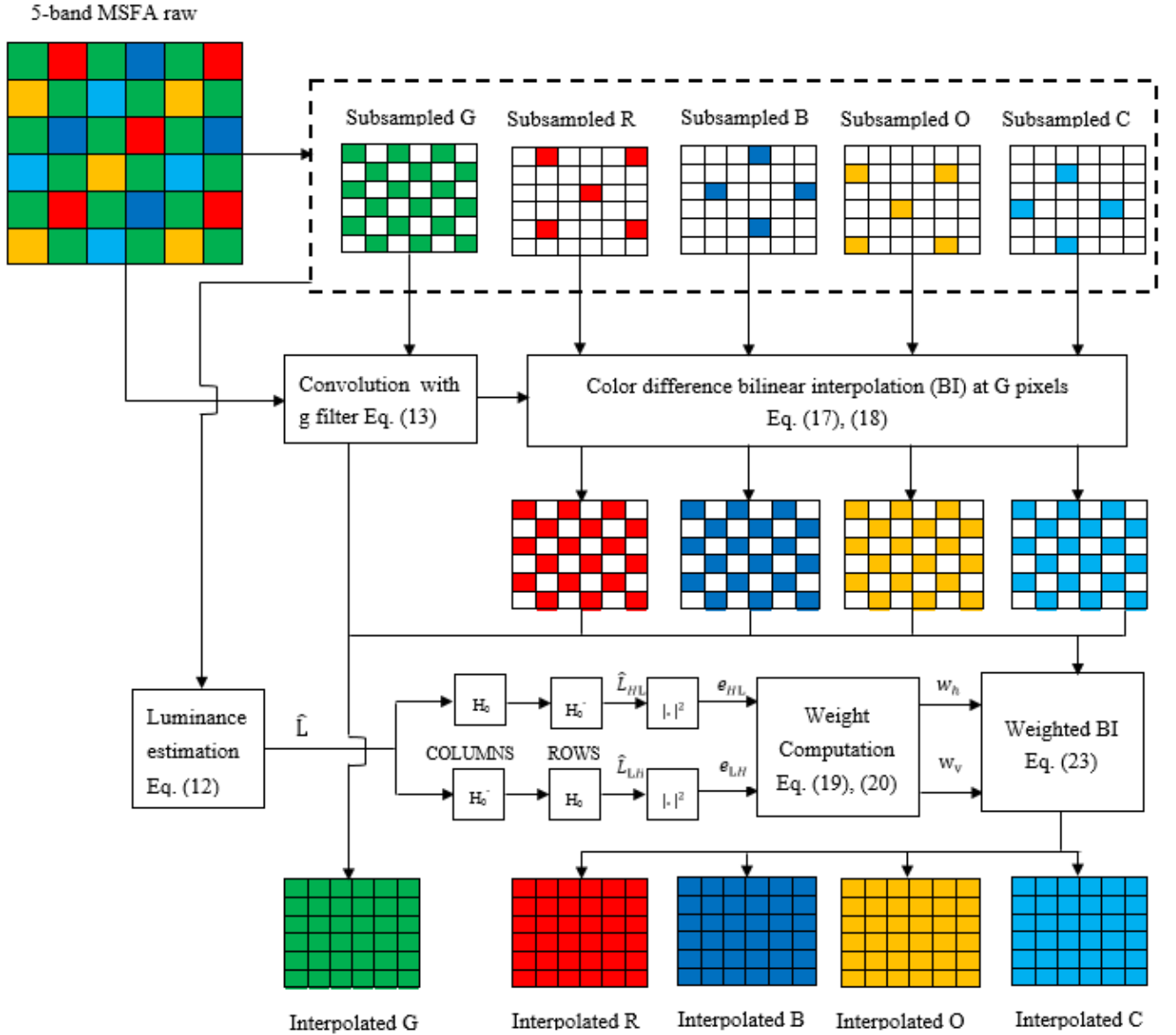


FIGURE 4.6 – Schéma illustratif de l'algorithme proposé.

4 Résultats expérimentaux

Dans nos expérimentations, nous avons utilisé 15 images de la base d'images cave [41], dans laquelle les images multispectrales sont constituées de 31 bandes acquises sous l'illuminant D65 avec une caméra dont le capteur est muni du filtre accordable à cristaux liquides LCTF [42]. Les images à 31 bandes ont été acquises tous les 10 nm entre 400 et 700 nm et ont une taille de 512×512 pixels.

La base d'images cave est souvent utilisée comme une base standard d'images multispectrales

pour les tests de simulation.

Pour évaluer les performances de l'algorithme proposé, nous l'avons comparé aux méthodes récentes de démosaïquage multispectral à 4 bandes à savoir, interpolation bilinéaire interbandes (IBBI) [117], détection de bord à base d'arbre binaire générique (BTES) [39], interpolation pondérée par apprentissage (LIW) [87], et filtrage directionnel et transformation en ondelettes (DFWF) [94]. Dans le cas des méthodes de démosaïquage multispectral à 5 bandes, la comparaison est faite en utilisant l'algorithme de démosaïquage basé sur le démosaïquage adaptatif par corrélation spectrale (ASCD) [108], le démosaïquage multispectral One-Shot pratique (POS) [85], la méthode BTES [39], le filtre guidé (GF) [29], l'interpolation linéaire (LI) [91], et la méthode basée sur la différence d'intensité itérative (IID) [118]. Les performances de l'algorithme proposé sont évaluées aussi bien visuellement qu'objectivement.

4.1 Evaluations visuelles des performances

A des fins de l'évaluation, nous avons sélectionné les images statue, bead et sponge de la base d'images cave. Les figures 5.7 à 5.9 montrent les résultats de la comparaison visuelle respectivement de la bande R de l'image statue, la bande G l'image bead et la bande O de l'image sponge pour les différents algorithmes.

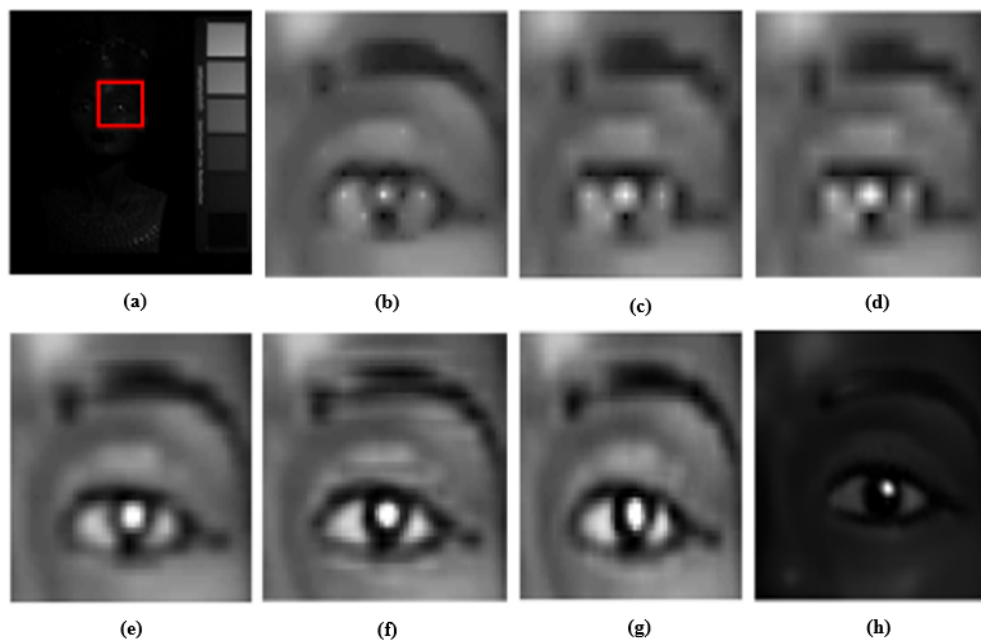


FIGURE 4.7 – Comparaison visuelle de la bande R de l'image statue : (a) Bande originale, (b) GF, (c) BTES, (d) LI, (e) ASCD, (f) POS, (g) IID et (h) Approche proposée pour le MSFA à 5 bandes.

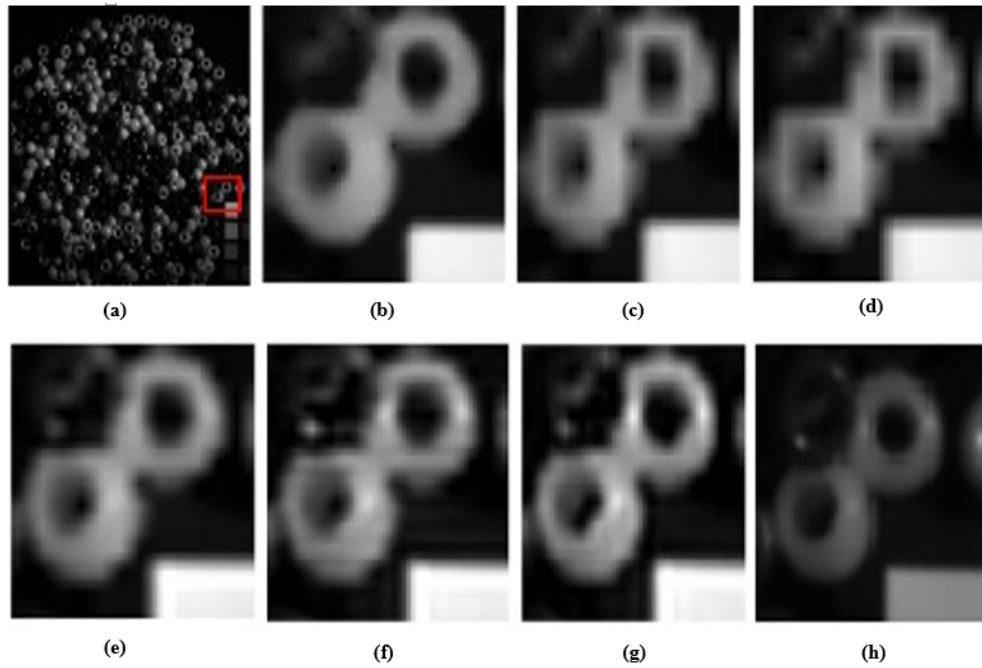


FIGURE 4.8 – Comparaison visuelle de la bande G de l'image bead : (a) Bande originale, (b) GF, (c) BTES, (d) LI, (e) ASCD, (f) POS, (g) IID et (h) Approche proposée pour le MSFA à 5 bandes.

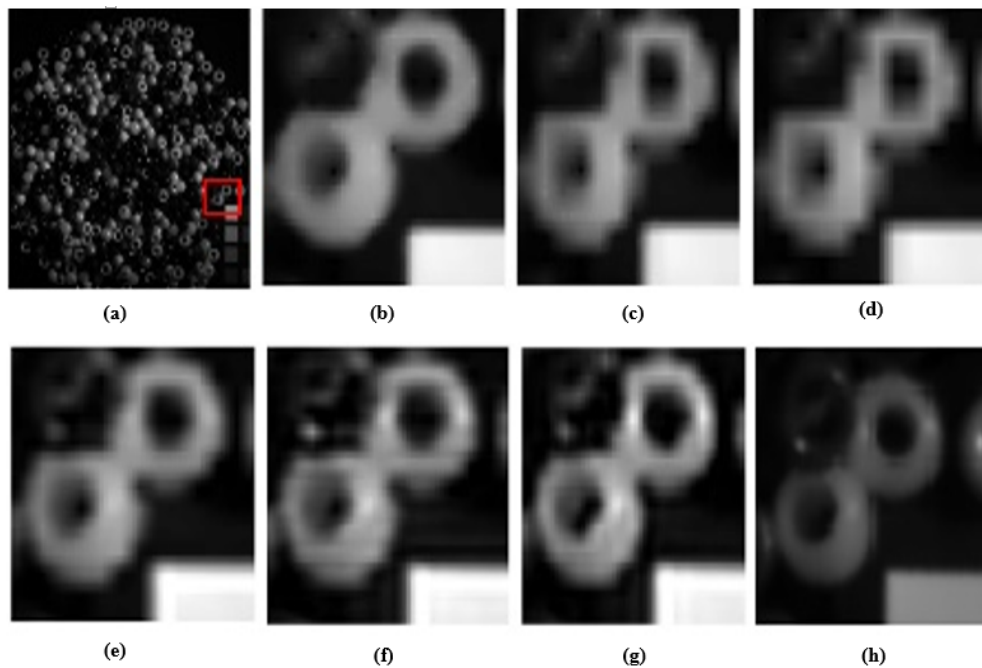


FIGURE 4.9 – Comparaison visuelle de la bande O de l'image sponge : (a) Bande originale, (b) GF, (c) BTES, (d) LI, (e) ASCD, (f) POS, (g) IID et (h) Approche proposée pour le MSFA à 5 bandes.

4.2 Evaluations quantitatives des performances

Pour évaluer quantitativement la performance objective des algorithmes de démosaïquage MSFA à 4 et 5 bandes proposés, nous avons utilisé les métriques du rapport signal sur bruit PSNR et de l'indice de similarité structurelle SSIM comme mesure de qualité de reconstruction des images [91, 94]. Par bandes des images, le PSNR et le SSIM sont définis par :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2 mn}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I_o^k(i, j) - I_d^k(i, j))^2} \right) \quad (4.21)$$

Où m et n représentent le nombre de lignes et de colonnes des images. $I_o^k(i, j)$ et $I_d^k(i, j)$ sont les images originale et reconstruite pour la bande k .

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_x\sigma_y + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (4.22)$$

μ est l'intensité moyenne des images σ leur écart type. Les paramètres C_1 et C_2 sont calculés comme : $C_1 = (K_1L)^2$ et $C_2 = (K_2L)^2$. Mais une expression modifiée M_PSNR et M_SSIM respectivement du $PSNR$ et du $SSIM$ d'image multispectrale est utilisée pour évaluer la performance de la méthode à 4 bandes.

$$\begin{cases} M_PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MMSE} \right) \\ MMSE = \frac{1}{4mn} \sum_{k=R,G,B,O} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I_o^k(i, j) - I_d^k(i, j))^2 \end{cases} \quad (4.23)$$

Les résultats obtenus avec l'algorithme proposé sont enregistrés dans les tableaux 5.2 et 5.3 pour le MSFA à 4 bandes et dans les tableaux 5.4 et 5.5 pour le MSFA à 5 bandes. Ces résultats sont comparés à ceux fournis dans [108]. Les scores les plus élevés sont au gras.

TABLE 4.2 – Résultats des PSNR des algorithmes de démosaiquage de MSFA à 4 bandes.

Images	IBBI [117]	BTES [39]	LIW [87]	DFWF [94]	LCBD
Balloons	45.67	42.03	38.07	46.94	50.19
Feathers	37.43	35.15	33.19	39.44	41.38
Pompoms	41.40	38.46	30.06	41.29	43.14
Toys	43.90	42.71	34.54	43.43	44.52
Beads	32.31	30.75	26.48	33.21	31.68
Cloth	30.86	28.53	29.99	31.36	34.29
Statue	42.75	40.63	37.81	44.14	38.14
Face	41.28	38.21	36.05	40.29	42.71
Flowers	42.87	39.11	36.07	38.43	44.03
Beans	35.04	32.62	30.68	36.93	35.26
Painting	31.99	30.89	31.02	34.86	35.81
Thread	38.62	36.34	37.77	43.30	41.22
Superballs	43.59	41.79	39.47	44.93	39.60
Food	42.73	40.08	37.37	43.26	40.65
Watercolors	34.49	32.25	27.05	36.15	45.70
Moyennes	38.99	36.64	33.71	39.73	40.55

TABLE 4.3 – Résultats des SSIM des algorithmes de démosaïquage de MSFA à 4 bandes.

Images	IBBI [117]	BTES [39]	LIW [87]	DFWF [94]	LCBD
Balloons	0.9012	0.9110	0.9025	0.9017	0.9980
Feathers	0.9576	0.9934	0.9902	0.9907	0.9870
Pompoms	0.9228	0.9928	0.9905	0.9898	0.9852
Toys	0.9657	0.9983	0.9972	0.9972	0.9917
Beads	0.8900	0.8857	0.8758	0.8823	0.8903
Cloth	0.9011	0.8670	0.8677	0.8862	0.9272
Statue	0.8816	0.8727	0.8849	0.8828	0.9776
Face	0.9924	0.9972	0.9983	0.9970	0.9939
Flowers	0.9663	0.9958	0.9946	0.9929	0.9859
Beans	0.9539	0.9864	0.9911	0.9835	0.9500
Painting	0.9415	0.9393	0.9833	0.9625	0.9231
Thread	0.9818	0.9888	0.9969	0.9942	0.9812
Superballs	0.9763	0.9968	0.9935	0.9952	0.9680
Food	0.8821	0.8864	0.8827	0.8639	0.9688
Watercolors	0.9739	0.98485	0.9934	0.9831	0.9857
Moyennes	0.9393	0.9531	0.9562	0.9535	0.9676

TABLE 4.4 – Résultats de la moyenne des PSNR des algorithmes de démosaïquage de MSFA à 5 bandes.

Algo.	Bandes spectrales					Moyennes
	R	G	B	O	C	
ASCD [108]	45.81	47.85	44.94	45.20	44.60	45.68
POS [85]	45.36	48.06	43.96	44.75	44.69	45.36
BTES [39]	42.60	46.54	40.46	39.41	37.84	41.37
GF [29]	44.61	47.65	43.31	42.13	41.25	43.79
LI [91]	43.79	47.05	41.05	40.65	39.12	42.33
IID [118]	44.10	46.31	43.34	43.12	42.52	43.87
LCBD	45.62	50.36	48.74	47.53	35.13	45.48

TABLE 4.5 – Résultats de la moyenne des SSIM des algorithmes de démosaïquage de MSFA à 5 bandes.

Algo.	Bandes spectrales					Moyennes
	R	G	B	O	C	
ASCD [108]	0.9841	0.9917	0.9856	0.9865	0.9821	0.9860
POS [85]	0.9831	0.9922	0.9822	0.9840	0.9825	0.9848
BTES [39]	0.9724	0.9801	0.9710	0.9610	0.9524	0.9674
GF [29]	0.9805	0.9910	0.9801	0.9770	0.9790	0.9815
LI [91]	0.9780	0.9889	0.9791	0.9671	0.9612	0.9749
IID [118]	0.9795	0.9874	0.9802	0.9701	0.9807	0.9796
LCBD	0.9899	0.9946	0.9902	0.9897	0.9908	0.9910

5 Discussion

Le problème fondamental de la plupart des méthodes de démosaïquage des images multispectrales existantes dans la littérature est la présence notable d'artefacts dans l'image reconstruite. La mission est donc de trouver un algorithme optimal pour surpasser ces limites. Sur la figure 5.7, les images reconstruites par les différents algorithmes de comparaison apparaissent plus nettes que l'image originale, mais sont très bruyantes. Les méthodes BTES, LI et POS souffrent de dégradation aux bords. Cependant, de tels problèmes sont réduits avec les méthodes GF, ASCD et IID. L'image reconstruite avec la méthode proposée présente à peu près la même clarté que l'image originale, mais sans presque aucune distorsion ou flou aux bords. Comme on peut le voir sur la figure 5.8, les méthodes BTES et LI présentent de distorsion aux bords et des flous sévères. Ces distorsions sont également visibles avec la méthode ASCD mais sont moins accentuées. Avec les méthodes GF, POS et IID, le flou est perceptible avec de légères distorsions. La méthode proposée présente de légères distorsions aux bords mais avec une absence presque totale de flou. En ce qui concerne la figure 5.9, on voit que l'image reconstruite par la méthode GF apparaît plus nette que l'image originale mais avec des artefacts, alors que celle obtenue avec l'algorithme ASCD est moins nette mais conserve les bords. Avec les méthodes BTES, LI et POS, les images reconstruites sont extrêmement floues et présentent des artefacts notables. De même, les performances de l'algorithme IID sont insuffisantes par rapport à notre approche en termes de reconstruction d'images. En revanche, l'image reconstruite par l'algorithme proposé contient moins de distorsions et le résultat est plus clair. Les mêmes comportements décrits ici des bandes spectrales R , G et O des images reconstruites ont été observés avec les bandes B et C dont nous n'avons pas jugé nécessaire

d'afficher les résultats.

Les tableaux 5.2 et 5.3 présentent respectivement les résultats des PSNR et SSIM des différents algorithmes de démosaïquage à 4 bandes. Selon les résultats du tableau 5.2, l'algorithme de démosaïquage proposé surpasse les autres méthodes pour dix images sur les quinze utilisées dans la base d'image cave en termes de PSNR et donnant la meilleure valeur moyenne du PSNR. Cette performance de la méthode proposée est suivie de celle de la méthode DFWF qui donne de bons scores pour cinq des images utilisées. Dans le tableau 5.3 qui présente les valeurs de SSIM, notre méthode donne de meilleurs résultats avec cinq images et la meilleure valeur moyenne de SSIM suivie de la méthode BTES qui présente de bons résultats avec six images mais une valeur moyenne de SSIM inférieure à celle de notre approche. En général, la méthode de démosaïquage à 4 bandes proposée dans cette étude est meilleure que toutes les autres méthodes récentes de comparaison en termes de PSNR et SSIM.

Les tableaux 5.4 et 5.5 présentent respectivement les résultats des PSNR et SSIM des différents algorithmes de démosaïquage à 5 bandes. Dans le tableau 5.4, notre algorithme surpasse les autres sur trois bandes, c'est-à-dire pour les bandes G , B et O en termes de PSNR mais avec une valeur moyenne légèrement inférieure à celle de la méthode ASCD qui a donné la meilleure valeur moyenne du PSNR. Quand on observe le tableau de près, on se rend compte que notre méthode donne la plus faible valeur du PSNR pour la bande cyan C , ce qui a fait que la valeur moyenne est inférieure à celle de l'algorithme ASCD. Cela peut s'expliquer par le fait que les images de la base cave [41] utilisée pour les tests sont acquises avec la caméra dont le capteur est muni du filtre accordable à cristaux liquides LCTF [42] tel que l'énergie de la bande C de longueur d'onde $\lambda = 480 \text{ nm}$ environ est très faible par rapport à celle des autres bandes hormis la bande bleue, alors qu'un déséquilibre d'énergie entre les différentes bandes spectrales peut engendrer dans l'image démosaïquée des dégradations des bandes à faible énergie à cause de leur sensibilité au bruit [119]. Cependant, pour ce qui concerne les valeurs de SSIM du tableau 5.5, l'algorithme proposé surpasse toutes les autres approches. Globalement, notre algorithme a une meilleure performance aussi bien visuelle qu'objective par rapport aux autres méthodes de la littérature.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé les démarches de l'algorithme de démosaïquage multispectral proposé qui exploite la méthode de convolution pour estimer la bande G et la composante de luminance pour estimer les autres bandes manquantes. Nous avons généré les MSFA avec la densité élevée requise pour la bande G en utilisant la méthode générique de l'arbre binaire. Pour extraire la composante de luminance aux pixels verts, nous avons utilisé un filtre passe-bas gaussien de support

5×5 et pour les autres composantes, nous avons appliqué un filtre passe-bas gaussien de taille 11×11 . Les résultats des tests effectués montrent que notre algorithme proposé est plus performant que les approches existantes à la fois visuellement qu'en termes de mesures objectives. Dans nos futurs travaux, nous étudierons les applications de ces résultats dans des domaines tels que l'agriculture, la médecine et d'autres domaines. Les prochains MSFA qui seront utilisés prendront en compte l'équilibre d'énergie entre les différentes bandes spectrales pour éviter la dégradation de certaines bandes au profit d'autres bandes spectrales. Des études approfondies seront entreprises pour fournir une extension de l'algorithme proposé à plus de cinq bandes d'images. De plus, les MSFA sur lesquelles porte notre étude sont rectangulaires, et nous prévoyons d'explorer l'apport des MSFA hexagonales.

Chapitre 5

Démosaïquage d'images multispectrales à 4 bandes combinant les méthodes LMMSE et le noyau adaptatif de régression

1 Introduction

L'acquisition des images multispectrales fait l'objet du démosaïquage de l'image MSFA issue du mono-capteur one-shot. Beaucoup d'algorithmes dont les performances dépendent du choix du filtre MSFA sont proposés pour cette acquisition, les uns se basant sur la corrélation spatiale et spectrale, les autres s'intéressant au domaine fréquentiel. Mais, très peu de ces algorithmes se sont intéressés à la méthode LMMSE et au noyau adaptatif de régression pour la reconstruction de l'image.

Dans ce chapitre, nous nous sommes focalisés sur la méthode LMMSE [59] et le noyau adaptatif de régression [120] et avons apporté trois contributions. Premièrement, nous avons identifié avec justification un modèle MSFA générique à 4 bandes avec la bande bleue dominante pour l'algorithme multispectrale. Deuxièmement, nous avons proposé un algorithme de démosaïquage multispectrale qui utilise la méthode LMMSE directionnelle pour l'estimation des bandes bleues manquantes et la méthode de gradient directionnel pour les trois autres bandes spectrales. Troisièmement, pour prendre en compte les détails aux bords et le débruitage de l'image reconstruite, nous avons combiné avec succès la méthode LMMSE au noyau adaptatif de régression.

Le chapitre est structuré ainsi qu'il suit : Dans la section 2, nous avons justifié le modèle MSFA proposé et les hypothèses d'application de la méthode LMMSE. La méthode LMMSE et le noyau

de régression existants utilisés sont décrits dans la section 3. L'algorithme proposé et les résultats des tests sont respectivement présentés dans les sections 4 et 5.

2 Conception du modèle MSFA à 4 bandes et hypothèses d'application de la méthode LMMSE

La performance d'un algorithme de démosaïquage multispectral repose entre autres sur le filtre MSFA dont la surface du capteur est recouverte. De même, la technique LMMSE telle que décrit [59] repose sur des hypothèses bien précises qu'il faille vérifier.

2.1 Conception du modèle MSFA à 4 bandes

Le MSFA à 4 bandes configuré est basé sur la méthode générique de Miao et al. [84] fondé sur l'arbre binaire avec la probabilité d'apparition de chaque bande spectrale (Figure 6.1). Les images de la base d'images multispectrale CAVE [41] utilisée dans nos simulations sont acquises avec une caméra dont le capteur est muni du filtre accordable à cristaux liquides LCTF [42] (Figure 6.2) tel que l'énergie de la bande bleue de longueur d'onde de 446 nm à 490 nm, est très faible par rapport à celle des autres bandes, suivie de la bande orange dont la plage de longueur d'onde est de 590 nm à 625 nm. La bande rouge (620 nm à 670 nm) possède la plus grande énergie précédée de la bande verte (490 nm à 570 nm). Selon [119], le déséquilibre d'énergie entre les différentes bandes spectrales entraîne dans l'image démosaïquée, de graves dégradations des bandes à faible énergie à cause de leur sensibilité au bruit. Il apparaît alors nécessaire qu'un équilibrage soit effectué pour optimiser la forme des filtres de transmittance. Pour donc équilibrer les énergies des différentes bandes spectrales et éviter la dégradation de certaines bandes par rapport aux autres, nous avons opté pour un MSFA à bande bleue dominante avec la probabilité d'apparition de $\frac{1}{2}$ suivi de la bande orange de probabilité $\frac{1}{4}$. Les bandes rouges et vertes ont une probabilité d'apparition de $\frac{1}{8}$.

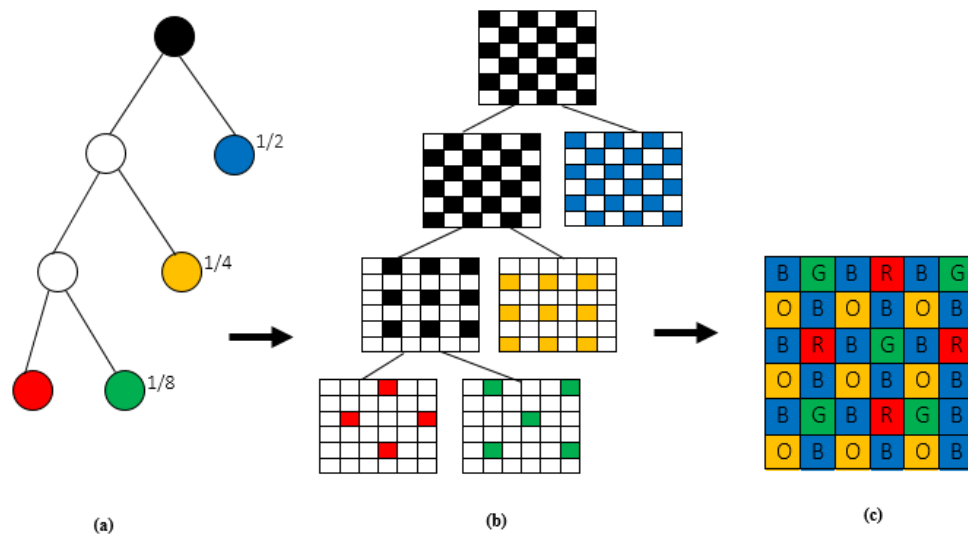


FIGURE 5.1 – Configuration du MSFA à 4 bandes précédé de l'arbre binaire : (a) Arbre binaire avec la probabilité d'apparition de chaque bande spectrale (b) Processus de décomposition et de sous-échantillonnage (c) MSFA configuré.

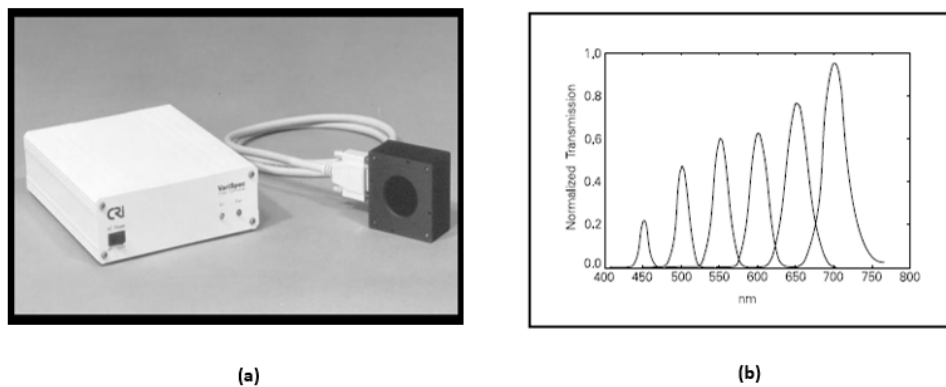


FIGURE 5.2 – (a) Filtre accordable à cristaux liquides LCTF (b) Filtre LCTF à plusieurs longueurs d'onde.

2.2 Hypothèses d'application de la méthode LMMSE

La méthode LMMSE telle qu'utilisée pour les images RGB [35] obéit à deux hypothèses. La première stipule que dans les images naturelles, les différentes bandes spectrales sont fortement corrélées et la deuxième indique que le gradient des différentes bandes spectrales reste constant et constitue un processus lisse (passe-bas). Pour vérifier ces hypothèses, nous avons dans un premier

temps déterminé dans le tableau 6.1, la corrélation spectrale des différentes bandes spectrales des images multispectrales de la base d'images CAVE exploitées [41]. La corrélation spectrale entre deux bandes est bonne si le coefficient de corrélation entre ces deux bandes est compris entre 0.5 et 1. De l'analyse du tableau 6.1 et à quelques minimales exceptions près, toutes les bandes spectrales des différentes images multispectrales sont fortement corrélées. Dans un second temps, nous avons tracé les fonctions spectrales de puissance des gradients des signaux pour trois images multispectrales (Figures 6.3 à 6.5). Lorsque nous analysons ces différentes fonctions spectrales, on se rend compte que la puissance des différents signaux de gradients est concentrée dans la bande basse fréquence puis que chacune de ces fonctions présente un pic autour de la fréquence zéro. Ainsi les deux hypothèses ci-dessus citées sont vérifiées pour nos images multispectrales utilisées pour la simulation.

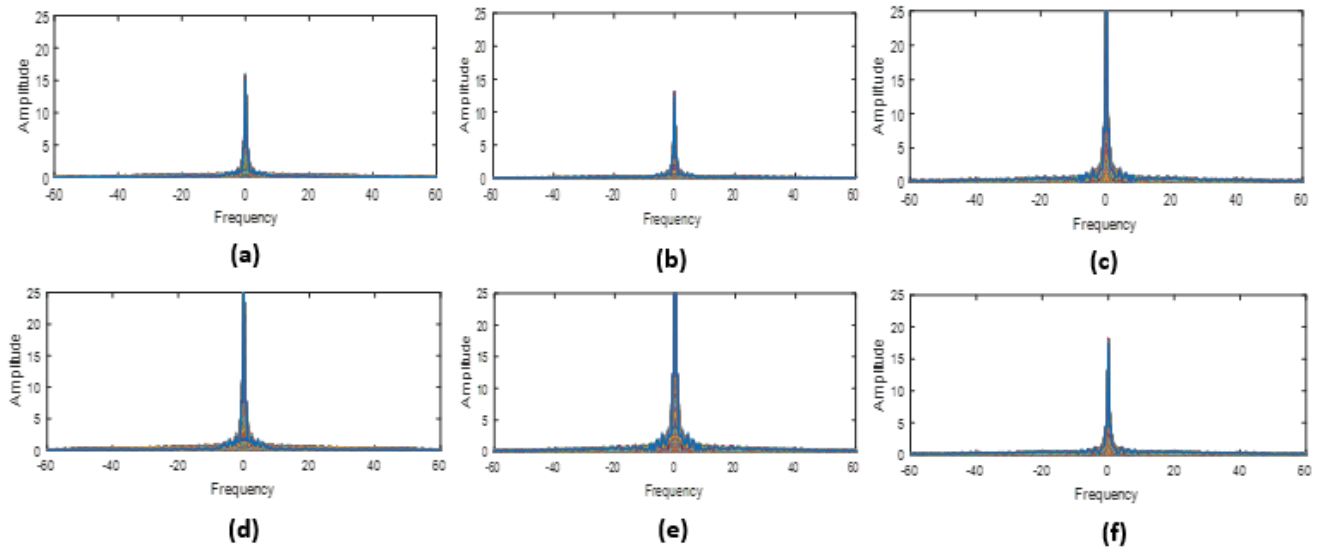


FIGURE 5.3 – Fonctions du spectre de puissance du signal de gradient dans l'image hairs (a) $G - R$ (b) $G - B$ (c) $G - O$ (d) $R - B$ (e) $R - O$ (f) $B - O$.

TABLE 5.1 – Coefficients de corrélation des bandes spectrales.

Images	Coefficients de corrélation spectrale					
	C_{rg}	C_{rb}	C_{ro}	C_{bg}	C_{bo}	C_{og}
Beads	0.5469	0.4267	0.2773	0.6887	0.8381	0.2498
Balloons	0.8000	0.6647	0.6529	0.9602	0.9666	0.8968
Pompoms	0.6138	0.1869	0.0152	0.7798	0.9021	0.5075
Cloth	0.9700	0.9222	0.6599	0.9654	0.8180	0.6679
Statue	0.9818	0.9413	0.8688	0.9859	0.9797	0.9356
Face	0.9817	0.9530	0.8665	0.9896	0.9637	0.9248
Food	0.9882	0.9008	0.6753	0.9362	0.9168	0.7244
Feathers	0.8995	0.8398	0.7235	0.9733	0.9046	0.8378
Flowers	0.9247	0.7965	0.6781	0.9438	0.9317	0.7952
Beans	0.9454	0.9136	0.8465	0.9652	0.9576	0.8772
Painting	0.9610	0.8192	0.6973	0.9348	0.9674	0.8332
Thread	0.9002	0.8467	0.7339	0.9518	0.9326	0.7982
Clay	0.6538	0.5807	0.2737	0.7703	0.7579	0.2000
Superballs	0.6448	0.7475	0.5906	0.7482	0.8802	0.3602
Toys	0.9685	0.8780	0.6065	0.9441	0.8567	0.6685
Glass	0.7431	0.4076	0.2074	0.8667	0.8476	0.5632
CD	0.8280	0.7183	0.7070	0.8780	0.7761	0.5789
Hairs	0.9814	0.9524	0.8965	0.9919	0.9862	0.9591
Peppers	0.9049	0.7097	0.5233	0.9265	0.8626	0.6935
Sponges	0.9607	0.9723	0.6741	0.7081	0.9633	0.8972
Paints	0.9744	0.9525	0.9001	0.9892	0.9583	0.9219
Beers	0.9461	0.8127	0.6932	0.9524	0.9772	0.8751
Chart_Toy	0.9951	0.9866	0.9674	0.9964	0.9906	0.9792
Sushi	0.9813	0.9559	0.7866	0.9804	0.8892	0.7964
Lemons	0.9906	0.9817	0.8822	0.9926	0.9313	0.8898
Slices	0.9443	0.8963	0.8522	0.9838	0.9679	0.9287

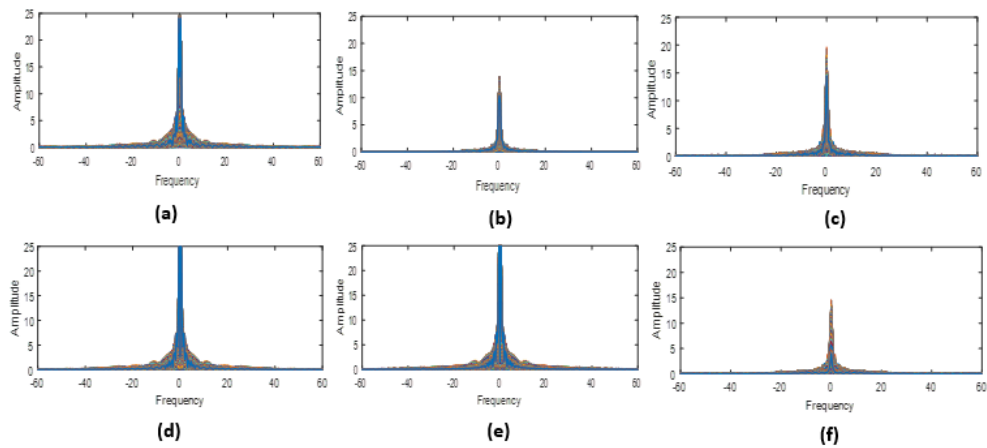


FIGURE 5.4 – Fonctions du spectre de puissance du signal de gradient dans l'image ballons (a) $G - R$ (b) $G - B$ (c) $G - O$ (d) $R - B$ (e) $R - O$ (f) $B - O$.

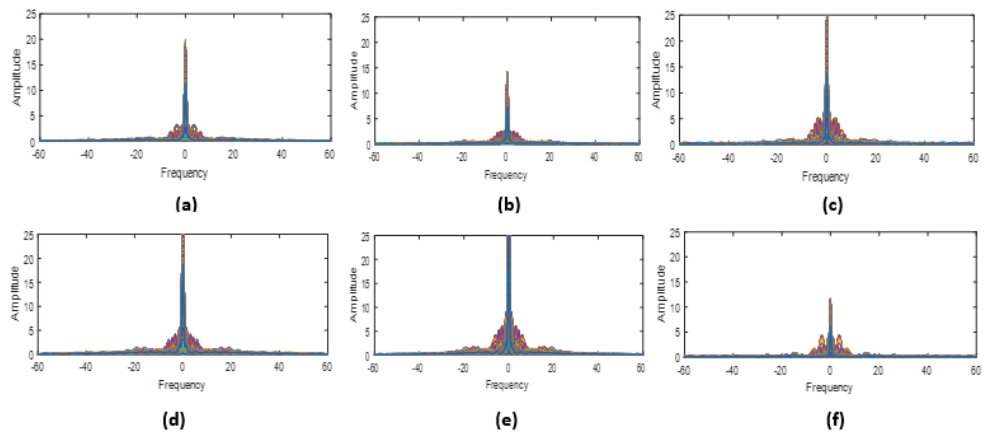


FIGURE 5.5 – Fonctions du spectre de puissance du signal de gradient dans l'image beers (a) $G - R$ (b) $G - B$ (c) $G - O$ (d) $R - B$ (e) $R - O$ (f) $B - O$.

3 Méthodes de démosaïquage LMMSE et noyau de régression existants

Les méthodes LMMSE [59] et le noyau adaptatif de régression [120] sont deux méthodes qui ont été utilisées pour le démosaïquage des images CFA.

3.1 Méthode de démosaïquage LMMSE

Dans leur algorithme de démosaïquage des images couleurs, Zhang et Wu [59] ont utilisé l'algorithme LMMSE pour estimer les bandes G manquantes aux différents pixels. Nous présentons brièvement ici, l'estimation de G à une position spatiale (i, j) des pixels rouges de l'image CFA. Ainsi la bande G manquante aux pixels rouges est obtenue selon la formule :

$$\widehat{G}(i, j) = R(i, j) + \widehat{\Delta}_{g,r}(i, j) \quad (5.1)$$

Notons qu'une interpolation laplacienne est faite au préalable pour connaître à chaque pixel, les échantillons manquants avant le calcul du gradient. Le gradient $\Delta_{g,r}$ est estimé dans les deux directions horizontale et verticale telles que :

$$\widehat{\Delta}_{g,r}^h(i, j) = \begin{cases} \widehat{G}^h(i, j) - R^h(i, j), & \text{si } G \text{ est interpolé} \\ G^h(i, j) - \widehat{R}^h(i, j), & \text{si } R \text{ est interpolé} \end{cases} \quad (5.2)$$

$$\widehat{\Delta}_{g,r}^v(i, j) = \begin{cases} \widehat{G}^v(i, j) - R^v(i, j), & \text{si } G \text{ est interpolé} \\ G^v(i, j) - \widehat{R}^v(i, j), & \text{si } R \text{ est interpolé} \end{cases} \quad (5.3)$$

Les bruits associés à l'estimation directionnelle du gradient sont déterminés par la formule :

$$\begin{cases} \varepsilon_{g,r}^h(i, j) = \Delta_{g,r}(i, j) - \widehat{\Delta}_{g,r}^h(i, j) \\ \varepsilon_{g,r}^v(i, j) = \Delta_{g,r}(i, j) - \widehat{\Delta}_{g,r}^v(i, j) \end{cases} \quad (5.4)$$

Ainsi on a :

$$\begin{cases} \widehat{\Delta}_{g,r}^h(i, j) = \Delta_{g,r}(i, j) - \varepsilon_{g,r}^h(i, j) \\ \widehat{\Delta}_{g,r}^v(i, j) = \Delta_{g,r}(i, j) - \varepsilon_{g,r}^v(i, j) \end{cases} \quad (5.5)$$

Le gradient $\Delta_{g,r}$ est estimé par la méthode LMMSE. Désignons par x le gradient $\Delta_{g,r}$; par y les associés directionnels $\widehat{\Delta}_{g,r}^h$ et $\widehat{\Delta}_{g,r}^v$ puis par ϑ les bruits $\varepsilon_{g,r}^h$ et $\varepsilon_{g,r}^v$ associés. Les équations (6.5) deviennent :

$$y(i, j) = x(i, j) + \vartheta(i, j) \quad (5.6)$$

L'estimation optimale de l'erreur quadratique moyenne minimum (MMSE) de x est définie par :

$$\hat{x} = E[x/y] = \int xp(x/y)dx \quad (5.7)$$

Mais dans la pratique, la probabilité $p(x/y)$ est rarement connue, ce qui rend l'estimation de

MMSE difficile. Ainsi, au lieu de MMSE, les auteurs ont utilisé la méthode LMMSE qui est une bonne approximation de MMSE et susceptible d'être efficace pour la mise en oeuvre pour estimer x tel que :

$$\hat{x} = E[x] + \frac{Cov(x, y)}{Var(y)}(y - E[y]) \quad (5.8)$$

$E[x]$ représente l'espérance mathématique de x , $Cov(x, y)$ la covariance de x et y , $Var(y)$ la variance de y .

En posant $\mu_x = E[x]$, $\sigma_x^2 = Var(x)$ et $\sigma_y^2 = Var(y)$, l'équation (5.8) devient :

$$\hat{x} = \mu_x + \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}(y - \mu_x) \quad (5.9)$$

Pour une estimation optimale \hat{x} , cette dernière est obtenue de façon spatialement adaptative par fusion de la valeur dans les deux directions au voisinage de y . En désignant par \hat{x}_h et \hat{x}_v les estimations LMMSE horizontales et verticales de x obtenus avec l'équation (9) et par w_h et w_v les poids horizontaux et verticaux respectivement, l'estimation optimale LMMSE de x est obtenue par pondération comme suit :

$$\hat{x}(i, j) = w_h(i, j) \cdot \hat{x}_h(i, j) + w_v(i, j) \cdot \hat{x}_v(i, j) \quad (5.10)$$

Avec $w_h(i, j) + w_v(i, j) = 1$ pour minimiser l'erreur d'estimation de $\hat{x}(i, j)$.

$$w_h(i, j) = \frac{\sigma_{\tilde{x}_v}^2}{\sigma_{\tilde{x}_h}^2 + \sigma_{\tilde{x}_v}^2} \quad (5.11)$$

$$w_v(i, j) = \frac{\sigma_{\tilde{x}_h}^2}{\sigma_{\tilde{x}_h}^2 + \sigma_{\tilde{x}_v}^2} \quad (5.12)$$

\tilde{x}_h et \tilde{x}_v étant respectivement les erreurs liées aux estimations \hat{x}_h et \hat{x}_v telles que :

$$\begin{cases} \hat{x}_h(i, j) = x(i, j) + \tilde{x}_h(i, j) \\ \hat{x}_v(i, j) = x(i, j) + \tilde{x}_v(i, j) \end{cases} \quad (5.13)$$

3.2 Méthode de noyau de régression

Dans leurs travaux, Takeda et al. [120] ont proposé un noyau de régression qui est utilisé dans la reconstruction itérative des images couleurs et qui prend en compte des limites telles que le fort débruitage le long des bords, la forte conservation des détails dans les bords et la présence limitée des dégradés dans l'image reconstruite. L'estimation d'un pixel y aux positions x_i peut s'effectuer :

$$y_i = z(x_i) + \epsilon_i \quad i = \{1, 2, \dots, p\} \quad (5.14)$$

ϵ est le bruit associé et $z(\cdot)$ la fonction de régression obtenue par développement de Taylor d'ordre N .

$$z(x_i) = \beta_0 + \beta_1^T(x_i - x) + \beta_2^T \text{vech}\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} + \dots \quad (5.15)$$

$\text{vech}(\cdot)$ est un opérateur de demi-vectorisation de la partie triangulaire inférieur d'une matrice symétrique qui ordonne la matrice en un vecteur tel que :

$$\text{vech}\left(\begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix}\right) = [a \ b \ c]^T; \quad \text{vech}\left(\begin{bmatrix} a & b & c \\ b & d & e \\ c & e & f \end{bmatrix}\right) = [a \ b \ c \ d \ e \ f]^T \quad (5.16)$$

On obtient les coefficients β_n à travers les formules :

$$\begin{cases} \beta_0 = z(x) \\ \beta_1 = \left[\frac{\partial z}{\partial x_1}, \frac{\partial z}{\partial x_2} \right]^T \\ \beta_2 = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 z}{\partial^2 x_1}, 2 \frac{\partial^2 z}{\partial x_1 \partial x_2}, \frac{\partial^2 z}{\partial^2 x_2} \right]^T \end{cases} \quad (5.17)$$

Ils sont déterminés par le problème d'optimisation suivant :

$$\min_{\{\beta_n\}} \sum_{i=1}^p [y_i - \beta_0 - \beta_1^T(x_i - x) - \beta_2^T \text{vech}\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} - \dots]^2 K_H(x_i - x) \quad (5.18)$$

$$K_H(t) = \frac{1}{\det(H)} K(H^{-1}t) \quad (5.19)$$

K la fonction du noyau et H une matrice de lissage d'ordre 2×2 qui est telle que :

$$H_i = h\mu_i I \quad (5.20)$$

h est un paramètre de lissage global, μ_i un paramètre local de densité qui contrôle la taille du noyau et I la matrice identité.

3.3 Noyau adaptative de régression

Le noyau adaptatif de régression est une extension du noyau de régression classique [120] et structurée de la même manière dans l'équation (6.15) où le noyau classique est remplacé par le noyau adaptative de régression.

$$K_{adapt}(x_i - x)(y_i - y) = K_{H_s}(x_i - x)K_h(y_i - y) \quad (5.21)$$

$H_s = h_s I$ est la matrice de lissage spatial et h_s le scalaire de lissage radiométrique. Pour éviter la complexité des calculs, nous limitons l'ordre d'estimation à $N = 0$. Les calculs nécessaires sont alors limités à ceux qui estiment le paramètre β_0 tel que :

$$\hat{z}(x) = \hat{\beta}_0 \quad (5.22)$$

En conséquence, une bande spectrale manquante à une position spatiale donnée est estimée par la formule :

$$\hat{z}(x) = \frac{\sum_{i=1}^p K_{H_s}(x_i - x)K_h(y_i - y)y_i}{\sum_{i=1}^p K_{H_s}(x_i - x)K_h(y_i - y)} \quad (5.23)$$

Exprimer K_{adapt} en termes spatial et radiométrique affaiblit la performance de l'estimation. Pour cela, le noyau adaptatif est remplacé par un noyau adaptatif de pilotage dont le débruitage s'effectue le plus fortement le long les bords.

$$K_{adapt}(x_i - x, y_i - y) = K_{H_i^{steer}}(x_i - x) \quad (5.24)$$

La matrice de pilotage H_i^{steer} est définie par :

$$H_i^{steer} = h\mu_i C_i^{-\frac{1}{2}} \quad (5.25)$$

C_i est une matrice symétrique de covariance qui permet de tempérer l'effet de flou autour de bords et dont les valeurs sont obtenues par une différenciation entre la valeur du pixel central et celles des pixels voisins. Le paramètre global de lissage h permet d'avoir un fort effet de débruitage et le noyau de pilotage est un noyau gaussien.

$$H_i^{steer}(x_i - x) = \frac{\sqrt{\det(C_i)}}{2\pi h_i^2 \mu_i^2} \exp\left\{-\frac{(x_i - x)^T C_i (x_i - x)}{2h_i^2 \mu_i^2}\right\} \quad (5.26)$$

La matrice de covariance C_i est déterminée sur la base des dérivées autour de la position concernée [28].

$$C_i = \begin{pmatrix} \sum_{x_j \in w_i} z_u(x_j) z_u(x_j) & \sum_{x_j \in w_i} z_u(x_j) z_v(x_j) \\ \sum_{x_j \in w_i} z_u(x_j) z_v(x_j) & \sum_{x_j \in w_i} z_v(x_j) z_v(x_j) \end{pmatrix} \quad (5.27)$$

w_i représente la fenêtre d'analyse locale des pixels voisins autour de la position concernée, z_u et z_v les dérivées horizontales et verticales respectivement.

4 Méthode de démosaïquage multispectral proposé

L'algorithme proposé est subdivisé en six étapes principales. La bande bleue étant la bande dominante du MSFA (Figure 6.1 (c)), cette bande est la première estimée aux trois autres pixels.

4.1 Estimation de la bande bleue par la technique LMMSE

La bande bleue manquante aux pixels orange est estimée en appliquant la formule :

$$\hat{B}(i, j) = O(i, j) + \hat{\Delta}_{b,o}(i, j) \quad (5.28)$$

Le gradient $\Delta_{b,o}$ est interpolé par la méthode LMMSE des équations (6.10) – (6.13). Nous adoptons la même stratégie pour estimer les bandes bleues aux pixels rouges et verts tels que :

$$\begin{cases} \hat{B}(i, j) = R(i, j) + \hat{\Delta}_{b,r}(i, j) & \text{aux pixels } R \\ \hat{B}(i, j) = G(i, j) + \hat{\Delta}_{b,g}(i, j) & \text{aux pixels } G \end{cases} \quad (5.29)$$

4.2 Estimation de la bande Orange aux pixels rouges et Verts

Les bandes spectrales verte et rouge ont des voisinages identiques tels qu'illustrés à la figure 6.6.

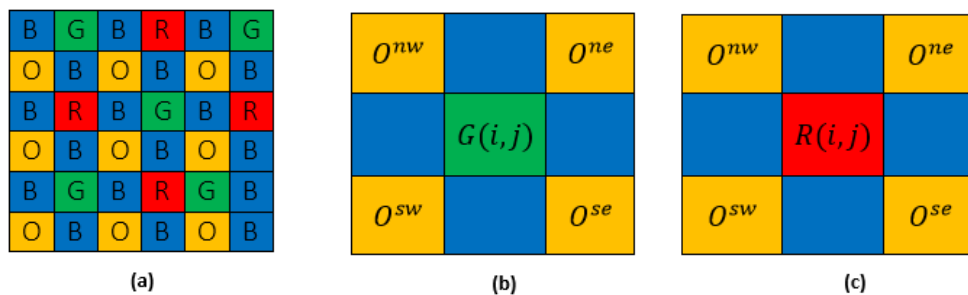


FIGURE 5.6 – : (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $G(i, j)$ (c) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $R(i, j)$.

Les quatre valeurs de gradients $\Delta_{b,o}$ dans les quatre directions nord-ouest (nw), nord-est (ne), sud-ouest (sw) et sud-est (se) dans le voisinage d'un pixel vert ou rouge sont respectivement désignées par : $\Delta_{b,o}^{nw}$, $\Delta_{b,o}^{ne}$, $\Delta_{b,o}^{sw}$ et $\Delta_{b,o}^{se}$.

$$\hat{\Delta}_{b,o}(i, j) = \frac{\Delta_{b,o}^{nw}(i, j) + \Delta_{b,o}^{ne}(i, j) + \Delta_{b,o}^{sw}(i, j) + \Delta_{b,o}^{se}(i, j)}{4} \quad (5.30)$$

La bande spectrale orange O est alors estimée aux pixels verts et rouges par la formule :

$$\hat{O}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,o}(i, j) \quad (5.31)$$

4.3 Estimation de la bande verte aux pixels rouges et inversement

Les mêmes stratégies que précédemment sont appliquées mais dans un voisinage plus large (Figure 6.7) dans les directions nord (n), sud (s), est (e) et ouest (w).

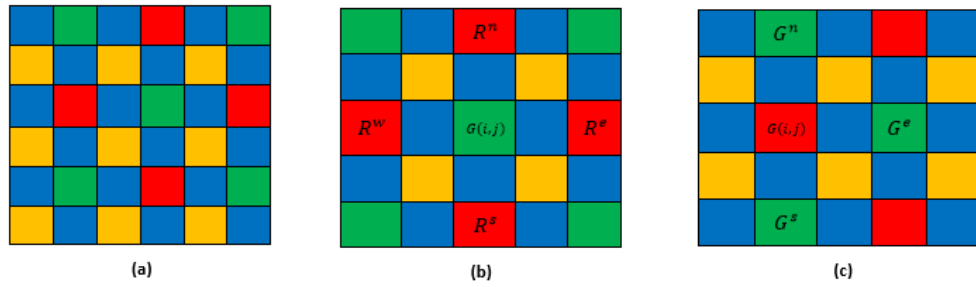


FIGURE 5.7 – : (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Voisinage 5×5 de la bande spectrale $G(i, j)$ (c) Voisinage 5×5 de la bande spectrale $R(i, j)$.

La bande rouge aux pixels verts peut être estimée comme suit :

$$\hat{R}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,r}(i, j) \quad (5.32)$$

La bande verte aux pixels rouges est estimée de façon similaire telle que :

$$\hat{G}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,g}(i, j) \quad (5.33)$$

4.4 Estimation des bandes rouges et vertes aux pixels oranges

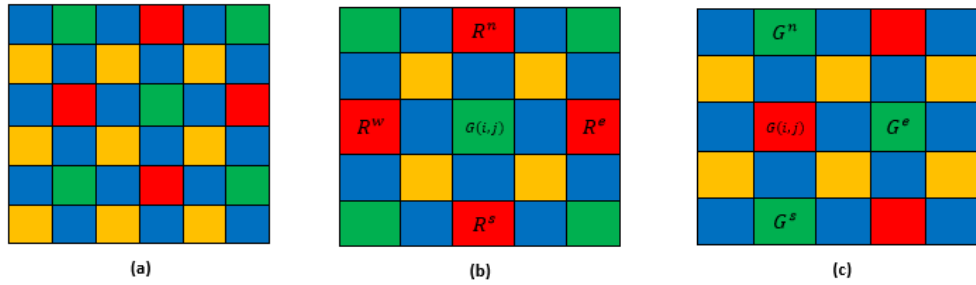


FIGURE 5.8 – : (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Premier type de voisinage 3×3 de la bande spectrale $O(i, j)$ (c) Deuxième type de voisinage 3×3 de la bande spectrale $O(i, j)$.

Tenant compte du voisinage des bandes oranges pour les pixels rouges et verts, originaux ou estimés, nous estimons les bandes spectrales rouges et vertes aux pixels oranges selon les formules :

$$\hat{R}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,r}(i, j) \quad (5.34)$$

$$\hat{G}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,g}(i, j) \quad (5.35)$$

4.5 Estimation des bandes rouges, vertes et oranges aux pixels bleus

La figure 6.9 illustre les différents voisinages de la bande bleue dans le MSFA configuré.

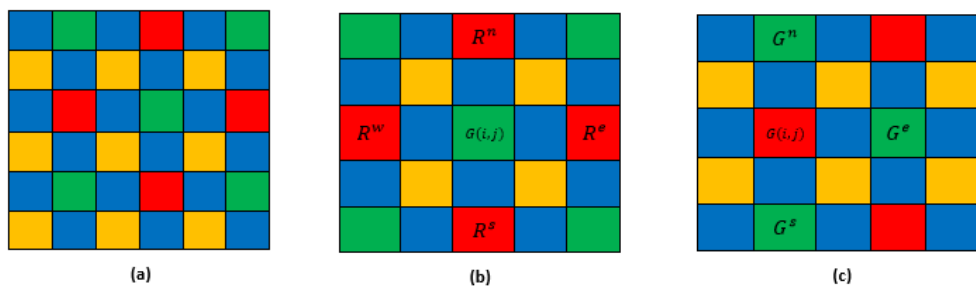


FIGURE 5.9 – : (a) MSFA à 4 bandes configuré (b) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $B(i, j)$ pour les pixels oranges (c) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $B(i, j)$ pour les pixels rouges (d) Voisinage 3×3 de la bande spectrale $B(i, j)$ pour les pixels verts.

Des figures 6.9 (b) et 6.9 (c), on observe une symétrie du voisinage des pixels bleus pour les pixels rouges, vert et orange. Si nous désignons par $\Delta_{b,o}^n$, $\Delta_{b,o}^s$, $\Delta_{b,o}^e$ et $\Delta_{b,o}^w$ les gradients directionnels

des pixels bleux et oranges dans un voisinage, nous calculons la moyenne du gradient de façon bilinéaire comme suit :

$$\hat{\Delta}_{b,o}(i, j) = \frac{\Delta_{b,o}^n(i, j) + \Delta_{b,o}^s(i, j) + \Delta_{b,o}^e(i, j) + \Delta_{b,o}^w(i, j)}{4} \quad (5.36)$$

Par conséquent, la bande orange manquante aux pixels bleus peut être estimée par la formule :

$$\hat{O}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,o}(i, j) \quad (5.37)$$

De façon analogue, les bandes rouges et vertes sont déterminées aux pixels bleus comme suit :

$$\hat{R}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,r}(i, j) \quad (5.38)$$

$$\hat{G}(i, j) = B(i, j) - \hat{\Delta}_{b,g}(i, j) \quad (5.39)$$

4.6 Amélioration des bandes estimées par le noyau adaptatif

Bien que les formules d'estimation précédentes aient bien fonctionné pour les images couleurs [59], leur utilisation pour les images multispectrales reste limitée avec surtout la non prise en compte des détails dans les zones hautes fréquences telles que les bords, les régions de texture. Pour corriger ces imperfections, chaque bande spectrale estimée est mise jour par le noyau adaptatif de régression de l'équation (6.23).

5 Résultats expérimentaux

Pour les tests de simulation, nous avons utilisé vingt-six images des trente-deux (les autres étant des ressemblances) que compte la base d'images multispectrales CAVE [41].

Pour évaluer la performance de la méthode proposée, nous l'avons comparée avec trois méthodes récentes de démosaïquage multispectral à 4 bandes que sont : l'algorithme de détection de bord à base d'arbre binaire générique (BTES) [39], l'algorithme basé sur le filtrage directionnel et transformée en ondelettes (DFWF) [94] et l'algorithme de dématricage adaptatif par corrélation spectrale (ASCD) [108]. L'algorithme ASCD est une méthode à 5 bandes que nous avons ramenées à 4 bandes pour besoin de comparaison. Nous avons évalué la performance de la méthode proposée visuellement et objectivement.

5.1 Évaluations visuelles des performances

Pour cette évaluation visuelle de la méthode proposée, nous avons sélectionné quatre images différentes avec des structures détaillées comme le montrent les figures 6.10 à 6.13. Des images légèrement agrandies, on note la présence visible des artefacts de flou et de fausses couleurs dans les images démosaïquées des algorithmes BTES, DFWF et ASCD comme c'est le cas dans les figures 6.11 (b)-(d) à 6.13 (b)-(d) qui affichent respectivement les bandes vertes, bleues et oranges des images feachers, hairs et cloth. Au niveau de la figure 6.10 (b) représentant la bande rouge de l'image face, ces artefacts sont plus visibles avec l'algorithme BETS. Dans la figure 6.11, nous notons la présence d'un bruit fantôme dans une partie des images démosaïquées avec les algorithmes BTES, DFWF et ASCD. La qualité de l'image reconstruite est considérablement réduite par ces artefacts qui sont dus au manque de préservation des bords des algorithmes BTES, DFWF et ASCD. Notre méthode proposée reconstruit des images sans flou important, ni des artefacts de fermeture à glissière (Figures 6.10 (e)-6.13 (e)). Les quatre images reconstruites avec notre algorithme de démosaïquage proposé préservent mieux les bords que les autres algorithmes. Globalement, en comparant les résultats de l'évaluation visuelle, nous pouvons dire avec assurance que notre méthode proposée est meilleure que les algorithmes BTES, DFWF et ASCD.

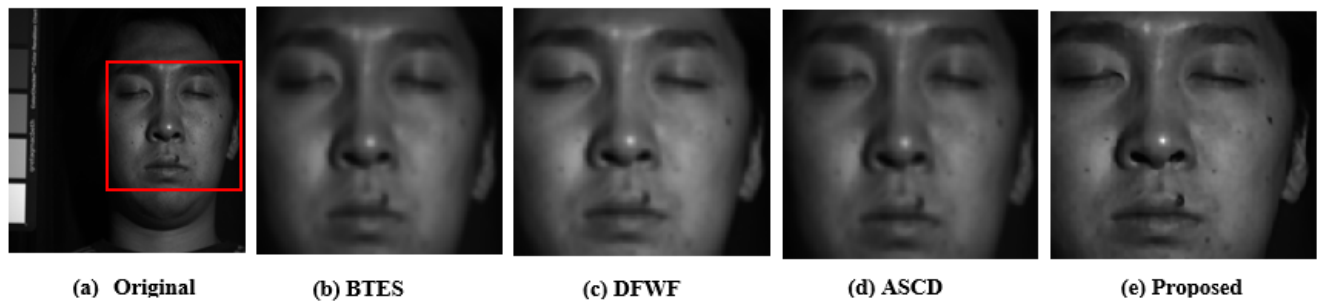


FIGURE 5.10 – Comparaison visuelle de la bande rouge de l'image face avec les différents algorithmes.

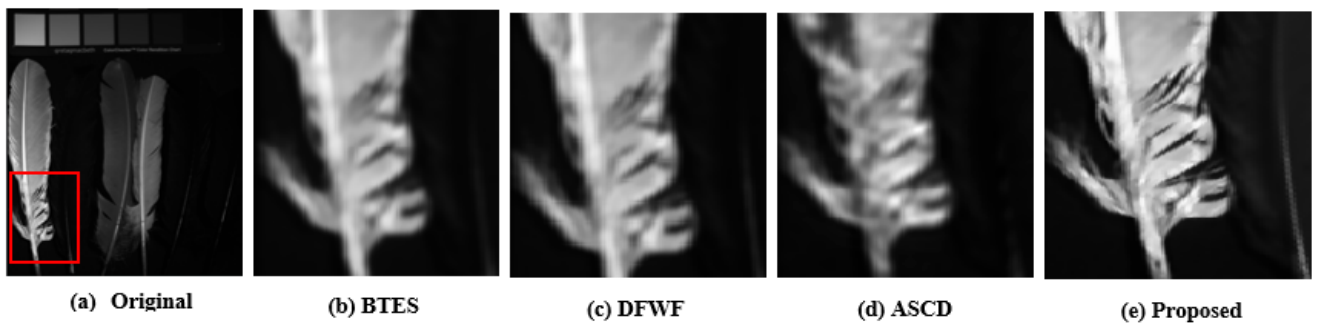


FIGURE 5.11 – Comparaison visuelle de la bande verte de l'image feathers avec les différents algorithmes.

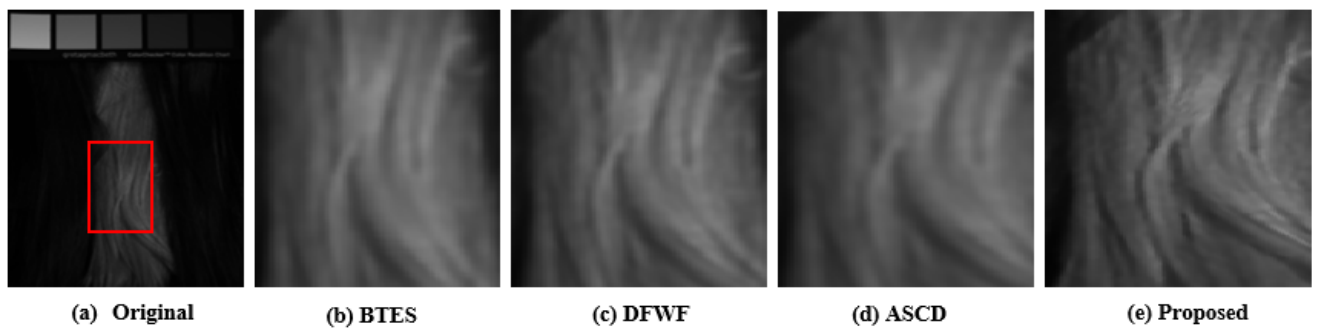


FIGURE 5.12 – Comparaison visuelle de la bande bleue de l'image hairs avec les différents algorithmes.

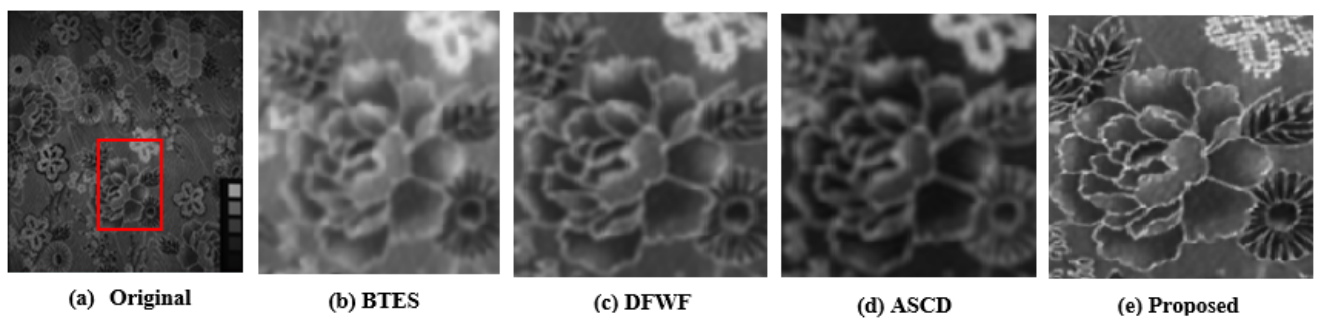


FIGURE 5.13 – Comparaison visuelle de la bande orange de l'image cloth avec les différents algorithmes.

5.2 Evaluations quantitatives des performances

Pour évaluer quantitativement la performance objective de la méthode proposée, nous avons utilisé en plus des métriques PSNR et SSIM, une expression modifiée M_RMSE de l'erreur quadratique moyenne RMSE d'image multispectrale qui mesure la quantité de changement entre l'image originale et celle reconstruite [121] et définie par :

$$M_RMSE = \sqrt{\frac{1}{4mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I_o^k(i, j) - I_d^k(i, j))^2} \quad (5.40)$$

Où m et n représentent le nombre de lignes et de colonnes des images. $I_o^k(i, j)$ et $I_d^k(i, j)$ sont les images originale et reconstruite pour la bande k .

Les valeurs moyennes du PSNR, SSIM et RMSE des divers algorithmes sont consignées respectivement dans les tableaux 6.2, 6.3 et 6.4 telles que les meilleurs scores sont au gras. Notons que plus la valeur du RMSE est faible, plus la performance de l'algorithme est meilleure. Une analyse minutieuse du tableau 6.2 montre que l'algorithme DFWF a donné des valeurs plus élevées du PSNR pour douze images tandis que notre algorithme en a eu pour dix images et les deux autres algorithmes en ont obtenu pour deux images chacun. Les douze images pour lesquelles les valeurs du PSNR sont élevées avec l'algorithme DFWF sont des images plus lisses, mais pas pour les images texturées. Les résultats des valeurs moyennes du PSNR montrent que notre méthode proposée se classe première concurrencée par DFWF, tandis que ASCD vient en dernière position. En termes du SSIM dont les valeurs sont présentées dans le tableau 6.3, notre algorithme surclasse tous les autres algorithmes avec une valeur plus élevée de la métrique aussi bien pour seize images sur 26 que pour la valeur moyenne. Il est suivi par l'algorithme BTES avec un meilleur score du SSIM pour dix images. Les valeurs du RMSE consignées dans le tableau 6.4 confirment les résultats précédents avec une valeur moyenne plus faible pour l'algorithme proposé que les autres algorithmes. On peut donc se rendre à l'évidence que les valeurs du PSNR, du SSIM et du RMSE obtenues avec la méthode proposée sont meilleures que celles des méthodes BTES, DFWF et ASCD.

TABLE 5.2 – Résultats des valeurs moyennes du PSNR des différents algorithmes.

Images	PSNR			
	BTES [39]	DFWF [94]	ASCD [108]	Proposé
Beads	30.75	33.21	30.29	29.84
Balloons	42.03	46.93	39.25	40.06
Pompoms	38.46	41.29	35.10	33.72
Cloth	28.53	31.36	28.90	34.17
Statue	40.63	44.14	31.59	41.21
Face	38.21	40.29	35.93	41.16
Food	40.08	43.26	37.03	40.02
Feathers	35.15	39.44	33.09	34.89
Flowers	39.11	38.43	33.05	38.66
Beans	32.63	36.93	32.22	34.07
Painting	30.89	34.86	28.46	34.75
Thread	36.33	41.30	31.68	39.53
Clay	32.25	36.15	34.39	34.46
Superballs	41.79	44.93	36.38	37.04
Toys	42.71	43.43	36.70	38.81
Glass	26.49	31.15	31.35	33.58
CD	36.49	34.85	37.88	39.83
Hairs	32.93	36.84	36.22	39.97
Peppers	35.02	33.44	36.08	36.88
Sponges	30.57	25.55	31.27	30.11
Paints	27.29	28.24	32.46	33.67
Beers	36.12	29.13	33.62	33.51
Chart_Toy	28.06	31.13	32.66	37.98
Sushi	37.21	38.85	39.41	42.35
Lemons	31.94	35.32	38.65	36.71
Slices	31.02	35.28	35.35	40.19
Moyennes	34.72	36.76	34.19	36.81

TABLE 5.3 – Résultats des valeurs moyennes du SSIM des différents algorithmes.

Images	SSIM			
	BTES [39]	DFWF [94]	ASCD [108]	Proposé
Beads	0.8719	0.7840	0.8368	0.8756
Balloons	0.9903	0.9398	0.9449	0.9748
Pompoms	0.9549	0.8606	0.8956	0.9046
Cloth	0.8476	0.9155	0.7864	0.9278
Statue	0.9413	0.9739	0.9354	0.9797
Face	0.9718	0.9830	0.9471	0.9881
Food	0.9749	0.9667	0.9649	0.9804
Feathers	0.9480	0.9197	0.8924	0.9482
Flowers	0.9519	0.9165	0.8917	0.9575
Beans	0.9524	0.9019	0.8836	0.9356
Painting	0.8798	0.8887	0.7743	0.9127
Thread	0.9208	0.9561	0.8757	0.9731
Clay	0.9780	0.9017	0.8837	0.9455
Superballs	0.9807	0.9156	0.9299	0.9548
Toys	0.9701	0.9513	0.9269	0.9769
Glass	0.9145	0.8843	0.8681	0.9392
CD	0.9791	0.9378	0.9470	0.9741
Hairs	0.9536	0.9717	0.9127	0.9785
Peppers	0.9842	0.9058	0.8879	0.9478
Sponges	0.9693	0.8927	0.8862	0.9014
Paints	0.9380	0.9159	0.9195	0.9690
Beers	0.9766	0.9490	0.9026	0.9705
Chart_Toy	0.9338	0.9538	0.9131	0.9740
Sushi	0.9749	0.9443	0.9726	0.9817
Lemons	0.9609	0.9353	0.9518	0.9578
Slices	0.9455	0.9278	0.9329	0.9751
Moyennes	0.9486	0.9228	0.9025	0.9542

TABLE 5.4 – Résultats des valeurs moyennes du RMSE des différents algorithmes.

Images	RMSE			
	BTES [39]	DFWF [94]	ASCD [108]	Proposé
Beads	0.0407	0.0398	0.0347	0.0340
Balloons	0.0164	0.0160	0.0162	0.0140
Pompoms	0.0279	0.0273	0.0237	0.0257
Cloth	0.0342	0.0315	0.0408	0.0197
Statue	0.0121	0.0118	0.0262	0.0096
Face	0.0118	0.0114	0.0178	0.0100
Food	0.0137	0.0134	0.0173	0.0109
Feathers	0.0227	0.0218	0.0286	0.0184
Flowers	0.0176	0.0189	0.0247	0.0139
Beans	0.0245	0.0232	0.0279	0.0209
Painting	0.0207	0.0163	0.0396	0.0189
Thread	0.0199	0.0186	0.0303	0.0113
Clay	0.0101	0.0315	0.0320	0.0208
Superballs	0.0217	0.0212	0.0205	0.0152
Toys	0.0181	0.0180	0.0239	0.0132
Glass	0.0228	0.0322	0.0314	0.0218
CD	0.0076	0.0202	0.0168	0.0115
Hairs	0.0117	0.0156	0.0183	0.0103
Peppers	0.0087	0.0244	0.0236	0.0152
Sponges	0.0172	0.0679	0.0445	0.0401
Paints	0.0210	0.0395	0.0287	0.0216
Beers	0.0120	0.0363	0.0260	0.0225
Chart_Toy	0.0209	0.0277	0.0269	0.0129
Sushi	0.0107	0.0127	0.0123	0.0082
Lemons	0.0142	0.0207	0.0144	0.0155
Slices	0.0135	0.0175	0.0190	0.0100
Moyennes	0.0179	0.0244	0.0256	0.0171

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle MSFA à 4 bandes pour les caméras à capteur unique, arrangé dans un moxel 6×6 à moitié rempli de la bande bleue compte tenu des propriétés du filtre accordable à cristaux liquides dont est recouverte la surface du capteur de la caméra ayant servi à l'acquisition des images de la base d'images CAVE utilisées pour la simulation. En nous basant sur l'existant, nous avons ensuite proposé un algorithme conséquent qui combine la méthode LMMSE et le noyau adaptatif de régression. Dans l'algorithme de démosaïquage proposé, nous avons estimé les bandes bleues manquantes par la technique LMMSE et les autres bandes spectrales par la méthode de gradient directionnel qui s'appuie sur les bandes bleues estimées. Enfin le noyau adaptatif de régression est appliqué à chaque bande spectrale pour leur mise à jour en les débarrassant des artefacts dégoûtants pouvant nuire à la performance de reconstruction. Dans l'expérimentation, nous avons évalué l'algorithme proposé aussi bien visuellement que quantitativement avec les algorithmes existants BTES, DFWF et ASCD. Les résultats obtenus montrent que notre algorithme proposé surpasse les autres aussi bien visuellement qu'en termes du PSNR, SSIM et du RMSE.

Conclusion générale et Perspectives

Conclusion générale

Dans cette thèse, nous avons proposé au chapitre 3 un algorithme de démosaïquage basée sur l'analyse en ondelettes biorthogonales de la composante de luminance pour l'acquisition des images couleurs, en nous fondant sur quelques méthodes existantes. Ensuite, nous nous sommes intéressés à la problématique d'optimisation spatio-spectrale des MSFA dans des algorithmes performants pour le démosaïquage des images multispectrales. En raison de la non disponibilité d'un MSFA standard à l'instar du CFA pour les images couleurs, nous avons identifié et configuré deux MSFA à bande verte dominante, l'un à quatre bandes, l'autre à cinq bandes que nous avons exploité dans l'algorithme de démosaïquage multispectral proposé dont les résultats sont présentés dans le chapitre 5, par extension de l'algorithme de démosaïquage couleur proposé. Enfin, dans le chapitre 6, nous avons configuré un autre MSFA à quatre bandes dont la bande spectrale bleue est dominante en raison de la faible énergie de cette dernière dans le filtre LCTF utilisé dans l'acquisition des images multispectrales de la base d'images CAVE qui ont servi à nos simulations. Ce MSFA configuré est exploité dans une nouvelle approche de démosaïquage que nous avons proposée dans le chapitre 6 et qui combine de manière adaptative l'approche LMMSE et le noyau adaptatif de régression. Les résultats, objectivement et visuellement comparés à ceux des méthodes existantes montrent que nos propositions surpassent les méthodes existantes et récentes de la littérature.

Perspectives

Dans nos travaux de thèse, nous avons proposé des approches de démosaïquage des images multispectrales avec des filtres MSFA à 4 et 5 bandes configurés qui prennent en compte la corrélation spatiale et l'uniformité spectrale. Il sera nécessaire d'étendre nos études en termes de nombres de bandes spectrales du MSFA en variant les moxels tels qu'ils soient de tailles 4×4 , 6×6 et 8×8 pour apprécier leur impact sur la qualité de l'image reconstruite afin de valider la robustesse

de nos approches proposées. Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés aussi aux algorithmes de démosaïquage dont les MSFA sur lesquelles portent nos études sont rectangulaires. C'est le cas de la plupart des méthodes de dématricage existantes dans la littérature. Nous prévoyons explorer l'efficacité des MSFA hexagonales dans l'algorithme de démosaïquage multispectral à partir des études entreprises par Miao et al [84]. De plus, les méthodes de reconnaissance faciale proposées dans la littérature récente ont abordé et exploité des MSFA [122]. Dans le but d'apporter de nouvelles solutions optimales, nous envisageons, dans nos travaux futurs, étudier l'impact des algorithmes de dématricage multispectral dans la reconnaissance faciale humaine.

Liste des publications

Publication de conférence

(1) H. Norbert, T. S. M. Amadou, G. Pierre, J.B. Thomas. Comparative Study Of Biorthogonal Wavelets Accuracy In Demosaicing Algorithm Based On Wavelet Analysis Of Luminance Component. IS&T, 16 : 365-367, 2018 [38]

Publications de revue

(2) H. Norbert, T. S. M. Amadou, G. Pierre. Extension of luminance component based demosaicking algorithm to 4- and 5-band multispectral images. Elsevier, Array, 12, (100088), Aug. 2021. DOI : 10.1016/j.array.2021.100088 [115]

(3) H. Norbert, T. S. M. Amadou, G. Pierre. 4-band multispectrale images demosaicking combining LMMSE and adaptive kernel regression methods ‘ En cours’

Bibliographie

- [1] E.R.Fossum, P.C.Hung, T.Koyama, T.Mizoguchi, J.Nakamura, K.Sato, I.Takayanagi, K.Toyoda, S.Watanabe, T.Yamada, and Hideaki Yoshida. Image sensors and signal processing for digital still cameras. *CRC Press*, 2006.
- [2] R. Lukac and K. N. Platanioti. Color filter arrays : Design and performance analysis. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 51(4) :1260–1267, Nov. 2005.
- [3] A. Aberkané. *Détection de contours dans les images CFA*. PhD thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2017.
- [4] FillFactory : Technology image sensor : the color filter array. <http://web.archive.org/web/20051219223659/www.fillfactory.com/html/technology/html/rgbfaq.htm>.
- [5] K. Hirakawa and P. J. Wolfe. Spatio-spectral color filter array design for optimal image recovery. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(10) :1876–1890, 2008.
- [6] N. Syu, Y. Chen, and Y. Chuang. Learning deep convolutional networks for demosaicing. *arXiv : 1802.03769v1 [cs.CV]*, 11, Feb. 2018.
- [7] T. Kijima, H. Nakamura, J. T. Compton, and mars 2010 J. J. F. Hamilton : . Image sensor with improved light sensitivity. *US Patent 7,688,368 (B2)*, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., Mars 2010.
- [8] L. Condat. A new random color filter array with good spectral properties. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'09) Cairo, Egypt, novembre 2009*, page 1613–1616, Cairo, Egypt, Nov. 2009.
- [9] M. Parmar and S.J. Reeves. A perceptually based design methodology for color filter arrays. *in Proc. IEEE Int. Con. Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'04)*, 3, May 2004.
- [10] C. Kwan, J. Larkin, and B. Ayhan. Demosaicing of cfa 3.0 with applications to low lighting images. *Sensors*, 2020.
- [11] ” U.S. Patent 4 054 906 S. Yamanaka “Solid state camera. Solid state camera. *U.S. Patent*, 4 :054 906, Nov. 1977.

- [12] D. Menon, S. Andriani, and G. Calvagno. Demosaicing with directional filtering and a posteriori decision. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16 :132–141, 2007.
- [13] C. Y. Su. Highly effective iterative demosaicing using weighted-edge and color-difference interpolations. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 52(2) :639–645, 2006.
- [14] C. Kwan, B. Chou, L. M. Kwan, and B. Budavari. Debayering rgbw color filter arrays : A pansharpening approach. in proceedings of the ieee ubiquitous computing. *Electronics and Mobile Communication Conference, New York, NY, USA*, 19-21 :94–100, Oct. 2017.
- [15] D. Kiku, Y. Monno, S. Kikuchi, M. Tanaka, and M. Okutomi. Residual interpolation for color image demosaicking. In *Procs. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'13)*, Sept. 2013.
- [16] D. Kiku, Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi. Minimized-laplacian residual interpolation for color image demosaicking. *Proc. of SPIE-IS&T*, 9023 :9023– 9023–8, San Francisco, California, United States, 2014.
- [17] P. P. Vaidyanathan. Multirate systems and filter banks. *Prentice Hall, Englewood Cliffs,*, 1993.
- [18] A. Cohen, I. Daubechies, and J.C. Feauveau. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on pure and applied mathematics*, 45(5) :485–560, 1992.
- [19] P. Vandewalle, K. Krichane, D. Alleyson, and S. Susstrunk. Joint demosaicing and super-resolution imaging from a set of unregistered aliased images. *SPIE-IS&T Electronic Imaging, SPIE*, 6502 :65020A–1, 2007.
- [20] O. Losson, L. Macaire, and Y. Yang. Comparison of color demosaicking methods. *Advances in Imaging and Electron Physics, Elsevier*, 162 :173–265, July 2010.
- [21] S. Mihoubi. *Snapshot multispectral image demosaicing*. PhD thesis, University of Lille, 2018.
- [22] C. Fernandez-Maloigne, L. Macaire, and F. Robert-Inacio. *Couleur numérique : Acquisition, perception, codage et rendu*. Signal et Image, Jun. 2012.
- [23] S. J. Koppal. Lambertian reflectance. *Boston, MA : Springer US, encyclopedia of Computer Vision : A Reference guide*.
- [24] Gurpreet S. Ahluwalia. *Cosmetics Applications of Laser and Light-Based Systems*. Dec. 2008.
- [25] P. Amba, J. B. Thomas, and D. Alleysson. N-lmmse demosaicing for spectral filter arrays. *Journal of Imaging Science and Technology*, 61(4) :40407–1–40407– 11,2017, 2017.
- [26] J. B. Thomas, P. J. Lapray, P. Gouton, and C. Clerc. Spectral characterization of a prototype sfa camera for joint visible and nir acquisition. *Sensors*, 16(7) :993, Jun. 2016.

- [27] L. Miao, H. Qi, and R. Ramanath. Generic msfa mosaicking and demosaicing for multispectral cameras. *SPIE, Digit. Photo. II*, 6069 :606909, 2006.
- [28] Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi. Multispectral demosaicking using adaptive kernel upsampling. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Brussels, Belgium*, page 3157–3160, Sept. 2011.
- [29] Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi. Multispectral demosaicking using guided filter. *SPIE, Electronic Imag. Annu. Sympos*, 8299 :82 9900–82 9900–7, 2012.
- [30] Y. Monno, D. Kiku, S. Kikuchi, M. Tanaka, and M. Okutomi. Multispectral demosaicking with novel guide image generation and residual interpolation. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Paris, France*, page 645–649, Oct. 2014.
- [31] G. Lu and B. Fei. Medical hyperspectral imaging : a review. *Journal of Biomedical Optics*, 19(1) :010901, Jan. 2014.
- [32] X. Hadoux, N. Gorretta, J. M. Roger, R. Bendoula, and G. Rabatel. Comparison of the efficacy of spectral pre-treatments for wheat and weed discrimination in outdoor conditions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 108 :242–249, Oct. 2014.
- [33] C. Liu, W. Liu, X. Lu, F. Ma, W. Chen, J. Yang, and L. Zheng. Application of multispectral imaging to determine quality attributes and ripeness stage in strawberry fruit. *PLoS ONE*, 9(2) :1–8, Feb. 2014.
- [34] M. Elias and P. Cotte. Multispectral camera and radiative transfer equation used to depict leonardo’s sfumato in mona lisa. *Applied Optics*, 47(12) :2146–2154, Apr. 2008.
- [35] F. Vagni. Survey of hyperspectral and multispectral imaging technologies. *Technical report, Research and Technology Organisation of the NATO*, May 2007.
- [36] C. Yang, J. H. Everitt, Q. Du, B. Luo, and J. Chanussot. . using high-resolution airborne and satellite imagery to assess crop growth and yield variability for precision agriculture. *Proceedings of the IEEE*, 101(3) :582–592, Mar. 2013.
- [37] B. E. Bayer. Color imaging array. *United State Patent*, 3, 971 :065, 1976.
- [38] H. Norbert, T. S. M. Amadou, G. Pierre, and J.B. Thomas. Comparative study of biorthogonal wavelets accuracy in demosaicing algorithm based on wavelet analysis of luminance component. *IS&T*, 16 :365–367, 2018.
- [39] L. Miao, H. Qi, R. Ramanath, and W. E. Snyder. Binary tree-based generic demosaicking algorithm for multispectral filter arrays. *IEEE Trans. Image Process*, 15(11) :3550–3558, 2006.

- [40] L. Miao, H. Qi, and W. E. Snyder. A generic method for generating multispectral filter arrays. *Conf. ICIP, Conf.*, 5 :3343–3346, 2014.
- [41] Multispectral image dataset. <http://www.cs.columbia.edu/CAVE/database/multispectral/>.
- [42] <https://www.photonics.com>.
- [43] H. Péguillet, J.B. Thomas, P. Gouton, and Y. Ruichek. Energy balance in single exposure multispectral sensors. *Proceedings of the Colour and Visual Computing Symposium (CVCS), Gjøvik, Norway*, 5(6) :1–6, Sept. 2013.
- [44] R. Lukac. Single sensor imaging : Methods and applications for digital cameras. *CRC Press*, 2008.
- [45] P.B. Catrysse. *The Optics Of Image Sensors*. PhD thesis, Stanford University, 2003.
- [46] R. Lukac and K. N. Plataniotis. Universal demosaicking for imaging with an rgb color filter array. *Pattern Recognition*, 38 :2208–2212, 2005.
- [47] R. Lukac. Single sensor imaging : Methods and applications for digital cameras. *crc press. CRC Press*, 2008.
- [48] C. Kwan and J. Larkin. Demosaicing of bayer and cfa 2.0 patterns for low lighting images. *Electronics 2019*, 8, 1444, 8 :1444, 2019.
- [49] Y. Yang. *Contribution à l'évaluation objective de la qualité d'images couleur estimées par dématricage*. PhD thesis, Université des sciences et technologies de Lille, 2009.
- [50] C. Zhang, Y. Li, J. Wang, and P. Hao. Universal demosaicking of color filter arrays. *IEEE Trans. Image Process*, 25 :5173–5186, 2016.
- [51] S. Gao and V. Gruev. Bilinear and bicubic interpolation methods for division of focal plane polarimeters. *Journal Optics Express*, 19 :26161–26173, 2011.
- [52] D. Menon and G. Calvagno. Demosaicing based on wavelet analysis of the luminance component. *International Conference on Image Processing, IEEE*, 2, San Antonio, TX, USA, 2007.
- [53] Ibrahim Pekkucuksen and Yucel Altunbasak. Edge strength filter based color filter array interpolation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21(1) :393–397, Jan. 2012.
- [54] Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi. Multispectral demosaicking using guided filter. *SPIE, Electronic Imag. Annu. Sympos*, 8299 :82 9900–82 9900–7, 2012.
- [55] Y. Monno, D. Kiku, M. Tanaka, and M. Okutomi. Adaptive residual interpolation for color image demosaicking. *In 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, page 3861–3865, Sept. 2015.

- [56] J. F. Hamilton and J. E. Adams. Adaptive color plan interpolation in single sensor color electronic camera. *U.S. Patent 5 629 734*, May 13, 1997.
- [57] D. Kiku, Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi. Beyond color difference : Residual interpolation for color image demosaicking. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(3) :1288–1300, Mars 2016.
- [58] S. P. Jaiswal, O. C. Au, Y. Yuan V. Jakhetiya, and H. Yang. Exploitation of inter-color correlation for color image demosaicking. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Paris, France*, 2014.
- [59] . Zhang and X. Wu. Color demosaicking via directional linear minimum mean square-error estimation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 14(12) :2167–2178, 2005.
- [60] L. Zhang, X. Wu, A. Buades, and X. Li. Color demosaicking by local directional interpolation and nonlocal adaptive thresholding. *J. Electron. Imaging*, 20(2), June 2011.
- [61] H. S. Malvar, L.W. He, and R. Cutler. High-quality linear interpolation for demosaicking of color images. *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing*, 3 :485–488, 2004.
- [62] C. Kwan and B. Chou. Further improvement of debayering performance of rgbw color filter arrays using deep learning and pansharpening techniques. *J. Imaging*, 5(68), 2019.
- [63] C. Kwan and B. Chou. Demosaicing of cfa 3.0 with applications to low lighting images. *Sensors*, 20(3423), June 2020.
- [64] P. Amba, J. Dias, and D. Alleysson. Random color filter arrays are better than regular ones. *Journal of Imaging Science and Technology*, 60(5) :50406–1, 2016.
- [65] Prakhar Amba, David Alleysson, and Martial Mermillod. Demosaicing using dual layer feedforward neural network. *CIC 2018, Vancouver, Canada*, Nov. 2018.
- [66] S. G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition :the wavelet representation. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1989.
- [67] S. G. Mallat. A wavelet tour of signal processing. *Academic Press, San Diego, California*, 1998.
- [68] S. G. Mallat. Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $l^2(\mathbb{R})$. *Trans. Amer. Math. Soc*, 315 :69–87, Sept. 1989.
- [69] Y. Meyer. Ondelettes et opérateurs. *Tome 1. Hermann, Paris*, 1990.
- [70] I. Daubechies. *SIAM J. MATH. ANAL*, 24(2) :499–519, March 1993.
- [71] G. Pau. *Ondelettes et décompositions spatio-temporelles avancées ; application au codage vidéo scalable*. PhD thesis, Ecole nationale supérieur des télécommunications de Paris, 15 juin 2006.

- [72] I. Daubechies. Ten lectures on wavelets. *CBMS-NSF regional conference series in applied mathematics*, 1992.
- [73] M. Unser and T. Blu. Mathematical properties of the jpeg2000 wavelet filters. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(9) :1080–1090, Sept. 2003.
- [74] M. Vitterli and C. Herley. Wavelets and filter banks : Theory and design. *IEEE Transactions on signal processing*, 40(9), Sept. 1992.
- [75] J. D. Villasenor and J. Liao. Wavelet filter evaluation for image compression. *IEEE Transaction on image processing*, 4(8), Aug. 1995.
- [76] Z. Zhao and H. Liao. Mallat wavelet filter coefficient calculation. *International Conference on Computational and Information Sciences, Shiyang, China,,* 2013.
- [77] N. Lian, L. Chang, and Y.P. Tan. Improved color filter array demosaicking by accurate luminance estimation. . *IEEE Image Proc Conf*, 1, 2005.
- [78] R.Niruban, T. S. R. Raja, and T. S. Sharmila. Novel color filter array demosaicing in frequency domain with spatial refinement. *Journal of Computer Science*, 2014.
- [79] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, and D. Zhang. Fsim : A feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Trans. on Image Processing*, 20(8) :2378–2386, 2011.
- [80] J. Schanda. Colorimetry : Understanding the cie system. *WILEY*, Jul. 2007.
- [81] X. Wang. *Filter array based spectral imaging, demosaicking and design considerations*. PhD thesis, Norwegian University, 2016.
- [82] W. R. Fleming, A. Torralba, and E. H. Adelson. Specular reflections and the perception of shape. *Journal of Vision*, 4, Sept. 2004.
- [83] M. H. A. Razek. Refraction of light and its applications. *Ain Shams Engineering journal*, May 2020.
- [84] L. Miao and H. Qi. The design and evaluation of a generic method for generating mosaicked multispectral filter arrays. *IEEE Trans. Image Process*, 15 :2780–2791, 2006.
- [85] Y. Monno, S. Kikuchi, M. Tanaka, and M. Okutomi. A practical one-shot multispectral imaging system using a single image sensor. *IEEE Trans. Image Process*, 24(10) :3048–3059, 2015.
- [86] H. K. Aggarwal and A. Majumdar. Multi-spectral demosaicing technique for single-sensor imaging. *NCVPRIPG*, pages 1–4, 2013.
- [87] H. K. Aggarwal and A. Majumdar. Single-sensor multi-spectral image demosaicing algorithm using learned interpolation weights. *In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Quebec City*, page 2011–2014, July 2014.

- [88] H. K. Aggarwal and A. Majumdar. Compressive sensing multi-spectral demosaicing from single sensor architecture. *IEEE, ChinaSIP*, 2014.
- [89] J. Brauers and T. Aach. A color filter array based multispectral camera. *Group. G. C., Ed.; 12th Workshop*, 2006.
- [90] R. Shrestha, J. Y. Hardeberg, and R. Khan. Spatial arrangement of color filter array for multispectral image acquisition. *Proc. SPIE*, 7875, 2011. DOI :10.1117/12.872253.
- [91] C. Wang, X. Wang, and J. Hardeberg. A linear interpolation algorithm for spectral filter array demosaicking. *Image and Signal Process. Springer Internat. Publish*, 8509 :151–160, 2014.
- [92] X. Wang, P. J. Green, J. B. Thomas, J. Y. Hardeberg, and P. Gouton. Evaluation of the colorimetric performance of single-sensor images acquisition systems employing color and multispectral filter array. *The Fifth IAPR Computational Color Imaging Workshop (CCIW'15), Saint Etienne, France*, 9016 :181–191, Mar. 2015.
- [93] F. Yasuma, T. Mitsunaga, D. Iso, and S. K. Nayar. Generalized assorted pixel camera : Postcapture control of resolution, dynamic range, and spectrum. *IEEE Trans. Image Proc*, 19 :2241–2253, 2010.
- [94] B. Sun, N. Yuan, C. Cao, and J. Y. Hardeberg. Design of four-band multispectral imaging system with one single-sensor. *Future Gener. Comput. Syst*, 86 :670–679, 2018.
- [95] B. Sun, Z. Zhao, D. Xie, N. Yuan, Z. Yu, F. Chen, C. Cao, and V. W. de Dravo. Sparse spectral signal reconstruction for one proposed nine-band multispectral imaging system. *MSSP*, 106627, 2020.
- [96] J. Hershey and Z. Zhang. Multispectral digital camera employing both visible light and non-visible light sensing on a single image sensor. *U.S. Patent*, 7(460) :160, 2008.
- [97] Y. M. Lu, C. Fredembach, M. Vetterli, and S. Süsstrunk. Designing color filter arrays for the joint capture of visible and near-infrared images. *IEEE Intern. Conf. on Image Proc*, page 3797–3800, 2009.
- [98] D. Kiku, Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi. Simultaneous capturing of rgb and additional band images using hybrid color filter array. *Proc. SPIE*, 9023, 2014.
- [99] P. J. Lapray, X. Wang, J. B. Thomas, and P. Gouton. Multispectral filter arrays : Recent advances and practical implementation. *Sensors*, 14(11) :21 626–21 659, 2014.
- [100] N. Gat. Imaging spectroscopy using tunable filters : A review. *in Proceedings of the SPIE, San Jose, CA, USA*, 4056 :50–64, Jan.2000.

- [101] H. Liang, R. Lange, H. Howard, and J. Spooner. Non-invasive investigations of a wall painting using optical coherence tomography and hyperspectral imaging. *in Proceedings of the SPIE Electronic Imaging Annual Symposium (SPIE'11) : Digital Photography VII, San Francisco Airport, California, USA*, page 8084–8084–7, Jan. 2011.
- [102] O. D. Matchett, R. I. Billmers, E. J. Billmers, and M. E. Ludwigo. Volume holographic beam splitter for hyperspectral imaging applications. *In Procs. 19th IST/SPIE Electronic Imaging Annual Symposium (SPIE'07), San Jose, California, USA*, 6668 :6668–6668–8, Jan. 2007.
- [103] N. A. Hagen and M.W. Kudenov. Review of snapshot spectral imaging technologies. *Optical Engineering*, 52 :52–52–23, 2013.
- [104] J. Kopf, M. F. Cohen, D. Lischinski, and M. Uyttendaele. Joint bilateral upsampling. *ACM Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH)*, 26, July 2007.
- [105] K. He, J. Sun, and X. Tang. Guided image filtering. *in Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV 2010), Crete, Greece*, 6311 :1–14, Sep. 2010.
- [106] J. Mizutani, S. Ogawa, K. Shinoda, M. Hasegawa, and S. Kato. Multispectral demosaicking algorithm based on interchannel correlation. *IEEE Visual Commu. and Image Proc. Conf.*, page 474–477, 2014.
- [107] L. Miao, H. Qi, and R. Ramanath. A generic binary tree-based progressive demosaicking method for multispectral filter array. *In International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 3221–3224, Oct.2006.
- [108] S. P. Jaiswal, L. Fang, V. Jakhetiya, J. Pang, K. Mueller, and O. C. Au. Adaptive multispectral demosaicking based on frequency-domain analysis of spectral correlation. *IEEE Trans. Image. Process*, 26(2) :953–968, 2017.
- [109] X. Wang, J. B. Thomas, J. Y. Hardeberg, and P. Gouton. Median filtering in multispectral filter array demosaicking. *SPIE, Electronic Imag., Annu. Sympo*, 8660 :86 600E–86 600E–10, 2013.
- [110] X. Wang, J B. Thomas, J. Y. Hardeberg, and P. Gouton. Discrete wavelet transform based multispectral filter array demosaicking. *CVCS*, pages 1–6, 2013.
- [111] S. Mihoubi, O. Losson, B. Mathon, and L. Macaire. Multispectral demosaicing using pseudo-panchromatic image. *IEEE Trans. Comput. Imaging*, 3(4) :982–995, 2017.
- [112] S. Mihoubi, O. Losson, B. Mathon, and L. Macaire. Multispectral demosaicing using intensity in edge-sensing and iterative difference-based methods. *Internat. Conf. Signal-Image Tech. & Internet-Based Sys*, 2016.

- [113] K. Ohsawa, H. Fukuda, T. Ajito, Y. Komiya, H. Haneishi, M. Yamaguchi, and N. Ohya. Six-band hdtv camera system for spectrum-based color reproduction. *Imaging Sci. and Tech.*, 48(2), 2004.
- [114] C. Cui, H. Yoo, and M. Ben-Ezra. Multi-spectral imaging by optimized wide band illumination. *Comput. Visi.*, 86(2-3) :140–151, 2010.
- [115] H. Norbert, T. S. M. Amadou, and G. Pierre. Extension of luminance component based demosaicking algorithm to 4- and 5-band multispectral images. *Array*, 12(100088), Aug. 2021. DOI : 10.1016/j.array.2021.100088.
- [116] J. Herault D. Alleysson, S. Susstrunk. Color demosaicing by estimating luminance and opponent chromatic signals in the fourier domain. *Proc. Color Imag. Conf.*, pages 331–336, 2002.
- [117] S. Susan and D. Aneja. Edge strength based fuzzification of colour demosaicking algorithms. *Defence Science Journal*, 64(1) :48–54, 2014.
- [118] S. Mihoubi, O. Losson, B. Mathon, and L. Macaire. Multispectral demosaicing using intensity-based spectral correlation. *IPTA, Image Process. Theory*, pages 461–466, 2015.
- [119] H. Péguillet, J.B. Thomas, P. Gouton, and Y. Ruichek. Energy balance in single exposure multispectral sensors. *Proceedings of the Colour and Visual Computing Symposium (CVCS), Gjøvik, Norway*, 5-6 :1–6, Sept. 2013.
- [120] H. Takeda, S. Farsiu, and P. Milanfar. Kernel regression for image processing and reconstruction, image processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(2) :349–366, Feb. 2007.
- [121] D. Asamoah, E. Ofori, S. Opoku, and J. Danso. Measuring the performance of image contrast enhancement technique. *International Journal of Computer Applications*, 181(22), Oct. 2018.
- [122] M. E. E. HOUSSOU, T. S. M. Amadou, P. GOUTON, and G. DEGLA. Robust facial recognition system using one shot multispectral filter array acquisition system. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 13(1), 2022.