THÈSE

présentée à

L'UNIVERSITÉ des SCIENCES et TECHNOLOGIES de LILLE

pour l'obtention du titre de

DOCTEUR

en Automatique, Génie informatique, Traitement du signal et des images

par

Yanqin YANG

CONTRIBUTION à l'ÉVALUATION OBJECTIVE de la QUALITÉ d'IMAGES COULEUR ESTIMÉES par DÉMATRIÇAGE

Soutenue le 8 octobre 2009 devant le jury composé de :

P. GOUTON	Professeur à l'Université de Bourgogne	Rapporteur
S. TREUILLET	Maître de conférences HDR à l'Université d'Orléans	Rapporteuse
D. ALLEYSSON	Chargé de Recherche au LNPC de Grenoble	Examinateur
F. CABESTAING	Professeur à l'Université de Lille1	Examinateur
L. MACAIRE	Professeur à l'Université de Lille1	Co-Directeur de Thèse
O. LOSSON	Maître de conférences à l'Université de Lille1	Co-Directeur de Thèse

Remerciements.

Je tiens, tout d'abord, à remercier **Ludovic Macaire** et **Olivier Losson** qui ont encadré mes travaux de thèse. Merci à Monsieur Macaire pour sa rigueur scientifique et ses idées originales qui m'ont permis de faire aboutir ce travail. Merci à Monsieur Losson pour ses encouragements et sa disponibilité, et surtout son aide importante dans la rédaction de ce mémoire.

J'exprime également mes vifs remerciements à **Sylvie Treuillet** et **Pierre Gouton** pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse, à **David Alleyson** et **François Cabestaing** pour en avoir été les examinateurs.

Je remercie **Jack-Gérard Postaire**, ex-chef de l'équipe Vision et Image du Laboratoire LAGIS, et **François Cabestaing**, actuel chef de l'équipe, de m'avoir accueilli au sein de leur équipe. Je tiens aussi à exprimer ma gratitude à **Luc Duvieubourg**, coordinateur du projet RaViOli. C'est ce projet qui m'a apporté le financement.

Je tiens à remercier tous ceux que j'ai pu côtoyer pendant ces années au laboratoire en particulier dans le bâtiment P2. J'adresse un merci tout particulier aux chercheurs de la salle 302-306 : François Cabestaing, Olivier Losson, Ludovic Macaire, Luc Duvieubourg, Christophe Vieren, Claudine Lecocq, Sharam Bahrami, Nicolas Vandenbroucke, et Laurent Busin qui, par leur sympathie, ont contribué à rendre ces années de thèse très agréables et enrichissantes. Je remercie également les thésards qui ont travaillé sous le même toit : Yara, Ahmed, Hachem, Aurélien, Mariam, Alice, Yann, Gaël, Tarik, Halima, Haoping, et Jaques. Tous les bons moments passés ensemble resteront toujours des souvenirs très précieux pour moi.

Table des matières

Remero	iements.	3
Abrévia	itions et notations.	9
Introdu	ction.	13
1	Caméras couleur mono-CCD	. 13
2	Contexte de l'étude	. 14
3	Problématique abordée.	. 15
4	Plan du mémoire.	. 16
Chapit	e 1. De la lumière à l'image numérique couleur.	19
Intro	duction	. 19
1.1	Perception humaine de la couleur.	. 19
1.2	Représentation de la couleur par les composantes trichromatiques (R,G,B)	. 25
1.3	Acquisition d'une image numérique couleur.	. 28
	1.3.1 Généralités sur les caméras matricielles couleur	. 28
	1.3.2 Caméras matricielles couleur tri-CCD	. 29
	1.3.3 Caméras matricielles couleur mono-CCD	. 32
1.4	Différentes configurations de CFA	. 32
	1.4.1 CFA en primaires R,G,B	. 33
	1.4.2 CFA en couleurs complémentaires	. 34
	1.4.3 CFA particuliers récents.	. 35
1.5	Formalisation du dématriçage.	. 37
Con	clusion	. 39
Chapit	re 2. De l'image CFA à l'image couleur estimée : le dématriçage.	41
Intro	duction	. 41
2.1	Principes d'un dématriçage performant.	. 41
	2.1.1 Exposé du problème et notations.	. 41
	2.1.2 Dématriçage par interpolation bilinéaire.	. 43
	2.1.3 Principes à exploiter pour le dématriçage	. 47
2.2	Hypothèses principales exploitant la corrélation spectrale	. 49
	2.2.1 Constance du rapport des composantes	. 50
	2.2.2 Constance de la différence des composantes	. 51
	2.2.3 Comparaison des deux hypothèses	. 51
2.3	Méthodes exploitant la corrélation spatiale.	. 54
	2.3.1 Méthodes basées sur un gradient local.	. 55
	2.3.2 Méthodes basées sur la cohérence des directions d'interpolation	. 59
	2.3.3 Méthodes basées sur la reconnaissance de formes.	. 61

	2.3.4	Méthode	s basées sur l'interpolation linéaire à pondération adaptativ	e	63
	2.3.5	Méthode	s basées sur la covariance locale.		66
	2.3.6	Compara	ison des méthodes exploitant la corrélation spatiale		69
2.4	Métho	des basées	sur une analyse fréquentielle.		71
	2.4.1	Méthode	par projection alternée des composantes.		71
	2.4.2	Méthode	par sélection de fréquences.		74
	2.4.3	Méthode	par analyses fréquentielle et spatiale conjointes		76
2.5	Métho	des de cor	rection des couleur estimées.		79
Con	clusion.				81
	,				
Chapitr	re 3. E	valuation	objective de la qualité de l'image estimée.		85
Intro	oduction	 <i></i>	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	•••	85
3.1	Artefa	cts de dém	atriçage	, 	86
	3.1.1	Descript	tion dans le domaine spatial.		86
		3.1.1.1	Effet de flou.		86
		3.1.1.2	Effet de fermeture éclair (<i>zipper effect</i>)		88
		3.1.1.3	Fausses couleurs.		90
	3.1.2	Descripti	ion dans le domaine fréquentiel		90
3.2	Évalu	ation objec	ctive : mesures classiques.		92
	3.2.1	Mesures	de la fidélité de l'image estimée.		94
	3.2.2	Mesures	perceptuelles de l'image estimée		95
	3.2.3	Applicat	tion aux images de la base Kodak et discussion		98
		3.2.3.1	Présentation des résultats.		98
		3.2.3.2	Avantages et limites de ces mesures		100
	3.2.4	Mesures	basées sur l'analyse du bruit		103
		3.2.4.1	Examen visuel du bruit généré par le dématriçage		103
		3.2.4.2	Dématriçage du gris.		104
3.3	Mesur	es basées s	sur l'analyse des artefacts.		105
	3.3.1	Mesure	de flou		105
	3.3.2	Mesure	de l'effet de fermeture éclair		107
		3.3.2.1	Mesure de Lu et Tan.		107
		3.3.2.2	Mesure basée sur l'alternance directionnelle.		109
		3.3.2.3	Comparaison de la pertinence des deux mesures		110
	3.3.3	Mesure	de fausses couleurs.		114
		3.3.3.1	Présentation de la mesure.		114
		3.3.3.2	Cohérence avec les autres mesures		116
		3.3.3.3	Résultats expérimentaux.		118
3.4	Mesu	res basées	sur la détection des contours.		119
	3.4.1	Mesures	de sous-détection et sur-détection des contours.		120
		3.4.1.1	Présentation des critères et mesures associées.		120
		3.4.1.2	Étude de l'influence des paramètres.		123
	3.4.2	Influenc	e du dématricage sur la détection des contours.		125
		3.4.2.1	Sous-détection de contours.		125
		3.4.2.2	Sur-détection de contours.		127
	3.4.3	Mesure h	basée sur le décalage des contours.		127
		3.4.3.1	Notion de paire de pixels contours décalés		127
		3.4.3.2	Mesure basée sur les paires de pixels contours décalés		128
		3.4.3.3	Résultats expérimentaux		130
		2		• •	

		3.4.3.4	Cohérence du classement des performances des méthodes avec	100
~			les autres mesures	132
Con	clusion.			135
Conclus	sion.			139
1	Synthè	se des cha	pitres	139
	1.1	Chapitre	1 : Acquisition d'images couleur par une caméra mono-CCD.	139
	1.2	Chapitre	2 : État de l'art sur le dématriçage	140
	1.3	Chapitre	3 : Mesures objectives de la qualité des images estimées par	
		dématriç	age	141
2	Perspe	ctives		143
	2.1	Critères o	d'évaluation dédiés à la stéréovision.	143
	2.2	Dématriç	age pour la rectification d'images CFA.	144
Annexe	A. Con	nplément	s sur les méthodes de dématriçage.	145
A.1	Métho	de de Ham	nilton et Adams.	145
A.2	Lemme	e de Lian d	et al	146
	A.2.1	Justificat	ion de l'hypothèse de différence des composantes	146
	A.2.2	Générali	sation et démonstration.	147
Annexe	B. Res	sources ei	n ligne.	149
B.1	Base K	lodak d'in	nages couleur naturelles	149
B.2	Sitogra	phie		151
	B.2.1	Pages d'a	auteurs	151
	B.2.2	Codes so	ources et logiciels en ligne.	152
Bibliog	raphie			155
Table d	es figure	es		163
Table d	es tablea	aux		165

Abréviations et notations.

Abréviations.

Par ordre alphabétique et avec leur traduction éventuelle.

CCD	Charge-Coupled Device (Dispositif à transfert de charge).
CFA	Color Filter Array (Matrice de filtres couleur).
CIE	Commission Internationale de l'Éclairage.
CMOS	Complementary Metal-Oxide-Semiconductor (<i>Semi-conducteur complémen-taire à l'oxyde de métal</i>).
IR	Infra-rouge.
ISO	International Standard Organization (<i>Organisation internationale de normalisa-</i> <i>tion</i>).
NTSC	National Television System Committee (<i>Comité du système de télévision natio-nale</i>).
PAL	Phase Alternate Line (Alternance de phase suivant les lignes).

Notations générales.

$\stackrel{\Delta}{=}$	Définition d'une grandeur.
≡	Identité de deux objets (par exemple, deux images ou deux pixels), sauf dans le premier chapitre où ce symbole désigne l'égalisation visuelle d'un stimulus de couleur.
$\langle\cdot,\cdot angle$	Produit scalaire de deux vecteurs.

Notations relatives à la perception et la mesure de la couleur.

Sauf précision contraire, les grandeurs sont sans unité. Elles figurent ici dans leur ordre d'apparition dans le mémoire.

λ	Longueur d'onde, en mètres (m) ou nanomètres (nm).
$E(\lambda)$	Répartition spectrale relative d'énergie d'une source lumineuse.
$C(\lambda)$	Répartition spectrale d'un stimulus de couleur.
C_{λ}	Stimulus monochromatique de longueur d'onde λ .

$oldsymbol{eta}(oldsymbol{\lambda})$	Fonction de réflectance spectrale d'un élément de surface.
$V(\lambda)$	Fonction d'efficacité lumineuse spectrale (normalisée) en vision photopique.
$V'(\lambda)$	Fonction d'efficacité lumineuse spectrale (normalisée) en vision scotopique.
[R], [G], [B]	Couleurs primaires.
$[R_c], [G_c], [B_c]$	Couleurs primaires standards de la CIE.
$R_{\lambda}, G_{\lambda}, B_{\lambda}$	Intensités lumineuses, correspondant respectivement aux trois couleurs primaires, conduisant à l'égalisation visuelle du stimulus monochromatique C_{λ} .
$R(\lambda), G(\lambda), B(\lambda)$	Fonctions colorimétriques associées aux trois couleurs primaires.
$R_c(\lambda), G_c(\lambda), B_c(\lambda)$	Fonctions colorimétriques standards associées aux trois couleurs primaires standards de la CIE.
(R,G,B)	Composantes trichromatiques dans l'espace <i>RGB</i> défini par les trois couleurs primaires standards de la CIE.
(r,g,b)	Composantes trichromatiques normalisées à somme unité.

Notations relatives aux données de l'image.

Ι	Image numérique couleur.
X	Largeur d'une image.
Y	Hauteur d'une image.
x	Abscisse d'un pixel dans une image ($0 \le x \le X - 1$).
у	Ordonnée d'un pixel dans une image ($0 \le y \le Y - 1$).
$\delta x, \delta y$	Coordonnées relatives d'un pixel situé dans le voisinage d'un autre pixel (considéré comme origine).
P(x,y)	Pixel de coordonnées (x,y) dans une image.
$I(x,y)$ ou $I_{x,y}$	Valeur de niveau de gris associée au pixel $P(x,y)$ dans l'image I.
$\mathbf{I}(x,y)$ ou $\mathbf{I}_{x,y}$	Couleur associée au pixel $P(x,y)$ dans l'image I .
I^k	Image (ou <i>plan</i>) de la composante couleur k dans l'image I, avec $k \in \{R,G,B\}$ dans l'espace <i>RGB</i> .
$I_{x,y}^k$	Valeur de la composante couleur k au pixel de coordonnées (x,y) dans l'image I , avec $k \in \{R,G,B\}$ dans l'espace <i>RGB</i> .
$R_{x,y}$ ou $R(P)$	Valeur de la composante rouge au pixel <i>P</i> de coordonnées (x,y) . Cette notation, équivalente à $I_{x,y}^R$, s'utilise dans un contexte local pour alléger les équations. On définit de manière analogue $G_{x,y}$ ou $G(P)$, et $B_{x,y}$ ou $B(P)$.
$R_{\delta x,\delta y}$ ou $R(P)$	Valeur de la composante rouge au pixel <i>P</i> de coordonnées relatives $(\delta x, \delta y)$. On définit de manière analogue $G_{\delta x, \delta y}$ ou $G(P)$, et $B_{\delta x, \delta y}$ ou $B(P)$.

Notations relatives au processus de dématriçage.

I ^{CFA}	Image CFA (acquise par le capteur recouvert d'une matrice de filtres couleur).
Î	Image numérique couleur estimée par dématriçage à partir de I ^{CFA} .
Ŧ	Procédure d'interpolation réalisant le dématriçage.
$\boldsymbol{\varphi}^k(I)$	Fonction réalisant l'échantillonnage de l'image en niveaux de gris ou du plan de composante I aux seules positions du CFA où la composante k est disponible.
$\hat{R}_{\delta x,\delta y}$	Valeur estimée de la composante <i>R</i> au pixel de coordonnées relatives $(\delta x, \delta y)$. On définit de manière analogue $\hat{G}_{\delta x, \delta y}$ et $\hat{B}_{\delta x, \delta y}$.
$\{GRG\}, \{GBG\}, \{RGR\}, \{RGR\}, \{BGB\}$	Structures de voisinage 3×3 dans l'image CFA, respectivement :

B _{-1,-1}	G _{0,-1}	B _{1,-1}	R _{-1,-1}	G _{0,-1}	R _{1,-1}	$G_{-1,-1}$	B _{0,-1}	G _{1,-1}	G _{-1,-1}	R _{0,-1}	G _{1,-1}
G _{-1,0}	R _{0,0}	G _{1,0}	G _{-1,0}		G _{1,0}	R _{-1,0}	G _{0,0}	R _{1,0}	B _{-1,0}	G _{0,0}	B _{1,0}
B _{-1,1}	G _{0,1}	B _{1,1}	R _{-1,1}	G _{0,1}	R _{1,1}	G _{-1,1}	B _{0,1}	G _{1,1}	G _{-1,1}	R _{0,1}	G _{1,1}

$$\Delta^x, \Delta^y$$

Norme (approchée) des gradients horizontal et vertical. Lorsque cela est nécessaire, le pixel concerné par le calcul est précisé entre parenthèses (par exemple, $\Delta^x(P)$).

$$\Delta^{x'}, \Delta^{y}$$

Norme (approchée) des gradients selon les directions diagonales x' et y' (*cf.* figures 2.3 et ci-dessous). Lorsque cela est nécessaire, le pixel concerné par le calcul est précisé entre parenthèses (par exemple, $\Delta^{x'}(P)$).





Directions

 V_4, V'_4, V_8, V_9 Ensembles de pixels voisins du pixel considéré (*cf.* figures 2.3 et cidessus), y compris lui-même pour V_9 .

 \hat{R}^x, \hat{R}^y Dans la méthode de Wu et Zhang [WZ04], niveaux candidats pour la composante *R* à estimer, calculés respectivement en utilisant une interpolation horizontale et verticale. On définit de manière analogue \hat{G}^x, \hat{G}^y , et \hat{B}^x, \hat{B}^y .

 \widehat{R} Valeur estimée de la composante *R* au pixel considéré ou, le cas échéant, niveau disponible de la composante *R* dans l'image CFA. On définit de manière analogue \widehat{G} et \widehat{B} .

$w(P)$ ou $w_{\delta x, \delta y}$	Pondération d'interpolation associée au pixel <i>P</i> ou au pixel de coordon- nées relatives ($\delta x, \delta y$).
LL, LH, HL, HH	Exposants relatifs aux sous-bandes de basses (L) et hautes (H) fré-
	quences d'une image. La première lettre indique le filtrage appliqué sur
	les lignes, la seconde celui sur les colonnes.

Notations relatives à l'évaluation objective de l'image estimée.

$MAE (MAE^k)$	Erreur absolue moyenne (<i>Mean Absolute Error</i>) (calculée éventuelle- ment sur un seul plan de composante couleur <i>k</i>) entre une image estimée et une image de référence.
$MSE (MSE^k)$	Erreur quadratique moyenne (<i>Mean Square Error</i>) (calculée éventuelle- ment sur un seul plan de composante couleur k) entre une image estimée et une image de référence.
$PSNR(PSNR^k)$	Rapport signal sur bruit pic-à-pic (<i>Peak Signal-Noise Ratio</i>) (calculé éventuellement sur un seul plan de composante couleur k) entre une image estimée et une image de référence.
$C\left(C^k ight)$	Coefficient de corrélation (calculé éventuellement sur un seul plan de composante couleur k) entre deux images couleur, par exemple une image estimée et une image de référence.
$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	Erreur, mesurée dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$, entre une image estimée et une image de référence.
$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	Erreur, mesurée dans l'espace S-CIE $L^*a^*b^*$, entre une image estimée et une image de référence.
NCD	Erreur, mesurée par le critère de la différence normalisée (<i>Normalized Difference Criterion</i>) dans l'espace CIE $L^*u^*v^*$, entre une image estimée et une image de référence.
$FE_{\%}$	Pourcentage de pixels affectés de l'effet de fermeture éclair dans l'image estimée par rapport à l'image de référence.
$FC_{\%}$	Pourcentage de pixels affectés de fausses couleurs dans l'image estimée par rapport à l'image de référence.
$SO_{\%}, SU_{\%}$	Pourcentages de pixels contours sous-détectés et de pixels contours sur- détectés dans l'image estimée, par rapport aux pixels contours détec- tés dans l'image de référence. Les images binaires correspondant à ces pixels sont notées respectivement <i>SO</i> et <i>SU</i> .
$\widetilde{SO}_{\%}, \widetilde{SU}_{\%}$	Pourcentages de pixels contours non décalés sous-détectés et de pixels contours non décalés sur-détectés dans l'image estimée, par rapport aux pixels contours détectés dans l'image de référence. Les images binaires correspondant à ces pixels sont notées respectivement \widetilde{SO} et \widetilde{SU} .

Introduction.

1 Caméras couleur mono-CCD.

Ces dernières années, un effort important de recherche et développement a été consacré à l'imagerie numérique couleur dédiée à des applications industrielles (contrôle de la qualité de produits manufacturés) mais également au multimédia grand public (téléphonie, internet, ...). Dans ces champs d'applications, la perception de la couleur est prédominante pour la représentation de l'information visuelle. Elle a bénéficié des récentes avancées technologiques qui ont réduit la complexité et le coût des dispositifs d'acquisition et de reproduction d'images couleur, tels que les appareils photographiques, scanners et caméras pour l'acquisition, et les écrans et imprimantes pour la reproduction.

Les caméras matricielles couleur permettent de capturer une image numérique couleur représentant une scène observée. Elles se basent sur le principe de la trivariance visuelle : trois couleurs primaires sont nécessaires et suffisantes pour reproduire toutes les couleurs par synthèse additive. C'est la raison pour laquelle les caméras couleur ont d'abord été équipées de trois capteurs CCD. À chacun de ces capteurs est superposé un filtre sensible à l'une des trois couleurs primaires (rouge, vert ou bleu). Ces caméras délivrent une image numérique couleur dont chaque pixel est caractérisé par ses trois composantes couleur Rouge (*R*), Vert (*G*) et Bleu (*B*).

Ces caméras – dites tri-CCD – sont onéreuses, car elles nécessitent notamment un ajustement spatial délicat des trois capteurs. C'est pourquoi elles sont actuellement de moins en moins utilisées au profit de caméras couleur mono-CCD, qui forment un compromis entre coût et qualité des images. Ces caméras sont dotées d'un capteur unique, dont la surface est recouverte d'un filtre couleur (*Color Filter Array*, ou CFA) formé d'une mosaïque de filtres spectralement sélectifs échantillonnant une seule des trois composantes *R*, *G*, ou *B* en chaque photosite (voir figure I.1). En conséquence, ce capteur délivre une image (dite *image CFA*) dans laquelle une seule composante est disponible en chaque pixel.

Afin d'obtenir finalement une image couleur à trois composantes par pixel, les niveaux des deux composantes manquantes en chaque pixel de l'image CFA sont estimés par une procédure dite de *dématriçage* (ou *démosaïçage*).

Cette technique d'acquisition d'images numériques couleur ne se restreint pas aux seules caméras numériques, mais a été intégrée aux appareils photo et caméscopes numériques. Ceci explique que la recherche dans les domaines de l'acquisition, du traitement et de l'affichage de telles images connaît actuellement un essor considérable. Les problématiques abordées portent

G	R	G	R	G	R	G
В	G		G		G	
G	R	G	R	G	R	G
В	G		G		G	
G	R	G	R	G	R	G
В	G		G		G	
G	R	G	R	G	R	G

Figure I.1 : Filtre couleur (CFA) de Bayer.

notamment sur la définition de nouveaux filtres CFA, la conception de dispositifs de zoom numérique et de stabilisation d'image, ainsi que sur le développement de procédures de dématriçage et de post-traitement pour éliminer d'éventuels artefacts. La grande majorité des solutions proposées s'appuient sur des hypothèses de formation des couleurs dans les domaines spectral, spatial et fréquentiel pour produire des images couleur de haute « qualité perceptuelle ».

En effet, les méthodes de dématriçage ont été développées pour produire des images qui soient aussi « visuellement satisfaisantes » que possible pour un observateur lors de leur affichage sur un écran. Comme le système visuel humain est très sensible à la présence d'artefacts couleur au sein des images, de nombreuses méthodes de dématriçage ont pour effet d'atténuer les informations de hautes fréquences portées par l'image couleur estimée.

Or, ces informations de hautes fréquences qui caractérisent les contours ou les textures présentes dans l'image sont essentielles pour l'analyse automatique des images couleur. La perte de ces informations peut altérer la qualité de résultats produits par une procédure de traitements de bas niveau appliquée à des images couleur issues du dématriçage.

2 Contexte de l'étude.

Les travaux menés dans cette thèse de doctorat s'inscrivent au sein de l'un des trois volets du projet RaViOLi (Radar et Vision Orientables, Lidar) dirigé par F. Cabestaing et L. Duvieubourg, enseignant-chercheurs au laboratoire LAGIS, et soutenu par le Groupement Régional de la Recherche sur les Transports de la région Nord–Pas-de-Calais. Ce projet consiste à développer un nouveau capteur stéréoscopique composé d'une caméra couleur mono-CCD, associée à un ensemble de miroirs disposés selon une géométrie originale, afin d'obtenir une configuration adaptée à la vision fovéale (voir figure I.2). Chacune des deux images du couple stéréoscopique se forme sur une moitié du capteur CCD de la caméra couleur grâce au jeu de miroirs. Cela permet de créer deux caméras virtuelles à partir d'une seule caméra réelle. Un tel montage permet d'acquérir des images couleur d'objets éloignés du stéréoscope, et ce, avec une excellente



Figure I.2 : Capteur stéréoscopique équipé d'une seule caméra couleur.

résolution spatiale. L'objectif à terme consiste à identifier les objets observés, notamment en exploitant conjointement les informations de couleur et de texture.

Nous nous plaçons dans le contexte de l'observation d'une scène par ce nouveau capteur stéréoscopique équipé d'une caméra couleur mono-CCD délivrant un couple d'images. Pour effectuer une reconstruction 3D de la scène observée, il est nécessaire de mettre en correspondance les pixels analogues, c'est-à-dire ceux qui représentent, dans les deux images, un même élément de surface de la scène. Pour que la mise en correspondance par analyse des couleurs des pixels soit pertinente, il convient que les couleurs estimées des pixels analogues soient les plus proches possible, et notamment dans les zones présentant des textures ou des contours.

Notre objectif n'est donc pas d'afficher les images couleur estimées par dématriçage, mais de les analyser automatiquement pour reconstruire la scène observée. Cela nécessite une mise en correspondance entre pixels à partir de l'analyse de primitives extraites des différentes images par des traitements de bas niveau.

3 Problématique abordée.

Nous nous proposons donc de déterminer, parmi les méthodes de dématriçage parues dans la littérature, celles qui fournissent des images couleur les mieux adaptées à la détection de primitives. Pour ce faire, les critères classiquement utilisés pour évaluer les résultats de dématriçage ne sont pas adaptés. En effet, ces derniers sont basés sur des comparaisons pixel à pixel entre l'image couleur de référence (à partir de laquelle l'image CFA est simulée) et l'image couleur estimée ; ils négligent donc les interactions spatiales entre couleurs caractérisant les textures. Ces critères mesurant très imparfaitement la perte d'informations de hautes fréquences causée par un algorithme de dématriçage, ils se révèlent, dans une perspective de traitements de bas niveau des images, inadaptés à la comparaison des performances atteintes par des algorithmes de dématriçage.

Par conséquent, c'est sous l'angle des résultats fournis par des procédures de bas niveau appliquées aux images estimées que nous souhaitons étudier la qualité du dématriçage. Nous développons donc une démarche expérimentale originale qui consiste à évaluer la qualité de production des images couleur à partir des images CFA, en mesurant par exemple la qualité des

contours couleur qui y sont détectés.

4 Plan du mémoire.

Dans le premier chapitre, nous abordons tout d'abord les éléments essentiels du système visuel humain qui permettent d'expliquer notre propre perception des couleurs. Ceci est nécessaire à la compréhension des principes énoncés par la colorimétrie et décrits dans la seconde partie de ce chapitre. Les caméras numériques couleur s'appuient sur ces principes pour reproduire, sous la forme d'une image, les stimuli couleur émis par les éléments de surface constituant la scène observée. Nous détaillons alors l'acquisition des images couleur en nous focalisant sur les caméras mono-capteur. Une attention particulière est portée sur la structure des filtres CFA équipant ces caméras. Ce chapitre se termine par une formalisation mathématique du dématriçage de l'image CFA en image couleur.

Le second chapitre est consacré à la description des nombreuses méthodes de dématriçage parues très récemment dans la littérature (plus de 15 références bibliographiques sont parues après 2007). Cet état de l'art, qui est le fruit d'une étude bibliographique soutenue, est l'un des premiers menés sur ce sujet et figurant au sein d'une thèse de doctorat rédigée en français. Sa rédaction a nécessité une grande rigueur dans les notations utilisées, afin d'harmoniser autant que faire ce peut les différents formalismes de la littérature. Nous présentons tout d'abord les deux hypothèses principales sur lesquelles reposent la majorité des méthodes qui estiment les composantes couleur manquantes en chaque pixel de l'image CFA à partir des composantes disponibles des pixels voisins. La première – nommée corrélation spectrale – stipule que les composantes couleur de chaque pixel sont fortement corrélées, tandis que la seconde - nommée *corrélation spatiale* – suppose que, pour chaque composante couleur, les valeurs présentes dans un voisinage de chaque pixel sont fortement corrélées. Ces deux hypothèses sont généralement combinées par les méthodes privilégiant l'analyse spatiale du plan image et décrites dans la seconde partie de ce chapitre. Elles sont également mises à profit, ainsi qu'il est expliqué dans la troisième partie, par les méthodes exploitant le domaine fréquentiel pour estimer les composantes manquantes par filtrage de l'image CFA. Ce chapitre se termine par la présentation de post-traitements consistant à corriger les couleurs estimées.

Dans le troisième chapitre, nous nous intéressons aux critères d'évaluation de la qualité des images couleur produites par dématriçage, en vue de l'application de procédures d'analyse de bas niveau à ces dernières. En premier lieu, il nous semble intéressant de décrire les différents artefacts pouvant être générés par le dématriçage. La compréhension de la formation de ces artefacts permet de bien cerner les limites atteintes par les critères classiques d'évaluation de la qualité de dématriçage présentés dans la seconde partie de ce chapitre. Nous proposons alors deux mesures originales qui quantifient la présence de chaque type d'artefacts, afin de ne pas se limiter à une simple mesure de fidélité entre l'image de référence et l'image couleur estimée. La dernière partie de ce chapitre est consacrée à la présentation de nouveaux critères qui permettent

d'évaluer la qualité de production des images couleur à partir des images CFA, en mesurant la qualité des contours couleur qui y sont détectés. Ces mesures permettent de comparer la qualité des images couleur estimées à partir desquelles des primitives seront ensuite extraites.

Le manuscrit se termine par un chapitre qui reprend les principales conclusions émanant des trois chapitres et qui annonce les perspectives de ce travail prospectif.

Chapitre 1

De la lumière à l'image numérique couleur.

Introduction.

Dans la lignée historique de la peinture et des procédés photographiques, les images numériques sont aujourd'hui devenues le procédé le plus souvent utilisé pour obtenir une perception de notre environnement. Cependant, les techniques d'acquisition de telles images, et plus particulièrement des images en couleur, ont nécessité de nombreuses études et évolutions. Avant d'expliquer les techniques d'acquisition d'une image numérique couleur, nous allons en donner une définition précise. Pour cela, nous examinons d'abord comment la couleur est perçue par le système visuel humain, dont s'inspire le fonctionnement d'une caméra couleur. Puis nous présentons quelques éléments de colorimétrie en restreignant l'étude à l'espace couleur RGB. La troisième partie de ce chapitre est consacrée à l'étude des caméras couleur, qui sont réalisées selon deux technologies principales. Les caméras tri-CCD fournissent une image couleur issue directement de trois capteurs sensibles aux primaires rouge, verte et bleue. Les caméras mono-CCD sont en revanche équipées de filtres spectraux avec des motifs particuliers, dont nous donnons une description détaillée. Ces filtres permettent d'acquérir une image qui doit ensuite être transformée en une image couleur complète par l'opération de dématriçage. Le principe en est décrit succinctement ici, mais une formalisation complète est aussi proposée, car cette opération sera détaillée dans le chapitre suivant.

1.1 Perception humaine de la couleur.

La figure 1.1 montre comment la couleur est perçue par le cerveau. Ce processus fait intervenir les quatre éléments suivants :

- la source lumineuse;
- l'objet perçu;
- le récepteur : l'œil ;
- le système d'interprétation.



Figure 1.1 : Perception humaine de la couleur [Van00].

Pour obtenir une image, il faut tout d'abord de la lumière, qui est un ensemble de radiations ou d'ondes électromagnétiques produites par la propagation de particules lumineuses, les photons. Cette lumière est émise par une ou plusieurs sources lumineuses, telles que le soleil, des tubes néon, Une source lumineuse est caractérisée par sa répartition spectrale d'énergie, qui représente la quantité d'énergie lumineuse qu'elle émet dans chaque intervalle de longueurs d'onde. Dans notre cas, nous ne considérons que le domaine visible, qui est limité à la partie du spectre électromagnétique s'étendant des longueurs d'onde $\lambda = 380 \text{ nm}$ à $\lambda = 780 \text{ nm}$ (*cf.* figure 1.2). Certaines répartitions spectrales d'énergie ont été normalisées par la Commission Internationale de l'Élairage (CIE) sous le nom d'*illuminant*. Par exemple, l'illuminant *D*65 correspond à la lumière moyenne du jour, l'illuminant *A* représente la lumière d'une ampoule à filament de tungstène, et l'illuminant *E* est une lumière théorique d'énergie constante sur tout l'intervalle de longueurs d'onde considéré. Ces illuminants sont caractérisés par une répartition spectrale relative d'énergie $E(\lambda)$ qui ne possède pas d'unité et qui est normalisée à 1 ou 100 par rapport à la longueur d'onde particulière $\lambda = 560 \text{ nm}$.

Lorsque les rayons de la lumière incidente émise par la source lumineuse rencontrent un objet opaque, cet objet en absorbe la partie du spectre correspondant à sa couleur, et réfléchit le reste à sa surface. Généralement, les rayons réfléchis se dispersent dans de nombreuses directions en raison de la rugosité de la surface. Cependant, lorsque la surface de l'objet est spéculaire, les rayons sont complètement réfléchis dans une direction unique ; elle n'apporte alors pas d'information sur la couleur de l'objet. Les rayons peuvent aussi être réfractés et transmis dans le cas d'objets transparents, et ne pas apporter non plus d'information de couleur. Si l'objet est translucide, les rayons traversent l'objet mais une partie est absorbée par le matériau.

Ainsi, la répartition spectrale de la lumière incidente est modifiée par l'absorption sélective des ondes électromagnétiques par l'objet. La lumière qui n'est pas absorbée par l'objet est diffusée ou transmise, formant un *stimulus de couleur* qui porte l'information de couleur de cet objet. La composition spectrale du stimulus de couleur émis par un objet est très complexe. Nous simplifions ici la formation du stimulus de couleur $C(\lambda)$, réfléchi par un élément de surface



Longueur d'onde λ (en m)

Figure 1.2 : Spectre électromagnétique.

possédant comme fonction de réflectance spectrale $\beta(\lambda)$, et éclairé par une source lumineuse de répartition spectrale relative d'énergie $E(\lambda)$, en l'estimant par :

$$C(\lambda) = \beta(\lambda)E(\lambda). \tag{1.1}$$

Pour capter ces rayons, l'œil (*cf.* figure 1.3) est équipé d'un dispositif optique complet. L'*iris* sert de diaphragme ; il s'ouvre et se ferme pour accepter plus ou moins de lumière. Le *cristallin* fait la mise au point en fonction de la distance de l'objet. Le stimulus de couleur atteint finalement des cellules photosensibles, placées sur la rétine et appelées *cellules à cônes* et *cellules à bâtonnets* du fait de leur forme. Les cellules à bâtonnets, sensibles à des lumières de faible intensité, sont spécialisées dans la vision nocturne, dite *scotopique*, et ne peuvent pas distinguer les couleurs. Les cellules à cônes sont séparées en trois types, chacun d'eux étant sensible à un intervalle spectral donné, du fait des différents pigments composant leurs cellules : les cônes S sont sensibles à des longueurs d'onde courtes (*short*), les cônes M sont sensibles à des longueus d'onde moyennes (*middle*) et les cônes L sont sensibles aux longueurs d'onde longues (*long*). Plus précisément, d'après l'expérience réalisée par Dartnall *et al.* [DBM83], les maxima d'absorption de la lumière correspondent à $\lambda = 419,0 nm$ pour les cônes S, $\lambda = 530,8 nm$ pour les cônes M, et $\lambda = 558,4 nm$ pour les cônes L (*cf.* figure 1.4). Cela explique la base de la théorie trichromatique, détaillée dans la partie suivante, qui réduit la perception de la couleur à la synthèse de trois primaires.

Lorsque notre regard fixe un objet, le stimulus de cet objet se projette sur une zone particulière de la rétine, la *fovéa*, proche du centre de la rétine. La fovéa est la zone d'acuité



Figure 1.3 : Coupe axiale de l'œil humain [Van00].

maximale de l'œil car elle se caractérise par une forte densité de cônes, les bâtonnets étant répartis sur la rétine périphérique. C'est donc dans la fovéa que s'effectue la majeure partie de la perception des couleurs. Parmi les cônes, ceux de type *S* sont de loin les moins nombreux dans la rétine humaine, leur nombre ne dépassant pas 10% de la population totale des cônes [CAS⁺91]. Les cônes *L* sont plus nombreux que les cônes *M*, mais la proportion entre les populations de ces deux types de cônes est différente selon les individus. L'expérience réalisée par Roorda *et al.* [RMLW01] a fourni, dans la même zone de la rétine de deux personnes, des proportions de cônes *L* par rapport aux cônes *M* égales à L: M = 3,66: 1 et L: M = 1,14: 1. Concernant la distribution spatiale de ces cônes *L* et *M*, la variabilité selon les individus remarquée précédemment existe aussi. Mais plusieurs auteurs s'accordent pour préciser que les cônes *L* et *M* sont statistiquement distribués de manière aléatoire dans la fovéa [GC98] et dans la périphérie de la rétine [OGC00]. Quant aux cônes *S* dont la population est réduite, ils sont également disposés aléatoirement, selon Roorda et ses collaborateurs [RMLW01]; la figure 1.5 montre un exemple de mosaïque des cônes trouvée dans leur expérience.

En 1924, la CIE a défini la fonction d'efficacité lumineuse normalisée en vision photopique (*cf.* figure 1.6), qui est assurée principalement par les cônes. Cette fonction, notée $V(\lambda)$, repré-



Figure 1.4 : Sensibilité spectrale relative des cônes L, M, et S et des bâtonnets [TFMB04].



Figure 1.5 : Distribution spatiale des cônes L (points rouges), M (verts) et S (bleus) à la surface de la rétine d'un observateur [RMLW01].



Figure 1.6 : Fonctions d'efficacité lumineuse normalisée en vision photopique $V(\lambda)$ et scotopique $V'(\lambda)$ (sensibilités spectrales relatives de l'observateur standard) [TFMB04].

sente la sensibilité lumineuse relative de l'œil à différentes longueurs d'onde du domaine du visible. Elle est le résultat de tests concernant principalement les trois types de cônes considérés simultanément. La fonction $V(\lambda)$ a été mesurée pour différents observateurs humains représentés par un observateur moyen, dit *observateur de référence photométrique*. Sur la figure 1.6, on voit que $V(\lambda)$ est maximale à la longueur d'onde $\lambda = 555$ *nm* qui correspond au vert. La fonction d'efficacité lumineuse en vision scotopique $V'(\lambda)$ a été proposée par la CIE en 1951. Le maximum de sensibilité est atteint à $\lambda = 507$ *nm*, valeur qui dépend principalement de la sensibilité des cellules à bâtonnets.

Les photorécepteurs de la rétine (cônes et bâtonnets) sont connectés par la papille au nerf optique, qui transmet au cerveau les signaux électriques générés par ces photorécepteurs. C'est le cerveau qui réalise ensuite, dans ce que l'on appelle le système d'interprétation, la partie la plus complexe de regroupement de toutes ces informations pour former une image mentale en couleur de notre environnement. Toutefois, la communauté scientifique ne parvient pas encore à expliquer en détails le système d'interprétation de la couleur chez l'homme, car il dépend notamment des caractéristiques intrinsèques de chaque observateur.

La couleur perçue peut être décrite par trois attributs : la *luminosité*, la *teinte* et la *saturation*, en s'appuyant sur l'atlas de Munsell [Tra91]. La luminosité décrit la sensation visuelle de la quantité de lumière, les termes *intensité*, *luminance*, *clarté*, ... étant souvent employés dans la littérature pour désigner cette notion. La teinte correspond à la longueur d'onde dominante du stimulus de couleur. La saturation représente la pureté d'une teinte spécifique indépendamment de la luminosité.



Figure 1.7 : Appariement d'un stimulus monochromatique.

1.2 Représentation de la couleur par les composantes trichromatiques (*R*,*G*,*B*).

Nous avons vu que notre perception de la couleur est liée à des critères subjectifs. Cependant, de nombreuses applications nécessitent de mesurer de manière objective la couleur d'un objet. C'est dans cette problématique que s'inscrit la colorimétrie, science de la mesure de la couleur [Kow90]. Elle est fondée sur la théorie trichomatique [You02], qui énonce que la plupart des stimuli peuvent être égalisés par la synthèse additive de trois couleurs primaires. Une couleur primaire est une couleur qui ne peut pas être reproduite à partir d'autres couleurs. Classiquement, le rouge, le vert et le bleu sont considérés comme les trois couleurs primaires, pour approcher au mieux les longueurs d'onde correspondant aux sensibilités spectrales maximales des trois types de cônes de la rétine humaine.

La théorie trichromatique repose sur des expériences d'appariement ponctuel de couleurs (*cf.* figure 1.7). Un stimulus de couleur monochromatique C_{λ} de longueur d'onde λ est projeté sur la moité d'un écran parfaitement blanc placé dans une pièce noire. À partir de trois couleurs primaires rouge [R], verte [G] et bleue [B], l'expérience d'appariement consiste à demander à un observateur standard d'ajuster les intensités de ces trois couleurs primaires de manière à déterminer les valeurs d'intensité, respectivement notées R_{λ} , G_{λ} et B_{λ} , qui permettent de



Figure 1.8 : Fonctions colorimétriques normalisées des primaires [R], [G], [B] pour l'observateur de référence de la CIE.

reproduire le stimulus monochromatique C_{λ} :

$$C_{\lambda} \equiv R_{\lambda} \times [R] + G_{\lambda} \times [G] + B_{\lambda} \times [B], \qquad (1.2)$$

où \equiv signifie l'égalisation visuelle. Il s'avère que certaines couleurs ne peuvent pas être obtenues par synthèse additive des trois couleurs primaires, mais qu'il est possible d'ajouter une ou plusieurs de ces couleurs primaires au stimulus de couleur C_{λ} afin d'atteindre l'égalisation visuelle des deux côtés. Dans ce cas, les intensités associées aux couleurs primaires ajoutées au stimulus seront considérées comme négatives dans l'équation (1.2). Cette expérience est répétée pour tous les stimuli monochromatiques C_{λ} du spectre du visible. Ainsi est obtenu, pour chaque longueur d'onde λ du spectre visible, un triplet de valeurs ($R_{\lambda}, G_{\lambda}, B_{\lambda}$) correspondant respectivement aux intensités des couleurs primaires [R], [G] et [B] qui conduisent à l'égalisation visuelle du stimulus monochromatique C_{λ} à cette longueur d'onde. Ensuite peuvent être tracées, en fonction de la longueur d'onde, les trois fonctions colorimétriques $R(\lambda), G(\lambda), B(\lambda)$ associées aux trois couleurs primaires [R], [G] et [B].

Les longueurs d'onde des trois couleurs primaires utilisées pendant les expériences d'appariement réalisées par plusieurs chercheurs n'étant pas identiques, de nombreux systèmes de couleurs primaires ont été proposés. La CIE a construit les fonctions colorimétriques normalisées $R_c(\lambda)$, $G_c(\lambda)$ et $B_c(\lambda)$ définies sur le spectre visible (*cf.* figure 1.8), sur la base des trois couleurs primaires monochromatiques $[R_c]$, $[G_c]$ et $[B_c]$, de longueurs d'onde respectives : $\lambda = 700 \text{ nm}, \lambda = 546,1 \text{ nm}, \text{ et } \lambda = 435,8 \text{ nm}.$

À ces trois primaires standards proposées par la CIE, on peut faire correspondre trois vecteurs directeurs normés \vec{R} , \vec{G} et \vec{B} . Ces vecteurs forment un espace vectoriel à trois dimensions,



Figure 1.9 : Cube des couleurs et couleurs primaires [R], [G], [B].

appelé *espace RGB*, d'origine *O*. Un stimulus de couleur donnée *C* de distribution spectrale $\overrightarrow{C(\lambda)}$ peut être décrit par un vecteur \overrightarrow{OC} de coordonnées *R*, *G* et *B* :

$$\vec{OC} = R \times \vec{R} + G \times \vec{G} + B \times \vec{B}.$$
(1.3)

Ces coordonnées sont appelées *composantes trichromatiques*. Elles peuvent être calculées de la façon suivante :

$$\begin{cases} R &= \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} C(\lambda) R(\lambda) d\lambda, \\ G &= \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} C(\lambda) G(\lambda) d\lambda, \\ B &= \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} C(\lambda) B(\lambda) d\lambda. \end{cases}$$
(1.4)

Chaque stimulus de couleur peut alors être représenté par un point couleur dans un cube d'arête unité, nommé *cube des couleurs (cf.* figure 1.9). L'origine *O* correspond au point couleur *Noir*, tandis que le point couleur *Blanc* est défini par le mélange unitaire des trois primaires. La droite passant par les points Noir-Blanc est appelée *axe achromatique*. En effet, les points de cette droite correspondent aux différentes nuances de gris.

Afin d'obtenir des composantes qui ne tiennent compte que de la chrominance, il convient de normaliser les composantes (R,G,B) par rapport à la luminance. Les composantes ainsi obtenues sont appelées *coordonnées trichromatiques* (r,g,b) :

$$\begin{cases} r = R/(R+G+B), \\ g = G/(R+G+B), \\ b = B/(R+G+B). \end{cases}$$
(1.5)

Après avoir décrit brièvement le processus de perception de la couleur chez l'homme, ainsi

que la représentation d'un stimulus de couleur par un point couleur dans l'espace tridimensionnel, nous proposons d'étudier le processus d'acquisition d'une image numérique couleur.

1.3 Acquisition d'une image numérique couleur.

Aujourd'hui, les images numériques couleur sont généralement acquises par une caméra numérique ou un appareil photo numérique. Une fois introduits les principes pour acquérir une image numérique, nous allons présenter en détails deux types des caméras matricielles couleur : caméras à trois capteurs CCD (dites *tri-CCD*) et caméras à un seul capteur CCD (dites *mono-CCD*). Ce dernier type de caméra nécessite une procédure spéciale pour obtenir l'image numérique couleur : le *dématriçage*, sur lequel se focalise notre étude.

1.3.1 Généralités sur les caméras matricielles couleur.

Les caméras matricielles sont des dispositifs capables de convertir les stimuli de couleur de la scène observée en une image (ou une séquence d'images) numérique(s) couleur à l'aide de capteurs photosensibles. L'image délivrée par ces caméras numériques étant spatialement discrétisée, elle est formée d'éléments appelés *pixels*, abréviation de l'anglais *picture element* signifiant « élément d'image ». À chaque pixel, pour capter l'intensité lumineuse relative au stimulus, on associe classiquement un *photosite*. Il s'agit du plus petit élément qui réagit à la lumière dans un capteur.

Une image numérique couleur **I** est représentée par une matrice de pixels que nous notons individuellement P(x,y), où x et y sont les coordonnées du pixel P dans le plan image de taille $X \times Y$, avec $(x,y) \in \mathbb{N}^2$ et $0 \leq x \leq X - 1$, $0 \leq y \leq Y - 1$. À chaque pixel P est associé un point couleur, noté $\mathbf{I}(x,y)$ ou $\mathbf{I}_{x,y}$, défini dans l'espace tridimensionnel couleur *RGB* par trois coordonnés $I_{x,y}^k$, $k \in \{R,G,B\}$, qui représentent les valeurs des composantes trichromatiques du stimulus de couleur correspondant.

L'image couleur I peut être également décomposée en trois *images* ou *plans de composante* I^k , $k \in \{R,G,B\}$. Dans chaque image ou plan de composante I^k , le pixel P est caractérisé par le niveau $I^k(P)$ de la composante couleur k. Ainsi, pour obtenir une image numérique couleur, il faut acquérir trois images de composante I^R , I^G et I^B .

Deux principaux types de technologies sont disponibles pour réaliser les capteurs photosensibles d'une caméra numérique : la technologie CCD (*Charge-Coupled Device*) qui est actuellement la plus répandue, et la technologie CMOS (*Complementary Metal-Oxide Semiconductor*). Ces deux types de capteurs fonctionnent globalement sur le même principe : ils délivrent une tension électrique en fonction de l'intensité lumineuse reçue en chaque pixel, puis numérisent le signal électrique en codage binaire. Parmi les caméras matricielles CCD, on distingue encore deux types de caméras couleur sur le marché : les caméras mono-CCD et les caméras tri-CCD, selon qu'elles possèdent un ou trois capteurs.



Figure 1.10 : Courbes de sensibilité spectrale relative du capteur Kodak KLI-2113.



Figure 1.11 : Technologie tri-CCD (schéma simplifié).

1.3.2 Caméras matricielles couleur tri-CCD.

Selon la théorie trichromatique, la couleur de chaque pixel est caractérisée par trois niveaux correspondant aux primaires rouge, verte et bleue. L'acquisition d'une image numérique couleur en technologie tri-CCD comporte donc trois capteurs (un par primaire), chacun étant recouvert par l'un des filtres caractérisés par les répartitions spectrales respectives $R(\lambda)$, $G(\lambda)$ et $B(\lambda)$. La figure 1.10 montre un exemple de sensibilité spectrale d'une caméra tri-CCD. En examinant les figures 1.8 et 1.10, nous constatons que les sensibilités des trois capteurs sont différentes des fonctions colorimétriques $R_c(\lambda)$, $G_c(\lambda)$ et $B_c(\lambda)$ proposées par la CIE. Ainsi, chaque caméra numérique délivre ses propres composantes couleur relatives à ses propres filtres $R(\lambda)$, $G(\lambda)$ et $B(\lambda)$.

Dans une caméra tri-CCD, les stimuli de couleur de la scène sont distribués sur les trois



(a) Absorption des longueurs d'onde dans le capteur Foveon X3



IR [LH02]

Figure 1.12 : Technologie Foveon X3.

capteurs photosensibles par un jeu de miroirs dichroïques et de prismes (cf. figure 1.11). Les trois images de composante R, G et B sont acquises simultanément sur les trois capteurs CCD. Après une recombinaison des trois images de composante, on obtient une image couleur.

Depuis 2005, la société Foveon développe un nouveau système Foveon X3 qui utilise un capteur CMOS multicouche présentant trois niveaux superposés de photosites plongés dans du silicium [LH02]. Chacune des couches enregistre une couleur différente, la première le bleu, la deuxième le vert et la troisième le rouge (dans l'ordre d'incidence). La conception de ce capteur repose sur le fait que des lumières de différentes longueurs d'onde pénètrent dans le silicium jusqu'à des profondeurs différentes (*cf.* figure 1.12a). Les trois photosites superposés et associés à chaque pixel délivrent ainsi des signaux permettant d'obtenir les valeurs des trois composantes couleur. Un telle caméra délivre donc trois images de composante complètes, comme la caméra matricielle couleur tri-CCD. Ce type de capteur a été utilisé commercialement pour la première



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



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

Figure 1.13 : Structure d'une caméra mono-CCD couleur.

fois en 2007 dans l'appareil photo numérique Sigma SD14. D'après le fabriquant, les courbes de sensibilité spectrale (*cf.* figure 1.12b) sont plus proches des fonctions colorimétriques $R(\lambda)$, $G(\lambda)$ et $B(\lambda)$ définies par la CIE que celles fournies par les caméras tri-CCD. Un appareil doté d'un tel capteur fournit donc des images plus proches de la perception humaine.

Bien que ces deux dispositifs fournissent des images d'excellente qualité, le coût de fabrication des capteurs et du dispositif optique est élevé, excluant le grand public de l'usage de ce type de caméras.

1.3.3 Caméras matricielles couleur mono-CCD.

Pour contourner ces contraintes techniques et donc limiter les coûts, des technologies utilisant un seul capteur au lieu de trois ont été mises au point. La solution implantée dans la majorité des caméras commercialisées aujourd'hui est celle proposée en 1976 par Bayer, de la compagnie Kodak [Bay76]. Elle utilise un seul capteur CCD ou CMOS, dont la surface est recouverte d'un filtre, formé d'une mosaïque ou matrice de filtres couleur (*Color Filter Array*, ou CFA). Ces filtres sont spectralement sélectifs, de façon à échantillonner une seule des trois composantes couleur Rouge (*R*), Vert (*G*) ou Bleu (*B*) en chaque photosite du capteur CCD (*cf.* figure 1.13a). En conséquence, une seule valeur de composante couleur est disponible en chaque pixel de l'image délivrée par le circuit électronique de transfert de charges. L'ensemble de ces pixels constitue l'image dite *brute* (traduction de l'anglais *raw*), ou encore *image CFA*, acquise par une caméra mono-CCD. Afin d'obtenir une image couleur à trois composantes par pixel, les niveaux des deux composantes manquantes en chaque pixel de l'image CFA sont estimés par une procédure dite de *dématriçage* (on rencontre aussi le terme *démosaïçage* ou encore *démosaïquage*).

Ainsi que le montre la figure 1.13b, d'autres opérations sont classiquement effectuées au sein d'une caméra mono-CCD couleur [LP07]. Elles visent par exemple à corriger les données brutes issues du capteur ou, après le dématriçage, à modifier les couleurs, augmenter la netteté et réduire le bruit afin de délivrer une image couleur visuellement satisfaisante pour l'utilisateur. Tous ces traitements concourent à la qualité de l'image délivrée et, en définitive, ce sont eux qui distinguent principalement les différents modèles de caméras numériques, car les fabricants et modèles de capteurs sont en nombre assez réduit. Si les algorithmes sous-jacents possèdent certaines caractéristiques ou bases communes, l'ajustement de leurs paramètres détermine la présence plus ou moins marquée d'erreurs résiduelles ou *artefacts*. Ceux-ci peuvent d'ailleurs être utilisés pour caractériser chaque modèle de caméra. Ainsi, Bayram *et al.* [BSM08] ont réussi à classifier plusieurs centaines de modèles, sur la base des artefacts de dématriçage et du bruit de capteur que présentent les images fournies par chacun d'eux.

1.4 Différentes configurations de CFA.

Plusieurs configurations possibles sont envisageables pour le CFA, dont la figure 1.14 montre quelques exemples proposés dans la littérature. On distingue notamment les mosaïques formées de filtres en primaires R,G,B et celles utilisant des filtres en couleurs complémentaires (Cyan, Magenta, Jaune). Deux nouveaux types de CFA, récemment proposés par les constructeurs Fuji et Kodak, sont également présentés dans cette partie.



Figure 1.14 : Exemples de configurations pour la mosaïque de filtres couleur. Chaque carré représente un pixel dans l'image CFA, et sa couleur est celle du filtre monochromatique à la position du photosite associé à ce pixel.

1.4.1 CFA en primaires *R*,*G*,*B*.

Comme on l'a vu précédemment dans la figure 1.6, la fonction d'efficacité lumineuse $V(\lambda)$ de la rétine humaine en vision photopique est maximale dans la bande spectrale située autour de $\lambda = 555 nm$. Cela correspond aux longueurs d'onde proches de celle de la primaire verte de la CIE ($\lambda = 546, 1 nm$). Par ailleurs, la courbe de la fonction colorimétrique $G_c(\lambda)$ de la primaire verte de l'observateur de référence proposée par la CIE (cf. figure 1.8) est similaire à celle de la fonction d'efficacité lumineuse en vision photopique (cf. figure 1.6). Partant de ces constats, Bayer suppose que le niveau de vert représente la luminance, et suggère de peupler le CFA de davantage de photosites sensibles au vert afin de bien estimer la luminance. C'est pourquoi le CFA de Bayer (cf. figure 1.14b) comporte deux fois plus de filtres couleur sensibles au vert que de filtres sensibles au rouge ou au bleu.

Le CFA en bandes verticales alternées des trois primaires, représenté figure 1.14a, a été proposé avant le CFA de Bayer parce qu'il facilite la lecture entrelacée du signal de télévision. Cependant, en étudiant les limites de Nyquist sur l'image de composante verte, Parulski [Par85] a montré 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. Constituant un bon compromis entre les résolutions horizontale et verticale, le CFA de Bayer est donc largement préféré pour les implantations industrielles.

Le CFA à motif pseudo-aléatoire (cf. figure 1.14d) a été proposé en se basant sur la phy-



Figure 1.15 : Courbes de sensibilité spectrale relative du capteur de la caméra JAI CV-S3300P [Jai00].

siologie de l'œil, afin de s'approcher de la répartition spatiale des trois types des cônes sur la surface de la rétine humaine [LP05b]. L'acuité visuelle – à savoir la capacité à percevoir des détails de la scène – et la perception des couleurs reposent toutes deux sur la mosaïque des cônes. Mais les critères de performance pour chacune d'elles diffèrent sur certains points, comme l'ont noté Roorda et ses collaborateurs [RMLW01]. L'acuité visuelle est la sensibilité aux variations spatiales de luminance dans la scène observée; elle est donc d'autant plus élevée pour des photorécepteurs dont les sensibilités spectrales sont mutuellement identiques et constantes sur le spectre. En revanche, une bonne perception de la différence de couleur d'objets placés côte à côte requiert une densité locale suffisante, sur la rétine, de photorécepteurs ayant des sensibilités spectrales différentes. Par conséquent, le système visuel humain réalise naturellement un compromis entre les deux. La régularité du pavage d'un même type de cônes serait défavorable à la formation de l'image en cas de variation chromatique à haute fréquence spatiale. La répartition spatiale aléatoire semble donc *a priori* la meilleure solution, et c'est sur la base de cette idée qu'a été proposé le CFA pseudo-aléatoire. Mais le processus de dématriçage pour ce type de filtre est assurément plus complexe que celui requis par les CFA réguliers ; ce problème théorique reste d'ailleurs ouvert à la discussion.

1.4.2 CFA en couleurs complémentaires.

D'autres types de CFA à maille carrée, basés sur les couleurs complémentaires cyan (C), magenta (M) et jaune (Y), ont été proposés et utilisés. Comme on le constate dans le cube des couleurs de la figure 1.9, les couleurs complémentaires sont des combinaisons de deux des couleurs primaires R, G et B. La bande passante des filtres en couleurs complémentaires est plus large que celle des filtres RGB [Bou03]. Par ailleurs, la sensibilité spectrale des filtres de couleurs complémentaires est importante. Ces propriétés sont particulièrement intéressantes dans



Figure 1.16 : Processus de traitement des matrices de pixels issus du capteur Super CCD.

les environnements bruités, ou lorsque la cadence d'images souhaitée impose une durée d'intégration réduite [Hir08]. Elles sont illustrées sur la figure 1.15 montrant les courbes de sensibilité spectrale du capteur dont est équipée la caméra JAI CV-S3300P. Ce capteur est doté du filtre CFA échantillonnant les couleurs cyan, magenta, jaune et vert, représenté sur la figure 1.14c. Il y a quelques années, certains appareils photos professionnels, comme le DCS-620x de Kodak doté de filtres CMY [Nob00], ont utilisé un tel type de CFA pour assurer une sensibilité ISO élevée.

Le deuxième avantage du CFA formé de filtres en couleurs complémentaires est qu'il permet une génération presque directe des signaux de luminance et de chrominance d'un système de télévision. C'est pourquoi les signaux extraits de capteurs couplés avec ce type de CFA sont codés par un circuit spécifique, de telle sorte à fournir un signal vidéo analogique au format PAL ou NTSC [Son00]. En revanche, les courbes de sensibilité spectrale des composantes cyan, magenta et jaune présentent un recouvrement mutuel important de longueurs d'onde, ce qui rend délicate la conversion en primaires R,G,B. Pour toutes ces raisons, les CFA en couleurs complémentaires sont actuellement le plus souvent utilisés dans les caméras vidéo.

1.4.3 CFA particuliers récents.

Les industriels ont récemment proposé deux nouveaux types de CFA originaux, et mis sur le marché des caméras qui utilisent ces deux CFA.

Depuis 1999, Fuji a développé un nouveau capteur nommé Super CCD, qui comporte des photosites de forme octogonale et non plus carrée ou rectangulaire, et de maille orientée à 45 degrés (*cf.* figure 1.14e). L'avantage mis en avant par Fuji est qu'à nombre égal de photosites, un capteur Super CCD peut fournir une image dont la résolution est 1,7 fois celle que l'on peut obtenir avec un CCD conventionnel doté du CFA de Bayer. En pratique, cette augmentation de résolution n'est pas liée à la résolution optique : chaque photosite correspond toujours à un pixel, mais quatre photosites adjacents servent à calculer un pixel interpolé. Il y a donc deux étapes d'interpolation [KS06] : après avoir estimé les niveaux des composantes couleur manquantes en chaque photosite réel (comme dans le CFA de Bayer), le pixel central est interpolé en utilisant les quatre pixels adjacents (dont les trois composantes couleur sont déjà disponibles), comme montré dans la figure 1.16.



Figure 1.17 : Processus de traitement à partir d'une image brute acquise à travers le filtre CFA2.0.

En 2007, Kodak a proposé un CFA de conception nouvelle [HC07], baptisé CFA2.0 (*cf.* figure 1.14f). Basé sur le CFA de Bayer, ce nouveau type de filtre comporte des photosites sensibles à toutes les longueurs d'onde visibles du stimulus de couleur. Ces photosites (en blanc sur la figure 1.14f) collectent évidemment plus d'énergie issue de la lumière incidente sur le capteur que les photosites R, G et B. Grâce à ces photosites, associés aux pixels dits *panchromatiques*, le CFA2.0 est donc plus sensible que le CFA de Bayer à des stimuli de faible énergie correspondant à des scènes faiblement éclairées. La sensibilité globale du capteur à la luminance est donc augmentée, ce qui améliore l'estimation de la luminance dans l'image couleur estimée. En revanche, le filtre comporte moins de photosites délivrant l'information chromatique. La figure 1.17 montre les étapes nécessaires pour produire une image couleur à partir de l'information délivrée par le capteur recouvert du CFA2.0.

Nous voyons que les industriels modifient le motif du CFA pour améliorer prioritairement la sensibilité spectrale globale du capteur. Abordant le problème sous un point de vue sensiblement différent, Lukac et Plataniotis [LP05b] ont étudié 10 CFA différents en RGB (trois d'entre eux sont présentés sur les figures 1.14a, 1.14b et 1.14d) pour évaluer l'influence de la configuration du CFA sur la performance du dématriçage. Pour simuler une image CFA, les auteurs échantillonnent, en chaque pixel d'une image couleur de référence, une composante couleur sur trois selon le motif du CFA considéré. Puis ils comparent la qualité des images estimées par dématriçage, en calculant les erreurs entre l'image de référence et l'image résultat par un algorithme universel. Ils en concluent que le choix du CFA influence effectivement la performance du dématriçage, mais sans pouvoir déterminer le meilleur CFA de manière générale, car les performances relatives des différents filtres sont contradictoires entre images testées. Comme le CFA de Bayer en RGB est le plus largement utilisé et sert de base aux CFA proposés tout


Figure 1.18 : Acquisition d'une image couleur selon le type de caméra (schémas simplifiés).

récemment, nous ne considérons que celui-ci dans la suite de ce manuscrit. Les méthodes de dématriçage présentées au chapitre suivant sont donc basées sur le CFA de Bayer.

1.5 Formalisation du dématriçage.

Les couleurs estimées par le dématriçage sont moins fidèles aux stimuli couleur de la scène observée que celles fournies par une caméra tri-CCD. L'amélioration de la qualité de l'image couleur délivrée par une caméra mono-CCD est toujours un problème d'actualité, auquel tra-vaillent chercheurs et ingénieurs [Luk08]. Dans ce mémoire, nous nous focalisons sur l'étape de dématriçage et examinons son influence sur la qualité de l'image estimée.

Afin de formaliser le dématriçage, nous proposons de comparer les processus de l'acquisition d'une image couleur par une caméra tri-CCD et une caméra mono-CCD. La figure 1.18a présente schématiquement l'architecture d'une caméra tri-CCD formant l'image couleur d'une scène par combinaison des données issues des trois capteurs. L'image couleur I résultante est constituée de trois plans de composante I^k , $k \in \{R, G, B\}$. Dans chaque plan I^k , le pixel P est caractérisé par le niveau de la composante couleur k. À chaque pixel de coordonnées spatiales (x,y) de l'image I est donc associé un vecteur à trois composantes $I_{x,y} \triangleq (R_{x,y}, G_{x,y}, B_{x,y})$.

Comme on le voit sur la figure 1.18b, la formation d'une image couleur dans une caméra mono-CCD est sensiblement différente. L'unique capteur délivre une image brute, dénommée ci-après *image CFA* et notée *I*^{CFA}, représentée par une matrice bidimensionnelle à valeurs entières dans [0..255]. Si l'on considère le filtre proposé par Bayer, à chaque pixel de coordonnées

G _{0,0}	R _{1,0}	G _{2,0}	R _{3,0}	
B _{0,1}	G _{1,1}		G _{3,1}	
G _{0,2}	R _{1,2}	G _{2,2}	R _{3,2}	
B _{0,3}	G _{1,3}		G _{3,3}	

Figure 1.19 : Image CFA issue du filtre de Bayer. Chaque pixel est artificiellement représenté avec la couleur du filtre qui lui correspond. L'agencement retenu (niveaux de G et de R pour les deux premiers pixels en ligne) est celui que l'on rencontre le plus fréquemment dans la littérature.

(x,y) dans l'image I^{CFA} est associée une seule composante R, G ou B (cf. figure 1.19) :

$$R_{x,y}$$
 si x impair et y pair, (1.6a)

$$I_{x,y}^{CFA} = \begin{cases} B_{x,y} & \text{si } x \text{ pair et } y \text{ impair,} \end{cases}$$
(1.6b)

$$G_{x,y}$$
 sinon. (1.6c)

Une seule composante est présente en chaque pixel de I^{CFA} sur les trois composantes nécessaires à la définition de la couleur $\mathbf{I}_{x,y} = (R_{x,y}, G_{x,y}, B_{x,y})$. Si l'on décompose l'image CFA en trois images de composante, des niveaux sont manquants dans chacune d'elles. Plus précisément, il manque un niveau sur deux sur le plan vert, et trois niveaux sur quatre sur les plans rouge et bleu. Après le dématriçage, on retrouvera une image couleur estimée $\hat{\mathbf{I}}$ avec trois composantes couleur, dont deux d'entre elles ont des valeurs estimées :

$$\left(\begin{array}{cc} (R_{x,y},\hat{G}_{x,y},\hat{B}_{x,y}) & \text{si } x \text{ impair et } y \text{ pair,} \end{array}\right)$$
(1.7a)

$$\hat{\mathbf{I}}_{x,y} = \begin{cases} (\hat{R}_{x,y}, \hat{G}_{x,y}, B_{x,y}) & \text{si } x \text{ pair et } y \text{ impair,} \end{cases}$$
(1.7b)

$$\left(\begin{array}{c} (\hat{R}_{x,y}, G_{x,y}, \hat{B}_{x,y}) & \text{sinon.} \end{array} \right)$$
(1.7c)

En chaque pixel P(x,y) de l'image estimée $\hat{\mathbf{I}}$, $R_{x,y}$, $G_{x,y}$ ou $B_{x,y}$ représente la valeur de la composante couleur disponible dans l'image CFA au pixel P, et deux composantes couleur parmi $\hat{R}_{x,y}$, $\hat{G}_{x,y}$ et $\hat{B}_{x,y}$ sont estimées, car manquantes au pixel P dans l'image CFA.

L'objectif du dématriçage est de trouver une procédure d'interpolation \mathscr{F} pour estimer les valeurs des deux composantes couleur manquantes en chaque pixel de l'image CFA :

$$I^{CFA}(x,y) \xrightarrow{\mathscr{F}} \hat{\mathbf{I}}(x,y). \tag{1.8}$$

Le point clé réside dans la définition de la procédure d'interpolation \mathscr{F} . Le but recherché est que l'image estimée $\hat{\mathbf{I}}$ soit la plus proche possible de l'image de référence \mathbf{I} . Même si l'on ne dispose pas de \mathbf{I} en pratique, celle-ci sert souvent comme une référence pour évaluer la qualité du dématriçage. On cherche alors à obtenir soit une valeur aussi faible que possible pour un critère d'erreur $\mathscr{C}(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}})$, soit une valeur aussi élevée que possible pour un critère de qualité entre l'image estimée et l'image de référence.

Conclusion.

Dans ce chapitre, les deux premières parties ont été consacrées à la description de la perception humaine de la couleur, ce qui donne une idée de la façon d'acquérir une image numérique couleur. Ensuite, nous avons défini ce qu'est une image numérique couleur, puis expliqué les termes utilisés dans les chapitres à venir : couleur primaire, composante couleur, plan couleur, ... Enfin, nous avons présenté la technique d'acquisition d'une image numérique couleur, en particulier pour les caméras matricielles mono-CCD. Nous avons vu pourquoi le dématriçage est nécessaire et en quoi il consiste ; c'est sur cet aspect que notre travail se focalise.

Le dématriçage peut être envisagé selon deux points de vue. Le premier consiste à considérer le cube des couleurs en 3 dimensions, afin de retrouver les deux coordonnées manquantes associées aux points couleurs dans cette image couleur à partir d'une seule cordonnée disponible. Le second est de considérer chaque image de composante couleur, afin d'estimer les valeurs manquantes de cette composante en chaque pixel à partir des niveaux disponibles aux pixels voisins. Le dématriçage est alors considéré comme une interpolation spatiale de vecteurs couleur. Dans le chapitre suivant, nous allons examiner les nombreuses méthodes de dématriçage proposées dans la littérature afin d'estimer une image couleur « perceptuellement satisfaisante ».

Chapitre 2

De l'image CFA à l'image couleur estimée : le dématriçage.

Introduction.

Nous avons vu que le dématriçage consiste à interpoler les deux composantes manquantes en chaque pixel d'une image CFA acquise par une caméra mono-CCD. En raison de l'importance de ce traitement pour la qualité de l'image couleur estimée finale, des recherches sont menées dans ce domaine depuis une trentaine d'années. Dans ce chapitre, nous allons d'abord présenter la méthode de dématriçage parmi les plus anciennes et les plus simples, qui procède par interpolation bilinéaire. Puis nous analyserons les artefacts générés par cette approche pour introduire la nécessité d'exploiter, pour le dématriçage, à la fois la corrélation spatiale dans le plan image et la corrélation spectrale entre les composantes couleur. Sur la base de ces deux principes, nous allons classifier les principales méthodes de dématriçage proposées dans la littérature, puis présenter rapidement les idées fortes de chacune ainsi que quelques exemples de résultats obtenus. Nous présenterons enfin plusieurs méthodes récentes qui privilégient l'analyse sur le plan fréquentiel pour estimer les niveaux manquants. L'attention du lecteur est attirée sur la longueur de ce chapitre qui tente de recenser et de décrire les très nombreuses approches de dématriçage, dont certaines parues très récemment dans la littérature.

2.1 Principes d'un dématriçage performant.

2.1.1 Exposé du problème et notations.

Comme il a été décrit dans le chapitre précédent, l'acquisition d'une image par un capteur mono-CCD via le filtre couleur de Bayer, génère une image CFA en niveaux de gris. Le dématriçage réalise un ensemble de traitements sur cette image CFA afin d'estimer une image couleur. La qualité du résultat obtenu – donc la performance de la méthode de dématriçage mise en œuvre – est très variable, et la définition même de cette qualité de l'estimation n'est pas figée. Elle dépend en effet de l'exploitation qui sera faite de l'image couleur estimée. Une étude détaillée de l'évaluation de la qualité du dématriçage sera menée au chapitre suivant.



Figure 2.1 : Procédure générale d'évaluation de la qualité du résultat de dématriçage (exemple de l'interpolation bilinéaire d'un extrait de l'image « Phare »).

Dans le présent chapitre en revanche, nous nous bornerons à une évaluation purement visuelle du résultat, ou éventuellement à une mesure quantitative selon le critère le plus utilisé (rapport signal sur bruit). Ces deux types d'évaluation nécessitent une image de référence qui est comparée à l'image estimée. C'est pourquoi la procédure classique d'évaluation de la qualité du dématriçage, illustrée sur la figure 2.1, consiste à :

- simuler une image CFA acquise par une caméra mono-CCD à partir d'une image couleur issue d'une caméra tri-CCD (ci-après nommée *image de référence*). Cela est réalisé en échantillonnant en chaque pixel une seule composante couleur *R*, *G* ou *B* selon l'arrangement du CFA considéré (celui de Bayer dans notre cas);
- réaliser le dématriçage de cette image CFA pour obtenir une image couleur estimée ;
- comparer l'image de référence originale et l'image couleur estimée par dématriçage, pour mettre en évidence les artefacts présents dans cette dernière.

La grande majorité des travaux relatifs au dématriçage utilisent la base d'images Kodak [Kod91] comme référence (*benchmark*) pour comparer les performances des différentes méthodes. Nous utilisons donc ici quasi-exclusivement la même base d'images, tant pour illustrer les méthodes que pour les comparer. Plus exactement, dans le but de ne pas surcharger les tableaux de résultats, nous reprenons dans cette étude un sous-ensemble représentatif de douze de ces images particulièrement usité dans la littérature. Cette série d'images, sélectionnées pour leurs riches couleurs et textures, est présentée de manière exhaustive en annexe B.1, de façon à pouvoir s'y référer sans les reproduire systématiquement ni intégralement dans le texte.

Avant d'entrer dans le vif du sujet de ce chapitre et afin d'en favoriser la lecture, il nous faut enfin préciser quelques-unes des notations qui y sont les plus utilisées. Dans l'image CFA



Figure 2.2 : Structures de voisinage 3×3 des pixels dans l'image CFA.

(*cf.* figure 1.19), on trouve quatre structures différentes de voisinage spatial 3×3 , représentées sur la figure 2.2. Le dématriçage consiste alors à estimer les deux composantes couleur manquantes du pixel central de chacune de ces quatre structures par la prise en compte des niveaux des pixels voisins et des composantes qui y sont disponibles.

Désignons les structures correspondantes par les composantes couleur disponibles sur la ligne médiane contenant le pixel en question, soit {*GRG*}, {*GBG*}, {*RGR*} et {*BGB*}. On constate que les structures {*GRG*} et {*GBG*} sont structurellement similaires, à la nuance près que les composantes *R* et *B* sont permutées. Elles peuvent donc être traitées de la même façon, ce qui vaut également pour les structures {*RGR*} et {*BGB*}. Dans ce qui suit, on va donc utiliser une description générique, en considérant que le pixel central est situé aux coordonnées spatiales (0,0), et en désignant ses voisins grâce à leurs coordonnées relatives ($\delta x, \delta y$). Lorsque la notation ne souffre aucune ambiguïté, les coordonnées (0,0) seront omises. Par ailleurs, nous utiliserons aussi parfois une lettre (*P*, par exemple) pour désigner un pixel de manière générique, ses composantes couleur étant alors notées *R*(*P*), *G*(*P*) et *B*(*P*). Dans le cas où les coordonnées doivent être explicitées, la notation *P*($\delta x, \delta y$) désignera un pixel par ses coordonnées relatives, ses composantes couleur étant alors notées *R*_{$\delta x, \delta y$}, *G*_{$\delta x, \delta y$}, comme par exemple sur la figure 2.2.

Les méthodes de dématriçage présentées dans la suite de cette partie, en particulier celles exploitant la corrélation spatiale, utilisent des directions privilégiées du plan image, ainsi que certains pixels voisins du pixel considéré. Il nous a donc semblé opportun de définir les notations, présentées sur la figure 2.3, pour les directions spatiales et le voisinage du pixel central.

2.1.2 Dématriçage par interpolation bilinéaire.

Les premiers travaux sur le dématriçage, proposés dans les années 1980, traitent séparément les trois images de composante. Pour trouver les niveaux manquants, on applique une interpolation linéaire sur les niveaux disponibles sur chaque image de composante (ou *plan couleur*), et ce, dans les deux directions principales du plan image. Une telle interpolation bilinéaire est classiquement utilisée pour redimensionner une image numérique monochromatique [GB04].



Figure 2.3 : Notations adoptées pour les directions spatiales et le voisinage du pixel considéré.

Dans le cas de la structure $\{GRG\}$, les valeurs des composantes manquantes bleue \hat{B} et verte \hat{G} du pixel central sont estimées par interpolation bilinéaire grâce aux formules suivantes :

$$\hat{B} = \frac{1}{4} (B_{-1,-1} + B_{1,-1} + B_{-1,1} + B_{1,1}), \qquad (2.1)$$

$$\hat{G} = \frac{1}{4} \left(G_{0,-1} + G_{-1,0} + G_{1,0} + G_{0,1} \right).$$
(2.2)

Pour le cas de la structure $\{RGR\}$, on estime les composantes manquantes rouge \hat{R} et bleue \hat{B} comme suit :

$$\hat{R} = \frac{1}{2} (R_{-1,0} + R_{1,0}),$$
 (2.3)

$$\hat{B} = \frac{1}{2} (B_{0,-1} + B_{0,1}).$$
(2.4)

Comme l'a noté Alleysson [All04], cette interpolation est réalisable par convolution. Il faut pour cela considérer les trois plans formés des seuls niveaux de la composante $k, k \in \{R, G, B\}$, disponibles dans l'image CFA, les autres niveaux étant fixés à zéro. Notons $\varphi^k(I)$ la fonction



Figure 2.4 : Définition des plans $\varphi^k(I^{CFA})$ par échantillonnage de l'image CFA selon chacune des composantes couleur $k, k \in \{R, G, B\}$. L'image CFA et les plans $\varphi^k(I^{CFA})$ sont ici colorisés pour les besoins de l'illustration.

échantillonnant une image en niveau de gris I selon les positions de la composante k dans le CFA :

$$\varphi^{k}(I)(x,y) = \begin{cases} I(x,y) & \text{si la composante } k \text{ est disponible au pixel } P(x,y) \text{ dans } I^{CFA}, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$
(2.5)

La figure 2.4 illustre le cas particulier des plans $\varphi^k(I^{CFA})$ résultant de l'application des fonctions φ^k à I^{CFA} .

Considérons également les filtres de convolution définis par les masques :

$$H^{R} = H^{B} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$
(2.6) et $H^{G} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ (2.7)

Pour déterminer l'image couleur $\hat{\mathbf{I}}$, chacun des plans de composante \hat{I}^k est alors estimé par interpolation bilinéaire en appliquant respectivement le filtre de convolution de masque H^k sur le plan $\varphi^k(I^{CFA})$:

$$\hat{I}^{k} = H^{k} * \varphi^{k}(I^{CFA}), k \in \{R, G, B\}$$
 (2.8)

L'interpolation bilinéaire est simple et rapide, mais elle génère des artefacts manifestes, comme l'illustre aussi la figure 2.1. Sur l'image estimée résultant du dématriçage par cette méthode, nous pouvons remarquer que l'interpolation bilinéaire donne des résultats satisfaisants dans les zones de couleurs homogènes, mais génère beaucoup de fausses couleurs dans les zones de hautes fréquences spatiales (comme les barreaux de la palissade dans cet extrait).

Pour étudier les causes de ces artefacts, nous proposons, à l'instar de Chang et Tan [CT06], de simuler leur génération en utilisant une image de synthèse (*cf.* figure 2.5a). Dans cette image de référence, deux zones homogènes sont séparées par une transition verticale, qui reproduit la frontière entre deux objets réels caractérisés par des nuances de gris différentes. Les trois composantes couleur de chaque pixel sont ainsi égales, les niveaux des pixels (marqués *b*) représentant l'objet sombre de gauche étant inférieurs à ceux des pixels (marqués *h*) représentant



Figure 2.5 : Image de transition verticale dématricée par interpolation bilinéaire. L'image CFA et les plans *R*, *G* et *B* sont ici colorisés pour les besoins de l'illustration.



Figure 2.6 : Variante de l'image 2.5a, dématricée également par interpolation bilinéaire.

l'objet plus clair de droite. La figure 2.5b montre l'image CFA *I*^{CFA} obtenue en échantillonnant une seule composante couleur par pixel selon le CFA de Bayer.

Le résultat du dématriçage de cette image CFA par interpolation bilinéaire est illustré sur la figure 2.5c, dont les figures 2.5d à 2.5f détaillent les trois plans couleur *R*, *G* et *B*. Sur les plans couleur *R* et *B*, cet algorithme de dématriçage produit une colonne de pixels de niveaux intermédiaires, dont la valeur est la moyenne des niveaux représentant les deux objets. Sur le plan vert en revanche, il génère autour de la frontière un crénelage formé de pixels à deux niveaux intermédiaires, l'un de valeur basse (3b + h)/4 et l'autre de valeur haute (3h + b)/4. Globalement, la zone frontière est donc formée d'un motif carré 2×2 de quatre couleurs différentes, répété le long de la transition dans l'image estimée de la figure 2.5c. Le dématriçage a donc engendré ici deux types d'artefacts : l'apparition de couleurs erronées (*« fausses couleurs »*) et un motif crénelé artificiel, désigné dans les publications anglophones sous le nom de *« zipper effect »*, que nous conserverons ici sous sa traduction (*effet de fermeture éclair*).

Selon la position horizontale de la transition dans l'image par rapport à celle du filtre CFA, les couleurs du crénelage généré peuvent être soit rosées comme sur la figure 2.5c, soit bleutées comme sur la figure 2.6c résultant du dématriçage de l'image CFA 2.6b. On peut remarquer que ces deux types d'artefacts apparaissent dans l'image estimée de la figure 2.1.

2.1.3 Principes à exploiter pour le dématriçage.

Examinons les profils marginaux de la ligne médiane de pixels de l'image de référence 2.5a et de son image estimée 2.5c. La différence entre ces profils sur les plans R, G et B est illustrée sur la figure 2.7. La transition, qui se situe aux mêmes positions horizontales sur les trois composantes de l'image de référence, n'est pas reproduite de façon identique dans les trois composantes de l'image estimée. Cette incohérence entre les résultats produits pour les différentes composantes génère des fausses couleurs dans l'image couleur estimée qui en est la combinaison. Une deuxième remarque est que dans la direction orthogonale à celle de la transition, cette dernière correspond à une rupture d'homogénéité, et ce, sur chaque plan couleur de l'image de référence. Après interpolation bilinéaire, le moyennage des niveaux des composantes des pixels situés de part et d'autre de la transition a pour effet de rendre celle-ci moins nette.

En vertu de ces deux constats, nous voyons qu'il y a deux principes à exploiter pour améliorer le résultat du dématriçage : la corrélation spectrale et la corrélation spatiale.

- Corrélation spectrale.

Dans l'image synthétique considérée sur la figure 2.7, les transitions sur les trois plans de composante sont identiques. Cela suppose que les niveaux des trois composantes sont parfaitement corrélés. Dans une image naturelle, Gunturk *et al.* [GAM02] ont montré que les trois composantes couleur sont aussi fortement corrélées. Pour ce faire, les auteurs appliquent un filtre bidimensionnel, composé à partir d'un filtre passe-bas $h_0 = [1 \ 2 \ 1]/4$ et d'un filtre passe-haut $h_1 = [1 \ -2 \ 1]/4$, pour décomposer un plan de composante couleur en quatre sous-bandes issues du filtrage des lignes et des colonnes : (LL) filtrages passe-



Figure 2.7 : Profils marginaux des niveaux de la ligne médiane A-A dans l'image de référence et l'image estimée. Les points noirs représentent des niveaux disponibles, les points blancs des niveaux estimés.

bas (symbolisé *L*) en ligne et en colonne ; (LH) filtrages passe-bas en ligne et passe-haut (symbolisé *H*) en colonne ; (HL) filtrages passe-haut en ligne et passe-bas en colonne ; (HH) filtrages passe-haut en ligne et en colonne. Pour chaque composante couleur, on obtient de cette façon quatre plans de sous-bandes, qui représentent respectivement les informations des zones plutôt homogènes (information de basses fréquences), le détail horizontal (information de hautes fréquences selon la direction horizontale), le détail vertical (information de hautes fréquences selon la direction verticale) et le détail diagonal (information de hautes fréquences selon les directions horizontale et verticale). Puis les auteurs calculent le coefficient de corrélation $r^{R,G}$ entre les composantes rouge et verte sur chaque plan de sous-bande par la formule suivante :

$$r^{R,G} = \frac{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \left(R_{x,y} - \mu^R \right) \left(G_{x,y} - \mu^G \right)}{\sqrt{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \left(R_{x,y} - \mu^R \right)^2} \sqrt{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \left(G_{x,y} - \mu^G \right)^2}},$$
(2.9)

où $R_{x,y}$ (respectivement $G_{x,y}$) représente le niveau du pixel de coordonnées (x,y) du plan

de composante rouge (respectivement verte) dans une même sous-bande, et μ^R et μ^G sont les moyennes des niveaux $R_{x,y}$ et $G_{x,y}$ calculées sur ces mêmes plans de sous-bandes. Le coefficient de corrélation entre les composantes bleue et verte est calculé de la même façon. Les résultats obtenus à partir de tests sur 20 images naturelles montrent que les coefficients sont tous supérieurs à 0,9 dans les sous-bandes contenant au moins une partie de hautes fréquences (LH, HL et HH). Dans la sous-bande de basses fréquences (LL), les coefficients sont moins élevés, mais toujours supérieurs à 0,8. Cela démontre qu'il y a une corrélation très forte entre les niveaux des différentes composantes couleur dans une image naturelle, et ceci est accentué dans les zones de hautes fréquences spatiales. Lian *et al.* [LCZT06] confirment, par une analyse des coefficients d'ondelettes, que les informations de hautes fréquences des trois plans de composante sont non seulement fortement corrélées, mais presque identiques. Cette *corrélation spectrale* intra-pixel peut être utilisée pour retrouver les composantes couleur manquantes en un pixel donné.

– Corrélation spatiale.

On peut considérer qu'une image couleur est composée de régions homogènes juxtaposées. Au sein d'une région homogène, tous les pixels sont caractérisés par des niveaux similaires, et ce, pour chaque composante couleur. Pour estimer les niveaux manquants de chaque pixel considéré, on peut donc exploiter les niveaux des pixels voisins. Cependant, cela est plus délicat pour les pixels situés dans les zones de transition entre deux régions distinctes, car la variation locale des composantes couleur est forte. Du point de vue du dématriçage, le respect de la propriété de *corrélation spatiale* incite donc à éviter d'interpoler les composantes manquantes d'un pixel en utilisant des pixels voisins qui n'appartiennent pas à la même région homogène.

Ces deux principes vont généralement être exploités de manière séquentielle par le processus de dématriçage. La première étape du dématriçage consiste souvent à estimer la composante verte en s'appuyant notamment sur la corrélation spatiale. En effet, selon l'idée de Bayer, l'information disponible du vert est la plus dense dans l'image CFA et représente la luminance de l'image à estimer. L'estimation des composantes rouge et bleue (assimilées à la chrominance) ne se fait que dans un second temps, à l'aide de la luminance déjà interpolée, en utilisant la propriété de corrélation spectrale. Cette façon de procéder est adoptée par un grand nombre de méthodes proposées dans la littérature. Notons aussi que, bien que l'interpolation des composantes rouge et bleue intervienne après celle du vert, la corrélation spectrale est également parfois exploitée pour améliorer la qualité de l'image estimée lors de la première phase du dématriçage.

2.2 Hypothèses principales exploitant la corrélation spectrale.

Pour exploiter la corrélation spectrale entre les composantes, deux hypothèses principales sont proposées dans la littérature. La première concerne la constance du *rapport* des compo-

santes et la seconde, la constance de la *différence* des composantes. Examinons ce que chacune sous-tend avant de comparer ces deux hypothèses.

2.2.1 Constance du rapport des composantes.

L'interpolation basée sur la constance de teinte, proposée par Cok [Cok87], est historiquement la première méthode utilisant la corrélation spectrale. Pour Cok, le terme de *teinte* est entendu comme le rapport entre la chrominance et la luminance, *i.e.* R/G ou B/G.

Cette méthode procède en deux étapes. Dans un premier temps, les valeurs manquantes de la composante verte sont estimées par interpolation bilinéaire. Le niveau de rouge (ou de bleu) est ensuite estimé en chaque pixel où il manque, en pondérant le niveau de vert par la moyenne des rapports des composantes des pixels voisins. Par exemple, pour interpoler le niveau de bleu du pixel au centre de la structure $\{GRG\}$ (*cf.* figure 2.2a), on applique la formule suivante utilisant les quatre voisins diagonaux pour lesquels la composante bleue est disponible :

$$\hat{B} = \hat{G} \cdot \frac{1}{4} \left[\frac{B_{-1,-1}}{\hat{G}_{-1,-1}} + \frac{B_{1,-1}}{\hat{G}_{1,-1}} + \frac{B_{-1,1}}{\hat{G}_{-1,1}} + \frac{B_{1,1}}{\hat{G}_{1,1}} \right].$$
(2.10)

Une telle interpolation bilinéaire entre des rapports de composantes couleur se base sur le fait que ce rapport est localement constant dans une zone homogène.

Kimmel [Kim99] justifie l'hypothèse de constance du rapport des composantes en se basant sur une approche simplifiée modélisant une image couleur comme une observation de surfaces *lambertiennes*. Selon le modèle lambertien, une telle surface possède la propriété de réfléchir les rayons incidents dans toutes les directions avec une énergie égale. Le niveau I(P) reçu en un pixel P est donc indépendant de la position de la caméra, et peut être représenté par :

$$I(P) = \rho \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle, \qquad (2.11)$$

où ρ est l'albédo (ou coefficient de réflexion), $\vec{N}(P)$ est le vecteur normal à l'élément de surface qui se projette sur le pixel P, \vec{l} est le vecteur qui représente la lumière incidente, et $\langle \cdot, \cdot \rangle$ correspond au produit scalaire. L'albédo ρ est déterminé par les caractéristiques du matériau. Il est donc différent pour chaque composante couleur ($\rho^R \neq \rho^G \neq \rho^B$) et les trois composantes couleur peuvent être écrites :

$$I^{R}(P) = \rho^{R} \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle, \qquad (2.12)$$

$$I^{G}(P) = \rho^{G} \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle, \qquad (2.13)$$

$$I^{B}(P) = \rho^{B} \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle.$$
(2.14)

En supposant chaque objet formé d'un matériau unique, les trois coefficients ρ^R , ρ^G et ρ^B sont alors constants en tout point d'un même objet. Par conséquent, le rapport de deux

composantes couleur est aussi constant pour tous les pixels représentant un même objet :

$$K^{k,k'} = \frac{I^k(P)}{I^{k'}(P)} = \frac{\rho^k \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle}{\rho^{k'} \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle} = \frac{\rho^k}{\rho^{k'}} = constante, \qquad (2.15)$$

où $(k,k') \in \{R,G,B\}^2$. Quoique très simplificatrice, cette hypothèse est localement valide et son utilisation se justifie au voisinage de chaque pixel considéré.

2.2.2 Constance de la différence des composantes.

Une autre modélisation simplifiée de la corrélation inter-canaux, également largement utilisée dans la littérature, repose sur l'hypothèse de la constance de la *différence* des composantes. Celle-ci se traduit par une différence constante des composantes couleur pour un même pixel, c'est-à-dire :

$$D^{k,k'} = I^k(P) - I^{k'}(P) = \rho^k \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle - \rho^{k'} \left\langle \vec{N}(P), \vec{l} \right\rangle = constante, \qquad (2.16)$$

où $(k,k') \in \{R,G,B\}^2$. Comme la lumière incidente est supposée localement constante en direction et en amplitude, la différence des composantes sera également constante au voisinage du pixel considéré.

Par conséquent, l'étape d'interpolation de la chrominance par la méthode de Cok présentée précédemment peut se réécrire en utilisant les moyennes des différences de composantes. En conservant l'exemple de la structure $\{GRG\}$ (*cf.* figure 2.2a), on applique la formule suivante pour estimer la composante bleue manquante au centre de la structure :

$$\hat{B} = \hat{G} + \frac{1}{4} \left[(B_{-1,-1} - \hat{G}_{-1,-1}) + (B_{1,-1} - \hat{G}_{1,-1}) + (B_{-1,1} - \hat{G}_{-1,1}) + (B_{1,1} - \hat{G}_{1,1}) \right]. \quad (2.17)$$

La validité de cette approche est également justifiée par Lian *et al.* [LCTZ07]. Grâce à un raisonnement sur la similitude des informations de hautes fréquences entre composantes couleur, les auteurs proposent un lemme dont la formulation est exposée dans l'annexe A.2.1.

2.2.3 Comparaison des deux hypothèses.

L'hypothèse de la différence des composantes est globalement cohérente avec celle de leur rapport utilisée dans la formule (2.10) : en considérant la transformation non linéaire logarithmique, il est possible d'obtenir la différence $D_2^{k,k'}, (k,k') \in \{R,G,B\}^2$:

$$D_2^{k,k'} = \log_{10}\left(\frac{I^k(P)}{I^{k'}(P)}\right) = \log_{10}\left(I^k(P)\right) - \log_{10}\left(I^{k'}(P)\right).$$
(2.18)

Toutefois, nous proposons de comparer ces deux hypothèses formulées par les équations (2.15) et (2.16). Pour prendre en compte la corrélation spectrale lors du dématriçage, il s'avère que la différence des composantes présente certains avantages comparativement au rapport des composantes. Le rapport est en effet très sensible au numérateur quand le dénominateur atteint de



(a) Image de référence



(c) Image de rapport R/G



(e) Réponse du filtre de Sobel sur l'image de rapport R/G



(b) Image de composante G



(d) Image de différence R - G



(f) Réponse du filtre de Sobel sur l'image de différence R - G



petites valeurs. Pour une image acquise dans laquelle les couleurs rouge et/ou bleue sont saturées, les niveaux de la composante verte seront relativement faibles par rapport à ceux de la chrominance (R ou B). Le rapport des composantes, apparaissant par exemple dans l'équation (2.10), est donc très sensible à de faibles variations des composantes rouge et/ou bleue. La figure 2.8a est un exemple d'image naturelle (« Perroquets » de la base Kodak) fortement saturée dans la composante rouge. Les figures 2.8c et 2.8d illustrent les images dont chaque pixel représente, respectivement, le rapport des composantes R/G et la différence des composantes R - G (les niveaux des pixels dans ces deux images sont normalisés par modification linéaire de la dynamique). Nous constatons que ces deux images comportent effectivement moins de hautes fréquences spatiales que l'image de composante verte représentée sur la figure 2.8b.

On applique ensuite le filtre de Sobel sur ces deux images pour mettre en évidence les

pixels où est localisée l'information de hautes fréquences spatiales. Le module de la réponse de ce filtre est montré sur les figures 2.8e et 2.8f. Nous en déduisons que l'image du rapport des composantes comporte, dans la zone du plumage de l'ara de droite où le rouge est saturé, plus d'information de hautes fréquences que l'image de la différence des composantes. Or, le risque de générer des artefacts lors de l'interpolation augmente avec la densité d'information de hautes fréquences spatiales. De plus, les valeurs élevées du rapport des composantes peuvent mener à une valeur de composante interpolée dépassant les bornes de donnée, ce qui n'est pas souhaitable pour le résultat du dématriçage.

Pour pallier ces défauts, un modèle utilisant une translation linéaire appliquée aux trois composantes couleur est proposée par Lukac et Plataniotis [LP04a][LP04b]. Au lieu d'écrire l'hypothèse de constance du rapport des composantes par l'équation (2.15), les auteurs ajoutent à chaque composante une constante β prédéfinie. Ils se basent alors sur une autre hypothèse de constance, qui concorde avec l'équation (2.15) dans les zones uniformes, et qui porte sur le rapport :

$$K_2^{k,k'} = \frac{I^k + \beta}{I^{k'} + \beta},$$
 (2.19)

où $(k,k') \in \{R,G,B\}^2$ et $\beta \in \mathbb{N}$ est un paramètre servant à normaliser le rapport. L'interpolation du niveau de bleu du pixel au centre de la structure $\{GRG\}$, formulée dans l'équation (2.10) avec l'hypothèse de constance du rapport des composantes, devient avec cette nouvelle hypothèse portant sur le rapport normalisé ¹ :

$$\hat{B} = -\beta + (\hat{G} + \beta) \cdot \frac{1}{4} \cdot \left[\frac{B_{-1,-1} + \beta}{\hat{G}_{-1,-1} + \beta} + \frac{B_{1,-1} + \beta}{\hat{G}_{1,-1} + \beta} + \frac{B_{-1,1} + \beta}{\hat{G}_{-1,1} + \beta} + \frac{B_{1,1} + \beta}{\hat{G}_{1,1} + \beta} \right].$$
(2.20)

Afin d'éviter les écarts importants entre les valeurs du dénominateur et du numérateur, Lukac et Plataniotis ont proposé de fixer β à 256, c'est-à-dire de borner le rapport normalisé des composantes R/G et B/G entre 0,5 et 2. Les auteurs affirment que la qualité de l'interpolation dans les zones de transition entre objets et de détails fins est améliorée en se basant sur cette hypothèse.

Pour terminer cette étude sur les principales hypothèses utilisées dans le dématriçage, nous comparons la qualité de l'image estimée dans chaque cas. Nous avons pour cela appliqué la procédure de la figure 2.1 sur les douze images naturelles tirées de la base de Kodak : une image CFA est d'abord simulée en échantillonnant chaque image couleur selon le CFA de Bayer. Puis nous appliquons les méthodes de dématriçage présentées dans les sections 2.2.1 et 2.2.2, qui utilisent respectivement le rapport et la différence des composantes. Enfin, la qualité de l'estimation est évaluée grâce à un critère permettant de comparer l'image estimée et l'image couleur de référence. Le critère retenu ici, permettant une mesure objective, est le rapport signal

^{1.} Les auteurs intègrent en outre, dans cette formule d'interpolation, des facteurs de pondération – non repris ici – dépendant de la forme rencontrée localement.

sur bruit pic-à-pic (en anglais, *PSNR* ou *Peak Signal-Noise Ratio*), qui est le plus souvent utilisé dans la littérature et qui sera largement repris au chapitre suivant (*cf.* partie 3.2.1). Comme la composante verte est interpolée par la méthode bilinéaire, le résultat de dématriçage en est identique quelle que soit l'hypothèse considérée. Nous calculons donc les rapports signal sur bruit pic-à-pic pour les seuls plans de composantes rouge et bleue. Ceux-ci sont obtenus à partir des erreurs d'estimation quadratiques moyennes (en anglais, *MSE* ou *Mean Square Error*) entre l'image de référence et l'image estimée ; par exemple, pour le plan rouge :

$$MSE^{R} = \frac{1}{XY} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \left(I_{x,y}^{R} - \hat{I}_{x,y}^{R} \right)^{2}, \qquad (2.21)$$

$$PSNR^{R} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{255^{2}}{MSE^{R}}\right).$$

$$(2.22)$$

Les résultats obtenus pour les rapports signal sur bruit pic-à-pic des plans de composantes rouge et bleue, présentés dans le tableau 2.1, montrent que la qualité des images estimées en utilisant la différence des composantes est systématiquement supérieure à celle des images estimées en utilisant le rapport des composantes. Cela est particulièrement marqué pour l'image « Perroquets » présentée sur la figure 2.8a. Le rapport normalisé K_2 subit moins de variations brutales que le rapport simple K dans les zones de hautes fréquences spatiales. Il est donc mieux adapté que le rapport K à l'interpolation des niveaux R et B, et permet d'obtenir des valeurs de $PSNR^R$ et $PSNR^B$ globalement plus élevés. Cependant, la différence des composantes donne en général de meilleurs résultats, et c'est l'hypothèse la plus souvent utilisée pour exploiter la corrélation spectrale dans les méthodes de dématriçage.

2.3 Méthodes exploitant la corrélation spatiale.

La motivation principale pour estimer la composante G avant les deux autres est que le nombre d'échantillons disponibles dans l'image CFA est deux fois supérieur à ceux du R et du B. Un plan de composante G complètement déterminé va ensuite faciliter l'estimation des plans R et B. Mais il s'ensuit que la qualité de l'estimation de la composante G devient critique pour la performance du dématriçage, car les erreurs qu'elle induit vont se propager dans l'étape suivante d'estimation de la chrominance. Beaucoup d'efforts sont donc consacrés à améliorer la qualité d'estimation de la composante G qui est généralement assimilée à la luminance.

Cela nécessite de bien estimer le niveau de *G* dans les zones de hautes fréquences spatiales, contenant des contours ou encore des motifs texturés. Plus concrètement, quand le voisinage d'un pixel concerné par l'interpolation est situé sur la transition entre deux zones homogènes, il faut estimer les valeurs manquantes en ce pixel le long de la transition et non à travers elle. Autrement dit, les pixels voisins à considérer pour l'interpolation ne doivent pas appartenir à des zones homogènes distinctes. Pour exploiter la corrélation spatiale dans le dématriçage, la question fondamentale est donc de déterminer la direction de la transition entre zones homogènes à

Image	PSNR ^R			PSNR ^B			
	D	K	K_2	D	K	<i>K</i> ₂	
1	38,922	36,850	38,673	38,931	38,678	38,936	
2	31,321	31,152	31,311	31,154	30,959	31,129	
3	37,453	36,598	37,348	37,093	36,333	36,676	
4	27,118	26,985	27,146	27,007	26,889	27,008	
5	36,085	35,838	36,073	35,999	35,819	35,836	
6	32,597	31,911	32,563	32,570	32,178	32,217	
7	34,481	34,376	34,470	34,402	34,208	34,399	
8	31,740	31,415	31,696	31,569	31,093	31,289	
9	35,382	35,058	35,347	34,750	34,324	34,411	
10	32,137	31,863	32,118	31,842	31,532	31,693	
11	34,182	33,669	34,143	33,474	33,193	33,363	
12	30,581	30,413	30,565	29,517	29,263	29,364	
Moyenne	33,500	33,011	33,454	33,192	32,872	33,027	

Tableau 2.1 : Rapports signal sur bruit pic-à-pic (en décibels) des plans rouge (*PSNR^R*) et bleu (*PSNR^B*) pour 12 images de la base Kodak [Kod91], obtenus par dématriçage sous hypothèses de constance de la différence *D* des composantes (*cf.* équation (2.16) et formule d'interpolation (2.17)), de leur rapport *K* (*cf.* équation (2.15) et formule d'interpolation (2.10)) et de leur rapport normalisé K_2 ($\beta = 256$) (*cf.* équation (2.19) et formule d'interpolation (2.20)). Pour chaque composante et chaque image, la valeur écrite en gras met en évidence l'hypothèse fournissant le meilleur résultat.

partir des échantillons disponibles dans l'image CFA.

2.3.1 Méthodes basées sur un gradient local.

De prime abord, le calcul d'un gradient constitue une solution pour sélectionner la direction de la transition. La méthode proposée par Hibbard [Hib95] utilise des gradients horizontal et vertical, calculés en chaque pixel dont on souhaite estimer la composante G, pour déterminer la direction selon laquelle l'interpolation fournit la meilleure estimation de ce niveau de vert.

Prenons la structure $\{GRG\}$ à titre d'exemple (*cf.* figure 2.2a). Le niveau de vert \hat{G} du pixel central est estimé en deux étapes :

1. Calculer une approximation de la norme du gradient (ci-après noté *gradient* pour simplifier) selon les directions horizontale et verticale, respectivement par :

$$\Delta^{x} = |G_{-1,0} - G_{1,0}|, \qquad (2.23)$$

$$\Delta^{y} = |G_{0,-1} - G_{0,1}|.$$
(2.24)

2. Interpoler le niveau de vert selon la règle :

$$\int (G_{-1,0} + G_{1,0})/2 \qquad \text{si } \Delta^x < \Delta^y , \qquad (2.25a)$$

$$\hat{G} = \begin{cases} (G_{0,-1} + G_{0,1})/2 & \text{si } \Delta^x > \Delta^y, \end{cases}$$
 (2.25b)

$$(G_{0,-1} + G_{-1,0} + G_{1,0} + G_{0,1})/4 \quad \text{si } \Delta^x = \Delta^y.$$
(2.25c)

R _{-2,-2}	G _{-1,-2}	R _{0,-2}	G _{1,-2}	R _{2,-2}
G _{-2,-1}		G _{0,-1}		G _{2,-1}
R _{-2,0}	G _{-1,0}	R _{0,0}	G _{1,0}	R _{2,0}
G _{-2,1}		G _{0,1}		G _{2,1}
R _{-2,2}	G _{-1,2}	R _{0,2}	G _{1,2}	R _{2,2}

Figure 2.9 : Motif de voisinage 5×5 centré en {*GRG*} dans l'image CFA.

Laroche et Prescott [LP93] proposent une variante de cette méthode, qui consiste à tenir compte des niveaux disponibles dans un voisinage 5×5 pour estimer le gradient, par exemple $\Delta^x = |2R - R_{-2,0} - R_{2,0}|$. Par ailleurs, Hamilton et Adams [HA97] proposent de combiner les deux approches. Pour trouver la direction d'interpolation, ces auteurs utilisent la différence absolue de la composante verte calculée grâce aux voisins immédiats, ainsi que celle du rouge ou du bleu dont les échantillons sont distants de 2 pixels. Par exemple, pour estimer la composante verte dans le cas de la structure {*GRG*} (*cf.* figure 2.9), la méthode de Hamilton et Adams est basée sur l'algorithme suivant :

1. Calculer les gradients horizontal Δ^x et vertical Δ^y :

$$\Delta^{x} = \left| G_{-1,0} - G_{1,0} \right| + \left| 2R - R_{-2,0} - R_{2,0} \right|, \qquad (2.26)$$

$$\Delta^{y} = \left| G_{0,-1} - G_{0,1} \right| + \left| 2R - R_{0,-2} - R_{0,2} \right|.$$
(2.27)

2. Interpoler le niveau de vert selon la règle :

$$\int (G_{-1,0} + G_{1,0})/2 + (2R - R_{-2,0} - R_{2,0})/4 \quad \text{si } \Delta^x < \Delta^y,$$
(2.28a)

$$\hat{G} = \begin{cases} (G_{0,-1} + G_{0,1})/2 + (2R - R_{0,-2} - R_{0,2})/4 & \text{si } \Delta^x > \Delta^y, \\ (G_{0,-1} + G_{-1,0} + G_{1,0} + G_{0,1})/4 \end{cases}$$
(2.28b)

$$\begin{cases} (4R - R_{0,-2} - R_{-2,0} - R_{0,2})/8 & \text{si } \Delta^x = \Delta^y. \end{cases}$$
 (2.28c)

Cette dernière proposition donne de bien meilleurs résultats que la méthode de Hibbard, non seulement parce qu'elle calcule le gradient plus précisément en combinant les informations de deux composantes couleur, mais aussi parce qu'elle exploite la corrélation spectrale pour interpoler la composante verte. Par exemple, la formule (2.28a) interpolant la composante verte horizontalement peut être décomposée en deux parties, une estimation à gauche \hat{G}^g et une autre à droite \hat{G}^d :

$$\hat{G}^{g} = G_{-1,0} + (R - R_{-2,0})/2,$$
 (2.29)

$$\hat{G}^d = G_{1,0} + (R - R_{2,0})/2,$$
 (2.30)

$$\hat{G} = \left(\hat{G}^g + \hat{G}^d\right)/2. \tag{2.31}$$

Cette interpolation découle de l'hypothèse de constance des différences des composantes ; elle exploite donc la corrélation spectrale pour estimer la composante verte. Notons que, dans ces équations, il est supposé que le gradient horizontal est du même ordre de grandeur pour les composantes verte et rouge. Une formulation complète en a été donnée par Li et Randhawa [LR05]. Ces auteurs montrent en outre que la composante verte peut, de façon plus générale, être estimée par une série de Taylor à condition de considérer que les niveaux de vert forment une fonction *g* continue et dérivable selon une direction principale (*i.e.* horizontale ou verticale). Les formules ci-dessus d'estimation de \hat{G}^g et \hat{G}^d peuvent alors être vues comme des approximations de cette série au premier ordre. En effet, pour le cas de \hat{G}^g par exemple, l'approximation selon la direction horizontale s'écrit $g(x) = g(x-1) + g'(x-1) \approx$ g(x-1) + (g(x) - g(x-2))/2. L'hypothèse de constance locale de la différence des composantes permet ensuite d'écrire $\hat{G}_x - \hat{G}_{x-2} = R_x - R_{x-2}$, donc d'aboutir à la formule (2.29). Les auteurs proposent une approximation utilisant la dérivée seconde. Par exemple, la formule pour estimer G^g devient :

$$\hat{G}^{g} = G_{-1,0} + (R - R_{-2,0})/2 + (R - R_{-2,0})/4 - (G_{-1,0} - G_{-3,0})/4, \qquad (2.32)$$

formule pour laquelle la taille du voisinage utilisé doit être étendue à 7×7 pixels. Le terme nouvellement introduit par rapport à l'équation (2.29) permet d'affiner l'estimation de la composante verte. Un raisonnement analogue peut être utilisé pour sélectionner la direction d'interpolation. Cette augmentation de l'ordre d'approximation améliore, selon les auteurs, les résultats pour l'image estimée selon le critère des erreurs quadratiques moyennes (*MSE*).

Une autre proposition émane de Su [Su06], à savoir interpoler le niveau de vert comme une somme pondérée des valeurs définies par les équations (2.28a) et (2.28b). En nommant respectivement celles-ci $\hat{G}^x = (G_{-1,0} + G_{1,0})/2 + (2R - R_{-2,0} - R_{2,0})/4$ et $\hat{G}^y = (G_{0,-1} + G_{0,1})/2 + (2R - R_{0,-2} - R_{0,2})/4$, la combinaison des interpolations horizontale et verticale s'écrit :

$$\hat{G} = \begin{cases} w_1 \cdot \hat{G}^x + w_2 \cdot \hat{G}^y & \text{si } \Delta^x < \Delta^y, \end{cases}$$
(2.33a)

$$(w_1 \cdot \hat{G}^y + w_2 \cdot \hat{G}^x \quad \text{si } \Delta^x > \Delta^y,$$
 (2.33b)

où w_1 et w_2 sont les poids appliqués, la formule (2.28c) étant inchangée en cas d'égalité des gradients (*i.e.* $\hat{G} = (\hat{G}^x + \hat{G}^y)/2$ si $\Delta^x = \Delta^y$). Le terme correspondant à la variation de niveaux la moins forte doit être affecté du poids le plus fort (*i.e.* $w_1 > w_2$); les équations (2.28a) et (2.28b) correspondent d'ailleurs au cas particulier $w_1 = 1$, $w_2 = 0$. Inclure ainsi les termes associés à une forte variation des niveaux permet de tenir compte des informations de hautes fréquences



Figure 2.10 : Problème du choix de la direction d'interpolation avec la méthode de Hamilton et Adams [HA97], sur un extrait de l'image de référence « Phare » contenant de fins détails. Les deux graphes indiquent les valeurs des composantes R et G utilisées pour le calcul des gradients horizontal et vertical. Les points de couleur représentent des valeurs disponibles dans l'image CFA, utilisées pour le calcul du gradient, et les points blancs représentent des valeurs à estimer. Comme $\Delta^x < \Delta^y$, les pixels voisins horizontaux sont utilisés à tort pour l'estimation \hat{G} . Ceci est montré par la figure en bas à droite, avec le résultat erroné du dématriçage (pour le seul pixel central).

dans la formule même d'interpolation de la composante verte. Pour les poids, l'auteur retient les valeurs minimisant la somme des erreurs quadratiques moyennes des trois plans couleur sur une grande série d'images estimées, à savoir $w_1 = 0.87$ et $w_2 = 0.13$.

D'autres chercheurs, comme Hirakawa et Parks [HP05] ou Menon *et al.* [MAC07], ont utilisé la méthode des bancs de filtres pour estimer la composante verte manquante, avant de sélectionner une direction horizontale ou verticale pour l'interpolation aux structures {*GRG*} et {*GBG*} disponibles dans l'image CFA. Ils ont ainsi calculé des filtres monodimensionnels de taille 5, optimaux vis-à-vis de certains critères conçus pour éviter les artefacts d'interpolation. Les filtres optimaux proposés (par exemple, $h_{opt} = [-0.2569\ 0.4339\ 0.5138\ 0.4339\ -0.2569]$ pour celui de Hirakawa et Parks) sont proches de la formule proposée par Hamilton et Adams.

Le calcul des composantes R et B n'est pas détaillé ici, car l'originalité des approches évoquées dans cette partie tient principalement dans l'estimation de la composante G. À titre indicatif, le lecteur est invité à se reporter à l'annexe A.1 pour un complément relatif à la méthode de Hamilton et Adams.

2.3.2 Méthodes basées sur la cohérence des directions d'interpolation.

La méthode de Hamilton et Adams, décrite précédemment, détermine la direction d'interpolation sur la base des gradients horizontal et vertical. Mais ce critère peut être inapproprié et fournir des résultats peu satisfaisants dans des zones très texturées ou contenant des objets fins. Par exemple, sur la figure 2.10, on constate que l'approximation des gradients horizontal Δ^x et vertical Δ^y ne permet pas toujours de prendre la bonne décision quant à la direction d'interpolation. Wu et Zhang [WZ04] proposent une approche pour déterminer cette direction de manière plus fiable, toujours en utilisant un voisinage local. Deux niveaux candidats sont calculés pour interpoler la valeur verte manquante en un pixel : l'un est déterminé avec les voisins horizontaux, l'autre avec les voisins verticaux. Puis, la valeur *R* ou *B* manquante est estimée selon les directions horizontale et verticale avec chacun de ces deux candidats pour le *G*. Finalement, la direction d'interpolation sélectionnée est celle selon laquelle la somme des gradients dans les plans de différence des composantes (R - G et B - G) est la plus faible sur un voisinage du pixel considéré. Cette direction d'interpolation permet de sélectionner les niveaux – précédemment calculés – à prendre en compte pour estimer les composantes manquantes du pixel.

De façon plus détaillée, l'approche de Wu et Zhang comporte les étapes suivantes :

- 1. En chaque pixel où manque la composante verte, calculer deux niveaux candidats : l'un, noté \hat{G}^x , utilisant la direction horizontale (selon l'équation (2.28a)) et l'autre, noté \hat{G}^y , utilisant la direction verticale (selon l'équation (2.28b)). Pour les autres pixels, prendre $\hat{G}^x = \hat{G}^y = G$.
- 2. En chaque pixel où la composante verte est disponible, calculer deux niveaux candidats (un horizontal et un vertical) pour chacune des deux composantes rouge et bleue manquantes. Dans la structure $\{RGR\}$ par exemple (*cf.* figure 2.2c), on utilise :

$$\hat{R}^{x} = G + \frac{1}{2}(R_{-1,0} - \hat{G}_{-1,0}^{x} + R_{1,0} - \hat{G}_{1,0}^{x}),$$
 (2.34)

$$\hat{R}^{y} = G + \frac{1}{2} (R_{-1,0} - \hat{G}^{y}_{-1,0} + R_{1,0} - \hat{G}^{y}_{1,0}), \qquad (2.35)$$

$$\hat{B}^{x} = G + \frac{1}{2} (B_{0,-1} - \hat{G}^{x}_{0,-1} + B_{0,1} - \hat{G}^{x}_{0,1}), \qquad (2.36)$$

$$\hat{B}^{y} = G + \frac{1}{2} (B_{0,-1} - \hat{G}^{y}_{0,-1} + B_{0,1} - \hat{G}^{y}_{0,1}).$$
(2.37)

3. En chaque pixel où la composante verte n'est pas disponible, calculer deux niveaux candidats pour les composantes manquantes (\hat{B} aux positions des échantillons *R*, et inversement). Dans la structure {*GRG*} par exemple (*cf.* figure 2.2a) :

$$\hat{B}^{x} = \hat{G}^{x} + \frac{1}{4} \sum_{P \in V'_{4}} (B(P) - \hat{G}^{x}(P)), \qquad (2.38)$$

$$\hat{B}^{y} = \hat{G}^{y} + \frac{1}{4} \sum_{P \in V'_{4}} (B(P) - \hat{G}^{y}(P)), \qquad (2.39)$$

où V'_4 est le voisinage constitué des 4 pixels diagonaux (cf. figure 2.3c).

4. Réaliser l'estimation définitive en chaque pixel, en sélectionnant l'un des triplets de composantes parmi les deux candidats calculés respectivement selon les directions horizontale et verticale. Le but étant de sélectionner la direction selon laquelle les différences de composantes (R - G) et (B - G) présentent des variations minimales, les auteurs proposent le critère de sélection suivant :

$$(\hat{R}, \hat{G}, \hat{B}) = \begin{cases} (\hat{R}^x, \hat{G}^x, \hat{B}^x) & \text{si } \Delta^x < \Delta^y, \end{cases}$$
(2.40a)

$$\left(\hat{R}^{y},\hat{G}^{y},\hat{B}^{y}\right) \quad \text{si } \Delta^{x} \ge \Delta^{y}, \qquad (2.40b)$$

où Δ^x et Δ^y sont respectivement les gradients horizontal et vertical calculés sur le plan de différence des composantes estimées. Plus précisément, ces gradients sont calculés en considérant tous les couples (*P*,*Q*) de pixels distincts, respectivement en ligne et en colonne, dans la fenêtre *V*₉ (*cf.* figure 2.3e) de taille 3 × 3 centrée sur le pixel à estimer :

$$\Delta^{x} = \sum_{\substack{(P,Q) \in V_{9} \times V_{9} \\ y(P) = y(Q)}} \left| \left(\hat{R}^{x}(P) - \hat{G}^{x}(P) \right) - \left(\hat{R}^{x}(Q) - \hat{G}^{x}(Q) \right) \right| \\ + \left| \left(\hat{B}^{x}(P) - \hat{G}^{x}(P) \right) - \left(\hat{B}^{x}(Q) - \hat{G}^{x}(Q) \right) \right|,$$
(2.41)

$$\Delta^{y} = \sum_{\substack{(P,Q)\in V_{9}\times V_{9}\\x(P)=x(Q)}} \left| \left(\hat{R}^{y}(P) - \hat{G}^{y}(P) \right) - \left(\hat{R}^{y}(Q) - \hat{G}^{y}(Q) \right) \right| + \left| \left(\hat{B}^{y}(P) - \hat{G}^{y}(P) \right) - \left(\hat{B}^{y}(Q) - \hat{G}^{y}(Q) \right) \right|.$$
(2.42)

Cette méthode utilise les mêmes formules que celle de Hamilton et Adams pour interpoler les niveaux de couleur manquants, mais améliore la détermination de la direction d'interpolation en utilisant une fenêtre 3×3 , plutôt qu'une seule ligne ou colonne, et en y mesurant le gradient des différences de composantes (R - G et B - G) pour en minimiser la variation locale.

D'autres auteurs ont cherché à affiner la sélection de la direction d'interpolation, afin d'approcher plus fidèlement encore les pixels correspondant à la scène observée. Par exemple, Hirakawa et Parks [HP05] proposent un critère de sélection utilisant le nombre de pixels ayant des couleurs homogènes dans le voisinage d'un pixel donné. En calculant les distances entre le pixel concerné et ses voisins dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$, mieux adapté à la représentation de la perception humaine des couleurs que l'espace *RGB*, les auteurs proposent un critère d'homogénéité à seuillage adaptatif qui permet de réduire les artefacts couleur dûs à une mauvaise sélection de la direction d'interpolation. Chung et Chan [CC06], après avoir démontré que l'interpolation du plan vert est cruciale pour la qualité de l'image estimée, proposent d'estimer la variance de la différence des composantes couleur dans un voisinage pour évaluer l'homogénéité locale, et de choisir la direction correspondant à la variance minimale. Ce critère permet d'affiner l'estimation de la composante verte, en particulier dans les zones texturées. Omer et Werman [OW04] utilisent un moyen similaire pour sélectionner la direction d'interpolation, à la nuance près qu'ils se fondent sur la variance locale du *rapport* des composantes. Ces derniers auteurs proposent également un critère basé sur le nombre de coins dans un voisinage, en faisant l'hypothèse que les artefacts provoquent l'apparition de coins artificiels dans l'image estimée. En appliquant un opérateur de Harris [HS88] détecteur de coins, il est possible de sélectionner la direction d'interpolation qui fournit le moins de coins détectés possible.

2.3.3 Méthodes basées sur la reconnaissance de formes.

L'objectif de cette méthode est d'identifier le type de forme présente au voisinage de chaque pixel et de réaliser ensuite une interpolation adaptée à la forme identifiée localement. Cette idée a d'abord été mise en œuvre par Cok dans son brevet déposé en 1986 [Cok86][Cok94], où l'auteur classe les voisinages 3×3 en contour, bande ou coin (*cf.* figure 2.11). La partie originale de l'algorithme consiste en l'interpolation de la composante verte aux positions où elle manque. Pour estimer cette composante au pixel *P* (où *P* est le pixel central de la structure {*GRG*} ou {*GBG*}) en fonction de la forme rencontrée localement, Cok propose la méthode suivante :

- Calculer la moyenne des niveaux de vert disponibles aux quatre voisins les plus proches du pixel P (*i.e.* appartenant à V₄, défini figure 2.3b). Déterminer si chacun de ces quatre niveaux de vert est inférieur (b), supérieur (h), ou égal à la moyenne. Trier aussi ces quatre valeurs par ordre décroissant, soit G₁ ≥ G₂ ≥ G₃ ≥ G₄, et calculer leur médiane M = (G₂+G₃)/2.
- 2. Classifier le voisinage du pixel à interpoler comme :
 - (a) *contour* s'il contient 3 h et 1 b ou l'inverse (*cf.* figure 2.11a);
 - (b) *bande* s'il contient 2 h et 2 b opposés deux à deux (*cf.* figure 2.11b);
 - (c) coin s'il contient 2 h et 2 b adjacents deux à deux (cf. figure 2.11c).

Dans le cas particulier où deux valeurs sont égales à la moyenne, on considère que l'on est en présence :

- (a) d'une bande si les deux autres pixels b et h sont opposés ;
- (b) d'un contour sinon.
- 3. Interpoler le niveau de vert manquant selon la forme du voisinage :
 - (a) pour un contour, $\hat{G} = M$;
 - (b) pour une bande, $\hat{G} = CLIP_{G_3}^{G_2}(M (S M))$, où *S* est la moyenne des niveaux de vert des huit pixels voisins marqués *Q* dans la figure 2.11d;
 - (c) pour un coin, $\hat{G} = CLIP_{G_3}^{G_2}(M (S' M))$, où S' est la moyenne des niveaux de vert des quatre pixels voisins marqués Q dans la figure 2.11e et situés de part et d'autre de la frontière entre les pixels b et h.



Figure 2.11 : Formes proposées par Cok pour interpoler la composante verte au pixel *P*. Ces formes sont définies modulo $\pi/2$, ce qui donne 4 dispositions possibles pour les formes *Contour* et *Coin*, et 2 pour la forme *Bande*.

La fonction $CLIP_{G_3}^{G_2}$ limite simplement la valeur interpolée à l'intervalle $[G_3, G_2]$:

$$\forall \alpha \in \mathbb{R}, CLIP_{G_3}^{G_2}(\alpha) = \begin{cases} \alpha & \text{si } G_3 \leqslant \alpha \leqslant G_2, \\ G_2 & \text{si } \alpha > G_2, \\ G_3 & \text{si } \alpha < G_3. \end{cases}$$
(2.43)

Cette méthode classifiant les formes de voisinage en trois groupes couvre trois situations possibles dans une image. Mais le critère utilisé pour distinguer les trois formes est encore trop simple, et la comparaison des niveaux avec leur moyenne ne suffit pas toujours pour déterminer correctement la forme en présence. De plus, dans le cas d'une forme « bande », l'interpolation ne tient pas compte de la direction de cette bande.

Chang et Tan [CT06] mettent également en œuvre une méthode de reconnaissance de formes, mais l'appliquent sur les plans des différences de composantes (R - G et B - G) afin d'interpoler les composantes R et B, G étant estimée auparavant grâce à la méthode de Hamilton et Adams décrite dans la partie 2.3.1. L'idée sous-jacente est d'exploiter simultanément les corrélations spatiale et spectrale, et de se baser sur une information locale de contour moins génératrice d'artefacts couleur. Les plans des différences de composantes comportent certes moins de hautes fréquences spatiales que les plans de composante (cf. figure 2.8), mais peuvent fournir une information pertinente sur les contours dans les zones où celle-ci est particulièrement complexe.

2.3.4 Méthodes basées sur l'interpolation linéaire à pondération adaptative.

Les méthodes précédentes, comme la méthode basée sur la reconnaissance de formes ou le gradient directionnel, réalisent l'interpolation selon le contexte local. Elles requièrent donc une étape de classification du voisinage en amont. L'interpolation linéaire à pondération adaptative, proposée d'abord par Kimmel [Kim99], est une méthode qui regroupe ces deux étapes en une seule. Elle consiste à associer, à chaque niveau disponible du voisinage, un poids normalisé dépendant d'un gradient directionnel, la direction de ce gradient étant spécifique à chaque pixel voisin.

Par exemple, pour interpoler le niveau de vert au centre de la structure $\{GRG\}$ ou $\{GBG\}$, la formule est la suivante :

$$\hat{G} = \frac{w_{0,-1} \cdot G_{0,-1} + w_{-1,0} \cdot G_{-1,0} + w_{1,0} \cdot G_{1,0} + w_{0,1} \cdot G_{0,1}}{w_{0,-1} + w_{-1,0} + w_{1,0} + w_{0,1}},$$
(2.44)

où les coefficients $w_{\delta x, \delta y}$ sont les facteurs de pondération calculés en fonction du voisinage du pixel considéré. De façon à exploiter la corrélation spatiale, ces poids sont ajustés pour tenir compte de la forme rencontrée dans le voisinage ; ainsi, l'interpolation s'adapte automatiquement à la transition présente dans l'image. Bien entendu, la détermination de ces poids est cruciale pour la qualité des résultats fournis par cette méthode.

Kimmel [Kim99] propose de calculer les poids $w_{\delta x,\delta y}$ en utilisant des gradients locaux. Dans un premier temps, les gradients directionnels sont calculés en un pixel donné *P* de l'image CFA grâce aux niveaux de ses voisins. On définit les gradients dans les directions horizontale, verticale, *x*'-diagonale (de haut-droit à bas-gauche) et *y*'-diagonale (de haut-gauche à basdroit)(*cf*. figure 2.3a) grâce à un voisinage 3×3 d'un pixel de l'image CFA, respectivement par les formules génériques :

$$\Delta^{x}(P) = (P_{1,0} - P_{-1,0})/2, \qquad (2.45)$$

$$\Delta^{y}(P) = (P_{0,-1} - P_{0,1})/2, \qquad (2.46)$$

$$\Delta^{x'}(P) = \begin{cases} \max\left(\left|(G_{1,-1}-G)/\sqrt{2}\right|, \left|(G_{-1,1}-G)/\sqrt{2}\right|\right) & \text{aux positions } G \text{ du CFA}, \quad (2.47a) \\ (P_{1,-1}-P_{-1,1})/2\sqrt{2} & \text{ailleurs}, \quad (2.47b) \end{cases}$$

$$\Delta^{y'}(P) = \begin{cases} \max\left(\left|(G_{-1,-1}-G)/\sqrt{2}\right|, \left|(G_{1,1}-G)/\sqrt{2}\right|\right) & \text{aux positions } G \text{ du CFA}, \quad (2.48a) \\ (P_{-1,-1}-P_{1,1})/2\sqrt{2} & \text{ailleurs}, \quad (2.48b) \end{cases}$$

où $P_{\delta x, \delta y}$ désigne le pixel voisin de *P* ayant pour coordonnées relatives ($\delta x, \delta y$) dans l'image CFA. Ici, *R*, *G* ou *B* n'est pas précisé car ces formules génériques s'appliquent à tous les pixels

de l'image CFA, quelle que soit la composante disponible. Notons toutefois que les différences qui y apparaissent font toutes intervenir les niveaux disponibles d'une même composante couleur.

Le poids $w_{\delta x, \delta y}$ dans la direction $d, d \in \{x, y, x', y'\}$, est ensuite calculé à partir des gradients directionnels par :

$$w_{\delta x,\delta y} = \frac{1}{\sqrt{1 + \Delta^d(P)^2 + \Delta^d(P_{\delta x,\delta y})^2}},$$
(2.49)

où la direction *d* de calcul du gradient Δ^d est définie par le pixel central *P* et son voisin $P_{\delta x, \delta y}$. Par exemple, à la position $(\delta x, \delta y) = (1,0)$ qui est à droite de *P*, le calcul est effectué sur la direction horizontale *x*; $\Delta^d(P)$ et $\Delta^d(P_{1,0})$ sont donc calculés par la formule (2.45) définissant Δ^x :

$$w_{1,0} = \frac{1}{\sqrt{1 + (P_{-1,0} - P_{1,0})^2 / 4 + (P_{2,0} - P)^2 / 4}}.$$
(2.50)

La définition du poids $w_{\delta x, \delta y}$ se base sur le fait que, si une transition locale est présente dans une direction donnée, le gradient dans cette direction sera important. Par conséquent, le poids *w* sera proche de 0 pour ce voisin $P_{\delta x, \delta y}$ et contribuera peu à l'estimation finale de la composante verte selon l'équation (2.44). Le poids $w_{\delta x, \delta y}$ sera par contre égal à 1 quand les gradients directionnels sont nuls.

Des modifications pour calculer les poids *w* sont proposées par Lu et Tan [LT03], qui utilisent un masque de Sobel pour évaluer le gradient directionnel et emploient la valeur absolue des gradients en remplacement de leur carré afin d'accélérer le calcul. Cette modification est également adoptée par Lukac et Plataniotis [LP05a].

Une fois le plan vert intégralement déterminé grâce à l'équation (2.44), les niveaux de rouge et de bleu sont estimés grâce aux rapports R/G et B/G des pixels voisins. Pour estimer la composante bleue par exemple, on procède en deux temps (la composante rouge s'estimant de façon similaire) :

1. Interpolation aux positions où la composante rouge est disponible (structure $\{GRG\}$):

$$\hat{B} = \hat{G} \cdot \frac{\sum_{P \in V_4'} w(P) \cdot \frac{B(P)}{\hat{G}(P)}}{\sum_{P \in V_4'} w(P)} = \hat{G} \cdot \frac{w_{-1,-1} \cdot \frac{B_{-1,-1}}{\hat{G}_{-1,-1}} + w_{1,-1} \cdot \frac{B_{1,-1}}{\hat{G}_{1,-1}} + w_{-1,1} \cdot \frac{B_{-1,1}}{\hat{G}_{-1,1}} + w_{1,1} \cdot \frac{B_{1,1}}{\hat{G}_{1,1}}}{w_{-1,-1} + w_{1,-1} + w_{-1,1} + w_{1,1}}.$$
(2.51)

2. Interpolation aux positions restantes où manque la composante bleue (structures {*RGR*} et {*BGB*}) :

$$\hat{B} = G \cdot \frac{\sum_{P \in V_4} w(P) \cdot \frac{\hat{B}(P)}{\hat{G}(P)}}{\sum_{P \in V_4} w(P)} = G \cdot \frac{w_{0,-1} \cdot \frac{\hat{B}_{0,-1}}{\hat{G}_{0,-1}} + w_{-1,0} \cdot \frac{\hat{B}_{-1,0}}{\hat{G}_{-1,0}} + w_{1,0} \cdot \frac{\hat{B}_{1,0}}{\hat{G}_{1,0}} + w_{0,1} \cdot \frac{\hat{B}_{0,1}}{\hat{G}_{0,1}}}{w_{0,-1} + w_{-1,0} + w_{1,0} + w_{0,1}}.$$
(2.52)

Quand tous les niveaux manquants sont estimés, Kimmel [Kim99] propose que les niveaux de vert estimés soient affinés en s'appuyant sur la constance du rapport des composantes. L'auteur utilise alors les rapports G/R et G/B. En effet, comme le rapport B/G est supposé constant pour les pixels représentant un même objet de la scène, il en est de même du rapport G/B, qui peut être estimé par sa moyenne locale. Le raisonnement vaut également pour la composante rouge. La procédure d'itération proposée par Kimmel a été reprise et légèrement modifiée par Muresan *et al.* [MLP00]. La seule différence – mineure – est, dans l'étape 1 ci-dessous, l'utilisation des seuls voisins où la composante verte est disponible, plutôt que de tous les pixels du voisinage V_8 . Cette procédure itérative se compose des étapes suivantes :

 Correction des niveaux de vert estimés par la moyenne de deux estimations (l'une sur le plan bleu et l'autre sur le plan rouge), de façon à respecter localement la règle des rapports énoncée ci-dessus :

$$\hat{G} = \frac{1}{2} \left(\hat{G}^R + \hat{G}^B \right) ,$$
 (2.53)

où, par définition :

$$\hat{G}^R \triangleq \widehat{R} \cdot \frac{\sum\limits_{P \in V_4} w(P) \cdot \frac{G(P)}{\hat{R}(P)}}{\sum\limits_{P \in V_4} w(P)} \quad \text{et} \quad \hat{G}^B \triangleq \widehat{B} \cdot \frac{\sum\limits_{P \in V_4} w(P) \cdot \frac{G(P)}{\hat{B}(P)}}{\sum\limits_{P \in V_4} w(P)},$$

 \hat{B} et \hat{R} représentant, selon la structure considérée ({*GRG*} ou {*GBG*}), soit un niveau disponible dans l'image CFA, soit une valeur estimée.

2. Correction des niveaux de bleu et de rouge aux pixels où le niveau de vert est disponible, en utilisant les rapports pondérés R/G et B/G des huit pixels voisins (*cf.* figure 2.3d) :

$$\hat{R} = G \cdot \frac{\sum\limits_{P \in V_8} w(P) \cdot \frac{\widehat{R}(P)}{\widehat{G}(P)}}{\sum\limits_{P \in V_8} w(P)} \quad (2.54) \qquad \text{et} \qquad \hat{B} = G \cdot \frac{\sum\limits_{P \in V_8} w(P) \cdot \frac{\widehat{B}(P)}{\widehat{G}(P)}}{\sum\limits_{P \in V_8} w(P)}. \quad (2.55)$$

3. Itération : répéter deux fois les étapes précédentes.

Grâce à cette procédure de correction itérative, qui impose progressivement des rapports de composantes G/R et G/B localement de plus en plus similaires, la composante verte est estimée en utilisant la corrélation spectrale. Cependant, la convergence n'est pas toujours assurée quand l'estimation fournit des valeurs aberrantes.

En effet, le principal défaut de la méthode de Kimmel réside dans la phase de correction itérative qui utilise des rapports de composantes. Lorsque le niveau apparaissant dans l'un des dénominateurs du rapport des composantes est très faible, voire nul, le poids associé ne permet pas toujours d'annuler le biais ainsi introduit. La figure 2.12c illustre ce cas de figure et les artefacts qu'il engendre. Dans la zone jaune pur, les niveaux de bleu quasi-nuls entraînent une saturation de la composante verte estimée aux positions R et B du CFA, qui alternent avec les pixels dont la composante verte est celle d'origine.



(a) Image de référence



(b) Image dematricée avant correction



(c) Image dematricée après correction

Figure 2.12 : Résultat du dématriçage par la méthode de Kimmel [Kim99], avant et après la phase de correction itérative. Les artefacts sont pointés par la flèche dans l'image (c).

Smith [Smi05] propose une autre pondération adaptative $w_{\delta x, \delta y} = \frac{1}{1+4|\Delta^d(P)|+4|\Delta^d(P_{\delta x, \delta y})|}$, plus à même d'atténuer le biais de division ainsi que la contribution des niveaux des pixels situés de part et d'autre d'un contour. Lukac *et al.* [LPHA06] proposent d'appliquer plutôt la pondération adaptative sur le plan des différences de composantes couleur lors de l'estimation des composantes *R* et *B*, ce qui peut éviter les effets de bord précédemment constatés lors de la phase de correction itérative. Tsai et Song [TS07] reprennent la même idée mais, pour interpoler le plan vert au préalable, distinguent les zones homogènes et celles de contours, et adaptent ensuite les poids en fonction de cette typologie.

2.3.5 Méthodes basées sur la covariance locale.

Dans son mémoire de thèse, Xin Li [Li00] présente une approche d'interpolation permettant d'augmenter la résolution d'une image en niveaux de gris. Les méthodes classiques d'interpolation (bilinéaire et bicubique), basées sur des modèles d'invariants spatiaux, génèrent des zones avec des transitions floues et des artefacts dans les zones de hautes fréquences spatiales. L'approche de Li exploite la corrélation spatiale en se basant sur l'évaluation d'une covariance locale des niveaux et sans calculer le gradient directionnel comme le font les méthodes vues précédemment. Outre l'augmentation de résolution, l'auteur a appliqué cette approche au dématriçage [LO01]. Chaque plan couleur R, G ou B issu de l'image CFA peut être considéré comme un sous-échantillonnage du plan correspondant de l'image à estimer. Toujours selon la même idée, la covariance locale est estimée à partir des pixels voisins dans un plan donné, puis utilisée pour interpoler la composante manquante dans le même plan.

Afin de bien appréhender le principe de cette méthode, voyons d'abord comment celui-ci peut être mis à profit pour doubler la résolution d'une image en niveaux de gris, comme illustré sur la figure 2.13. Cette procédure passe par deux étapes successives. La première consiste à interpoler le niveau du pixel $P_{2i+1,2j+1}$ (point blanc dans la figure 2.13a) à partir des pixels $P_{2(i+k),2(j+l)}$ dont la composante est disponible (points noirs). Pour cela, on utilise la combinai-



du treillis $P_{2i,2j}$

l'étape précédente.

Figure 2.13 : Dualité géométrique entre les covariances aux résolutions basse et haute. Les points noirs représentent les pixels disponibles en basse résolution, le point blanc le pixel à interpoler considéré. Dans la figure (b), les losanges représentent les pixels déjà estimés par



Figure 2.14 : Dualité géométrique entre les covariances lors du dématricage. Les points de couleur représentent les composantes disponibles dans l'image CFA et le point blanc, le pixel à interpoler considéré. Dans les figures (b) et (c), les coordonnées spatiales des pixels ont été décalées d'un pixel vers la droite afin de traiter de l'estimation des niveaux de R et B. Les losanges y représentent les composantes déjà estimées précédemment.

son linéaire suivante des niveaux des quatre pixels voisins appartenant à V'_4 :

$$\hat{P}_{2i+1,2j+1} = \sum_{k=0}^{1} \sum_{l=0}^{1} \alpha_{2k+l} P_{2(i+k),2(j+l)},$$
(2.56)

où les coefficients α_m , $0 \le m \le 3$, composant $\vec{\alpha}$ sont calculés comme suit (*cf.* justification et détails dans [LO01]) :

$$\vec{\alpha} = A^{-1}\vec{a}.\tag{2.57}$$

Cette formule fait intervenir la matrice de covariance locale $A \triangleq [A_{m,n}]$, $0 \le m, n \le 3$, entre les niveaux des quatre pixels voisins considérés deux à deux (par exemple, A_{03} illustré sur la figure 2.13a), et le vecteur $\vec{a} \triangleq [a_m]$, $0 \le m \le 3$, de covariance entre le niveau du pixel à estimer et ceux des quatre voisins connus (voir figure 2.13a)².

Le principal problème est d'obtenir ces covariances dans l'image en haute résolution à partir des pixels connus dans l'image en basse résolution. Cela est possible en exploitant le principe de *dualité géométrique* : la covariance étant calculée sur un voisinage local dans l'image en basse résolution, la covariance équivalente en haute résolution est estimée par dualité géométrique en considérant des couples de pixels dans les deux résolutions selon la même direction. Par exemple, grâce au principe de dualité, a_0 est estimé par \hat{a}_0 , A_{03} étant remplacé par \hat{A}_{03} (*cf.* figure 2.13). L'hypothèse sous-jacente, pour approcher a_m par \hat{a}_m et $A_{m,n}$ par $\hat{A}_{m,n}$, est que la direction du contour est invariante vis-à-vis de la résolution de l'image.

La seconde étape consiste à estimer les niveaux des pixels restants (comme celui représenté par un point blanc sur la figure 2.13b). Le principe d'interpolation est exactement similaire à celui décrit ci-dessus, à la différence près que le treillis de pixels maintenant disponibles est, du point de vue des pixels à interpoler, le transformé du précédent par une rotation d'angle $\pi/4$.

L'application de cette méthode au dématriçage est assez directe. Elle consiste à :

1. Compléter le plan vert en interpolant cette composante aux positions *R* et *B* du CFA par la formule :

$$\hat{G} = \sum_{P \in V_4} \alpha(P) G(P), \qquad (2.58)$$

où les coefficients α sont calculés selon la formule (2.57) et le schéma de la figure 2.14a.

- 2. Compléter les deux autres plans, en exploitant l'hypothèse de la constance des différences de composantes R G et B G. Pour le plan rouge par exemple :
 - (a) Aux positions B du CFA, estimer le niveau de rouge manquant par la formule :

$$\hat{R} = \hat{G} + \sum_{P \in V'_4} \alpha(P) \left(R(P) - \hat{G}(P) \right),$$
(2.59)

où les coefficients α sont calculés selon le schéma de la figure 2.14b.

^{2.} Afin d'éviter toute confusion, les notations utilisées ici ont été modifiées par rapport à celles de la publication originale (qui utilise R et \vec{r} pour les covariances).

(b) Aux positions G du CFA, estimer le niveau de rouge manquant par la formule :

$$\hat{R} = G + \sum_{P \in V_4} \alpha(P) \left(\widehat{R}(P) - \hat{G}(P) \right),$$
(2.60)

où les coefficients α sont calculés selon le schéma de la figure 2.14c, et *R* représente soit un niveau disponible dans l'image CFA, soit une valeur estimée.

Bien que cette méthode fournisse des résultats tout à fait corrects (*cf.* section 2.3.6), il faut en signaler les limites. Premièrement, elle nécessite l'inversibilité de la matrice de covariance *A* pour pouvoir calculer les coefficients α . Li a montré que les cas où la matrice *A* n'est pas inversible se produisent dans les zones homogènes de l'image. Deuxièmement, le calcul des matrices de covariance est coûteux en temps de calcul. Pour pallier ces deux inconvénients, l'auteur propose une approche hybride qui consiste à utiliser l'interpolation basée sur la covariance uniquement dans les zones proches des contours, et à utiliser une méthode simple comme l'interpolation bilinéaire pour les zones homogènes. Cette méthode hybride évite d'une part le problème d'inversibilité de la matrice de covariance. D'autre part, puisque les zones de contours occupent généralement une faible partie de l'image totale, le temps de calcul s'en trouve aussi nettement diminué.

Constatant que cette méthode donne de moins bons résultats dans les zones de textures que dans les zones de contours, certaines modifications ont été proposées pour en améliorer les performances. Leitão *et al.* [LZdH03] ont suggéré d'éviter, pour estimer la covariance, de prendre en compte les pixels trop éloignés spatialement du pixel à interpoler. Plus récemment, Asuni et Giachetti [AG08] ont affiné la détection des zones dans lesquelles il est pertinent, pour réaliser l'interpolation, d'estimer la matrice de covariance. Pour améliorer le conditionnement de cette dernière, les auteurs proposent également d'ajouter une constante aux niveaux des pixels dans les zones où ils sont très bas. Lukin et Kubasov [LK04], dans un algorithme de dématriçage réunissant plusieurs autres techniques – dont celle de Kimmel –, incorporent l'interpolation par matrice de covariance pour l'estimation du plan vert. En outre, les auteurs suggèrent de subdiviser les zones non homogènes en différenciant celles présentant un contour et celles correspondant à une zone de texture. L'interpolation est ensuite réalisée de manière spécifique au contenu de ces zones.

2.3.6 Comparaison des méthodes exploitant la corrélation spatiale.

Comme il a été dit plus haut, le plan vert est très souvent interpolé en premier. L'estimation de ce plan est essentielle, car c'est la composante qui comporte le plus de détails de hautes fréquences spatiales, notamment dans les zones de contours ou de textures. Une fois ce plan vert complètement déterminé, il est utilisé pour estimer la chrominance. D'où l'impérieuse nécessité de choisir une méthode exploitant avec succès la corrélation spatiale. Nous proposons de comparer la performance des cinq pistes majeures exploitant la corrélation spatiale exposées

Image	Bilinéaire	Hamilton	Kimmel ₀	Kimmel ₁	Wu	Cok	Li
1	38,982	44,451	40,932	28,244	44,985	39,320	39,999
2	32,129	37,179	33,991	37,947	39,374	32,984	34,305
3	37,477	43,161	39,870	38,207	43,419	38,161	38,780
4	28,279	34,360	31,643	34,673	35,352	30,420	30,705
5	36,709	42,603	39,291	41,477	43,515	38,103	38,849
6	33,168	38,148	34,913	38,659	39,176	33,762	34,354
7	35,682	40,650	37,605	40,978	43,121	36,734	38,356
8	32,804	39,434	36,261	39,514	40,193	35,073	35,747
9	35,477	40,544	37,470	39,603	41,013	36,219	36,656
10	32,512	37,367	34,224	38,342	38,125	33,117	36,656
11	34,308	38,979	35,934	38,321	39,194	34,837	35,107
12	30,251	34,451	31,248	35,145	35,943	30,150	30,173
Moyenne	33,981	39,277	36,115	37,592	40,284	34,907	35,807

Tableau 2.2 : Rapport signal sur bruit pic-à-pic (en décibels) du plan vert (*PSNR^G*) estimé selon différentes méthodes d'interpolation. Pour chaque image, la valeur écrite en gras met en évidence la méthode fournissant le meilleur résultat. Les méthodes testées sont principalement désignées ici par le nom de leur premier auteur : 1. Interpolation bilinéaire – 2. Méthode de Hamilton et Adams utilisant un gradient [HA97] – 3 et 4. Méthode de Kimmel à pondération adaptative [Kim99], avant (indice 0) et après (indice 1) itérations correctives – 5. Méthode de Wu et Zhang basée sur la cohérence des directions d'interpolation entre composantes [WZ04] – 6. Méthode de Cok par reconnaissance de forme [Cok86] – 7. Méthode de Li utilisant la covariance locale [LO01].

ci-dessus, en étudiant le rapport signal sur bruit pic-à-pic ($PSNR^G$) du plan vert estimé, et ce, en suivant le protocole expérimental décrit par la figure 2.1.

En examinant le tableau 2.2, nous pouvons d'abord constater que toutes les méthodes exploitant la corrélation spatiale fournissent des améliorations sensibles par rapport aux résultats de l'interpolation bilinéaire.

Parmi les six méthodes testées, celles de Cok [Cok86] et de Li [LO01] estiment les niveaux de vert manquants en s'appuyant sur les niveaux de la seule composante verte disponibles dans l'image CFA, comme l'interpolation bilinéaire. Ces trois méthodes donnent en général de moins bons résultats que les autres, ainsi que l'on peut le constater d'après le tableau 2.2. La qualité d'estimation du plan vert peut donc être améliorée en utilisant les informations issues des composantes R et B. Dans l'algorithme de Kimmel [Kim99] par exemple, la qualité des résultats obtenus pour l'interpolation du plan vert est, pour 10 images sur 12, sensiblement améliorée par les itérations correctives exploitant la corrélation spectrale (*cf.* les résultats des colonnes *Kimmel*₀ et *Kimmel*₁ dans le tableau 2.2). Nous en concluons qu'une méthode performante de dématriçage doit tirer parti au maximum des corrélations spatiale et spectrale, simultanément et pour chaque composante couleur. Les méthodes proposées par Hamilton et Adams [HA97] et par Wu et Zhang [WZ04] utilisent la même équation pour interpoler les niveaux de vert, mais des règles de décision différentes. La supériorité des résultats de la seconde de ces méthodes montre que la décision sur la direction d'interpolation est essentielle pour améliorer la

performance globale. Ceci est d'autant plus remarquable que la complexité de calcul pour les méthodes de Hamilton et Adams et de Wu et Zhang est relativement réduite, comparée à celle des autres algorithmes. En effet, ces deux méthodes ne requièrent ni itérations correctives, ni estimation de matrices de covariance, opérations coûteuses en temps de calcul.

2.4 Méthodes basées sur une analyse fréquentielle.

Des formulations alternatives de dématriçage utilisent une analyse fréquentielle, car on dispose d'outils de traitement du signal numérique. Précisons ici que la fréquence correspond à la fréquence spatiale (en cycles/pixel), qui est définie par l'inverse du nombre de pixels adjacents représentant une même série de niveaux, selon une direction privilégiée dans l'image (typiquement, la direction horizontale ou verticale).

2.4.1 Méthode par projection alternée des composantes.

Constatant la forte corrélation spectrale des pixels situés dans les zones de hautes fréquences spatiales d'une image couleur naturelle, la méthode proposée par Gunturk *et al.* [GAM02] vise à homogénéiser les caractéristiques de hautes fréquences entre les trois plans de composante R, G et B, tout en conservant les données disponibles dans l'image CFA. Le respect de ces deux objectifs est assuré grâce à deux ensembles convexes de contraintes sur lesquels l'algorithme projette alternativement les données estimées. Le premier ensemble, nommé « Observation », garantit l'adéquation avec les données disponibles dans l'image CFA. Le second, nommé « Détail », est basé sur une décomposition de chaque plan R, G et B en quatre sous-bandes fréquentielles résultant de l'approche par banc de filtres.

Un banc de filtres est une série de filtres passe-bandes qui décomposent le signal d'entrée en plusieurs sous-bandes, chacune portant l'information du signal d'origine dans une certaine sous-bande fréquentielle. À l'inverse, on peut reconstruire un signal par un banc de filtres à partir de la recombinaison de ses sous-bandes. L'étape de décomposition du signal d'entrée est nommée *analyse*, tandis que le procédé de reconstruction du signal est sa *synthèse*.

L'algorithme complet se compose de trois étapes, dont les deux dernières sont illustrées sur la figure 2.15a :

- 1. Estimation initiale $\hat{\mathbf{I}}_0$: interpoler les composantes manquantes R, G et B en utilisant une méthode de dématriçage quelconque, par exemple celle de Hamilton et Adams pour obtenir le plan vert \hat{I}_0^G , et une interpolation bilinéaire pour les plans rouge \hat{I}_0^R et bleu \hat{I}_0^B .
- Mise à jour du plan vert : l'objectif de cette étape est de tirer profit de l'information de hautes fréquences des plans rouge et bleu pour améliorer l'estimation initiale des niveaux de vert.
 - (a) Extraire du plan rouge \hat{I}_0^R les niveaux de rouge disponibles dans l'image CFA pour former un plan I_0^R de définition réduite $X/2 \times Y/2$, comme illustré sur la figure 2.15b.



(a) Schéma général. Mise à jour du plan G : (1) Extraction des plans de définition réduite $X/2 \times Y/2$ (*cf.* détail figure 2.15b) – (2) Analyse de ces plans en sous-bandes – (3) Synthèse des plans verts réestimés de définition réduite $\tilde{I}_0^{G(R)}$ et $\tilde{I}_0^{G(B)}$ aux emplacements R et B du CFA – (4) Insertion de ces plans dans \tilde{I}_0^G (*cf.* détail figure 2.15c). Projection alternée des composantes R et B : (5) Analyse en sous-bandes des plans de l'estimation intermédiaire $\hat{I}_1 - (6)$ Synthèse des plans rouge et bleu réestimés – (7) Projection de ces plans sur l'ensemble « Observation » (*cf.* détail figure 2.15d).



Figure 2.15 : Procédure de dématriçage proposée par Gunturk *et al.* [GAM02] à partir d'une estimation initiale $\hat{\mathbf{I}}_0$.
- (b) Extraire du plan vert \hat{I}_0^G , aux mêmes positions *R* du CFA, les niveaux de vert estimés pour former un plan $\hat{I}_0^{G(R)}$, également de taille $X/2 \times Y/2$.
- (c) Décomposer le plan I_0^R de définition réduite en quatre sous-bandes :

$${}_{0}^{R,LL}(x,y) = h_{0}(x) * [h_{0}(y) * I_{0}^{R}(x,y)], \qquad (2.61)$$

$$I_0^{R,LH}(x,y) = h_0(x) * [h_1(y) * I_0^R(x,y)], \qquad (2.62)$$

$$I_0^{R,HL}(x,y) = h_1(x) * [h_0(y) * I_0^R(x,y)], \qquad (2.63)$$

$${}_{0}^{R,HL}(x,y) = h_{1}(x) * [h_{0}(y) * I_{0}^{R}(x,y)], \qquad (2.63)$$

$$I_0^{R,HH}(x,y) = h_1(x) * [h_1(y) * I_0^R(x,y)], \qquad (2.64)$$

et faire de même pour le plan $\hat{I}_0^{G(R)}$. Dans leur proposition, Gunturk *et al.* utilisent un filtre passe-bas $H_0(z)$ et un filtre passe-haut $H_1(z)$ pour analyser respectivement les basses fréquences et les hautes fréquences de chaque plan, ainsi que nous l'avons déjà décrit à la section 2.1.3.

(d) Utiliser la sous-bande de $\hat{I}_0^{G(R)}$ contenant les basses fréquences (*LL*) et les trois sousbandes de I_0^R contenant des hautes fréquences (*LH*, *HL* et *HH*) pour synthétiser un premier plan vert réestimé $\tilde{I}_0^{G(R)}$ de définition réduite :

$$\tilde{I}_{0}^{G(R)}(x,y) = g_{0}(x) * \left[g_{0}(y) * \tilde{I}_{0}^{G(R),LL}(x,y)\right] + g_{0}(x) * \left[g_{1}(y) * I_{0}^{R,LH}(x,y)\right]
+ g_{1}(x) * \left[g_{0}(y) * I_{0}^{R,HL}(x,y)\right] + g_{1}(x) * \left[g_{1}(y) * I_{0}^{R,HH}(x,y)\right].$$
(2.65)

Les filtres de synthèse $G_1(z)$ et $G_0(z)$ utilisés pour cela ont pour masques respectifs $g_1 = [1\ 2\ -6\ 2\ 1]/8$ et $g_0 = [-1\ 2\ 6\ 2\ -1]/8$.

- (e) Appliquer les instructions (a) à (d) ci-dessus sur le plan \hat{I}_0^B , ce qui permet d'obtenir un second plan vert réestimé $\tilde{I}_0^{G(B)}$ de définition réduite.
- (f) Insérer ces deux nouvelles estimations partielles du plan vert à leurs positions respectives dans le plan \hat{I}_0^G (*i.e.* $\tilde{I}_0^{G(R)}$ aux positions *R* du CFA, $\tilde{I}_0^{G(B)}$ aux positions *B*, comme illustré sur la figure 2.15c). On obtient un nouveau plan vert \hat{I}_1^G qui forme, avec les plans \hat{I}_0^R et \hat{I}_0^B de l'estimation initiale, une estimation intermédiaire $\hat{\mathbf{I}}_1$ de l'image couleur.
- 3. Mise à jour des plans rouge et bleu par itération de la projection alternée.
 - (a) Projection sur l'ensemble « Détail » : cette étape garantit que l'information de hautes fréquences est cohérente entre les trois plans de composante, tout en conservant le maximum de détails sur le plan vert. Pour cela, a) analyser les trois plans couleur \hat{I}_1^R , \hat{I}_1^G et \hat{I}_1^B de l'image $\hat{\mathbf{I}}_1$ en quatre sous-bandes grâce au même banc de filtres que précédemment (composé de $H_0(z)$ et $H_1(z)$); b) utiliser la sous-bande de basses fréquences du plan rouge et les trois sous-bandes de hautes fréquences du plan vert pour synthétiser par banc de filtres le plan rouge réestimé \tilde{I}_1^R , sur le modèle de

l'équation (2.65). Enfin, c) répéter les même opérations sur le plan bleu pour déterminer \tilde{I}_1^B .

- (b) Projection sur l'ensemble « Observation » : cette étape impose aux valeurs interpolées une cohérence avec les niveaux réels (« observés »). Elle consiste simplement à réinsérer, dans les plans \tilde{I}_1^R et \tilde{I}_1^B réestimés, les niveaux disponibles dans l'image CFA (aux position correspondantes), comme illustré sur la figure 2.15d.
- (c) Répéter les instructions (a) et (b) de l'étape 3 un nombre donné de fois (les auteurs proposent 4 ou 8 itérations).

En résumé, cette méthode utilise les sous-bandes de hautes fréquences sur les positions rouges et bleues du CFA pour affiner l'estimation initiale de la composante verte, puis détermine l'information de hautes fréquences sur les plans rouge et bleu à l'aide des détails présents sur le plan vert afin d'en supprimer les artefacts. Cette méthode donne d'excellents résultats de dématriçage, et elle est souvent considérée comme une référence pour la comparaison des performances. Cependant, elle est très coûteuse en temps de calcul et dépend de la qualité de l'estimation initiale $\hat{\mathbf{I}}_0$.

2.4.2 Méthode par sélection de fréquences.

Une approche de dématriçage utilisant le domaine fréquentiel est proposée par Alleysson *et al.* [ASH05]. Le principe de cette méthode est de représenter une image CFA comme une combinaison d'une composante de luminance en basses fréquences spatiales et de deux composantes de chrominance modulées en hautes fréquences spatiales, puis d'estimer l'image dématricée en sélectionnant les fréquences de manière adéquate. Ici, l'hypothèse de Bayer n'est pas utilisée : la luminance n'est pas égale au niveau de vert, et les composantes de chrominance ne correspondent pas aux niveaux de rouge et de bleu.

L'approche d'Alleysson et de ses collaborateurs a été exploitée par Dubois [Dub05], dont nous reprenons ici le formalisme pour en présenter les grandes lignes.

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

$$f^{CFA}(x,y) = \sum_{k=R,G,B} f^k(x,y) m^k(x,y) , \qquad (2.66)$$

où $m^k(x,y)$ est la fonction d'échantillonnage de la composante $k, k \in \{R,G,B\}$, correspondant

au CFA de Bayer représenté sur la figure 1.19 :

$$m^{R}(x,y) = \frac{1}{4} \left(1 - (-1)^{x} \right) \left(1 + (-1)^{y} \right), \qquad (2.67)$$

$$m^{G}(x,y) = \frac{1}{2} \left(1 + (-1)^{x+y} \right), \qquad (2.68)$$

$$m^{B}(x,y) = \frac{1}{4} \left(1 + (-1)^{x} \right) \left(1 - (-1)^{y} \right).$$
(2.69)

En posant
$$\begin{bmatrix} f^L\\ f^{C1}\\ f^{C2} \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{4}\\ -\frac{1}{4} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{4}\\ -\frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f^R\\ f^G\\ f^B \end{bmatrix}$$
, l'expression de f^{CFA} devient :

$$f^{CFA}(x,y) = f^{L}(x,y) + f^{C1}(x,y)(-1)^{x+y} + f^{C2}(x,y)\left((-1)^{x} - (-1)^{y}\right)$$

= $f^{L}(x,y) + f^{C1}(x,y)e^{j2\pi(x+y)/2} + f^{C2}(x,y)\left(e^{j2\pi x/2} - e^{j2\pi y/2}\right).$ (2.70)

Le signal CFA peut donc être interprété comme la somme d'une composante de luminance f^L en bande de base, d'une composante de chrominance f^{C1} modulée à la fréquence spatiale (horizontale et verticale) (0,5,0,5), et d'une autre composante de chrominance f^{C2} modulée aux deux fréquences spatiales (0,5,0) et (0,0,5). Cette interprétation peut être vérifiée simplement sur une image achromatique, pour laquelle $f^R = f^G = f^B$: les deux composantes de chrominance sont alors nulles.

Si l'on peut estimer les fonctions f^L , f^{C1} et f^{C2} en chaque pixel à partir du signal CFA, les niveaux estimés \hat{f}^R , \hat{f}^G et \hat{f}^B des composantes couleur *R*, *G* et *B*, sont alors retrouvés simplement par :

$$\begin{bmatrix} \hat{f}^{R} \\ \hat{f}^{G} \\ \hat{f}^{B} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -2 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{f}^{L} \\ \hat{f}^{C1} \\ \hat{f}^{C2} \end{bmatrix}.$$
 (2.71)

Pour cela, les auteurs appliquent la transformée de Fourier le signal CFA, qui s'exprime à partir de l'équation (2.70) par :

$$F^{CFA}(u, v) = F^{L}(u, v) + F^{C1}(u - 0.5, v - 0.5) + F^{C2}(u - 0.5, v) - F^{C2}(u, v - 0.5), \quad (2.72)$$

expression dont les termes sont, respectivement, les transformées de Fourier de $f^{L}(x,y)$, de $f^{C1}(x,y)(-1)^{x+y}$, ainsi que des deux signaux définis comme $f^{C2a}(x,y) \stackrel{\triangle}{=} f^{C2}(x,y)(-1)^{x}$ et $f^{C2b}(x,y) \stackrel{\triangle}{=} -f^{C2}(x,y)(-1)^{y}$.

Si l'on observe la répartition de l'énergie d'une image CFA dans le plan fréquentiel (*cf.* exemple de la figure 2.16), on remarque que celle-ci est concentrée dans neuf zones assez distinctes, centrées sur les fréquences spatiales correspondant à l'équation (2.72). En particulier, l'énergie de $F^{C2}(u-0,5, v)$ se trouve sur l'axe *u* des fréquences horizontales et celle de $F^{C2}(u, v-0,5)$ sur l'axe *v* des fréquences verticales. L'énergie de $F^L(u, v)$ se situe principalement au centre du plan fréquentiel, tandis que celle $F^{C1}(u-0,5, v-0,5)$ se situe dans les zones diagonales (dites « coins ») du plan.



(a) Image CFA « Phare »



Figure 2.16 : Répartition, dans le plan fréquentiel, de l'énergie (module de la transformée de Fourier) d'une image CFA [ASH05].

La conception des filtres permettant d'isoler ces différentes composantes est donc la clé de cette méthode. Leur bande passante doit notamment être choisie avec soin, étant donnés les recouvrements mutuels (*aliasing*) des spectres des trois fonctions.

Afin de trouver le meilleur compromis entre les bandes passantes utilisées pour séparer les composantes de luminance *L* et de chrominances *C*1 et *C*2, Dubois [Dub05] propose un algorithme adaptatif permettant notamment d'éviter que les composantes fréquentielles de chrominances recouvrent celles de hautes fréquences de la luminance. L'auteur part du constat selon lequel, dans une zone locale de l'image, le recouvrement spectral entre la luminance et la chrominance se produit surtout soit dans la direction horizontale, soit dans la direction verticale. Il propose donc de former l'estimation de f^{C2} en pondérant davantage la sous-composante (*C2a* ou *C2b*) la moins sujette au chevauchement spectral avec la luminance. Les poids proposés pour l'implantation sont basés sur une estimation des énergies moyennes directionnelles, en appliquant notamment sur l'image CFA des filtres gaussiens d'écart-type $\sigma = 3,5$ modulés aux fréquences spatiales (0, 0,375) et (0,375, 0) (valeurs en cycles/pixel).

2.4.3 Méthode par analyses fréquentielle et spatiale conjointes.

La sélection de fréquences est également utilisée par Lian *et al.* [LCTZ07], qui proposent une méthode hybride basée à la fois sur l'analyse des domaines fréquentiel et spatial. Les auteurs montrent que la qualité de l'estimation de la luminance par sélection de fréquences, proposée par Alleysson et ses collaborateurs, est sensible aux bandes passantes des filtres utilisés.



Figure 2.17 : Filtres d'estimation de la luminance (bande passante et spectre) proposés par Alleysson *et al.* [ASH05] et Lian *et al.* [LCTZ07].

Les paramètres qui définissent cette bande passante (cf. figure 2.17a) dépendent du contenu de l'image et se révèlent délicats à ajuster [LCT05]. Si le filtrage passe-bas de l'image CFA permet en effet d'extraire la composante de luminance, la perte de l'information de hautes fréquences située selon les directions horizontale et verticale est préjudiciable à la qualité de l'estimation, car l'œil humain y est particulièrement sensible. Or, Lian et al. font remarquer que, selon ces mêmes directions, le spectre associé au filtre utilisé pour estimer la composante C2 est nul si l'on considère les seules positions G du CFA (cf. détails dans [LCTZ07]³). Dans ces conditions, si l'on réussit à appliquer un filtre dont le spectre est nul dans les « coins » du plan fréquentiel où est concentrée l'énergie de C1, on obtiendra le spectre associé à la luminance F^L . Il est aisé de concevoir un tel filtre qui annule C1 tout en préservant correctement l'importante information de hautes fréquences de la luminance selon les directions horizontale et verticale. En effet, comme on peut le constater sur l'exemple de la figure 2.16b, le spectre de la luminance L présente moins de chevauchement avec celui de C1 qu'avec celui de C2. Le filtre proposé par les auteurs pour l'estimation de la luminance aux positions G du CFA s'inspire de celui d'Alleysson et al. reproduit sur la figure 2.17a, mais la bande passante est cette fois choisie de manière à annuler la seule composante C1 tout en préservant la composante L (cf. figure 2.17b).

Sur la base de ces constats, Lian *et al.* proposent une méthode de dématriçage qui procède en trois étapes principales (*cf.* figure 2.18) :

1. Estimation de la luminance (notée \hat{L}) aux positions *G* du CFA, en appliquant un filtre passe-bas sur l'image CFA pour éliminer *C*1. En pratique, afin d'obtenir de très bons résultats tout en limitant les coûts de calcul, les auteurs suggèrent d'utiliser le filtre gaussien

^{3.} Nous conservons ici les notations utilisées par Alleysson *et al.* pour C1 et C2, bien qu'elles aient été interverties par Lian *et al.*



Figure 2.18 : Procédure de dématriçage proposée par Lian *et al.* [LCTZ07] : 1. Estimation de la luminance aux positions *G* du CFA – 2.(a) Pré-estimation des composantes *R* et *B* aux positions *G* – 2.(b) Estimation de la luminance aux positions *R* et *B* – 2.(c) Répétition des étapes (a) et (b) – 3. Estimation de l'image couleur finale à partir du plan de luminance complet. La notation \hat{I}^L utilisée ici pour des raisons d'illustration coïncide en chaque pixel avec le signal de luminance de l'équation (2.70), soit $\hat{L}_{x,y} \triangleq \hat{I}^L(x,y) \equiv \hat{f}^L(x,y)$.

dont le masque de taille 5×5 est :

$$H = \frac{1}{64} \begin{bmatrix} 0 & 1 & -2 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ -2 & 6 & 56 & 6 & -2 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & -2 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$
 (2.73)

- Estimation de la luminance aux positions *R* et *B* du CFA par analyse spatiale. Comme il est délicat d'isoler le spectre de la composante *C*2, les auteurs préfèrent un algorithme itératif basé sur la constance de la différence des composantes (exploitant la corrélation spectrale) et l'interpolation linéaire à pondération adaptative (exploitant la corrélation spatiale) :
 - (a) Pré-estimation des composantes R et B aux positions G du CFA, en moyennant simplement les niveaux des 2 pixels voisins pour lesquels la composante considérée est disponible.
 - (b) Estimation de la luminance aux positions *R* et *B* du CFA en appliquant, sur le plan de la différence des composantes *L*−*R* ou *L*−*B*, une pondération adaptative sensible à la transition locale des niveaux. L'estimation de la luminance L̂ aux positions *R* s'exprime ainsi :

$$\hat{L} = R + \frac{\sum_{P \in V_4} w(P) \left(\hat{L}(P) - \hat{R}(P) \right)}{\sum_{P \in V_4} w(P)}.$$
(2.74)

Toujours pour l'exemple de la structure $\{GRG\}$, les poids $w(P) \equiv w_{\delta x, \delta y}$ sont décrits grâce aux coordonnées relatives du pixel voisin $P_{\delta x, \delta y}$ par :

$$w_{\delta x, \delta y} = \frac{1}{1 + |R_{0,0} - R_{2\delta x, 2\delta y}| + |\hat{L}_{\delta x, \delta y} - \hat{L}_{-\delta x, -\delta y}|},$$
(2.75)

ce qui permet de réaliser une interpolation s'adaptant à la direction de la transition locale, comme dans la méthode proposée par Kimmel.

- (c) Répétition des deux étapes précédentes pour affiner l'estimation. Cela consiste à *a*) réestimer la composante *R* (puis faire de même avec *B*) aux positions *G* du CFA, mais en moyennant cette fois les niveaux des composantes L R aux positions *R* voisines ; puis *b*) réestimer *L* aux positions *R* (puis *B*) du CFA selon l'équation (2.74) (les poids w(P) restent inchangés).
- 3. À partir du plan de luminance complet \hat{I}^L , estimation des deux composantes manquantes en chaque pixel de l'image CFA par interpolation bilinéaire :

$$\hat{I}_{x,y}^{k} = \hat{I}_{x,y}^{L} + \left(H^{k} * \varphi^{k} \left(I^{CFA} - \hat{I}^{L}\right)\right)(x,y),$$
(2.76)

où $\varphi^k(I)(x,y)$, $k \in \{R,G,B\}$ est l'image définie par l'équation (2.5) et illustrée sur la figure 2.4, et où les masques de convolution H^k réalisant l'interpolation bilinéaire sont définis par les équations (2.6) et (2.7)⁴.

La stratégie adoptée évite la conception de filtres spécifiques pour déduire les composantes C1 et C2, contrairement aux méthodes qui utilisent uniquement le domaine fréquentiel (Dubois définit par exemple des filtres complémentaires asymétriques). Globalement, Lian *et al.* ont montré que leur méthode surpasse la plupart des algorithmes de dématriçage selon les critères *MSE* ou *PSNR*. La clé de sa performance semble résider dans l'utilisation du domaine fréquentiel aux seules positions *G* du CFA. D'après les résultats présentés dans [LCTZ07], les estimations de la luminance sont moins entachées d'erreurs que celles des niveaux de vert fournies par les méthodes privilégiant le domaine spatial et présentées dans le tableau 2.2. Comme le pressentait Dubois dès 2005 [Dub05], ce type d'approche est particulièrement prometteur.

2.5 Méthodes de correction des couleur estimées.

Généralement, des méthodes de correction des couleurs estimées sont exploitées après que les deux composantes couleur manquantes ont été interpolées en chaque pixel. Cette étape est donc un post-traitement de l'image estimée pour en éliminer les artefacts. En fait, la mise à jour itérative de valeurs interpolées initiales peut également être considérée comme une forme de correction des couleurs estimées ; elle est en effet destinée à supprimer les fausses couleurs, souvent en renforçant la corrélation spectrale entre les trois composantes couleur. Une telle procédure corrective a été intégrée dans la méthode de Kimmel [Kim99] (décrite dans la section 2.3.4). Dans son ensemble, l'algorithme de Gunturk *et al.* [GAM02] (décrit dans la section 2.4.1) procédant par projection alternée des composantes, peut aussi être considéré comme une méthode de correction itérative des couleurs estimées, puisqu'il part d'une estimation initiale. Li [Li05] a étudié l'influence du nombre d'itérations correctives sur la qualité de l'image

^{4.} Nous remarquons que $\varphi^k(I)$ peut également s'exprimer sous la forme $\varphi^k(I)(x,y) = I(x,y)m^k(x,y)$, où les fonctions d'échantillonnage m^k sont définies par les équations (2.67) à (2.69)

estimée, et proposé un critère d'arrêt adaptatif selon les zones caractérisées par différentes fréquences spatiales. Nous présentons dans cette partie les post-traitements *stricto sensu* visant principalement à supprimer les fausses couleurs.

Parmi les méthodes proposées dans la littérature pour le post-traitement d'images estimées par dématriçage, le filtre médian est le plus souvent utilisé car il est à même de supprimer efficacement les fausses couleurs sans dégrader les variations locales des couleurs. Classiquement, le filtre médian est utilisé pour éliminer les bruits impulsionnels dans une image en niveaux de gris. Freeman [Fre88] a été le premier à tirer parti de ce filtre pour supprimer les artefacts générés par le dématriçage. L'auteur applique le filtre médian sur les plans estimés des différences de composantes R - G et B - G, ce qui améliore assez sensiblement l'estimation par interpolation bilinéaire. Comme l'illustre la figure 2.8d, ces plans contiennent peu de hautes fréquences spatiales, et donc des zones dont les niveaux sont globalement homogènes. Il est donc plus facile de corriger par filtrage les couleurs estimées aberrantes, qui résultent d'une interpolation localement incohérente par rapport à celle réalisée dans le voisinage, tout en préservant les contours des objets.

L'utilisation d'un filtre médian est adoptée par plusieurs auteurs. Hirakawa et Parks [HP05] proposent par exemple d'itérer la mise à jour suivante (sans donner de précision quant au nombre d'itérations effectuées ni sur la taille du support du filtre), définie en chaque pixel par :

$$\hat{R}' = \hat{G} + M^{RG},$$
 (2.77)

$$\hat{G}' = \frac{1}{2} \left(\hat{R} + M^{GR} + \hat{B} + M^{GB} \right), \qquad (2.78)$$

$$\hat{B}' = \hat{G} + M^{BG},$$
 (2.79)

où \hat{R}' , \hat{G}' et \hat{B}' désignent les estimations des composantes couleur après filtrage, et $M^{kk'}$ est la valeur fournie par le filtre médian appliqué à la différence des composantes estimées $\hat{I}^k - \hat{I}^{k'}$, $(k,k') \in \{R,G,B\}^2$. Lu et Tan [LT03] proposent une légère variante, qui combine le filtrage sur chacun des plans $\hat{R} - \hat{G}$ et $\hat{B} - \hat{G}$. La correction du niveau de vert est d'abord réalisée en chaque pixel par l'équation (2.78), en calculant les médians $M^{kk'}$ sur un voisinage 5 × 5 autour du pixel considéré. Puis les niveaux de rouge et de bleu sont corrigés ainsi :

$$\hat{R}' = \hat{G}' + M^{RG}, \qquad (2.80)$$

$$\hat{B}' = \hat{G}' + M^{BG}. (2.81)$$

Cette méthode de filtrage doit cependant être appliquée avec discernement, car elle tend à atténuer la saturation de couleur dans l'image estimée. Ainsi, Lu et Tan proposent une stratégie pour pré-détecter les zones de l'image susceptibles de contenir des artefacts ; le filtre médian est alors uniquement appliqué sur ces zones. Une démarche analogue est adoptée par Chang et Tan [CT06], qui utilisent également un filtre médian sur les seules zones homogènes des plans des différences de composantes. Ces zones sont déterminées au préalable comme l'ensemble complémentaire des zones de contours, elles-mêmes détectées en seuillant la réponse d'un filtre laplacien.

Chen et al. [CYH08] exploitent la même idée que précédemment, mais procèdent à une décomposition des plans de composante en sous-bandes (comme Gunturk et al. [GAM02] cf. partie 2.4.1). Les auteurs appliquent un filtre médian sur la différence des sous-bandes de basses fréquences $\hat{I}^{R,LL} - \hat{I}^{G,LL}$ et $\hat{I}^{B,LL} - \hat{I}^{G,LL}$. Les formules de mise à jour des composantes sont celles proposées par Hirakawa et Parks (cf. équations (2.77) à (2.79)). La différence notable dans la méthode Chen *et al.* est que ces trois équations s'appliquent sur chaque sous-bande de basses fréquences. Les sous-bandes de hautes fréquences ne sont pas filtrées, ce qui permet de bien conserver la corrélation spectrale. L'image estimée finale est obtenue par synthèse des différentes sous-bandes fréquentielles, comme dans la méthode de Gunturk et al.. Une critique apportée à cette dernière par Menon et al. [MAC06] est sa propension à générer l'effet de fermeture éclair aux frontières des objets. Pour éviter l'apparition de cet artefact, les auteurs proposent une technique corrective basée sur la même idée, mais qui pré-détermine la direction locale du contour (x ou y) sur le plan vert estimé. Ils suggèrent d'utiliser cette direction privilégiée pour corriger les valeurs de vert en remplaçant les composantes de hautes fréquences par celles de la composante disponible (R ou B) au pixel considéré. La même direction est utilisée pour corriger les niveaux \hat{R} et \hat{B} aux positions G sur les plans des différences de composantes, ce qui garantit la cohérence – dont l'importance a été montrée dans la partie 2.3.2 – de la direction d'interpolation entre composantes couleur.

Toutefois, certains artefacts peuvent persister dans l'image ainsi filtrée. Cela est dû principalement au fait que les niveaux sont filtrés séparément sur chacun des plans estimés des différences de composantes R - G et B - G (ou la différence de leurs sous-bandes respectives de basses fréquences). Une solution à ce problème pourrait consister à appliquer un filtre médian vectoriel sur l'image couleur estimée tout en exploitant la corrélation spectrale. La réponse d'un tel filtre appliqué sur un voisinage est le vecteur couleur qui minimise la somme des distances à tous les autres vecteurs couleur. Mais, d'après Lu et Tan [LT03], le filtre vectoriel révèle peu de supériorité pour supprimer les artefacts, comparé au filtre médian marginal appliqué sur chaque plan des différences de composantes. Les auteurs expliquent cela par le fait que les erreurs d'estimation peuvent être considérées comme du bruit additif affectant chaque plan couleur, les composantes de bruit étant faiblement corrélées. Dans ces conditions, Astola *et al.* [AHN90] ont montré que le filtre médian vectoriel ne donne pas de meilleurs résultats que le filtre médian marginal appliqué sur les plans des différences de composantes couleur.

Conclusion.

Dans ce chapitre, nous avons d'abord présenté l'interpolation bilinéaire, méthode classique d'estimation des composantes couleur à partir de l'image CFA, et analysé les causes des artefacts générés par cette méthode. Cela nous a permis d'introduire les deux principes à exploiter pour le dématriçage, de façon à prendre en compte au mieux les deux types de corrélations importantes dans une image couleur naturelle. Nous avons présenté les méthodes de dématriçage en fonction de leur exploitation des corrélations spectrale et spatiale.

Dans un premier temps, nous avons comparé les deux hypothèses principales, largement utilisées dans la littérature, qui permettent l'exploitation de la corrélation spectrale. L'hypothèse de constance de la différence des composantes s'est révélée, pour les méthodes de dématriçage basées sur l'interpolation linéaire, plus avantageuse que l'hypothèse de constance du rapport des composantes.

En second lieu, nous avons classé les méthodes exploitant la corrélation spatiale en cinq grandes familles. Les deux premières utilisent des gradients horizontal et vertical locaux pour déterminer la direction d'interpolation en fonction du voisinage. Ces méthodes se différencient en ce qu'elles estiment des gradients soit directement à partir de l'image CFA, soit à partir de l'image de la différence des composantes. Afin d'éviter l'apparition d'artefacts dans l'image couleur estimée, nous avons vu l'importance de garantir la cohérence des directions d'interpolation pour l'estimation des deux composantes manquantes en chaque pixel. Les méthodes basées sur la reconnaissance de formes essaient de classifier les différentes structures de voisinage dans l'image CFA. Cela permet une interpolation adaptative, mais qui montre ses limites tant dans la détermination correcte des différentes formes que dans les formules utilisées ensuite pour réaliser l'estimation des composantes manquantes. Dans le même esprit, l'interpolation linéaire à pondération adaptative calcule une contribution de chaque pixel voisin qui dépend d'un gradient directionnel, mais doit souvent être complétée par une phase itérative de correction utilisant les différences de composantes pour améliorer la qualité du résultat. Enfin, la méthode basée sur la covariance locale, d'abord utilisée pour l'interpolation d'une image en niveaux de gris, utilise une autre formulation mathématique de la corrélation spatiale pour s'appliquer de manière assez originale au problème du dématriçage. En cherchant également à conserver au maximum l'information de hautes fréquences, l'interpolation d'une image en niveaux de gris rejoint les problématiques rencontrées lors du processus de dématriçage.

La très grande majorité des méthodes s'attachent à estimer dans un premier temps le plan vert, qui contient le plus d'information de hautes fréquences spatiales. La qualité de cette estimation influence grandement celle de l'estimation des plans rouge et bleu. Nous avons montré expérimentalement que la décision sur la direction d'interpolation est essentielle pour atteindre une bonne qualité d'interpolation des niveaux de vert.

Les méthodes de dématriçage peuvent utiliser aussi bien le domaine spatial que le domaine fréquentiel. Historiquement, les études ont surtout utilisé le domaine spatial, ce qui explique le nombre conséquent de méthodes proposées dans ce domaine. Plus récemment sont apparus des travaux tirant parti du domaine fréquentiel. Cela ouvre d'importantes potentialités car ces méthodes, contrairement à celles exploitant le domaine spatial, s'affranchissent – au moins partiellement ou dans un premier temps – de l'hypothèse heuristique de la constance de la différence (ou du rapport) des composantes pour exploiter la corrélation spectrale. Dans tous

les cas de figure où ces hypothèses ne sont pas respectées, même localement, l'exploitation du domaine fréquentiel est une solution intéressante.

Ce constat sera confirmé dans le chapitre suivant, consacré à l'évaluation objective de la qualité des images estimées par ces nombreuses méthodes de dématriçage. Les mesures déjà abordées (*MSE* et *PSNR*) seront complétées de mesures mieux adaptées à la perception humaine de la couleur, ainsi que de nouveaux critères permettant la détection locale des artefacts de dématriçage.

Chapitre 3

Évaluation objective de la qualité de l'image estimée.

Introduction.

L'évaluation de la qualité de l'image estimée est nécessaire pour juger la performance d'une méthode de dématriçage. En effet, une mesure de la qualité du résultat du dématriçage d'une image contribue à la comparaison des performances atteintes par les différentes méthodes. Pour cela, on suit toujours la même démarche expérimentale, déjà évoquée au chapitre précédent (*cf.* figure 2.1). L'image CFA est d'abord simulée à partir de l'image couleur de référence en n'y sélectionnant qu'une composante couleur parmi les trois selon la disposition de la mosaïque des filtres du CFA. La méthode de dématriçage est ensuite appliquée à l'image CFA pour fournir l'image estimée. L'évaluation de la qualité du dématriçage est alors basée sur la comparaison entre l'image de référence et l'image estimée.

Il existe deux principales stratégies pour comparer les images : les évaluations objective et subjective. La première est basée sur des modèles mathématiques estimant les erreurs entre l'image de référence et l'image couleur estimée. La seconde repose sur une appréciation subjective de la qualité d'image par un observateur et fait appel à une série de protocoles expérimentaux lourds et coûteux.

À notre connaissance, seul l'article de Longere *et al.* [LXDB02] décrit l'expérience d'une évaluation subjective de la qualité du dématriçage d'une image. Le critère utilisé pendant ces expériences est le critère MOS (Mean Opinion Score), obtenu en calculant la moyenne des résultats d'une série de tests standards où les observateurs donnent leur avis sous la forme de points pour évaluer la qualité de l'image [Nic08]. Les tests standards exigent que les observateurs examinent les images dans les mêmes conditions, telles que la taille de l'image, la durée d'exposition et l'environnement lumineux dans lequel se déroule l'expérience. Les expériences décrites dans l'article de Longere *et al.* [LXDB02] demandent que les observateurs donnent leur avis sur l'ordre de préférence entre neuf groupes d'images à tester. Chaque groupe d'images est composé d'une image couleur de référence et de quatre images estimées par différentes méthodes pour une même scène. À chaque fois que deux images sont affichées sur l'écran, l'ob-

servateur choisit l'image préférée. Cette opération est répétée dix fois pour obtenir un ordre complet entre les cinq images à tester de chaque groupe. Un score est attribué en fonction des classements de chacune des images effectués par les observateurs. Les résultats de ces expériences montrent que l'image de référence est l'image retenue comme la meilleure de chaque groupe par les observateurs. Cela confirme que le dématriçage provoque l'apparition d'artefacts visibles qui dégradent la qualité perceptuelle de l'image estimée. Par ailleurs, le classement des performances des méthodes de dématriçage selon des critères subjectifs diffère de celui basé sur des critères d'évaluation objective.

Par rapport à l'évaluation subjective, l'évaluation objective est plus facile à mettre en oeuvre puisqu'elle ne nécessite pas la participation d'observateurs. Nous nous proposons de présenter les différentes mesures qui sont utilisées dans la littérature pour l'évaluation objective de la qualité de l'image estimée. Auparavant, il nous semble important d'examiner les différents types d'artefacts générés par le dématriçage pour mieux comprendre les méthodes d'évaluation.

Dans ce chapitre, nous allons d'abord présenter les artefacts qui peuvent être générés par un algorithme de dématriçage puis présenter les méthodologies d'évaluation objective de la qualité d'image. Les mesures objectives sont principalement basées sur une comparaison pixel à pixel entre l'image de référence et l'image estimée. Ces mesures de fidélité entre l'image de référence et l'image estimée ne sont pas spécifiquement sensibles à la présence de tel ou tel type d'artefact de dématriçage. Ceci nous amène à proposer de nouveaux critères qui détectent la présence d'artefacts bien définis.

L'objectif des méthodes de dématriçage est de fournir des images qui seront aussi perceptuellement satisfaisantes que possible lors de leur affichage. Or, de nombreux systèmes d'analyse d'images couleur sont équipés de caméras mono-CCD délivrant des images estimées qui seront soumises à des traitements de bas niveau. C'est la raison pour laquelle nous proposons, dans la dernière partie, des critères d'évaluation qui permettent de mesurer non pas la qualité perceptuelle des images estimées, mais la qualité des résultats d'analyses de bas niveau appliquées à ces images.

3.1 Artefacts de dématriçage.

Les principaux types d'artefacts générés par un algorithme de dématriçage sont le flou, les fausses couleurs, et l'effet de fermeture éclair. Dans cette partie, nous allons montrer des exemples d'artefacts et expliquer leurs causes en menant une interprétation des phénomènes dans les domaines spatial et fréquentiel.

3.1.1 Description dans le domaine spatial.

3.1.1.1 Effet de flou.

Le flou est présent dans une zone de l'image où les informations de hautes fréquences spatiales sont atténuées ou perdues. Dans une image, les informations de hautes fréquences spa-



Figure 3.1 : Présence de flou dans l'image estimée. (b) Extrait de l'image de référence (a), localisé par un cadre – (c) Extrait correspondant de l'image estimée par interpolation bilinéaire – (d) Extrait correspondant de l'image estimée par la méthode de Hamilton et Adams [HA97].

tiales représentent les détails fins, comme des contours ou des motifs texturés. La figure 3.1 permet de comparer la présence plus ou moins prononcée du phénomène de flou au sein des images estimées en fonction de la méthode appliquée.

Le phénomène de flou affecte fortement l'image 3.1c, estimée par interpolation bilinéaire, que l'on peut comparer visuellement à l'image de référence 3.1b : nous constatons que les détails des plumes sont perdus après le dématriçage. Le flou généré est dû à un filtrage passebas inhérent à la procédure de dématriçage par interpolation bilinéaire. Dans la partie 2.1.2 du chapitre précédent, nous avons vu que cette interpolation peut être réalisée par une convolution appliquée sur chaque plan échantillonné des composantes couleur (*cf.* équation (2.8)). Les filtres correspondants, définis par les masques H^k des équations (2.6) et (2.7), atténuent les informations de hautes fréquences. Par conséquent, les détails fins sont perdus dans l'image estimée comme le montre la figure 3.1.

Cet artefact est nettement moins perceptible sur le résultat fourni par la méthode de Hamilton et Adams, illustré par la figure 3.1d. La comparaison visuelle avec l'image 3.1c montre que l'algorithme proposé par Hamilton et Adams [HA97], décrit dans la partie 2.3.1, génère peu de flou perceptuellement visible. La méthode consiste à comparer les gradients vertical et horizontal, puis à interpoler les niveaux de vert dans la direction selon laquelle la norme du gradient est la plus faible. La figure 3.1d montre le résultat du dématriçage fourni par cette méthode, pour la même partie d'image que la figure 3.1c. La capacité de cette famille de méthodes (exploitant la corrélation spatiale) à éviter l'apparition de flou s'explique par la sélection des pixels voisins à prendre en compte pour garantir que l'interpolation opère sur des niveaux homogènes.



Figure 3.2 : Effet de fermeture éclair dû au choix de la direction d'interpolation. Les équations d'interpolation utilisées sont celles de Hamilton et Adams [HA97]. Les images (b) et (f) correspondent à deux extraits de l'image de référence (a), localisés par des cadres. (b) Extrait 1 de l'image de référence, comportant un motif horizontal – (c) Extrait 1 de l'image estimée en forçant la direction d'interpolation verticale – (d) Extrait 1 de l'image estimée en forçant la direction horizontale – (e) Extrait 1 de l'image estimée par la méthode de Hamilton et Adams – (f) Extrait 2 de l'image de référence, comportant un motif vertical – (g) Extrait 2 de l'image estimée en forçant la direction d'interpolation verticale – (i) Extrait 2 de l'image estimée par la méthode de Hamilton et Adams – (f) Extrait 2 de l'image de référence, comportant un motif vertical – (g) Extrait 2 de l'image estimée en forçant la direction d'interpolation verticale – (i) Extrait 2 de l'image estimée par la méthode de l'image estimée en forçant la direction d'interpolation vertical – (i) Extrait 2 de l'image estimée par la méthode de l'image estimée en forçant la direction d'interpolation verticale – (i) Extrait 2 de l'image estimée par la méthode de l'image estimée en forçant la direction d'interpolation verticale – (i) Extrait 2 de l'image estimée par la méthode de l'im

3.1.1.2 Effet de fermeture éclair (*zipper effect*).

Considérons maintenant la figure 3.2 représentant l'image « Phare », et plus précisément les images 3.2b et 3.2f, correspondant aux extraits de l'image de référence 3.2a encadrés sur celleci. En observant visuellement les images 3.2c et 3.2g, correspondant à ces mêmes extraits mais tirés des images estimées, nous constatons une répétition de motifs dans les zones de transition entre les zones homogènes. Ce phénomène est appelé *effet de fermeture éclair*.

La cause principale de cet artefact est une interpolation de niveaux qui appartiennent à des zones homogènes représentant des objets différents. Cela se produit en particulier lorsque la direction d'interpolation en chaque pixel est choisie – à tort – proche de celle d'un gradient couleur dans l'image de référence. En effet, l'image 3.2c a été estimée par un algorithme identique à la méthode proposée par Hamilton et Adams [HA97], à ceci près que la direction d'interpolation des niveaux de vert est systématiquement verticale. Comme les transitions entre les zones homogènes suivent principalement la direction horizontale (voir image 3.2b), la direction du gradient aux points de transition est proche de la direction verticale. Le mauvais choix de la direction d'interpolation provoque l'effet de fermeture éclair dans l'image estimée. L'image 3.2d est, quant à elle, le résultat du dématriçage par la même méthode que l'image 3.2c,



Figure 3.3 : Fausses couleurs apparaissant sur un détail diagonal. (b) Extrait de l'image de référence (a), localisé par un cadre – (c) Extrait correspondant de l'image estimée par la méthode de Hamilton et Adams [HA97], avec entourage des artefacts.



(a) Image de référence





Figure 3.4 : Fausses couleurs apparaissant sur une zone texturée. (b) Extrait de l'image de référence (a), localisé par un cadre – (c) Extrait correspondant de l'image estimée par la méthode de Wu et Zhang [WZ04], avec entourage des artefacts.

mais avec la direction d'interpolation des niveaux de vert systématiquement horizontale. Nous constatons que cette image, très semblable à celle estimée par la méthode de Hamilton et Adams représentée sur la figure 3.2e, ne présente pas d'effet de fermeture éclair. En effet, la direction d'interpolation est globalement orthogonale à celle du gradient, et donc proche de la direction de transition entre zones homogènes.

Nous retrouvons le même phénomène dans les images 3.2f-3.2i, qui correspondent à un second extrait de l'image de référence présentant cette fois des transitions suivant la direction verticale. La direction d'interpolation utilisée est systématiquement horizontale dans l'image 3.2g, et verticale dans l'image 3.2h. Sur l'image 3.2i, nous constatons que la méthode de Hamilton et Adams produit un effet de fermeture éclair assez marqué. En effet, dans cette zone de hautes fréquences spatiales, la méthode ne réussit pas toujours à déterminer correctement la direction locale du gradient (ce qui a été expliqué au début du paragraphe 2.3.2 et sur la figure 2.10).

L'autre principale cause d'apparition de l'effet de fermeture éclair concerne la disposition, dans l'image CFA, des pixels dont le niveau de vert n'est pas disponible. En effet, ces pixels occupent une position sur deux en ligne et en colonne et sont donc disposés en quinconce. Le phénomène de fermeture éclair est donc directement lié à cette disposition en quinconce des pixels où les niveaux de vert ne sont pas correctement estimés.

3.1.1.3 Fausses couleurs.

Le phénomène de fausse couleur en un pixel correspond à un écart élevé entre la couleur dans l'image de référence et la couleur dans l'image estimée. Les deux exemples de cet artefact présentés dans les images 3.3c et 3.4c montrent que ce phénomène n'est pas caractérisé par une structure géométrique particulière dans l'image.

Dans le chapitre précédent, nous avons vu que le plan vert (assimilé à la luminance) sert souvent de base pour estimer les composantes de chrominance. Or, il arrive qu'aucun échantillon de vert ne soit disponible selon la direction diagonale. Par exemple, la figure 3.5 montre que nous ne disposons pas, dans l'image CFA, d'information sur la composante verte des pixels appartenant à une région de largeur d'un pixel dans la direction diagonale. Par conséquent, l'interpolation risque de provoquer des erreurs d'estimation de la composante verte de ces pixels. D'après le résultat du dématriçage par la méthode de Hamilton et Adams [HA97] basée sur le gradient (*cf.* figures 3.5b et 3.5f), les niveaux de vert sur la diagonale sont surestimés par rapport à l'image de référence. Les fausses couleurs montrées dans l'image 3.3c résultent notamment de ce phénomène.

La figure 3.6 montre que cet artefact peut aussi résulter d'une mauvaise estimation des composantes R et/ou B. L'image 3.6a est un extrait de l'image « Maisons » présentant un fin objet vertical sur la colonne de pixels médiane. L'image 3.6c, estimée par la méthode de Hamilton et Adams, présente des fausses couleurs perceptibles. Pourtant, les composantes R et B y sont estimées en exploitant la corrélation spectrale : les équations (A.1) à (A.5) page 145 utilisent les plans de différences de composantes, où les hautes fréquences spatiales sont peu présentes. Pour en expliquer la raison, considérons l'estimation de la composante R, en supposant que le plan G est déjà complètement déterminé. Sur la colonne de pixels médiane, aucun échantillon de R n'est disponible (cf. image 3.6b). Les seules valeurs de R - G exploitables pour l'estimation de la composante R au pixel central sont donc situées de part et d'autre horizontalement (cf. figure 3.6e); la structure sous-jacente étant {RGR}, l'équation (A.1) s'applique :

$$\hat{R} - G = \left(R_{-1,0} - \hat{G}_{-1,0}\right)/2 + \left(R_{1,0} - \hat{G}_{1,0}\right)/2.$$
(3.1)

La valeur ainsi estimée pour R - G est sensiblement différente de celle de l'image de référence, et il en est de même pour tous les pixels de la colonne médiane (comparer les figures 3.6d et 3.6f), pour lesquels les niveaux voisins servant à l'interpolation sont situés de part et d'autre d'un maximum local marqué.

Ces deux exemples mettent en évidence que des erreurs d'estimation du niveau de vert, mais aussi des deux autres composantes, peuvent provoquer l'apparition de fausses couleurs, notamment dans les zones présentant des hautes fréquences spatiales.

3.1.2 Description dans le domaine fréquentiel.

La représentation de l'échantillonnage des couleurs dans une image CFA sur le plan fréquentiel, établie par Alleyson *et al.* [ASH05], permet d'interpréter également la cause d'apparition



Figure 3.5 : Mise en évidence, sur un objet diagonal, des fausses couleurs générées par la méthode de Hamilton et Adams [HA97]. Les flèches de la figure (e) illustrent les échantillons (R et G) utilisés pour l'estimation du niveau G en un pixel de la ligne diagonale.



Figure 3.6 : Mise en évidence, sur un extrait de l'image « Maisons », des fausses couleurs générées par la méthode de Hamilton et Adams [HA97] lors de l'estimation du plan *R*. Les flèches de la figure (e) illustrent les valeurs $R - \hat{G}$ utilisées pour l'estimation du niveau *R* au pixel central.

des artefacts de dématriçage dans le domaine fréquentiel.

Comme nous l'avons expliqué dans la partie 2.4.2, le signal de l'image CFA est composé d'un signal de luminance, principalement modulé en basses fréquences, et de deux composantes de chrominance, principalement modulées en hautes fréquences (voir la figure 2.16 page 76). Le dématriçage pouvant être interprété comme une estimation des composantes de luminance et de chrominance, plusieurs méthodes proposées utilisant le domaine fréquentiel ([ASH05], [Dub05], [LCTZ07]) essayent d'identifier les niveaux manquants par des filtrages sélectifs en fréquences appliqués à l'image CFA. Les quatre artefacts possibles dans le domaine fréquentiel sont montrés dans la figure 3.7 extraite de [ASH05] : flou, effet de grille, fausse couleur et couleur aquarelle (watercolor). Quand la bande passante du filtre appliqué à l'image CFA pour estimer la luminance est trop étroite, un phénomène de flou est présent dans l'image couleur estimée (cf. figure 3.7a). Quand la bande passante de ce filtre est trop large et sélectionne donc des fréquences dans la zone représentant les hautes fréquences de la chrominance, il peut en résulter un effet de grille (cf. figure 3.7b). Par ailleurs, des fausses couleurs peuvent être provoquées par le recouvrement mutuel des spectres de luminance et de chrominance estimées, quand le spectre du filtre utilisé pour estimer la chrominance occupe une bande trop large (cf. figure 3.7c). Enfin, si le spectre du filtre utilisé pour estimer la chrominance est trop étroit, l'effet de couleur aquarelle est susceptible d'apparaître, caractérisé par un rehaussement artificiel des couleurs aux contours des objets (cf. figure 3.7d).

Ces exemples d'artefacts sont les conséquences de la mauvaise conception des filtres sélectifs pour estimer les composantes de luminance et de chrominance. Comme on l'a vu, ils peuvent également être générés par des méthodes de dématriçage parcourant spatialement l'image. En effet, de nombreuses méthodes de dématriçage travaillant dans le domaine spatial génèrent les phénomènes de flou et d'apparition de fausses couleurs car elles tendent à sous-estimer la luminance et à sur-estimer la chrominance. On peut retrouver également les effets de grille ou de couleur aquarelle dans les résultats de dématriçage produits par la méthode de Kimmel [Kim99] ou la méthode par projection alternée proposée par Gunturk *et al.* [GGA⁺05].

3.2 Évaluation objective : mesures classiques.

Tous les artefacts présentés sont dûs à des erreurs d'estimation pendant le dématriçage. Les mesures classiques d'évaluation objective totalisent les erreurs entre les niveaux des pixels dans l'image de référence et l'image estimée. En chaque pixel, l'erreur entre l'image de référence et l'image estimée est quantifiée à l'aide d'une distance entre deux points couleur dans un espace couleur tri-dimensionnel. Dans cette partie, nous regroupons les mesures souvent utilisées dans la littérature en deux catégories : les mesures de fidélité et les mesures perceptuelles.





(a) Flou

(b) Effet de grille



(c) Fausse couleur

(d) Couleur aquarelle

Figure 3.7 : Les 4 types d'artefacts générés par le dématriçage selon Alleysson et al. [ASH05].

3.2.1 Mesures de la fidélité de l'image estimée.

Ces mesures utilisent les couleurs codées dans l'espace d'acquisition *RGB* pour mesurer la fidélité de l'image estimée par rapport à l'image de référence.

1. Erreur absolue moyenne.

Le critère *MAE* (acronyme de *Mean Absolute Error*) évalue l'erreur absolue moyenne entre l'image de référence **I** et l'image estimée $\hat{\mathbf{I}}$. Il est calculé par [CYH08][LR05] :

$$MAE(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{1}{3XY} \sum_{k=R,G,B} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \left| I_{x,y}^{k} - \hat{I}_{x,y}^{k} \right|,$$
(3.2)

où $I_{x,y}^k$ représente la valeur de la composante couleur k du pixel situé aux coordonnées spatiales (x,y) dans l'image **I**, X et Y étant respectivement le nombre de colonnes et de lignes de cette image.

Le critère *MAE* peut être également utilisé pour mesurer les erreurs sur chaque plan de composante couleur. Par exemple, le critère *MAE* appliqué au plan rouge est défini par :

$$MAE^{R}(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{1}{XY} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} |I_{x,y}^{R} - \hat{I}_{x,y}^{R}|.$$
(3.3)

La valeur du critère *MAE* varie entre 0 et 255, et elle est d'autant plus faible que la qualité du dématriçage est meilleure.

2. Erreur quadratique moyenne.

Le critère MSE (acronyme de *Mean Square Error*) évalue l'erreur quadratique moyenne entre l'image de référence **I** et l'image estimée **Î**. Il est défini par [ASH05] :

$$MSE(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{1}{3XY} \sum_{k=R,G,B} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} (I_{x,y}^k - \hat{I}_{x,y}^k)^2.$$
(3.4)

Comme le critère *MAE*, le critère *MSE* peut mesurer l'erreur sur chaque plan de composante couleur, ainsi qu'il a déjà été vu au chapitre précédent (*cf.* équation (2.21)). La plage de valeurs pour cette mesure est $[0, 255^2]$ et l'interprétation des valeurs est identique à celle du critère *MAE* : la qualité optimale de dématriçage correspond à la valeur nulle du critère *MSE*.

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

Le rapport signal sur bruit pic-à-pic ou *PSNR* (acronyme de *Peak Signal-Noise Ratio*) est une mesure de distorsion particulièrement utilisée en compression d'images. Il s'agit de quantifier la performance des codeurs en mesurant la qualité de reconstruction de l'image compressée par rapport à l'image originale. De nombreux auteurs (par exemple,

[ASH05], [HP05], [LCTZ07] et [WZ04]) appliquent ce critère pour quantifier la performance du dématriçage. Il s'exprime en général en décibels, et sa définition est donc :

$$PSNR(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{d^2}{MSE} \right), \tag{3.5}$$

où d est le niveau maximal possible pour les deux images comparées. Dans le cas standard d'une image où les composantes couleur d'un pixel sont codées sur 8 bits, d vaut 255. Comme pour les critères précédents, on peut appliquer le critère *PSNR* sur chaque plan couleur ; sur le plan rouge par exemple :

$$PSNR^{R}(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{d^{2}}{MSE^{R}} \right).$$
(3.6)

La qualité du dématriçage est considérée d'autant meilleure que le critère *PSNR* est élevé. Selon nos expériences, la valeur du *PSNR* calculée sur des images estimées par des méthodes classiques varie généralement entre 30 et 40 dB. Cela équivaut à des valeurs comprises entre 65,03 et 6,50 pour le critère *MSE*.

4. Corrélation entre l'image de référence et l'image estimée.

La corrélation entre l'image couleur de référence et l'image couleur estimée est utilisée pour évaluer la performance du dématriçage par Su et Willis [SW03]. Pour deux images en niveaux de gris I et \hat{I} , le coefficient de corrélation est décrit par :

$$C(I,\hat{I}) = \left| \frac{\begin{pmatrix} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} I_{x,y} \hat{I}_{x,y} \\ \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} I_{x,y}^2 \end{pmatrix} - XY\mu^2 \right|^{1/2} \left[\begin{pmatrix} X-1Y-1 \\ \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} I_{x,y}^2 \end{pmatrix} - XY\mu^2 \right]^{1/2} \left[\begin{pmatrix} X-1Y-1 \\ \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} I_{x,y}^2 \end{pmatrix} - XY\mu^2 \right]^{1/2} \left[\begin{pmatrix} X-1Y-1 \\ \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} I_{x,y}^2 \end{pmatrix} - XY\mu^2 \right]^{1/2} \right|, \quad (3.7)$$

où μ et $\hat{\mu}$ désignent respectivement les niveaux de gris moyens des images. Pour une image couleur résultant du dématriçage, les auteurs calculent d'abord le coefficient de corrélation $C^k(I^k, \hat{I}^k)$, pour chaque plan de composante couleur, entre l'image de référence et l'image estimée. La moyenne des trois coefficients de corrélation ainsi obtenus permet ensuite d'évaluer la qualité du dématriçage. La mesure de corrélation *C* est comprise entre 0 et 1, et une mesure proche de 1 peut être interprétée comme un dématriçage de bonne qualité.

3.2.2 Mesures perceptuelles de l'image estimée.

Pour que l'évaluation de la qualité d'une image reflète mieux celle perçue par le système visuel humain, des mesures ont été définies avec des espaces couleur perceptuellement uniformes. Le principe est d'évaluer la différence perceptuelle de couleur entre l'image de référence et l'image estimée [CC06]. 1. Erreur d'estimation dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$.

Le système CIE $L^*a^*b^*$ est l'un des espaces métriques recommandés par la Commission Internationale de l'Éclairage pour mesurer la distance séparant deux couleurs. Cet espace s'approche d'un espace couleur perceptuellement uniforme. Ainsi, la distance euclidienne dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$ mesure une distance perceptuelle entre deux couleurs.

Les valeurs des trois composantes (R,G,B) en un pixel sont d'abord transformées en coordonnées (X,Y,Z) dans l'espace CIE *XYZ* par une opération linéaire, puis les coordonnées dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$ sont définies par les équations suivantes [Van00] :

$$L^* = \begin{cases} 116 \times \sqrt[3]{Y/Y_n} - 16 & \text{si } Y/Y_n > 0,008856, \\ 903,3 \times Y/Y_n & \text{sinon.} \end{cases}$$
(3.8a) (3.8b)

$$a^* = 500 \times (f(X/X_n) - f(Y/Y_n)),$$
 (3.9)

$$b^* = 200 \times (f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)),$$
 (3.10)

avec :

$$f(x) = \begin{cases} \sqrt[3]{x} & \text{si } Y/Y_n > 0,008856, \\ 7,787x + \frac{16}{116} & \text{sinon}, \end{cases}$$
(3.11a)
(3.11b)

où le blanc de référence utilisé est caractérisé par les composantes (X_n, Y_n, Z_n) . Notons qu'ici L^* représente la réponse de l'œil humain à un niveau de luminance et que les composantes a^* et b^* représentent deux niveaux de chrominance. La composante a^* représente une opposition de couleurs Rouge–Vert alors que b^* représente une opposition de couleurs Bleu–Jaune.

La différence de couleur est définie par la distance entre deux points couleur dans cet espace. Ainsi, l'erreur d'estimation du dématriçage est définie comme la moyenne des erreurs sur tous les pixels de l'image :

$$\Delta E^{L^*a^*b^*}(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{1}{XY} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \sqrt{\sum_{k=L^*, a^*, b^*} \left(I_{x,y}^k - \hat{I}_{x,y}^k\right)^2} .$$
(3.12)

Plus la valeur de $\Delta E^{L^*a^*b^*}$ est faible, plus la différence perceptuelle est faible entre l'image de référence et l'image estimée, et meilleure est la qualité du dématriçage.

2. Erreur d'estimation dans l'espace S-CIE $L^*a^*b^*$.

Afin d'introduire les propriétés de perception spatiale du système visuel humain, Zhang et Wandell [ZW97] ont proposé un nouvel espace, nommé S-CIE $L^*a^*b^*$. Les composantes (R,G,B) sont d'abord transformées dans l'espace (X,Y,Z) qui est indépendant du dispositif d'acquisition. Puis ces composantes sont converties dans l'espace antagoniste AC_1C_2 ,

où *A* représente la luminance perçue et C_1 , C_2 , les informations de chrominance en termes d'opposition de couleurs Rouge–Vert et Bleu–Jaune (respectivement). Les trois plans de composante sont alors filtrés spatialement en utilisant des filtres gaussiens de variances différentes, qui approximent les fonctions de sensibilité au contraste du système visuel humain.

Les trois composantes A, C_1 et C_2 filtrées sont ensuite reconverties en composantes X, Y et Z. Puis est appliquée une transformation de l'espace CIE XYZ vers l'espace CIE $L^*a^*b^*$, identique à celle présentée dans la section précédente. Une fois obtenues les composantes L^* , a^* et b^* , la formule de calcul de l'erreur d'estimation ΔE dans S-CIE $L^*a^*b^*$ est la même que celle dans CIE $L^*a^*b^*$ (voir équation (3.12)). Cette mesure a été utilisée par Li [Li05], Su [Su06] et Hirakawa et Parks [HP05] pour mesurer la qualité du dématriçage.

3. Différence normalisée dans l'espace CIE $L^*u^*v^*$.

En 1976, la CIE propose un autre système perceptuellement uniforme, CIE $L^*u^*v^*$, dont la luminance L^* est identique à celle de l'espace CIE $L^*a^*b^*$. Les composantes de chrominance pour ce système sont :

$$u^* = 13 \times L^* \times (u' - u'_n), \tag{3.13}$$

$$v^* = 13 \times L^* \times (v' - v'_n),$$
 (3.14)

avec :

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z},$$
 (3.15)

$$v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z},$$
 (3.16)

et où u'_n et v'_n sont les chrominances correspondant au blanc de référence.

La mesure NCD (acronyme de *Normalized Criterion Difference*) est calculée comme suit [LP04b][LR05] :

$$NCD(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}) = \frac{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \sqrt{\sum_{k=L^*, u^*, v^*} \left(I_{x, y}^k - \hat{I}_{x, y}^k\right)^2}}{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \sqrt{\sum_{k=L^*, u^*, v^*} \left(I_{x, y}^k\right)^2}},$$
(3.17)

où $I_{x,y}^k$ est la valeur de la composante $k, k \in \{L^*, u^*, v^*\}$, au pixel de coordonnées spatiales (x,y). Cette mesure est normalisée entre 0 (qualité optimale de dématriçage) et 1 (mauvaise qualité de dématriçage).

3.2.3 Application aux images de la base Kodak et discussion.

3.2.3.1 Présentation des résultats.

Les critères présentés précédemment ont été utilisés pour évaluer la qualité du dématriçage assuré par différentes méthodes de la littérature. Plus précisément, les dix méthodes décrites en détail dans le chapitre 2 ont été appliquées sur les douze images sélectionnées dans la base Kodak, ce qui permet d'en comparer les performances relatives. Pour certaines de ces méthodes, les auteurs mettent à disposition un code source ; l'annexe B.2 présente une liste de sites internet où quelques-unes de ces implémentations peuvent être téléchargées.

Le tableau 3.3 montre les résultats obtenus pour les critères de fidélité de l'image estimée par rapport à l'image de référence, à savoir l'erreur absolue moyenne (*MAE*, formule (3.2)), le rapport signal sur bruit pic-à-pic (*PSNR*, formule (3.5)) et le critère de corrélation (*C*, formule (3.7)). Le critère de l'erreur quadratique moyenne (*MSE*, formule (3.4)) n'a pas été calculé car il est directement lié au *PSNR*. Le tableau 3.4 montre, pour les mêmes images et les mêmes méthodes, les résultats obtenus pour les critères perceptuels de l'erreur d'estimation dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$ ($\Delta E^{L^*a^*b^*}$, formule (3.12)), de l'erreur d'estimation dans l'espace S-CIE $L^*a^*b^*$ ($\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$) et de la différence normalisée (*NCD*, formule (3.17)) entre l'image estimée et l'image de référence.

Les douze images testées, reproduites dans l'annexe B.1, ont été sélectionnées pour présenter une diversité significative, tant dans l'étendue des zones homogènes que dans la richesse en couleurs et zones texturées. Or, le dématriçage d'une image est d'autant plus délicat que celle-ci présente de hautes fréquences spatiales. Cela est confirmé par les résultats présentés dans ces tableaux : pour une méthode donnée, les performances de dématriçage selon un critère particulier sont très variables. Ainsi, pour le dématriçage par interpolation bilinéaire, le *PSNR* varie de 24,5 dB pour l'image 4 (« maisons »), particulièrement riche en hautes fréquences, à plus de 36 dB pour l'image 1 (« perroquets ») qui en comporte peu.

Nous constatons que les deux méthodes tirant parti du domaine fréquentiel fournissent systématiquement de meilleurs résultats que les méthodes utilisant uniquement le domaine spatial. En outre, la méthode proposée par Dubois [Dub05] sur la base des travaux d'Alleysson *et al.* obtient les meilleurs scores en moyenne sur les douze images, quel que soit le critère retenu. On peut même noter que les critères donnent des valeurs largement concordantes pour une image donnée, les six critères fournissant des classements souvent identiques (ou légèrement différents, mais avec des résultats très proches pour les méthodes classées différemment). L'étude systématique de la cohérence des classements fournis n'est pas réalisée ici afin de ne pas alourdir la présentation de ces résultats ; une telle étude sera menée dans la partie 3.3 sur un nombre restreint de critères et de méthodes.

Par ailleurs, le dématriçage est appelé à être exécuté en temps réel. Autrement dit, le temps nécessaire au dématriçage doit être inférieur au temps d'acquisition d'une image. Nous avons testé les temps de calcul des 10 méthodes considérées dans ce chapitre. Le tableau 3.1 montre

	Temps de calcul (s)		Temps de calcul (s)			
Méthode	sous Classmanager	Méthode	sous Matlab			
1. Bilin.	0,17	7. Li	24,98			
2. C. teinte	0,21	8. Gunturk	1,59			
3. Hamilton	0,24	9. Dubois	0,68			
4. Wu	0,67	10. Lian	0,41			
5. Cok	0,52					
6. Kimmel	1,37					

Tableau 3.1 : Comparaison des temps de calcul nécessaires pour estimer une image de taille 384×256 par 10 méthodes de dématriçage sur un ordinateur doté d'un processeur de type Pentium IV à 3,0 GHz et 512 Mo de RAM. Les méthodes testées sont principalement désignées ici par le nom de leur premier auteur : 1. Interpolation bilinéaire – 2. Méthode basée sur l'hypothèse de constance de teinte [Cok87] – 3. Méthode de Hamilton et Adams utilisant un gradient [HA97] – 4. Méthode de Wu et Zhang basée sur la cohérence des directions d'interpolation entre composantes [WZ04] – 5. Méthode de Cok par reconnaissance de forme [Cok86] – 6. Méthode de Kimmel à pondération adaptative [Kim99] – 7. Méthode de Li et Orchard utilisant la covariance locale [LO01] – 8. Méthode de Gunturk *et al.* par projection alternée des composantes [GAM02] – 9. Méthode de Dubois [Dub05] basée sur la sélection de fréquences proposée par Alleysson *et al.* – 10. Méthode de Lian *et al.* procédant par analyses fréquentielle et spatiale [LCTZ07].

les résultats de ce test.

Certaines implantations sous Matlab sont disponibles sur internet (voir annexe B pour une liste d'adresses), d'autres ont été réalisées par nos soins. Notamment, les 6 méthodes dans le domaine spatial sont réalisées sous Classmanager, logiciel de traitement d'images écrit en langage C et développé au sein de notre équipe. La méthode de Li et Orchard – utilisant la covariance locale – et les méthodes dans le domaine fréquentiel sont implantées sous Matlab car elles tirent profit des fonctions intégrées de calcul sur les matrices ou de filtrage.

Les temps de calcul montrés dans le tableau 3.1 sont les moyennes de cent exécutions successives. Pour les méthodes privilégiant l'analyse spatiale, la méthode de Hamilton et Adams donne des résultats satisfaisants (*cf.* tableau 3.3) avec des temps de calcul raisonnables. Les itérations, telles que celles intégrées à la méthode de Kimmel, sont fortement pénalisantes en temps de calcul. Dans le domaine fréquentiel, la méthode de Lian *et al.* fournit un meilleur compromis entre la qualité du résultat et le temps de calcul. Le temps de calcul est élevé aussi pour la méthode de Gunturk et al. avec des projections alternatives se répétant plusieurs fois. Le temps de calcul très important pour la méthode de Li et Orchard s'explique par le calcul très lourd des inversions de matrices de dimension 7×7 en chaque pixel.

Nous avons aussi étudié la complexité algorithmique des 6 méthodes de dématriçage exécutées sous Classmanager, en dénombrant les opérations de base (multiplication, addition, etc.) nécessaires pour estimer les deux composantes manquantes en un pixel donné. Les quatre autres méthodes ne sont pas examinées, parce que leur implantation est parfois difficilement analysable en détail ; nous ne pouvons donc pas en calculer le nombre exact d'opérations.

Méthode	Addition	Multiplication	Comparaison	Valeur absolue	
Bilin.	4	2			
C. teinte	4	6,5			
Hamilton	12	3,5	1	4	
Wu	55	6	1	18	
Cok	20,5	4,5	18		
Kimmel	180	120			

Tableau 3.2 : Nombres d'opérations nécessaires pour obtenir les trois composantes couleur (R, G, B) en un pixel à partir de l'image CFA, pour 6 méthodes de dématriçage. Les notations des méthodes sont identiques à celles du tableau 3.1.

Le nombre moyen d'opérations de dématriçage nécessaires par pixel est calculé par :

$$N_{op} = \frac{1}{4}N^R + \frac{1}{2}N^G + \frac{1}{4}N^B$$
(3.18)

où N^R , N^G , et N^B sont les nombres d'opérations nécessaires en un pixel donné dont la composante disponible est respectivement *R*, *G* et *B*. Notons que $N^R = N^B$, car les composantes *R* et *B* jouent des rôles similaires.

En comparant les tableaux 3.1 et 3.2, nous voyons que plus les opérations sont nombreuses, plus le temps de calcul est important, mais sans avoir une proportionnalité stricte. Bien que la complexité algorithmique ne soit plus forcément un élément à considérer en priorité aujourd'hui en raison de l'augmentation de la puissance des calculateurs, une telle étude nous permettra de dégager un compromis entre le temps de calcul et la qualité des résultats.

3.2.3.2 Avantages et limites de ces mesures.

Les mesures les plus souvent utilisées dans la littérature pour évaluer une méthode de dématriçage sont le *MSE* et le *PSNR*. Le *PSNR* étant une forme logarithmique du critère *MSE*, il en constitue une représentation alternative (c'est la raison pour laquelle ce dernier n'a pas été repris dans les tableaux de résultats). La popularité de ces critères est due aux avantages suivants [WB06]. D'abord, ce sont des fonctions faciles à implanter et leurs dérivées peuvent être estimées. Ils peut être ainsi facilement intégrés à un algorithme d'optimisation. Ensuite, le critère *PSNR* a une signification physique claire – à savoir l'énergie maximale possible du signal par rapport à celle des erreurs causées par le dématriçage –, qui peut également être analysée dans le domaine fréquentiel.

Toutefois, le critère *PSNR* donne une estimation globale de la qualité du dématriçage, et ne reflète pas vraiment le jugement d'un observateur. Par exemple, ce dernier juge moins négativement une image comportant un grand nombre de pixels avec des couleurs estimées proches de celles de l'image de référence, qu'une image avec un nombre plus restreint de pixels présentant des artefacts visibles. Or, les critères *MSE* et *PSNR* peuvent donner des valeurs identiques pour ces deux cas, parce qu'ils ne distinguent pas les caractéristiques des différents artefacts dans l'image estimée. Ces mesures objectives ont été largement critiquées, dès les années 1990 et

Image	Critère	Bilin.	C. teinte	Hamilton	Wu	Cok	Kimmel	Li	Gunturk	Dubois	Lian
1	MAE	1,542	1,358	0,938	0,949	1,257	1,784	1,379	0,877	0,879	0,796
	PSNR	36,256	38,082	42,868	42,984	39,069	31,883	38,132	43,186	43,259	44,199
	С	0,9966	0,9978	0,9993	0,9993	0,9982	0,9912	0,9978	0,9993	0,9993	0,9995
	MAE	4,352	3,381	1,829	1,565	2,897	2,241	2,515	1,339	1,154	1,415
2	PSNR	28,956	31,396	36,324	37,831	32,561	34,418	33,499	39,951	41,433	39,303
	С	0,9830	0,9905	0,9970	0,9978	0,9928	0,9952	0,9942	0,9987	0,9990	0,9984
	MAE	1,978	1,578	0,980	0,994	1,407	1,264	1,484	0,907	0,900	0,786
3	PSNR	34,454	36,779	41,773	41,641	37,915	38,620	37,111	42,713	43,062	43,832
	С	0,9909	0,9946	0,9983	0,9982	0,9958	0,9965	0,9950	0,9987	0,9987	0,9989
	MAE	7,329	5,655	2,629	2,607	3,986	3,077	4,130	2,055	2,022	1,975
4	PSNR	24,551	27,350	33,409	33,535	29,885	31,858	29,588	36,452	36,479	36,445
	С	0,9596	0,9799	0,9950	0,9951	0,9888	0,9928	0,9881	0,9975	0,9975	0,9975
	MAE	2,276	1,822	1,112	1,078	1,591	1,230	1,556	0,896	0,895	0,860
5	PSNR	33,611	36,120	41,430	41,795	37,701	39,659	37,515	43,237	43,354	43,785
	С	0,9863	0,9926	0,9978	0,9980	0,9949	0,9967	0,9946	0,9985	0,9986	0,9987
	MAE	3,589	2,857	1,605	1,511	2,404	1,949	2,370	1,247	1,167	1,215
6	PSNR	30,191	32,400	37,353	37,748	33,579	35,344	33,372	40,409	40,894	40,399
	С	0,9783	0,9874	0,9960	0,9963	0,9905	0,9935	0,9900	0,9980	0,9982	0,9980
	MAE	2,880	2,264	1,263	1,084	1,931	1,518	1,652	0,964	0,826	1,022
7	PSNR	32,341	34,719	39,713	41,613	36,141	37,788	37,451	42,913	44,680	42,144
	С	0,9861	0,9921	0,9975	0,9984	0,9944	0,9961	0,9958	0,9988	0,9992	0,9986
	MAE	3,849	3,079	1,571	1,546	2,344	1,874	2,284	1,234	1,164	1,195
8	PSNR	29,186	31,716	38,419	38,594	34,663	36,172	34,708	42,913	41,547	41,072
	С	0,9775	0,9875	0,9973	0,9974	0,9936	0,9956	0,9938	0,9985	0,9987	0,9986
	MAE	2,362	1,929	1,306	1,318	1,769	1,394	1,802	1,043	1,114	0,994
9	PSNR	32,565	34,931	39,462	39,347	35,985	38,181	35,601	42,030	41,735	42,353
	С	0,9973	0,9984	0,9995	0,9994	0,9988	0,9993	0,9987	0,9997	0,9997	0,9997
	MAE	3,772	2,936	1,840	1,801	2,661	1,969	2,739	1,311	1,290	1,319
10	PSNR	29,557	31,960	36,542	36,643	32,891	35,202	32,549	40,220	40,172	39,972
	С	0,9769	0,9870	0,9955	0,9955	0,9895	0,9939	0,9887	0,9981	0,9981	0,9980
	MAE	3,164	2,497	1,701	1,741	2,346	1,971	2,535	1,442	1,368	1,326
11	PSNR	31,433	33,718	37,746	37,455	34,560	35,995	33,802	39,217	39,575	39,963
	С	0,9849	0,9909	0,9964	0,9962	0,9925	0,9949	0,9913	0,9975	0,9977	0,9979
12	MAE	4,366	3,317	2,057	1,965	3,091	2,244	3,310	1,530	1,453	1,469
	PSNR	27,564	29,938	33,381	34,237	29,957	32,196	29,333	36,630	37,690	36,687
	С	0,9752	0,9859	0,9936	0,9948	0,9859	0,9915	0,9838	0,9970	0,9976	0,9970
	MAE	3,455	2,723	1,569	1,513	2,307	1,876	2,313	1,237	1,186	1,198
Moy.	PSNR	30,889	33,259	38,202	38,619	34,575	35,610	34,388	40,823	41,157	40,846
	С	0,9827	0,9904	0,9969	0,9972	0,9930	0,9947	0,9926	0,9983	0,9985	0,9984

Tableau 3.3 : Évaluation des résultats de dématriçage selon les mesures de fidélité : erreur absolue moyenne (MAE), rapport signal sur bruit pic-à-pic (PSNR, en décibels) et corrélation (C) entre l'image de référence et l'image estimée, pour 12 images couleur de la base de Kodak. Pour chaque image et chaque critère, la valeur écrite en gras met en évidence la méthode fournissant le meilleur résultat. Les dix méthodes testées sont identiques à celles présentées dans le tableau 3.1.

Image	Critère	Bilin.	C. teinte	Hamilton	Wu	Cok	Kimmel	Li	Gunturk	Dubois	Lian
1	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	1,439	1,289	1,002	1,010	1,229	1,655	1,387	0,969	0,952	0,899
	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	2,605	2,605	2,318	2,268	2,682	5,701	3,537	2,193	1,967	2,007
	NCD	0,0098	0,0089	0,0067	0,0068	0,0083	0,0119	0,0094	0,0064	0,0064	0,0060
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	3,382	2,562	1,538	1,335	2,275	1,772	2,078	1,196	1,078	1,223
2	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	6,477	5,965	3,756	2,954	5,360	4,653	4,578	3,079	2,440	3,021
	NCD	0,0251	0,0194	0,0113	0,0099	0,0169	0,0136	0,0152	0,0089	0,0079	0,0091
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	2,048	1,663	1,132	1,148	1,492	1,491	1,653	1,108	1,066	0,981
3	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	3,715	3,483	2,659	2,615	3,339	4,283	3,990	2,594	2,280	2,229
	NCD	0,0140	0,0114	0,0077	0,0078	0,0101	0,0102	0,0112	0,0074	0,0072	0,0066
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	5,467	4,246	2,167	2,099	3,138	2,356	3,315	1,735	1,676	1,652
4	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	11,293	10,635	5,729	5,166	7,918	6,125	7,886	4,850	4,507	4,327
	NCD	0,0441	0,0338	0,0172	0,0169	0,0249	0,0193	0,0261	0,0140	0,0136	0,0132
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	1,780	1,474	0,965	0,931	1,273	1,040	1,299	0,861	0,843	0,816
5	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	3,925	3,824	2,753	2,661	3,401	3,462	3,344	2,437	2,361	2,304
	NCD	0,0139	0,0114	0,0074	0,0072	0,0099	0,0082	0,0100	0,0065	0,0064	0,0062
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	3,511	2,762	1,729	1,641	2,419	1,943	2,485	1,393	1,334	1,343
6	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	6,883	6,417	4,333	3,809	5,781	4,806	5,675	3,589	3,209	3,323
	NCD	0,0261	0,0209	0,0128	0,0122	0,0179	0,0151	0,0183	0,0104	0,0099	0,0100
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	2,671	2,047	1,259	1,088	1,789	1,407	1,592	1,021	0,895	1,051
7	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	5,231	4,808	3,135	2,496	4,254	3,563	3,580	2,597	1,991	2,635
	NCD	0,0206	0,0161	0,0096	0,0083	0,0138	0,0113	0,0121	0,0079	0,0068	0,0081
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	3,338	2,629	1,561	1,526	2,170	1,806	2,195	1,260	1,188	1,224
8	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	6,474	5,984	3,811	3,465	5,039	4,404	4,857	3,208	2,860	2,963
	NCD	0,0243	0,0193	0,0111	0,0110	0,0156	0,0133	0,0157	0,0090	0,0085	0,0087
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	2,155	1,725	1,221	1,208	1,613	1,277	1,709	0,996	1,005	0,959
9	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	4,568	4,136	3,175	2,984	3,909	3,346	4,663	2,791	2,697	2,478
	NCD	0,0150	0,0122	0,0086	0,0086	0,0113	0,0093	0,0119	0,0071	0,0072	0,0068
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	3,259	2,524	1,705	1,652	2,356	1,696	2,517	1,273	1,261	1,278
10	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	6,239	5,839	4,234	3,826	5,555	4,060	5,694	3,321	3,107	3,140
	NCD	0,0251	0,0197	0,0131	0,0128	0,0182	0,0137	0,0192	0,0099	0,0097	0,0098
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	2,724	2,152	1,584	1,602	2,065	1,822	2,284	1,416	1,319	1,303
11	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	5,175	4,747	3,898	3,738	4,852	4,690	5,371	3,631	3,157	3,191
	NCD	0,0195	0,0157	0,0114	0,0116	0,0149	0,0133	0,0165	0,0101	0,0095	0,0093
12	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	3,402	2,620	1,736	1,655	2,482	1,814	2,730	1,380	1,318	1,317
	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	6,286	5,870	4,341	3,920	5,965	4,384	6,371	3,564	3,135	3,193
	NCD	0,0258	0,0200	0,0132	0,0127	0,0188	0,0142	0,0206	0,0105	0,0101	0,0100
	$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	2,931	2,308	1,467	1,408	2,025	1,673	2,104	1,217	1,161	1,170
Moy.	$\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$	5,739	5,359	3,678	3,325	4,838	4,456	4,962	3,154	2,809	2,901
	NCD	0,0219	0,0174	0,0108	0,0105	0,0150	0,0128	0,0155	0,0090	0,0086	0,0086

Tableau 3.4 : Évaluation des résultats de dématriçage selon les mesures perceptuelles : erreur d'estimation dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$ ($\Delta E^{L^*a^*b^*}$), erreur d'estimation dans l'espace S-CIE $L^*a^*b^*$ ($\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$) et critère de la différence normalisée (*NCD*). Pour chaque image et chaque critère, la valeur écrite en gras met en évidence la méthode fournissant le meilleur résultat (on rappelle ici que ces trois mesures traduisent un résultat d'autant meilleur que leur valeur est faible). Les images et méthodes testées sont identiques à celles du tableau 3.3 et, en l'absence d'informations précises sur les conditions d'acquisition, l'illuminant considéré est le standard D65 de la CIE correspondant à la lumière du jour.

jusqu'à très récemment [WB09], pour leur inaptitude à évaluer la dégradation d'une image telle que la perçoit un observateur humain. Par exemple, Eskicioglu et Fisher [EF95] comparent et commentent la performance d'une quinzaine de mesures grâce à une représentation (*graphiques d'Hosaka*) à même de quantifier la dégradation, mais aussi de *qualifier* celle-ci.

Les mesures d'erreur d'estimation ΔE dans les espaces CIE $L^*a^*b^*$ et S-CIE $L^*a^*b^*$ [ZW97] sont les mesures perceptuelles les plus souvent utilisées. Elles sont basées sur un espace perceptuellement uniforme qui tente de représenter la perception humaine, mais nécessitent la connaissance de l'illuminant et du blanc de référence utilisés lors de l'acquisition. Comme ces informations sur les conditions d'acquisition ne sont pas toujours à la disposition des chercheurs, la qualité des résultats avec ces mesures peut être relativement biaisée.

Malgré de gros efforts consentis pour modéliser le système visuel humain, les mesures perceptuelles sont encore loin de reproduire les résultats des expériences avec des observateurs. Dans l'article de Longere *et al.* [LXDB02], la comparaison de résultats de dématriçage basée sur le calcul de ΔE dans l'espace CIE $L^*a^*b^*$ est différente de celle issue de l'évaluation subjective. En effet, les mesures de fidélité et les mesures perceptuelles sont basées sur une évaluation ponctuelle de la qualité d'une image estimée, alors que le système visuel humain privilégie un examen global, basé sur l'extraction de propriétés spatiales, chromatiques, et éventuellement temporelles des images. Parmi les mesures objectives proposées pour mieux refléter le jugement d'un observateur humain, il faut citer les travaux du laboratoire LIVE. Wang *et al.* [WBSS04] ont notamment proposé un indice de similarité structurelle (*SSIM*), qui prend en compte un ensemble de propriétés du système visuel humain. Ce critère est utilisé en particulier pour mesurer la fidélité d'une image compressée à une image de référence.

3.2.4 Mesures basées sur l'analyse du bruit.

Dans cette partie, nous allons présenter des critères plus spécifiques, proposés tout récemment, qui prennent en compte les particularités des images estimées.

3.2.4.1 Examen visuel du bruit généré par le dématriçage.

Les critères basés sur l'analyse du bruit, proposés par Buades *et al.* [BCMS08], considèrent les artefacts générés par le dématriçage comme du bruit. Les auteurs mesurent la qualité de dématriçage en analysant le bruit généré, et ce, en respectant deux hypothèses.

1. Première hypothèse : le bruit blanc contenu dans l'image de référence doit être conservé par le dématriçage.

Buades et ses collaborateurs ont fait l'expérience suivante. Ils simulent l'image CFA à partir d'une image de référence représentant du bruit blanc. Puis ils appliquent les méthodes de dématriçage sur cette image CFA pour obtenir les images estimées. Ils comparent alors la réponse fréquentielle des résultats fournis par les différentes méthodes en appliquant la transformée de Fourier sur le plan vert des images estimées. Selon les images montrées dans l'article, toutes les méthodes de dématriçage tendent à rehausser la réponse en basses fréquences et à diminuer la réponse en hautes fréquences. Les auteurs concluent que la méthode qui donnera la réponse la plus proche de celle du bruit blanc sera la meilleure méthode de dématriçage.

Cette expérience est utilisée pour comparer la capacité de conserver les informations en hautes fréquences de différentes méthodes de dématriçage. Dans l'article en question, la comparaison s'appuie sur une observation subjective qui ne semble pas être menée de manière très rigoureuse.

 Seconde hypothèse : la différence entre l'image de référence et l'image estimée par une méthode performante doit être du bruit blanc.

La différence de couleur désigne les erreurs d'estimation pendant le dématriçage. Autrement dit, les erreurs sont considérées comme du bruit introduit par le dématriçage. Si tous les détails dans l'image sont bien restitués, les erreurs entre l'image de référence et l'image estimée ne suivront pas une structure géométrique particulière et seront réparties de manière aléatoire comme du bruit blanc. Ce critère est utilisé pour examiner si le dématriçage crée de nouvelles corrélations spatiales entre les pixels. Dans l'article en question, ce critère n'est pas quantifié mais mesuré de manière visuelle.

3.2.4.2 Dématriçage du gris.

Considérons le cas particulier où les pixels de l'image de référence ne sont caractérisés que par des nuances de gris, c'est-à-dire que les niveaux des trois composantes couleur (R, G, B) sont identiques en chaque pixel. L'image estimée à partir de cette image de référence devrait être également une image ne contenant que des nuances de gris. Les artefacts sont plus faciles à identifier visuellement à partir d'une image de référence contenant exclusivement des nuances de gris qu'à partir d'une image contenant des couleurs.

À partir de cette idée, Buades et ses collaborateurs proposent (toujours dans [BCMS08]) d'évaluer les artefacts en appliquant les méthodes de dématriçage sur des images ne contenant que des nuances de gris, et d'examiner les fausses couleurs présentes dans l'image estimée. Ces fausses couleurs en chaque pixel sont provoquées par l'incohérence entre les deux composantes couleur estimées et la composante couleur disponible.

Pour examiner la chromaticité en chaque pixel de coordonnées spatiales (x,y), on peut y mesurer le niveau de saturation $S(\hat{\mathbf{I}}_{x,y})$ de la couleur estimée $\hat{\mathbf{I}}_{x,y}$ par :

$$S\left(\hat{\mathbf{I}}_{x,y}\right) = \frac{\max_{k=R,G,B} \left(\hat{I}_{x,y}^{k}\right) - \min_{k=R,G,B} \left(\hat{I}_{x,y}^{k}\right)}{\max_{k=R,G,B} \left(\hat{I}_{x,y}^{k}\right)}.$$
(3.19)

Quand la couleur correspond à une nuance de gris, la saturation estimée sera égale à zéro.

À partir d'une image estimée $\hat{\mathbf{I}}$, on peut déterminer le pourcentage $NG_{\%}$ de pixels dont la

valeur de saturation est supérieure à un seuil T_s fixé par l'utilisateur :

$$NG_{\%} = \frac{100}{XY} \operatorname{Card} \left\{ P(x, y) \mid S\left(\hat{\mathbf{I}}_{x, y}\right) > T_{s} \right\}.$$
(3.20)

Le seuil T_s proposé dans l'article est fixé à 7,5%. Plus le dématriçage génère de fausses couleurs saturées, plus le pourcentage $NG_{\%}$ est élevé.

Cette mesure favorise les méthodes qui homogénéisent les informations des trois composantes en hautes fréquences. En effet, comme l'image de référence ne contient que des nuances de gris, les trois composantes couleur sont parfaitement corrélées, ce qui n'est que partiellement le cas d'images couleur de scènes naturelles.

3.3 Mesures basées sur l'analyse des artefacts.

Les mesures objectives présentées dans les deux parties précédentes sont basées soit sur une évaluation de l'erreur de l'image estimée, soit sur une analyse du bruit présent au sein de cette image. Aucune de ces mesures ne permet de quantifier spécifiquement la présence de chacun des types d'artefacts de dématriçage présentés dans la section 3.1. Nous proposons ici de quantifier chacun de ces types d'artefacts dans une image estimée, en se basant sur des mesures appropriées à leurs caractéristiques respectives.

3.3.1 Mesure de flou.

La mesure de flou proposée par Marziliano *et al.* [MDWE04] est sensible à la diminution des variations locales des niveaux provoquée par l'algorithme de dématriçage dans les zones de transition entre zones homogènes. Les auteurs remarquent que le flou correspond non seulement à une diminution de l'amplitude des variations de niveaux, mais aussi à une extension des zones de transition. Ils proposent donc de mesurer la largeur de la zone de transition pour quantifier le flou.

Pour repérer rapidement les zones de transition dans une image couleur, l'algorithme examine le niveau de luminance de chaque pixel. Le plan de luminance de l'image de référence est noté L et celui de l'image estimée \hat{L} .

Cette mesure du flou de dématriçage est réalisée comme suit :

- 1. On seuille d'abord la réponse du filtre de Sobel appliqué selon la direction horizontale sur le plan de luminance *L* de l'image de référence. Les pixels ainsi détectés sont appelés *pixels de contours verticaux*.
- 2. Pour chaque pixel de contour vertical P, l'algorithme examine les niveaux de luminance des pixels se trouvant sur la même ligne que P dans le plan L. Il recherche le pixel P_g qui correspond au premier extremum local de luminance à gauche de P. Il recherche également le pixel P_d qui correspond au premier extremum local de luminance à droite de P. Pour un pixel de contour vertical donné P, on obtient ainsi un couple de pixels P_g



Figure 3.8 : Pixels de contours verticaux et pixels d'extrema correspondants, sur une ligne d'une image en niveaux de gris. Les pixels de contour vertical P_1 , P_2 , P_3 et P_4 sont repérés en traits pleins, les pixels correspondant aux extrema sont repérés en traits pointillés. L'extremum à gauche d'un pixel de contour est marqué par l'exposant alphabétique g, celui de droite par d. Un même extremum peut correspondre à deux pixels de contours différents, par exemple, $P_1^d \equiv P_2^g$.

et P_d , dont l'un correspond à un maximum local et l'autre à un minimum local de la luminance, comme l'illustre la figure 3.8.

- 3. La différence entre les coordonnées x des pixels P_g et P_d définit la largeur de la transition au pixel P.
- 4. La mesure de flou d'une image est alors la moyenne des largeurs de transition calculées pour tous les pixels de contours verticaux de l'image.
- 5. À partir des positions spatiales des pixels de contours verticaux dans L, détectés dans l'étape 1, les opérations des étapes 2 à 4 sont effectuées cette fois sur le plan de luminance \hat{L} de l'image estimée. On obtient ainsi les largeurs de transition dans \hat{L} , puis une mesure de flou moyenne pour ce plan.
- 6. On compare enfin les deux mesures, obtenues respectivement pour l'image de référence et l'image estimée, afin d'évaluer le flou généré par le dématriçage.

Cette mesure peut être aussi utilisée si l'image de référence n'est pas disponible. Dans ce cas, les pixels de contours verticaux sont détectés directement sur une des images estimées. Les largeurs moyennes des transitions sont comparées pour évaluer le niveau de flou dans les images issues de différentes méthodes de dématriçage. À propos de cette mesure sans référence, il faut

remarquer que le nombre de pixels de contours verticaux détectés dans les images estimées par les différentes méthodes peut varier en fonction du niveau de flou présent dans ces images. Pour résoudre ce problème, il convient de comparer les largeurs de transition calculées uniquement pour les pixels de contours verticaux communs aux images estimées considérées.

3.3.2 Mesure de l'effet de fermeture éclair.

3.3.2.1 Mesure de Lu et Tan.

La seule mesure de l'effet de fermeture éclair, à notre connaissance, a été proposée par Lu et Tan [LT03]. D'après ces auteurs, la présence de cet artefact en un pixel se traduit par une augmentation de la différence minimale entre sa couleur et celles de ses voisins. Cette mesure nécessite donc de disposer de l'image de référence couleur.

La mesure de l'artefact de fermeture éclair dans une image estimée par rapport à une image de référence est réalisée de la façon suivante :

1. Pour chaque pixel *P* dans l'image de référence **I**, identifier le pixel voisin *P'* dont la couleur est la plus proche de celle de *P* dans l'espace couleur CIE $L^*a^*b^*$:

$$P' = \underset{Q \in V_8}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{I}(P) - \mathbf{I}(Q)\|, \qquad (3.21)$$

où $\|\cdot\|$ désigne la norme euclidienne dans l'espace couleur CIE $L^*a^*b^*$. La différence de couleur est ensuite calculée comme la distance entre les deux points couleur dans cet espace :

$$\Delta \mathbf{I}(P) = \left\| \mathbf{I}(P) - \mathbf{I}(P') \right\|.$$
(3.22)

2. Calculer la différence de couleur entre les pixels de l'image estimée $\hat{\mathbf{I}}$ situés aux mêmes positions que *P* et *P'* :

$$\Delta \hat{\mathbf{I}}(P) = \left\| \hat{\mathbf{I}}(P) - \hat{\mathbf{I}}(P') \right\|.$$
(3.23)

- 3. Calculer l'écart des différences $\varphi(P) = \Delta \hat{\mathbf{I}}(P) \Delta \mathbf{I}(P)$.
- 4. Seuiller cet écart pour détecter les pixels *P* où se produit l'effet de fermeture éclair. Si $|\varphi(P)| > T_{\varphi}, T_{\varphi}$ étant fixé à 2,3, le pixel *P* dans l'image estimée présente une forte variation de la différence entre sa couleur et celle de *P'*. Plus précisément, une valeur de $\varphi(P)$ inférieure à $-T_{\varphi}$ indique que le dématriçage a réduit la différence de couleur entre les pixel *P* et *P'*. En revanche, si $\varphi(P) > T_{\varphi}$, la différence entre la couleur de *P* et celle de *P'* est fortement augmentée dans $\hat{\mathbf{I}}$ comparativement à \mathbf{I} . L'effet de fermeture éclair a donc affecté le pixel *P*.
- 5. Calculer le pourcentage de pixels affectés par l'effet de fermeture éclair dans l'image estimée :

$$FE_{\%} = \operatorname{Card} \left\{ P(x, y) \mid \varphi(P) > T_{\varphi} \right\}.$$
(3.24)



Figure 3.9 : Détection de l'effet de fermeture éclair sur une image de synthèse. Sur l'image (c) de détection par la méthode de Lu et Tan [LT03], les pixels affectés de l'effet de fermeture éclair sont cochés (marqués \times) et la vérité terrain (déterminée par examen visuel) est indiquée en grisé. Un pixel coché et grisé correspond donc à une détection correcte, tandis qu'un pixel coché et non grisé correspond à une sur-détection de l'effet de fermeture éclair.

L'efficacité du critère associé à cette mesure a été montrée par ses auteurs sur une image de synthèse ¹. Cependant, en l'appliquant aux images naturelles de la base Kodak, nous montrerons au paragraphe 3.3.2.2 qu'il tend à sur-détecter l'artefact de fermeture éclair dans les images estimées. Deux raisons à cela sont avancées ci-dessous.

Premièrement, un pixel dont la couleur est correctement estimée, mais voisin d'un pixel dont la couleur est mal estimée, est parfois considéré comme également affecté de l'effet de fermeture éclair. Considérons par exemple l'image de synthèse représentée sur la figure 3.9a. Le dématriçage par interpolation bilinéaire (*cf.* figure 3.9b) génère l'artefact de fermeture éclair pour deux colonnes de pixels, ce qui a été expliqué en détail au paragraphe 2.1.2. Or, ainsi qu'il est illustré sur la figure 3.9c, le critère de Lu et Tan détecte trois colonnes de pixels affectés par cet artefact. Comme les pixels de la quatrième colonne de l'image (tel le pixel marqué *P* dans la figure 3.9a) se situent dans une zone parfaitement homogène, la différence $\Delta I(P)$ y est nulle. Mais comme le pixel voisin *P'* dont la couleur est la plus proche se situe sur la troisième colonne², où les couleurs sont mal estimées, $\Delta \hat{I}(P) = \varphi(P)$ possède une valeur supérieure au seuil T_{φ} . Dans les images naturelles, les zones parfaitement homogènes sont très rares. Cependant, des situations similaires seront détaillées au paragraphe suivant.

Deuxièmement, nous constatons que tous les pixels retenus par le critère de Lu et Tan ne se situent pas dans les zones présentant une répétition perceptible de motifs, qui correspond à l'apparition typique de l'effet de fermeture éclair. En effet, tous les artefacts susceptibles d'augmenter la différence minimale entre la couleur d'un pixel et celle de ses voisins, ne correspondent pas forcément au caractère spécifique de l'effet de fermeture éclair. Par exemple, dans l'image estimée 3.10b4, presque tous les pixels sont détectés comme affectés de l'effet de fermeture éclair (*cf.* figure 3.10c4), alors que l'image estimée ne présente pas d'alternance de niveaux perceptible.

^{1.} Cette image ne nous est malheureusement pas disponible.

^{2.} Cela résulte d'un choix d'implémentation : on aurait tout aussi bien pu, dans les cas où tous les voisins ont même couleur que *P*, choisir *P'* en ($\delta x = 1, \delta y = 1$). Dans cet exemple, la première colonne de l'image aurait alors porté les artefacts sur-détectés.
Pour éviter ces sur-détections, nous proposons une approche qui mesure l'alternance des niveaux entre *trois* pixels adjacents dans une image estimée.

3.3.2.2 Mesure basée sur l'alternance directionnelle.

Au chapitre 2, nous avons expliqué pourquoi les images estimées par interpolation bilinéaire sont fortement affectées par l'effet de fermeture éclair. Sur la figure 2.5 par exemple, nous constatons que cet effet se caractérise, sur le plan vert de l'image estimée, par une alternance horizontale ou verticale de niveaux « haut-bas-haut-bas », le long des transitions entre les différents objets. Ceci correspond à une alternance composée de niveaux de vert disponibles dans l'image CFA et de niveaux de vert mal estimés. Cet effet est peu présent selon les directions diagonales.

Deux raisons permettent d'expliquer pourquoi la direction privilégiée de l'effet de fermeture éclair est horizontale ou verticale. Premièrement, la plupart des méthodes de dématriçage interpolent d'abord la composante verte, les composantes rouge et bleue étant estimées à partir des différences (ou des rapports) de composantes. Or, selon une direction diagonale dans l'image CFA, les niveaux de vert sont soit tous disponibles, soit tous manquants. En l'absence d'alternance, dans cette direction diagonale, entre niveaux disponibles et estimés, l'alternance d'erreurs caractéristique de l'effet de fermeture éclair est donc peu présente. Deuxièmement, dans une scène naturelle, les contours des objets tendent à privilégier les directions horizontale et verticale.

En vertu de ces observations, nous modifions sensiblement la sélection des pixels voisins à prendre en considération avant de décider, grâce au critère de Lu et Tan, si le pixel considéré est affecté de l'effet de fermeture éclair. En particulier, nous introduisons des contraintes sur ces deux pixels voisins qui seront ensuite examinés. Ceux-ci doivent d'abord former, avec le pixel considéré, une série de trois pixels présentant une alternance marquée de niveaux de vert caractéristique des motifs générés par l'effet de fermeture éclair. De plus, cette série de pixels doit se situer le long des transitions entre zones homogènes, afin de ne pas prendre en compte des variations de niveaux inhérentes à ces transitions.

La démarche proposée pour détecter si un pixel *P* est affecté de l'artefact de fermeture éclair est donc la suivante :

 Déterminer, en se basant sur l'image de référence, la direction locale selon laquelle les variations de niveaux de vert sont les plus faibles. On se limite ici aux directions horizontale et verticale, dans lesquelles se présente principalement l'effet de fermeture éclair, ainsi qu'au plan vert pour les raisons exposées plus haut. La direction choisie doit correspondre à celle pour laquelle l'homogénéité des niveaux de trois pixels adjacents est maximale – ou la dispersion minimale. Ce choix est effectué sur la base des variances directionnelles plutôt que des gradients ; celles-ci s'expriment par :

$$\sigma^{x}(P) = \frac{1}{3} \sum_{i=-1}^{1} \left(I_{x+i,y}^{G} - \mu^{x}(P) \right)^{2} \quad \text{et} \quad \sigma^{y}(P) = \frac{1}{3} \sum_{i=-1}^{1} \left(I_{x,y+i}^{G} - \mu^{y}(P) \right)^{2}, \quad (3.26)$$

où $\mu^{x}(P)$ (respectivement, $\mu^{y}(P)$) est la moyenne des trois niveaux de vert $I_{x+i,y}^{G}$, $i \in \{-1,0,1\}$ (respectivement, $I_{x,y+i}^{G}$), dans l'image de référence **I**.

La direction δ retenue est celle pour laquelle la variance directionnelle est la plus faible :

$$\delta = \underset{d \in \{x, y\}}{\operatorname{argmin}} \left(\sigma^d(P) \right). \tag{3.27}$$

Cette étape assure que les niveaux de vert des trois pixels adjacents sélectionnés sont les plus homogènes.

2. Évaluer l'amplitude de l'alternance, dans l'image de référence et dans l'image estimée, entre les trois pixels adjacents selon la direction δ déterminée précédemment. Nous proposons de mesurer l'amplitude de l'alternance au pixel P(x,y) sur un plan I selon la direction principale sélectionnée x ou y:

$$\alpha^{x}(I,P) = |I_{x-1,y} - I_{x,y}| + |I_{x,y} - I_{x+1,y}| - |I_{x-1,y} - I_{x+1,y}|, \qquad (3.28)$$

$$\alpha^{y}(I,P) = |I_{x,y-1} - I_{x,y}| + |I_{x,y} - I_{x,y+1}| - |I_{x,y-1} - I_{x,y+1}|.$$
(3.29)

Si les trois niveaux de vert dans la direction δ présentent une alternance de type « hautbas-haut » ou « bas-haut-bas », la valeur de $\alpha^{\delta}(I,P)$ sera strictement positive, et nulle sinon.

- 3. Comparer les amplitudes d'alternance sur le plan *G* des images de référence **I** et estimée $\hat{\mathbf{I}}$, toujours selon la direction δ retenue dans l'étape 1. En un pixel *P* pour lequel $\alpha^{\delta}(\hat{I}^{G},P) > \alpha^{\delta}(I^{G},P)$, l'alternance des niveaux de vert a été amplifiée par le dématriçage dans la direction δ selon laquelle les niveaux de vert sont les plus homogènes. Ce pixel est donc considéré comme potentiellement affecté par l'effet de fermeture éclair.
- 4. La dernière étape consiste à appliquer, sur les seuls pixels candidats retenus dans l'étape précédente, une variante du critère de Lu et Tan pour déterminer si ces pixels sont effectivement affectés de l'artefact de fermeture éclair. La seule modification du critère intervient dans la détermination du pixel voisin P' dont la couleur est la plus proche de P : elle consiste simplement à imposer que P' soit l'un des deux pixels voisins selon la direction δ sélectionnée dans l'étape 1 (et non plus l'un des pixels du voisinage V_8).

3.3.2.3 Comparaison de la pertinence des deux mesures.

Pour comparer la pertinence des résultats fournis par ces deux mesures, nous proposons la procédure suivante. Il faut d'abord disposer de la vérité terrain qui, faute d'une définition formelle de l'effet de fermeture éclair, sera définie pour chaque pixel par examen visuel des images

Détection	Détect	ion correcte	Sous	s-détection	Sur-détection		
Image	Lu et Tan	Alternance direction.	Lu et Tan	Alternance direction.	Lu et Tan	Alternance direction.	
(a1)	100	100	0	0	0	0	
(a2)	58	83	2	1	40	16	
(a3)	72	86	1	9	27	5	
(a4)	7	94	0	0	93	6	
Total	237	363	3	10	160	27	

Tableau 3.5 : Comparaison de la mesure de Lu et Tan [LT03] et celle basée sur l'alternance directionnelle pour l'artefact de fermeture éclair. Les valeurs correspondent aux nombres de pixels affectés cet artefact correctement détectés, sous-détectés et sur-détectés, pour les quatre images de la figure 3.10.

estimées sur la base de sa définition la plus largement admise (décrite dans la section 3.1.1.2). Ensuite, les deux critères sont appliqués, chacun fournissant une image binaire où les pixels sont classifiés comme affectés ou non de cet artefact. En comparant enfin ces résultats à la vérité terrain, la performance de chacune des mesures objectives est évaluée en dénombrant :

- les pixels où l'effet de fermeture éclair est correctement détecté, *i.e.* conformément à la vérité terrain;
- les pixels où cet artefact est sous-détecté, *i.e.* ceux affectés par l'effet de fermeture éclair selon la vérité terrain mais qui ne sont pas détectés par le critère ;
- les pixels où cet artefact est sur-détecté, *i.e.* ceux détectés à tort par le critère comme pixels affectés par l'effet de fermeture éclair.

Nous nous sommes d'abord assuré (sans le montrer dans ce mémoire) que le critère que nous proposons ne présente pas le problème soulevé sur l'image de synthèse de la figure 3.9, et fournit un résultat conforme à la vérité terrain. Nous avons également appliqué les deux critères sur des images naturelles ; la figure 3.10 montre les résultats pour quatre extraits de taille 10×10 pixels.

Les résultats quantitatifs, dénombrant les pixels où l'artefact de fermeture éclair est correctement détecté, sous-détecté et sur-détecté, sont consignés dans le tableau 3.5. Celui-ci permet de constater que notre mesure basée sur l'alternance directionnelle fournit globalement de meilleurs taux de bonne détection. Dans l'image 3.10a1 présentant des transitions parfaitement horizontales, et pour laquelle les artefacts de fermeture éclair générés par l'interpolation bilinéaire sont typiques (*cf.* figure 3.10b1), les deux critères donnent des résultats identiques et démontrent leur égale aptitude à détecter correctement l'effet de fermeture éclair « standard » (*cf.* figures 3.10c1 et 3.10d1). Pour l'image 3.10a2 présentant des transitions dans plusieurs directions, cet artefact n'apparaît dans l'image estimée 3.10b2 que selon les deux directions principales. Selon la direction diagonale, on ne constate aucune alternance de couleurs. Notre critère détecte effectivement moins d'artefacts que celui de Lu et Tan dans cette direction, car il n'est pas sensible à la variation de niveaux selon les directions diagonales (*cf.* figures 3.10c2 et 3.10d2). Pour le dématriçage par interpolation bilinéaire, les exemples précédents montrent que



Figure 3.10 : Détection de l'effet de fermeture éclair par deux critères différents, sur quatre extraits d'images de la base Kodak.

La première colonne présente les extraits des 4 images de référence (a1)–(a4), la seconde les images estimées correspondantes (b1)–(b4). Les deux dernières colonnes illustrent la détection de l'effet de fermeture éclair selon les critères de Lu et Tan (c1)–(c4) et de l'alternance directionnelle proposé dans cette partie (d1)–(d4).

Les pixels affectés de l'effet de fermeture éclair sont cochés (marqués \times). Sur les images estimées (b1)–(b4), ces pixels correspondent à la vérité terrain, déterminée par examen visuel. Sur les images de détection (c1)–(d4), les pixels cochés ont été détectés comme affectés de l'effet de fermeture éclair, et la vérité terrain est indiquée en grisé. Un pixel coché et grisé correspond donc à une détection correcte, un pixel coché et non grisé à une sur-détection, et un pixel grisé et non coché à une sous-détection de l'effet de fermeture éclair. Les images 3.10b1 et 3.10b2 sont estimées par interpolation bilinéaire, 3.10b3 et 3.10b4 par la méthode de Hamilton et Adams [HA97].

Image	Bilin.	C. teinte	Hamilton	Wu	Cok	Kimmel	Li	Gunturk	Dubois	Lian
1	4,317	1,939	0,623	0,822	0,735	4,408	3,068	0,893	0,861	0,345
2	22,567	12,761	2,656	2,082	4,903	2,464	7,157	0,682	0,487	0,590
3	8,793	4,581	1,257	1,626	1,374	1,795	4,093	1,664	1,278	0,546
4	35,932	25,164	4,485	5,393	7,214	5,023	14,031	2,402	2,351	1,610
5	9,023	4,226	0,610	0,581	1,110	0,658	2,069	0,664	0,482	0,192
6	19,876	10,707	2,955	3,405	3,986	2,797	7,868	1,562	1,441	0,826
7	18,483	10,124	1,954	1,213	3,730	1,990	4,579	0,391	0,177	0,436
8	18,216	11,672	2,369	3,051	3,811	2,122	7,213	0,850	0,727	0,617
9	9,459	5,618	1,695	2,192	2,367	1,537	5,335	0,714	0,709	0,422
10	15,425	9,976	3,021	3,473	4,003	2,475	8,548	0,984	0,967	0,685
11	12,816	6,331	1,809	2,726	2,840	1,835	7,083	1,166	0,962	0,510
12	18,729	10,107	2,735	3,461	3,761	2,269	9,256	1,285	1,076	0,803
Moy.	16,136	9,434	2,181	2,502	3,319	2,448	6,692	1,105	0,960	0,632

Tableau 3.6 : Pourcentages $FE_{\%}$ de pixels affectés de l'effet de fermeture éclair, selon notre mesure basée sur l'alternance directionnelle, sur 12 images couleur de la base Kodak. Les dix méthodes testées sont identiques à celles présentées dans le tableau 3.1.

les deux critères réussissent à détecter correctement l'effet de fermeture éclair le long des transitions horizontales ou verticales, et que le critère de Lu et Tan sur-détecte davantage l'artefact dans les autres zones de transitions.

Comme il a été vu au paragraphe 3.1.1.2, les méthodes de dématriçage exploitant la corrélation spatiale permettent d'éviter l'effet de fermeture éclair en réalisant une interpolation directionnelle. Cet artefact est surtout généré le long des transitions lorsqu'il y a échec dans la détermination de la meilleure direction d'interpolation. Dans ces cas également, le critère de Lu et Tan sur-détecte souvent les pixels affectés de l'effet de fermeture éclair. Par exemple, dans la figure 3.10b3, on constate que la méthode de dématriçage de Hamilton et Adams a provoqué des artefacts marqués entre les transitions espacées d'un seul pixel (la raison en a été expliquée au paragraphe 2.3.1 consacré à la description de la méthode). Dans ce cas, le critère de Lu et Tan retient de nombreux pixels au voisinage de ceux portant réellement les artefacts, alors que celui que nous proposons tend au contraire à sous-détecter légèrement ces derniers (cf. figures 3.10c3 et 3.10d3). La même remarque s'applique, de façon bien plus marquée encore, au quatrième exemple 3.10a4. Cet extrait d'une zone présentant elle-même une alternance de niveaux en hautes fréquences spatiales est particulièrement délicat à estimer. Le dématriçage fait apparaître de nombreuses fausses couleurs, mais pas d'effet visible de fermeture éclair (cf. figure 3.10b4). Basé sur une différence de couleurs, le critère de Lu et Tan considère que presque tous les pixels sont affectés de l'effet de fermeture éclair; notre critère basé sur l'alternance directionnelle évite au contraire cette sur-détection manifeste (cf. figures 3.10c4 et 3.10d4).

Globalement, les résultats présentés dans le tableau 3.5 illustrent la propension du critère de Lu et Tan à sur-détecter l'effet de fermeture éclair. Notre mesure basée sur l'alternance directionnelle approche bien mieux la vérité terrain, même si les contraintes qui lui sont inhérentes tendent plutôt à sous-détecter cet artefact. Enfin, nous avons comparé les méthodes de dématriçage selon notre mesure de l'effet de fermeture éclair basée sur l'alternance directionnelle. Les résultats, consignés dans le tableau 3.6, sont concordants avec ceux des mesures classiques globales présentés dans les tableaux 3.3 et 3.4 : le dématriçage par interpolation bilinéaire est systématiquement celui qui produit le plus d'artefacts de fermeture éclair, tandis que la méthode de Lian *et al.* est globalement la plus performante. Les trois méthodes basées sur le domaine fréquentiel génèrent moins d'effet de fermeture éclair que celles qui travaillent seulement dans le domaine spatial. Cependant, une comparaison plus fine des résultats permet de faire une constatation intéressante. Dans les images comportant principalement des zones de texture avec beaucoup de détails fins (numéros 2 et 7), la méthode proposée par Dubois donne de meilleurs résultats que celle de Lian *et al.* Les méthodes de Hamilton et Adams et de Wu et Zhang sont susceptibles de générer moins d'effet de fermeture éclair que la méthode de Gunturk *et al.* (images numéros 1, 3 et 5). Cela corrobore l'observation de Menon *et al.* [MAC06], qui ont également noté la tendance de cette dernière méthode à générer spécifiquement ce type d'artefact.

Notons enfin que la mesure proposée pour quantifier la présence de l'effet de fermeture éclair dans une image estimée est encore perfectible. En effet, bien que les taux de pixels affectés de cet artefact soient de près de moitié ceux fournis par la mesure de Lu et Tan (non détaillés ici), ceux-ci paraissent encore surévalués par rapport à la perception qu'un observateur humain peut avoir en examinant les images. Cela est dû notamment à la difficulté d'isoler l'effet de fermeture éclair de celui de fausses couleurs, ce qui explique également l'absence de spécification communément admise pour cet artefact.

3.3.3 Mesure de fausses couleurs.

3.3.3.1 Présentation de la mesure.

Nous proposons toutefois une mesure originale basée sur la détection locale des fausses couleurs [YLD07]. En un pixel donné dans une image estimée, tout changement sur une composante couleur peut être considéré comme fausse couleur. En réalité, le système visuel humain ne peut pas distinguer une subtile différence de couleur inférieure à certain niveau [Fau79]. Nous considérons que la couleur estimée en un pixel donné est fausse si la différence d'une des trois composantes couleur par rapport à celle du pixel correspondant dans l'image de référence est supérieure à un seuil T. La mesure $FC_{\%}$ proposée consiste en un rapport entre le nombre de pixels présentant des fausses couleurs et la taille de l'image :

$$FC_{\%} = \frac{100}{XY} \operatorname{Card} \left\{ P(x,y) \mid \max_{k=R,G,B} \left(\left| I_{x,y}^{k} - \hat{I}_{x,y}^{k} \right| \right) > T \right\}$$
(3.30)

Si cette mesure considère directement l'espace RGB pour bien montrer les zones des erreurs d'estimation pendant le dématriçage, elle peut aussi s'appliquer dans d'autres espaces couleur. Le seuil T est déterminé empiriquement : nous avons testé les 12 images de la base Kodak [Kod91] dématricées par différentes méthodes. Afin de ne pas alourdir la présentation des



Figure 3.11 : Moyennes, sur les 12 images couleur de la base Kodak, des pourcentages de fausses couleurs fournis par 5 méthodes de dématriçage, pour 5 valeurs du seuil de détection *T*. Les méthodes testées sont celles retenues dans cette partie : 1. Interpolation bilinéaire (+) - 2. Méthode de Cok basée sur la constance de teinte $[Cok94](\circ) - 3$. Méthode de Hamilton et Adams utilisant un gradient [HA97](*) - 4. Méthode de Wu et Zhang basée sur la cohérence des directions d'interpolation entre composantes $[WZ04](\bullet) - 5$. Méthode de Gunturk *et al.* par projection alternée des composantes $[GAM02](\times)$.

résultats – en particulier les graphiques –, nous avons sélectionné cinq des dix méthodes de dématriçage précédemment considérées. Ce sous-ensemble est constitué de méthodes appartenant à chacune des grandes familles présentées au chapitre 2, à savoir : les deux premières méthodes historiquement proposées (basées respectivement sur l'interpolation bilinéaire et l'hypothèse de constance de teinte énoncée par Cok [Cok86]), la méthode de Hamilton et Adams utilisant un gradient [HA97], celle de Wu et Zhang basée sur la cohérence des directions d'interpolation entre composantes couleur [WZ04], et enfin la méthode de Gunturk *et al.* par projection alternée des composantes [GAM02]. Cette dernière a été préférée aux récentes méthodes de Dubois et de Lian utilisant le domaine fréquentiel car, bien qu'elle fournisse des résultats légèrement moins bons selon les critères classiques (*cf.* partie 3.2.3), elle est largement utilisée comme méthode de référence dans la littérature. Nous avons choisi 5 seuils *T* différents variant de 5 à 25 avec un pas de 5. La figure 3.11 montre l'évolution des pourcentages de fausses couleurs en fonction de ce seuil.

Un seuil convenable doit montrer l'écart des performances entre les différentes méthodes de dématriçage. Sur la figure 3.11, on constate que plus le seuil *T* est faible, plus le pourcentage de fausses couleurs provoquées par les différentes méthodes est important. Les performances relatives entre les méthodes sont gloabllement conservées avec les différents seuils testés. Mais quand le seuil est trop faible, trop de pixels sont considérés comme affectés de fausses couleurs ; la mesure ne correspond alors plus du tout à la perception visuelle humaine. La figure 3.12 montre trois images estimées par interpolation bilinéaire, dans lesquelles les pixels étiquetés en blanc sont ceux affectés de fausses couleurs, pour 3 seuils T = 5, 10, et 20. L'image obtenue pour T = 5 contient beaucoup de fausses couleurs dans le ciel, mais ces erreurs ne peuvent pas



(a) Image de référence



(b) Image estimée par interpolation bilinéaire



(c) Image de fausses couleurs avec T = 5





(e) Image de fausses couleurs avec T = 20

Figure 3.12 : Détection des fausses couleurs dans une image estimée, pour différents seuils T=5, 10 et 20.

avec T = 10

être distinguées visuellement. L'image obtenue avec T = 20 montre que certains pixels sur le contour de la voile, dotés manifestement de fausses couleurs, ne sont pas pris en compte. Les pourcentages de fausses couleurs décroissent bien moins sensiblement à partir de T = 10. Nous retenons donc ce seuil de 10 pour détecter une fausse couleur.

3.3.3.2 Cohérence avec les autres mesures.

Il reste cependant à s'assurer que les valeurs moyennes de $FC_{\%}$, calculées sur la série de 12 images et représentées sur la figure 3.11, sont bien représentatives des résultats obtenus pour chacune des images considérée individuellement. Par exemple, pour une image et un seuil T donnés, il n'est pas garanti que les différentes méthodes de dématriçage soient exactement classées ainsi vis-à-vis de la mesure $FC_{\%}$. Comme on peut le voir sur la figure 3.11, cela est particulièrement sensible pour les trois méthodes de dématriçage donnant des résultats très proches pour $T \ge 10$.

Image	Classement	ρ	Image	Classement	ρ
Référence	54321		Référence	54321	
1	54 213	0,700	1	54321	1,000
2	54321	1,000	2	54321	1,000
3	5 4 2 3 1	0,900	3	5 4 2 3 1	0,900
4	54321	1,000	4	54321	1,000
5	54321	1,000	5	54321	1,000
6	54321	1,000	6	54321	1,000
7	54321	1,000	7	54321	1,000
8	54321	1,000	8	54321	1,000
9	54321	1,000	9	5 4 2 3 1	0,900
10	54321	1,000	10	54321	1,000
11	5 4 2 3 1	0,900	11	5 4 2 3 1	0,900
12	54321	1,000	12	54321	1,000
Moyenne	·	0,958	Moyenne	·	0,975
(a) Classeme	ents selon $FC_{\%}$ (7)	r = 10	(b) Class	sements selon PS	NR

Tableau 3.7 : Coefficient ρ de Spearman comparant à un classement de référence le classement fourni par un critère pour chaque image. Les méthodes de dématriçage sont présentées dans le même ordre que celui de la figure 3.11, à savoir : Bilinéaire – Constance de teinte (Cok) – Gradient (Hamilton et Adams) – Directions d'interpolation cohérentes (Wu et Zhang) – Projection alternée (Gunturk *et al.*). Deux critères de classement sont envisagés ici : (a) le critère $FC_{\%}$, avec un seuil T = 10 et (b) le critère *PSNR*. Dans chaque tableau, les chiffres en gras correspondent à des classements différents de celui de référence, qui figure sur la première ligne. Notons que l'ordre de présentation des méthodes fournit incidemment une performance croissante de celles-ci (*cf.* classements de référence).

La dispersion des résultats selon les images, classiquement mesurée par un écart-type, ne permet pas toujours de conclure sur ce point. Nous avons donc plutôt testé la variabilité, en fonction des images, du classement des résultats (selon la mesure $FC_{\%}$) fournis par les cinq méthodes de dématriçage . Pour cela, nous avons d'abord établi un classement de référence des pourcentages de fausses couleurs obtenus sur les images dématriçées :

- pour chaque image estimée par chaque méthode, nous évaluons la mesure $FC_{\%}$;
- pour chaque image, nous obtenons ainsi un classement des différentes méthode selon ce critère;
- le classement obtenu le plus souvent pour les 12 images de la base Kodak est considéré comme celui de référence³;

Puis nous comparons ce classement de référence à celui obtenu pour chaque image :

- pour chaque image, nous établissons le classement des 5 méthodes de dématriçage, toujours en considérant leur performance relative grâce à la mesure $FC_{\%}$;
- pour chaque image, nous comparons le classement des méthodes ainsi obtenu au clas-

^{3.} Une autre définition possible du classement de référence aurait été de calculer la moyenne des valeurs de $FC_{\%}$ obtenues sur les 12 images, puis d'ordonner les 5 moyennes ainsi obtenues. Cette solution a été envisagée et fournit des résultats quasiment identiques à celle retenue.

sement de référence en calculant le coefficient de corrélation de rangs de Spearman ρ . Celui-ci est donné par la formule :

$$\rho = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{n} d_i^2}{n(n^2 - 1)},\tag{3.31}$$

où d_i est la différence arithmétique des rangs obtenus, pour la méthode *i*, respectivement dans le classement considéré et le classement de référence, et n = 5 est le nombre de méthodes testées. La plage de valeurs de ρ est [-1,1]. Plus ρ est proche de 1, plus les deux classements comparés sont concordants.

Le tableau 3.7a présente la variabilité, sur la série de 12 images, du classement des 5 méthodes de dématriçage vis-à-vis du critère $FC_{\%}$ (calculé avec un seuil *T* fixé à 10). On remarque que le coefficent ρ de Spearman est égal ou proche de 1 pour les 12 images testées. Cela permet de conclure que les performances relatives des méthodes de dématriçage, pour le critère $FC_{\%}$, varient peu en fonction du contenu de l'image. Le classement de référence des méthodes est donc largement représentatif du classement obtenu pour chaque image. Autrement dit, la comparaison des valeurs moyennes de $FC_{\%}$ calculées pour les différentes méthodes de dématriçage est pertinente, car elle reste valable si l'on considère individuellement chacune des images.

Signalons aussi que cette conclusion demeure exacte quelle que soit la valeur du seuil utilisée pour calculer $FC_{\%}$. En effet, une expérience annexe (non détaillée ici), a permis de montrer que la moyenne du coefficient ρ de Spearman sur les 12 images est supérieure à 0,95 pour les cinq valeurs de *T* considérées dans la figure 3.11.

Enfin, à titre de comparaison avec d'autres critères, le tableau 3.7b présente la variabilité, sur les mêmes 12 images, du classement de ces 5 méthodes de dématriçage vis-à-vis du *PSNR*. On peut ainsi noter que les classements fournis par les deux critères $FC_{\%}$ et *PSNR* sont globalement concordants : outre que les classements de référence sont identiques, les coefficients moyens de Spearman ρ sont du même ordre de grandeur et proches de 1. Les critères s'accordent en classement des méthodes sur les images numéros 3 et 11, ce qui se retrouve d'ailleurs largement pour les autres critères (voir tableaux 3.3 et 3.4). Pour l'image 1 en revanche (voir annexe B.1 page 150), le critère $FC_{\%}$ pénalise davantage la méthode de Gunturk *et al.*, dont la projection alternée itérative des composantes *R* et *B* a tendance à générer des fausses couleurs dans les zones de contours où ces composantes sont saturées. En cela, ce critère se rapproche des mesures perceptuelles (*cf.* dans le tableau 3.4 les résultats très proches obtenus par les mesures $\Delta E^{L^*a^*b^*}$ et $\Delta E^{S-L^*a^*b^*}$ pour l'image 1), mais en pénalisant davantage encore les seules fausses couleurs.

3.3.3.3 Résultats expérimentaux.

Le tableau 3.8 présente les pourcentages $FC_{\%}$ de pixels affectés de fausses couleurs provoquées par les 10 méthodes avec T = 10. Cette fois, la méthode de Dubois donne les meilleurs résultats selon la moyenne des $FC_{\%}$ des 12 images, mais la méthode de Lian atteint le premier rang pour la moitié des images. Nous constatons que pour les images comportant peu de hautes

Image	Bilin.	C. teinte	Hamilton	Wu	Cok	Kimmel	Li	Gunturk	Dubois	Lian
1	4,602	3,747	0,870	0,836	2,429	6,851	5,087	0,931	0,916	0,608
2	28,469	18,960	6,291	3,921	14,730	10,568	12,370	2,338	1,3134	3,004
3	8,992	5,624	1,586	1,650	4,140	4,231	6,968	1,076	0,970	0,795
4	44,949	36,203	11,831	11,631	21,927	15,622	24,788	7,296	6,894	6,648
5	10,218	6,297	1,363	1,137	3,694	2,542	3,841	0,820	0,767	0,624
6	20,805	13,602	4,778	4,357	9,701	7,348	10,874	2,032	1,845	2,042
7	17,859	9,948	2,496	1,16	6,917	5,009	5,380	0,648	0,225	0,948
8	22,635	16,575	3,380	3,254	9,867	7,446	11,119	1,265	1,011	1,140
9	11,222	7,292	2,396	2,391	5,895	3,943	7,949	0,964	0,989	0,853
10	22,326	15,565	6,471	5,910	13,392	8,197	15,383	2,136	1,937	2,316
11	16,752	10,489	4,525	4,864	9,412	7,257	12,918	2,665	2,356	2,130
12	24,592	15,943	8,600	8,258	14,925	10,123	17,410	5,524	4,714	5,277
Moy.	19,452	13,354	4,549	4,114	9,752	7,428	11,174	2,308	1,995	2,199

Tableau 3.8 : Pourcentages $FC_{\%}$ de pixels affectés de fausses couleurs, sur 12 images couleur de la base Kodak. Les dix méthodes testées sont identiques à celles du tableau 3.1.

fréquences spatiales, les méthodes privilégiant l'analyse dans le domaine spatial et celles utilisant le domaine fréquentiel génèrent des pourcentages de fausses couleurs comparables. Dans l'image numéro 1, les valeurs de $FC_{\%}$ pour les méthodes de Hamilton et Adams et de Wu et Zhang sont même plus faibles que celles des méthodes de Gunturk et de Dubois. Par contre, dans les images comportant beaucoup de hautes fréquences spatiales comme l'image numéro 4, les méthodes basées sur le domaine fréquentiel montrent leur supériorité. Enfin, pour ce même type d'images, la méthode de Wu et Zhang est beaucoup plus efficace que la celle de Hamilton et Adams, comme le montrent les valeurs de $FC_{\%}$ de ces deux méthodes pour les images 2 et 7 dans lesquelles la surface texturée de la mer occupe la plupart des images. Cela implique que la cohérence des directions d'interpolation est très importante pour estimer les couleurs dans les zones de textures.

Cette mesure $FC_{\%}$, simple à implanter, permet de dénombrer les pixels affectés de fausses couleurs pour évaluer la performance de la méthode de dématriçage utilisée. De plus, la mesure permet aussi de localiser précisément les pixels affectés de fausses couleurs. Elle nécessite cependant une image de référence pour comparer les performances des méthodes de dématriçage.

3.4 Mesures basées sur la détection des contours.

Les méthodes de dématriçage dans la littérature ayant été développées pour produire des images qui soient le plus « visuellement satisfaisantes » possible pour un observateur lors de leur affichage sur un écran, les critères couramment utilisés pour évaluer les résultats du dématriçage tentent de s'approcher de notre perception de la couleur. Mais peu d'études portent sur l'évaluation de la qualité de l'image estimée vis-à-vis de la performance de traitements automatiques de bas niveau de l'image.

Prenons le cas de la reconstruction 3D d'une scène par stéréovision, qui nécessite une mise en correspondance entre primitives extraites des deux images du couple stéréoscopique

au moyen de procédures d'analyse de bas niveau. On peut alors légitimement se poser la question de l'influence du dématriçage sur la qualité des primitives extraites des images issues de caméras mono-CCD.

Nous nous proposons donc de déterminer, parmi les méthodes de dématriçage étudiées, celles qui fournissent des images couleur les mieux adaptées à la détection de primitives. Pour ce faire, nous ne pouvons pas exploiter les critères classiques utilisés pour évaluer les résultats de dématriçage. En effet, ces derniers étant basés sur des comparaisons pixel à pixel entre l'image couleur de référence et l'image couleur estimée, ils négligent totalement les interactions spatiales entre couleurs caractérisant les textures. Ces critères ne mesurent donc que très indirectement et imparfaitement la perte d'informations de hautes fréquences générée par un algorithme de dématriçage. Ils se révèlent par conséquent inadaptés à la comparaison des performances atteintes par des algorithmes de dématriçage entreprise dans un contexte de traitements de bas niveau des images. Par ailleurs, les critères sensibles à la présence d'artefacts tels que l'effet de fermeture éclair ou les fausses couleurs, sont trop restrictifs pour fournir une mesure globale de l'influence du dématriçage sur les performances atteintes par un détecteur de primitives.

Par conséquent, c'est sous l'angle des résultats fournis par des procédures de bas niveau appliquées aux images dématricées que nous cherchons à étudier la qualité du dématriçage. Nous proposons donc une démarche expérimentale originale, qui consiste à évaluer la qualité de production des images couleur à partir des images CFA, en mesurant la qualité des contours couleur qui y sont détectés.

3.4.1 Mesures de sous-détection et sur-détection des contours.

3.4.1.1 Présentation des critères et mesures associées.

La procédure de détection des contours est premièrement sensible à la perte des hautes fréquences spatiales causée par le dématriçage, car un filtrage passe-bas a tendance à générer du flou, donc à provoquer une sous-détection des pixels contours. Par ailleurs, lorsque la méthode de dématriçage produit des fausses couleurs, la norme du gradient couleur calculée en ce pixel peut prendre des valeurs anormalement élevées, provoquant par conséquent une détection de faux contours (sur-détection).

Sur la base de ces observations, nous proposons une nouvelle mesure qui procède par les opérations suivantes [YLM07][YLD07] :

1. Nous appliquons un seuillage par hystérésis sur la réponse du gradient vectoriel proposé par Di Zenzo [Zen86] pour détecter les contours dans l'image couleur de référence **I**, et la même méthode est appliquée à l'image estimée $\hat{\mathbf{I}}$ avec des valeurs identiques pour les paramètres.

La détection des contours est réalisée par les étapes successives suivantes [TFMB04] :

(a) Calcul du vecteur gradient couleur ∇I proposé par Di Zenzo en chaque pixel de

l'image I à partir des vecteurs gradients marginaux calculés sur les plans de composante. Le carré de la norme de ce gradient vectoriel et sa direction sont respectivement donnés par les équations :

$$\|\nabla \mathbf{I}\|^2 = \frac{1}{2} \left(a + c + \sqrt{(a - c)^2 + 4b^2} \right),$$
 (3.32)

$$\theta = \frac{1}{2} \operatorname{Arctan}\left(\frac{2b}{a-c}\right), \qquad (3.33)$$

dans lesquelles les coefficients a, b et c sont calculés en approchant les dérivées partielles de la fonction image **I** :

$$a = \left(\frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x}\right)^2 \approx \left(\Delta^x(I^R)\right)^2 + \left(\Delta^x(I^G)\right)^2 + \left(\Delta^x(I^B)\right)^2,$$

$$b = \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x}\frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} \approx \Delta^x(I^R)\Delta^y(I^R) + \Delta^x(I^G)\Delta^y(I^G) + \Delta^x(I^B)\Delta^y(I^B),$$

$$c = \left(\frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y}\right)^2 \approx \left(\Delta^y(I^R)\right)^2 + \left(\Delta^y(I^G)\right)^2 + \left(\Delta^y(I^B)\right)^2.$$

Dans les équations ci-dessus, les approximations des gradients marginaux sont notées $\Delta^d(I^k)$, $d \in \{x,y\}$ représentant la direction de dérivation, $k \in \{R,G,B\}$ étant la composante couleur. Ainsi, $\Delta^x(I^R)$ représente l'approximation de la dérivée partielle, selon l'axe *x*, de la fonction image I^R correspondant au plan rouge. En pratique, ces approximations sont calculées grâce à un filtre de Deriche.

- (b) Recherche des maxima locaux de la norme du gradient vectoriel.
- (c) Sélection des pixels portant les maxima locaux, grâce à un seuillage par hystérésis utilisant un seuil bas T_b et un seuil haut T_h , pour obtenir une image binaire des contours.
- 2. Les résultats sont stockés dans deux images binaires B et \hat{B} , dans lesquelles les pixels étiquetés en blanc indiquent respectivement les contours détectés dans les images de référence et estimée. Ces deux images peuvent être différentes en raison notamment des artefacts présents dans l'image estimée.
- 3. Afin de quantifier l'influence du dématriçage sur la qualité de détection des contours, nous proposons de suivre la démarche préconisée par Martin *et al.* [MFM04]. Pour ce faire, nous comparons les images *B* et \hat{B} au moyen de la succession des deux opérateurs suivants (voir figure 3.13a) :
 - (a) un OU exclusif (XOR), pour faire apparaître les différences entre les deux images de contours (image binaire *J*);
 - (b) un ET logique (AND) entre les images J et B, ce qui produit l'image binaire SO des contours sous-détectés. Le même opérateur appliqué aux images J et \hat{B} fournit l'image binaire SU des contours sur-détectés.





Dans la figure (b), les pixels contours sur-détectés au terme de la procédure (cochés dans SU) ont été artificiellement cochés en gras dans \hat{B} , J et SU, afin de les distinguer aisément des pixels contours sous-détectés (cochés dans SO).

Les pixels étiquetés en blanc dans l'image *SO* représentent les pixels contours détectés dans l'image de référence I qui ne sont pas retrouvés dans l'image estimée \hat{I} . Les pixels étiquetés en blanc dans l'image *SU* représentent les pixels qui ont été détectés à tort comme contours dans \hat{I} , en comparaison des contours détectés dans I.

Dans la suite de ce chapitre, nous représenterons les images binaires $(B, \hat{B}, J, SO \text{ et } SU)$ en cochant les pixels étiquetés en blanc, afin de mieux mettre en évidence les résultats. La figure 3.13b utilise cette représentation pour illustrer sur un exemple la procédure de détection des contours.

 Nous proposons de dénombrer ces pixels pour obtenir deux mesures objectives, à savoir les pourcentages de pixels contours sous-détectés et sur-détectés, respectivement définis par :

$$SO_{\%} = \frac{100}{XY} \operatorname{Card} \{ P(x,y) \mid SO_{x,y} \neq 0 \},$$
 (3.34)

$$SU_{\%} = \frac{100}{XY} \operatorname{Card} \left\{ P(x,y) \mid SU_{x,y} \neq 0 \right\}.$$
(3.35)

3.4.1.2 Étude de l'influence des paramètres.

Avant de comparer les performances des méthodes de dématriçage, nous avons étudié l'influence des paramètres de détection des contours sur les mesures proposées. Pour ce faire, nous avons considéré à nouveau les 12 images de la base Kodak [Kod91] de résolution 768 × 512 pixels, dématricées par les cinq méthodes retenues comme dans la présentation de mesure de fausse couleur : 1. Interpolation bilinéaire, 2. Méthode de Cok basée sur la constance de teinte [Cok94], 3. Méthode de Hamilton et Adams utilisant un gradient [HA97],4. Méthode de Wu et Zhang basée sur la cohérence des directions d'interpolation entre composantes [WZ04],5. Méthode de Gunturk *et al.* par projection alternée des composantes [GAM02]. Nous avons examiné les pourcentages de pixels contours sous-détectés et sur-détectés ($SO_{\%}$ et $SU_{\%}$) mesurés avec les valeurs du seuil T_h variant de 6 à 16 avec un pas de 2, la différence $T_h - T_b$ variant de 3 à 7 avec un pas de 2.

Dans une expérience non reprise ici, nous avons constaté que pour un même seuil haut T_h , la modification de la différence $T_h - T_b$ change peu les résultats des pourcentages $SO_{\%}$ et $SU_{\%}$. En effet, l'ajustement du seuil T_b sur la réponse du gradient des voisins au pixel portant un maximum local ne permet que de régler l'élimination des pixels contours isolés grâce au seuillage par hystérésis. Nous fixons alors à 5 l'écart entre les seuils T_h et T_b .

Deuxièmement, nous faisons varier le seuil T_h pour choisir la valeur la plus pertinente. La figure 3.14 montre l'évolution des moyennes des pourcentages $SO_{\%}$ et $SU_{\%}$ obtenus sur les 12 images avec différentes valeurs de seuil T_h . Selon cette figure, les pourcentages diminuent de manière monotone quand on augumente le seuil T_h et l'ordre des différentes méthodes de dématriçage selon ces pourcentages varie très peu en fonction du seuil T_h .

Ce résultat seul ne permet pas de choisir le seuil T_h le plus approprié. Il est en outre in-



Figure 3.14 : Moyennes, sur les 12 images couleur de la base Kodak, des pourcentages de pixels contours sous-détectés ($SO_{\%}$) et sur-détectés ($SU_{\%}$), en fonction de différentes valeurs du seuil T_h . La légende des méthodes de dématriçage est identique à celle de la figure 3.11, à savoir : 1. Interpolation bilinéaire (+) – 2. Méthode de Cok basée sur la constance de teinte [Cok94](\circ) – 3. Méthode de Hamilton et Adams utilisant un gradient [HA97](*) – 4. Méthode de Wu et Zhang basée sur la cohérence des directions d'interpolation entre composantes [WZ04](\bullet) – 5. Méthode de Gunturk *et al.* par projection alternée des composantes [GAM02](×).

$\overline{\rho}$ T_h	6	8	10	12	14	16
$\overline{\rho}_{SO_{\%}}$	0,867	0,867	0,850	0,825	0,833	0,792
$\overline{\rho}_{SU_{\%}}$	0,958	0,958	0,958	0,950	0,933	0,942

Tableau 3.9 : Moyennes, sur les 12 images couleur de la base Kodak, du coefficient ρ de Spearman comparant les classements fournis par les mesures $SU_{\%}$ et $SO_{\%}$, en fonction de différentes valeurs du seuil T_h .

téressant d'examiner, comme pour la mesure des fausses couleurs, la validité des classements entre méthodes au regard des mesures $SO_{\%}$ et $SU_{\%}$. Nous avons donc calculé le coefficient ρ de Spearman pour chacun d'eux, sur les 12 images et selon une gamme de valeurs du seuil T_h variant entre 6 et 16. Les coefficients ρ sont calculés de façon analogue à celle présentée dans la partie 3.3.3 (voir équation 3.31), avec un classement de référence commun à toutes les valeurs testées de T_h . Autrement dit, le classement de référence retenu est celui qui présente le nombre maximum d'occurrences sur l'ensemble des images et des valeurs de T_h .

Le tableau 3.9 montre que ce classement de référence des méthodes est représentatif du classement sur chaque image individuelle, en particulier pour la mesure $SU_{\%}$ qui fournit des valeurs de ρ toutes très proches de 1. La mesure $SO_{\%}$ permet de retenir la valeur 6 pour le seuil T_h , puisque celle-ci correspond au coefficient moyen de Spearman maximal. La courbe de la figure 3.14a renforce ce choix, puisque c'est pour $T_h = 6$ que l'écart mutuel entre les pourcentages moyens de sous-détection des différentes méthodes est le plus important. Cependant, choisir $T_h = 6$ amène à fixer le seuil bas T_b à 1. Ces valeurs peu élevées des seuils conduisent à détecter un nombre élevé de pixels contours. Ceci pourrait être pénalisant pour une estimation de la qualité de détection des contours. Or, nous ne cherchons pas à estimer la performance du détecteur de contours, mais bien du dématriçage pour la détection des contours. Examiner un nombre élevé de pixels contours est donc important pour que les mesures définies sur la base de ces contours fournissent des valeurs statistiquement pertinentes. Nous nous sommes toutefois assuré – visuellement – que la faible valeur du seuil bas ne conduit pas à une détection excessive des contours.

3.4.2 Influence du dématriçage sur la détection des contours.

Les pixels contours sous-détectés et sur-détectés sont des pixels détectés comme contours dans l'une des deux images – image de référence ou image estimée – et pas dans l'autre. La détection des contours étant directement liée aux valeurs de la norme du vecteur gradient, il nous faut, pour expliquer ces phénomènes, examiner comment le dématriçage modifie la réponse de la norme du gradient⁴.



Figure 3.15 : Exemple de contours sous-détectés en raison de la disparition des maxima locaux, dans une image estimée par interpolation bilinéaire. Sur les images de référence (a) et estimée (b), les pixels contours détectés sont cochés ; ils correspondent respectivement aux images de contours *B* et \hat{B} . Les figures (d) et (e) montrent les valeurs brutes de la norme quadratique du gradient (*cf.* équation (3.32)), dont les maxima locaux sont écrits en gras.

3.4.2.1 Sous-détection de contours.

Deux situations possibles provoquent une sous-détection des contours. La première situation est que les pixels correspondant à des maxima locaux de la norme du gradient pour l'image

^{4.} Divers extraits de la base Kodak sont ici utilisés à titre d'illustration, de façon à mettre au mieux en évidence la sur-détection et la sous-détection des contours, mais sans que l'image source soit systématiquement précisée.



Figure 3.16 : Exemple de contours sous-détectés en raison de la diminution de la norme du gradient, dans une image estimée par la méthode proposée par Hamilton et Adams [HA97]. Sur les images de référence (a) et estimée (b), les pixels contours détectés sont cochés ; ils correspondent respectivement aux images de contours B et \hat{B} . Les figures (d) et (e) montrent les valeurs brutes de la norme quadratique du gradient, dont les maxima locaux sont écrits en gras.

de référence ne le sont plus dans l'image estimée ; ces pixels ne sont donc plus détectés comme pixels de contours dans l'image estimée. Pour illustrer ce cas, la figure 3.15 montre un extrait d'une image de référence et l'extrait correspondant de l'image estimée par interpolation bilinéaire. Considérons plus précisément la zone encadrée de 5×3 pixels. Pour l'image de référence, la détection des contours fournit une ligne de maxima de la norme du gradient sur la ligne médiane de cette zone (*cf.* figure 3.15a). Pour l'image estimée par interpolation bilinéaire, les variations des niveaux des composantes sont moindres au voisinage de cette ligne, et les extrema locaux ne s'y situent plus (ni même dans la zone examinée). Les pixels de la ligne médiane sont donc considérés comme sous-détectés. Nous pouvons également remarquer que le contour sous-détecté se situe dans une zone affectée de l'artefact de fermeture éclair (voir l'image estimée **Î** de la figure 3.15b).

La deuxième situation de sous-détection des contours est que les valeurs de certains maxima locaux de la norme du gradient possèdent, après dématriçage, une valeur moindre entraînant leur non-détection lors du seuillage par hystérésis. Cela correspond à deux cas possibles : la valeur de la norme du gradient est soit au-dessous du seuil bas T_b , soit entre T_b et T_h , mais le pixel considéré n'est pas « connecté » à un autre pixel contour. Ces pixels maxima locaux ne sont alors plus considérés comme des pixels de contours. Nous montrons un exemple de ce cas (cf. figure 3.16) sur une image estimée par la méthode de Hamilton et Adams [HA97].

3.4.2.2 Sur-détection de contours.

Les valeurs de la norme du gradient peuvent aussi être augmentées en raison des artefacts de dématriçage. Dans ce cas, il peut arriver que des pixels correspondant à des maxima locaux de la norme du gradient, qui n'étaient pas détectés comme contours dans l'image de référence lors du seuillage par hystérésis, le deviennent dans l'image estimée. Par exemple, une augmentation de la norme du gradient amenant la valeur de celle-ci au-delà du seuil haut T_h pour l'image estimée, y provoque une sur-détection de contours.

La circonstance la plus courante où ce phénomène se produit correspond au « décalage » d'un contour, ainsi qu'il est expliqué au paragraphe suivant : un pixel contour est sur-détecté parce qu'il correspond à un pixel contour adjacent sous-détecté. Néanmoins, la sur-détection de contours peut aussi, bien plus rarement, apparaître dans les zones de hautes fréquences de l'image où se trouvent des objets très fins et rapprochés. Le dématriçage peut, dans de telles zones, générer des artefacts particulièrement marqués – notamment celui de fermeture éclair. La figure 3.17 illustre ce cas sur un extrait de l'image « Phare », et permet de l'expliquer. Dans l'image 3.17a de référence, nous constatons l'existence d'une zone (encadrée sur la figure) de faibles variations de couleur, cernée de fortes variations de couleur. Dans cette zone, la norme du gradient $\|\nabla \mathbf{I}\|^2$ (représentée sur la figure 3.17d) est peu élevée. Dans l'image 3.17b estimée par interpolation bilinéaire, la position des maxima locaux n'est pas modifiée, mais les valeurs de la norme du gradient $\|\nabla \mathbf{I}\|^2$ ont fortement augmenté (*cf.* figure 3.17e), provoquant une surdétection des contours sur la ligne médiane (*cf.* figure 3.17c). Cela est dû aux artefacts apparus autour de la zone considérée, qui s'y sont répercutés par effet de voisinage lors du calcul de la norme du gradient.

3.4.3 Mesure basée sur le décalage des contours.

3.4.3.1 Notion de paire de pixels contours décalés.

En examinant une image J représentant les différences de contours entre l'image de référence et l'image estimée, on constate l'existence de nombreux pixels adjacents qui, pris deux à deux, sont l'un, contour seulement dans B (donc sous-détecté), et l'autre, seulement dans \hat{B} (donc sur-détecté). Par exemple, l'image J de la figure 3.13b présente cinq paires de pixels adjacents formée chacune d'un pixel contour sous-détecté (simplement coché) et d'un pixel contour sur-détecté (coché en gras). En réalité, ces cas ne résultent pas d'une mauvaise détection des pixels contours, mais s'expliquent par un décalage spatial du contour en raison du dématriçage : un pixel contour dans l'image de référence n'est, en raison de la présence d'artefacts de dématriçage, plus détecté exactement à la même position dans l'image estimée, mais en une position distante d'un pixel (en général dans la direction locale du gradient). Aussi, nous qualifions ces deux pixels de *paire de pixels contours décalés*.



Figure 3.17 : Exemple de contours sur-détectés dans une image estimée par interpolation bilinéaire. Sur les images de référence (a) et estimée (b), les pixels contours détectés sont cochés ; ils correspondent respectivement aux images de contours B et \hat{B} . Les figures (d) et (e) montrent les valeurs brutes de la norme quadratique du gradient, dont les maxima locaux sont écrits en gras.

De façon à expliquer plus finement pourquoi ce phénomène est lié au dématriçage, examinons la figure 3.18. L'image de référence présente deux colonnes au centre du cadre où les valeurs de la norme du gradient sont très proches, le maximum n'étant pas très marqué par rapport aux pixels voisins (*cf.* figures 3.18a et 3.18d). Même si les artefacts de dématriçage sont visuellement peu prononcés sur l'image 3.18b, les positions des maxima locaux de la norme du gradient y sont modifiées (*cf.* figure 3.18e), provoquant un décalage spatial d'un pixel entre les contours détectés respectivement dans l'image de référence et l'image estimée (*cf.* figure 3.18c).

3.4.3.2 Mesure basée sur les paires de pixels contours décalés.

Afin de caractériser plus précisément l'effet des artefacts de dématriçage sur la détection des contours, nous souhaitons être en mesure de différencier les paires de pixels contours décalés des autres pixels contours. Pour cela, nous proposons de dénombrer les seuls pixels contours sous-détectés et sur-détectés qui ne sont *pas* décalés. Dans le cas de l'ensemble des pixels contours sous-détectés (respectivement, sur-détectés), les pixels recherchés constituent le sous-ensemble complémentaire de celui des pixels contours sous-détectés (respectivement, sur-détectés) et appartenant à une paire de pixels contours décalés. Il reste donc à définir ces derniers. Leur caractérisation, donnée au paragraphe précédent, permet de considérer qu'un pixel contour sous-détecté est décalé s'il possède au moins un voisin qui est pixel contour sur-



Figure 3.18 : Exemple de paires de contours décalés, dans une image estimée par la méthode de Wu et Zhang [WZ04]. Sur les images de référence (a) et estimée (b), les pixels contours détectés sont cochés ; ils correspondent respectivement aux images de contours B et \hat{B} . Sur l'image 3.18c, les pixels contours sous-détectés sont simplement cochés, les pixels contours sur-détectés sont cochés en gras et les pixels contours communs à B et \hat{B} sont indiqués par des points. Les figures (d) et (e) montrent les valeurs brutes de la norme quadratique du gradient, dont les maxima locaux sont écrits en gras.



Figure 3.19 : Illustration, sur un exemple, du calcul de \widetilde{SO} et \widetilde{SU} à partir de SO et SU. Les pixels représentés en pointillés appartiennent aux paires de pixels contours décalés et sont éliminés dans les images de détection finales.

Mesure	Bilin.	C. teinte	Hamilton	Wu	Cok	Kimmel	Li	Gunturk	Dubois	Lian
SO _%	3,673	2,090	1,528	1,561	1,882	1,983	2,265	1,422	1,278	1,323
$SU_{\%}$	2,257	1,945	1,504	1,522	1,818	1,802	2,319	1,242	1,199	1,263
$ED_{\%}$	5,930	4,035	3,032	3,083	3,700	3,785	4,584	2,664	2,447	2,586
$\widetilde{SO}_{\%}$	1,945	1,109	0,881	0,877	1,032	1,077	1,094	0,888	0,774	0,803
$\widetilde{SU}_{\%}$	0,663	0,979	0,855	0,842	0,974	0,912	1,156	0,713	0,697	0,748
$\widetilde{ED}_{\%}$	2,608	2,088	1,736	1,719	2,006	1,989	2,25	1,601	1,471	1,551

Tableau 3.10 : Moyennes, sur les 12 images couleur de la base Kodak, des pourcentages de pixels contours sous-détectés ($SO_{\%}$), sur-détectés ($SU_{\%}$), et des erreurs de détection ($ED_{\%} = SO_{\%} + SU_{\%}$), ainsi que des pourcentages correspondants ignorant les paires de pixels contours décalés ($\widetilde{SO}_{\%}$, $\widetilde{SU}_{\%}$) et leur somme ($\widetilde{ED}_{\%} = \widetilde{SO}_{\%} + \widetilde{SU}_{\%}$). Les seuils utilisés pour le seuillage par hystérésis sont $T_b = 1$ et $T_h = 6$, et les dix méthodes de dématriçage testées sont identiques à celles du tableau 3.1.

détecté⁵. Les images binaires notées \widetilde{SO} et \widetilde{SU} , représentant respectivement les pixels contours sous- et sur-détectés non décalés, sont donc définies par :

$$\overline{SO}_{x,y} \neq 0 \quad \Leftrightarrow \quad SO_{x,y} \neq 0 \land \left(\not\exists Q(x',y') \in V_8(P(x,y)) \middle| SU_{x',y'} \neq 0 \right), \tag{3.36}$$

$$\widetilde{SU}_{x,y} \neq 0 \quad \Leftrightarrow \quad SU_{x,y} \neq 0 \land \left(\not\exists Q(x',y') \in V_8(P(x,y)) \middle| SO_{x',y'} \neq 0 \right), \tag{3.37}$$

où le symbole \wedge représente le ET logique.

La figure 3.19 illustre, en reprenant l'exemple de la figure 3.13, comment sont obtenues les images \widetilde{SO} et \widetilde{SU} . Sur cette figure, les images SO et SU servant au calcul sont superposées pour bien mettre en évidence les adjacences – donc les paires de pixels contours décalés.

Après obtention des deux images binaires SO et SU, nous proposons de calculer les pourcentages de pixels correspondants :

$$\widetilde{SO}_{\%} = \frac{100}{XY} \operatorname{Card} \left\{ P(x,y) \mid \widetilde{SO}_{x,y} \neq 0 \right\}, \qquad (3.38)$$

$$\widetilde{SU}_{\%} = \frac{100}{XY} \operatorname{Card} \left\{ P(x,y) \mid \widetilde{SU}_{x,y} \neq 0 \right\}, \qquad (3.39)$$

de façon à disposer d'une mesure pour chacun de ces ensembles de pixels contours.

3.4.3.3 Résultats expérimentaux.

Le tableau 3.10 montre la moyenne des pourcentages de pixels contours sous-détectés ($SO_{\%}$) et sur-détectés ($SU_{\%}$) des 12 images de la base Kodak [Kod91] dématricées par 10 méthodes, ainsi que leur somme représentant le pourcentage d'erreurs de détection de pixels contours ($ED_{\%} = SO_{\%} + SU_{\%}$). Les valeurs les plus faibles de ces mesures correspondent aux meilleurs résultats de dématriçage. Les méthodes basées sur le domaine fréquentiel donnent de meilleurs résultats que celles basées sur le domaine spatial, la méthode de Dubois provoquant le moins d'erreurs de détection de contours. Pour la méthode de dématriçage par interpolation bilinéaire,

^{5.} Une définition plus restrictive envisageable serait d'imposer que le pixel voisin soit en outre situé dans la direction locale du gradient.

le pourcentage de sur-détection est beaucoup plus faible que celui de sous-détection ; pour chacune des autres méthodes, ces pourcentages sont globalement comparables.

Dans le tableau 3.10, nous avons aussi calculé les nouvelles mesures $SO_{\%}$ et $SU_{\%}$ qui ignorent les paires de pixels contours décalés, ainsi que leur somme $\widetilde{ED}_{\%}$. Nous constatons d'abord que plus de la moitié des pixels contours sous-détectés et sur-détectés par les mesures $SO_{\%}$ et $SU_{\%}$ sont exclus par les nouvelles mesures $\widetilde{SO}_{\%}$, et $\widetilde{SU}_{\%}$. Cela signifie que les contours décalés contribuent très majoritairement à la différence de contours détectés dans l'image estimée par rapport à l'image de référence. Deuxièmement, on peut remarquer que le classement des dix méthodes selon $SO_{\%}$ est globalement conservé avec la nouvelle mesure $\widetilde{SO}_{\%}$. En revanche, la meilleure performance selon $\widetilde{SU}_{\%}$ est celui de la méthode bilinéaire. Ce résultat apparemment contradictoire avec tous ceux qui précèdent peut être expliqué par le fait que cette méthode génère principalement des artefacts de flou et de fermeture éclair, qui diminuent beaucoup le nombre de pixels contours détectés.

La cause directe des contours sous-détectés est la diminution de la norme du gradient en raison de l'effet de flou dans l'image estimée. Les contours sur-détectés correspondent à une augmentation de la norme du gradient générée notamment par l'effet de fermeture éclair et les fausses couleurs. Ces nouveaux pourcentages de contours sous-détectés et sur-détectés peuvent refléter le niveau des artefacts produits par dématriçage. D'après le tableau 3.10, nous distinguons mieux l'influence, sur la détection des contours, des stratégies mises en œuvre dans les différentes méthodes de dématriçage testées. Les interpolations bilinéaire et basée sur la constance de teinte, qui estiment la couleur des pixels sans exploiter la corrélation spatiale, génèrent plus d'artefacts que les méthodes exploitant la corrélation spatiale comme les trois autres méthodes considérées. Elles fournissent par conséquent des pourcentages de sous-détection et de sur-détection plus élevés. La méthode de Gunturk *et al.* est celle qui produit le moins d'erreurs de détection des contours.

Les contours sous-détectés et sur-détectés coïncident donc souvent avec les positions des artefacts. La figure 3.20 montre des exemples d'images estimées par deux méthodes différentes et les images de contours \widetilde{SO} et \widetilde{SU} correspondantes. Nous constatons que l'influence du dématriçage sur la détection de contour est nettement plus significative dans les zones de hautes fréquences spatiales, et que les artefacts sont concentrés dans ces zones également.

Un effet typique de l'artefact de fermeture éclair sur la transition entre deux zones homogènes est de diminuer la variation des niveaux, donc la norme du gradient, mais sans modifier la position du maximum local. Cela provoque donc souvent une sous-détection de contour, car la norme du gradient est diminuée à une valeur inférieure au seuil haut T_h du seuillage par hystérésis. Comme ce type d'artefact est très présent dans une image estimée, le pourcentage de pixels contours sous-détectés est souvent supérieur à celui de pixels contours sur-détectés.

Les pixels isolés affectés de fausses couleurs, quant à eux, ne changent pas systématiquement la position du contour détecté. La figure 3.21 montre, sur un extrait de l'image « Maisons », qu'un petit groupe de pixels possédant des fausses couleurs manifestes n'a pas modifié

Mesure	Bilin.	C. teinte	Hamilton	Wu	Cok	Kimmel	Li	Gunturk	Dubois	Lian
PSNR	10	9	5	4	7	6	8	3	1	2
$\Delta E^{L^*a^*b^*}$	10	9	5	4	7	6	8	3	1	2
FE _%	10	9	4	6	7	5	8	3	2	1
FC _%	10	9	5	4	7	6	8	3	1	2
$ED_{\%}$	10	8	4	5	6	7	9	3	1	2
$\widetilde{ED}_{\%}$	10	8	5	4	7	6	9	3	1	2
SO _%	10	8	4	5	6	7	9	3	1	2
$\widetilde{SO}_{\%}$	10	9	4	3	6	7	8	5	1	2
$SU_{\%}$	9	8	4	5	7	6	10	2	1	3
$\widetilde{SU}_{\%}$	1	9	6	5	8	7	10	3	2	4

Tableau 3.11 : Classement des 10 méthodes en fonction de leur performance moyenne (sur les12 images) selon les différents mesures. La méthode classée 1 donne le meilleur résultat.

le résultat de la détection du contour. En comparant les normes du gradient dans un extrait de l'image de référence 3.21a et de l'image estimée par la méthode de Hamilton et Adams 3.21b, respectivement montrées sur les figures 3.21d et 3.21e, on voit que les pixels entachés de fausses couleurs augmentent la norme du gradient localement, mais sans que la position des maxima locaux ne soit modifiée, parce que le contraste sur cette transition est assez important. Dans ce cas, les quelques pixels isolés affectés de fausses couleurs ne changent pas la position du contour détecté.

En revanche, les pixels affectés de fausses couleurs génèrent des contours sur-détectés quand ils sont nombreux dans un voisinage. Dans les zones texturées comportant des détails très fins, la plupart des méthodes de dématriçage génèrent beaucoup de fausses couleurs ; la norme des gradients dans de telles zones est alors augmentée en raison de la combinaison mutuelle des effets des pixels affectés de fausses couleurs. Le maximum local est augmenté à une valeur supérieure au seuil T_h , et de nouveaux pixels de contour sont détectés. Par exemple, dans la figure 3.20, nous voyons des pixels contours sur-détectés sur les volets et les tuiles des maisons.

En conclusion, nous constatons que les pixels contours sous-détectés peuvent être exploités pour mesurer l'effet de flou généré par le dématriçage, et que les pixels contours sur-détectés peuvent indiquer les zones où sont présentes des fausses couleurs. Plus globalement, nous avons montré que le dématriçage influence la détection des contours car les artefacts qu'il génère modifient la valeur de la norme du gradient. Pourtant, un examen visuel des images résultats permet de remarquer que le changement de position des maxima locaux issus de la méthode de Di Zenzo se situe plutôt sur les zones de transition avec un contraste peu élevé.

3.4.3.4 Cohérence du classement des performances des méthodes avec les autres mesures.

Enfin, le tableau 3.11 présente les classements des 10 méthodes en fonction de leur performance moyenne (sur les 12 images testées) selon différentes mesures. On peut noter que les classements sont globalement concordants pour les mesures *PSNR*, $\Delta E^{L^*a^*b^*}$, pourcentage de



(a) Image estimée par interpolation bilinéaire



(b) Image estimée par la méthode de Hamilton et Adams



(e) Contours sur-détectés \widetilde{SU} dans l'image (a)

(f) Contours sur-détectés SU dans l'image (b)

Figure 3.20 : Contours sous-détectés et sur-détectés non décalés, pour deux méthodes de dématriçage : l'interpolation bilinéaire et la méthode basée sur le gradient proposée par Hamilton et Adams [HA97]. Les images de contours sont ici représentées en négatif.



Figure 3.21 : Exemple de contours non modifiés par les pixels affectés de fausses couleurs, dans une image estimée par la méthode de Hamilton et Adams [HA97].

fausses couleurs $FC_{\%}$, pourcentage de fermeture éclair $FE_{\%}$, pourcentage d'erreurs de détection de contours $ED_{\%}$ et pourcentage d'erreurs de détection de contours excluant les paires de pixels contours décalés $\widetilde{ED}_{\%}$. Les méthodes de Dubois et de Lian *et al.* donnent les meilleurs résultats selon tous ces critères. Parmi les méthodes spatials, celles de Hamilton et Adams et de Wu et Zhang fournissent les meilleures performances selon la plupart des critères. Les permutations de classement reflètent les différences dans la capacité à moins générer tel ou tel type d'artefact. Par exemple, la méthode de Hamilton et Adams génère moins d'effet de fermeture éclair que celle de Wu et Zhang, mais cette dernière provoque moins de pixels affectés de fausses couleurs.

Par contre, si on regarde les pourcentages de pixels contours sous-détectés et sur-détectés séparément, les classements sont assez différents. Concernant les pourcentages de pixels contours sous-détectés, les classements selon les deux critères $SO_{\%}$ et $\widetilde{SO}_{\%}$ sont concordants avec les classements fournis par le pourcentage des erreurs de détection de contour $ED_{\%}$. Pour les pourcentages de pixels contours sur-détectés, les changements du classement entre les méthodes sont importants. Toutefois, le taux de sur-détection des contours est souvent plus faible que celui de sous-détection. Si on considère les erreurs totales de la détection de contours comme critère pour évaluer la performance d'une méthode, le pourcentage de pixels de contours sur-détectés ne joue pas un rôle significatif.

Conclusion.

Dans ce chapitre, nous avons abordé les techniques d'évaluation objective de la qualité du dématriçage. Nous avons d'abord détaillé les dégradations provoquées par le dématriçage en décrivant les artefacts présents dans une image couleur estimée. Les multiples causes de ces phénomènes, dont les plus répandus sont le flou, les fausses couleurs et l'effet de fermeture éclair, ont été expliquées en menant une interprétation dans les domaines spatial et fréquentiel. Elles portent – de manière non exclusive – soit sur la disposition dans l'image CFA des pixels dont le niveau de vert n'est pas disponible, soit sur l'algorithme de dématriçage. Dans ce dernier cas, les causes principales de génération des artefacts consistent en une mauvaise décision sur la direction d'interpolation pour les méthodes spatiales, et en une mauvaise conception des filtres sélectifs pour les méthodes fréquentielles.

Les méthodes de dématriçage ayant été développées pour produire des images qui soient le plus « visuellement satisfaisantes » possible pour un observateur lors de leur affichage sur un écran, les mesures utilisées couramment pour évaluer les résultats du dématriçage tentent de s'approcher de notre perception de la couleur. Outre les mesures de fidélité classiques, des mesures ont donc été définies dans des espaces spécifiquement adaptés à la perception humaine. Cependant, toutes ces mesures totalisent les erreurs entre les couleurs des pixels dans l'image de référence et l'image estimée, et leurs résultats sont très largement concordants. En effet, pour une image donnée, les six mesures considérées fournissent des classements très proches pour les dix méthodes de dématriçage testées ; ce constat se répète pour toutes les images extraites de la base Kodak. Cette évaluation approfondie a mis en évidence la supériorité des méthodes privilégiant le domaine fréquentiel sur celles utilisant uniquement le domaine spatial.

L'implémentation des procédures de dématriçage doit respecter des contraintes de temps réel. En effet, le temps nécessaire au dématriçage d'une image doit être inférieur au temps d'acquisition de celle-ci. Par conséquent, il est intéressant de mener une étude sur le compromis entre le temps de calcul et la performance des différentes méthodes, afin d'évaluer la faisabilité d'exécution en temps réel des méthodes les plus performantes. Pour les méthodes privilégiant l'analyse spatiale, la méthode de Hamilton et Adams donne des résultats satisfaisants avec des temps de calcul raisonnables. Dans le domaine fréquentiel, la méthode de Lian et *al.* fournit le meilleur compromis entre la qualité de résultat et temps de calcul.

Les mesures classiques ont toutefois leurs limites, car elles donnent une estimation globale de la qualité du dématriçage et ne reflètent pas vraiment le jugement d'un observateur. En effet, ces mesures sont encore loin de reproduire les résultats des rares expériences menées avec des observateurs humains. C'est la raison pour laquelle Buades et ses collaborateurs ont entrepris des travaux, encore embryonnaires, sur des mesures basées sur l'analyse du bruit présent au sein des images dématricées.

Par ailleurs, ces mesures ne permettent pas de quantifier individuellement la présence de chacun des types d'artefact de dématriçage. Or, il peut se révéler intéressant de comparer les

performances des méthodes de dématriçage vis-à-vis de la génération de chaque type d'artefact. Comme une mesure de flou a déjà été proposée dans la littérature, nous nous sommes attaché à développer deux nouvelles mesures : l'une sensible à la présence de fausses couleurs et l'autre sensible à l'effet de fermeture éclair. Cette dernière mesure, basée sur une détection de l'alternance directionnelle des couleurs estimées, se révèle être expérimentalement plus pertinente que la seule mesure sensible à l'effet de fermeture éclair parue dans la littérature et proposée par Lu et Tan. Ces trois mesures pourraient alors être utilisées pour quantifier la prépondérance de chacun des trois types principaux d'artefacts générés par le dématriçage. Nous disposerions alors de données quantitatives sur la propension des différentes méthodes de dématriçage parues dans la littérature à générer chacun de ces types d'artefacts.

Nous avons vu au second chapitre que la grande majorité des méthodes de dématriçage tentent de produire des images couleur de haute « qualité perceptuelle ». Comme le système visuel humain est très sensible à la présence d'artefacts couleur au sein des images, de nombreuses méthodes de dématriçage ont pour effet d'atténuer les informations de hautes fréquences portées par l'image couleur estimée. Or, ces informations de hautes fréquences caractérisant les textures ou les contours présents dans les images sont essentielles pour l'analyse automatique de ces dernières. La perte de ces informations peut altérer la qualité des résultats produits par une procédure de traitements de bas niveau appliquée aux images couleur estimées.

Dans le cadre de notre étude, nous avons donc proposé de déterminer, parmi les méthodes de dématriçage étudiées, celles qui estiment des images couleur les mieux adaptées à la détection de primitives qui seront ultérieurement exploitées par un algorithme de mise en correspondance stéréoscopique. Pour ce faire, il est impossible d'exploiter les mesures classiques puisqu'elles négligent les interactions spatiales entre couleurs caractérisant les textures. Ces mesures ne sont donc pas spécifiquement conçues pour être sensibles à la perte d'informations de hautes fréquences générée par un algorithme de dématriçage. Par ailleurs, les mesures sensibles à la présence d'artefacts sont trop restrictives pour quantifier l'influence du dématriçage sur les performances atteintes par un détecteur de primitives.

Par conséquent, c'est à l'aune des résultats fournis par des procédures de bas niveau appliquées aux images dématricées que nous avons évalué la qualité du dématriçage. Nous avons ainsi proposé une démarche expérimentale originale, qui consiste à évaluer la qualité des images couleur estimées à partir des images CFA en mesurant la qualité des contours couleur qui y sont détectés.

Pour ce faire, nous avons comparé les pixels détectés comme contours par un même algorithme appliqué à une image de référence et à l'image estimée. Nous avons pour cela considéré les pixels contours sous-détectés, à savoir les pixels contours détectés seulement dans l'image de référence et non dans l'image estimée, ainsi que le cas inverse des pixels contours sur-détectés. Les paramètres requis par le détecteur de contours ont été soigneusement ajustés en s'assurant que le classement des méthodes pour chaque image prise individuellement soit le plus cohérent possible avec le classement de référence pour toutes les images examinées. En comparant les images de contours sous-détectés et sur-détectés, nous avons constaté l'existence de nombreuses paires de pixels adjacents formées d'un pixel contour sous-détecté et d'un pixel contour sur-détecté. Ces paires de pixels contours dits *décalés* ne résultent pas d'une mauvaise détection des contours, mais d'un décalage spatial des contours en raison du dématriçage. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi de ne pas tenir compte de ces paires de contours décalés pour dénombrer les pixels contours sous- et sur-détectés. Les tests expérimentaux avec dix méthodes de dématriçage ont mis en évidence que la méthode de Dubois et celle de Lian *et al.* produisent des images estimées pour lesquelles les taux respectifs de sous-et sur-détection sont les plus faibles.

Grâce à une comparaison visuelle des images résultats, nous avons pu proposer quelques pistes pour décrire l'influence des artefacts générés sur la qualité des contours détectés. Ainsi, il s'avère que l'effet de fermeture éclair provoque généralement une sous-détection des contours, tandis qu'une densité locale élevée de pixels entachés de fausses couleurs tend à causer une surdétection des contours. Ces premières conclusions partielles mériteraient d'être confirmées et généralisées par une étude sur la corrélation entre la présence d'artefacts et la détection erronée des contours.

Conclusion.

Nous avons présenté notre contribution à l'évaluation objective de la qualité du dématriçage d'images couleur au sein de ce manuscrit qui est divisé en trois chapitres. Nous proposons de mener une synthèse des chapitres précédents avant de présenter les nombreuses perspectives issues de ce travail.

1 Synthèse des chapitres.

1.1 Chapitre 1 : Acquisition d'images couleur par une caméra mono-CCD.

Les deux premières parties du premier chapitre ont été consacrées à la description de la perception humaine de la couleur et à la présentation d'éléments de colorimétrie. Ce sont sur les principes énoncés par la colorimétrie que s'appuient les techniques d'acquisition des images numériques couleur, en particulier pour les caméras matricielles mono-CCD. Pour percevoir les couleurs, ces caméras sont équipées de filtres spectraux avec des motifs particuliers appelés *Color Filter Array* (CFA). Nous avons souligné l'importance de la configuration des filtres CFA qui équipent les caméras mono-CCD et mis en évidence les limites atteintes par le filtre de Bayer qui est le plus souvent utilisé. Nous avons tenu à présenter succinctement les nouvelles structures de filtres qui sont en train d'être mises en place par les fabricants de caméras, afin d'améliorer la sensibilité spectrale des caméras ainsi que la résolution spatiale des images acquises.

Nous avons vu qu'une caméra couleur mono-CCD délivre une image CFA où chaque pixel est caractérisé par une seule des trois composantes couleur nécessaires à la représentation de sa couleur. L'image couleur est alors estimée grâce à l'opération de dématriçage, qui consiste à estimer les deux composantes couleur manquantes en chaque pixel. Cette opération dépend bien sûr du filtre CFA équipant la caméra. Nous nous sommes restreint à l'étude des méthodes de dématriçage développées pour les filtres de Bayer, car presque tous les travaux parus dans la littérature portent sur ces méthodes. Même si le présent mémoire fait référence à un certain nombre de brevets – dont quelques-uns récents –, il est à noter que les fabricants de caméras ne diffusent que très peu le contenu des algorithmes de dématriçage dédiés aux nouveaux filtres qui sont ou seront intégrés dans les caméras, appareils photographiques ou camescopes de prochaine génération.

1.2 Chapitre 2 : État de l'art sur le dématriçage.

En raison de l'importance du dématriçage pour la qualité de l'image couleur estimée finale, nous avons consacré le second chapitre à la présentation des recherches qui sont menées dans ce domaine depuis une trentaine d'années.

Nous avons d'abord présenté la méthode de dématriçage parmi les plus anciennes et les plus simples, qui procède par interpolation bilinéaire. Nous nous sommes appuyé sur la mise évidence des artefacts générés par cette approche pour introduire la nécessité d'exploiter, pour le dématriçage, à la fois la corrélation spatiale dans le plan image et la corrélation spectrale entre les composantes couleur. Sur la base de ces deux principes, nous avons décliné les principales méthodes de dématriçage proposées dans la littérature.

L'exploitation de la corrélation spectrale s'appuie sur deux hypothèses principales, que nous avons comparées expérimentalement. L'hypothèse de constance de la différence des composantes s'est révélée, pour les méthodes de dématriçage basées sur l'interpolation linéaire, plus avantageuse que l'hypothèse de constance du rapport des composantes.

Puis nous avons classé en cinq familles les méthodes exploitant la corrélation spatiale pour estimer le plan vert. Les deux premières calculent les normes de gradients horizontal et vertical locaux pour déterminer la direction d'interpolation adéquate en fonction des valeurs disponibles dans le voisinage, ce qui évite d'interpoler à travers les frontières des objets. Ces méthodes se différencient en ce qu'elles estiment des gradients soit directement à partir de l'image CFA, soit à partir de l'image de la différence des composantes. Nous avons vu également qu'une incohérence des directions d'interpolation pour l'estimation des deux composantes manquantes en chaque pixel peut générer des artefacts dans l'image couleur estimée. Les méthodes basées sur la reconnaissance de formes tentent d'identifier la structure du voisinage en chaque pixel dans l'image CFA. Ces méthodes atteignent des performances limitées, tant pour la détermination correcte des différentes formes que pour l'estimation des composantes manquantes. Dans le même esprit, l'interpolation linéaire à pondération adaptative calcule une contribution de chaque pixel voisin qui dépend d'un gradient directionnel, mais doit souvent être complétée par une phase itérative de correction pour améliorer la qualité du résultat. Enfin, la méthode basée sur la covariance locale s'appuie sur une formulation mathématique originale de la corrélation spatiale pour s'appliquer au problème du dématriçage.

La division des méthodes selon ces deux principes a surtout permis de structurer le second chapitre. En effet, l'examen des méthodes de dématriçage a mis en évidence que ces deux principes sont généralement exploités de manière séquentielle dans le processus de dématriçage. La première étape du dématriçage consiste à estimer la composante verte en s'appuyant notamment sur la corrélation spatiale. En effet, l'information disponible du vert étant la plus dense dans l'image CFA de Bayer, elle contient le plus d'informations de hautes fréquences spatiales. Par conséquent, elle est souvent assimilée à l'information de luminance tandis les composantes rouge et bleue sont assimilées à la chrominance. Ces deux composantes ne sont estimées que dans un second temps, à l'aide de la luminance déjà déterminée, en s'appuyant sur les pro-

priétés de corrélation spectrale. La qualité d'estimation de la composante verte influence donc grandement celle de l'estimation des plans rouge et bleu. Nous avons montré expérimentalement qu'une décision pertinente quant à la direction d'interpolation est importante pour atteindre une bonne qualité d'estimation des niveaux de vert.

Les méthodes de dématriçage récemment parues dans la littérature privilégient l'analyse du domaine fréquentiel. Le principe de ces méthodes est de représenter une image CFA comme une combinaison d'une composante de luminance en basses fréquences spatiales et de deux composantes de chrominance modulées en hautes fréquences spatiales, puis d'estimer l'image couleur finale en sélectionnant les fréquences de manière adéquate.

Cela ouvre d'importantes potentialités car ces méthodes, contrairement à celles exploitant le domaine spatial, s'affranchissent – au moins partiellement ou dans un premier temps – de l'hypothèse heuristique de la constance de la différence (ou du rapport) des composantes pour exploiter la corrélation spectrale. Dans tous les cas de figure où ces hypothèses ne sont pas respectées, même localement, l'exploitation du domaine fréquentiel est une solution intéressante.

Toutefois, la qualité de l'estimation des composantes est sensible aux bandes passantes des filtres utilisés, dont les paramètres de définition dépendent du contenu de l'image et peuvent se révéler délicats à ajuster. Une approche récente combine l'analyse du domaine fréquentiel avec celle du domaine spatial en estimant la luminance aux seules positions de l'image CFA où la composante verte est disponible. Cette stratégie adoptée évite la conception de filtres spécifiques pour déduire la chrominance, contrairement aux méthodes qui utilisent uniquement le domaine fréquentiel.

Les méthodes privilégiant l'analyse dans le domaine fréquentiel se sont révélées expérimentalement surpasser la plupart des autres algorithmes de dématriçage, selon les critères d'évaluation les plus utilisés.

1.3 Chapitre 3 : Mesures objectives de la qualité des images estimées par dématriçage.

Le second chapitre a montré que l'évaluation de la qualité de l'image estimée est nécessaire pour comparer les performances atteintes par les nombreuses méthodes parues dans la littérature. Pour ce faire, l'image CFA est d'abord simulée à partir de l'image couleur de référence en n'y sélectionnant qu'une composante couleur parmi les trois selon la disposition du filtre CFA. La méthode de dématriçage est ensuite appliquée à l'image CFA pour fournir l'image estimée, dont la qualité est évaluée en la comparant à l'image de référence.

Les mesures classiques d'évaluation de la qualité du dématriçage totalisent les erreurs pixel à pixel entre l'image de référence et l'image estimée. En chaque pixel, cette erreur est quantifiée à l'aide d'une distance entre les couleurs des deux pixels respectifs. Le critère le plus souvent utilisé dans la littérature est l'erreur quadratique moyenne (*MSE*) ou une grandeur qui lui est logarithmiquement liée, le rapport signal sur bruit pic-à-pic (*PSNR*). Ce critère est très populaire car il est simple et rapide à calculer, et la dérivabilité de cette fonction rend possible son intégration aux algorithmes d'optimisation. Mais il ne rend que très imparfaitement compte de la qualité d'image perçue par le système visuel humain. C'est la raison pour laquelle ont été proposées des mesures objectives perceptuelles qui, en utilisant l'espace perceptuellement uniforme CIE $L^*a^*b^*$ ou une version modifiée, tentent de mieux refléter le jugement des observateurs humains. Malgré tout, nous avons souligné les limites de ces critères et évoqué des pistes récemment proposées pour mesurer plus fidèlement la qualité du dématriçage.

Afin de bien comprendre les limites atteintes par les critères classiques d'évaluation de la qualité de dématriçage, nous avons décrit les différents artefacts propres à ce processus, notamment les fausses couleurs et l'effet de fermeture éclair. Nous avons alors proposé deux nouveaux critères qui sont sensibles à la présence de ces artefacts afin de ne pas se limiter à une simple mesure de fidélité entre l'image de référence et l'image couleur estimée. Le premier critère, basé sur la détection d'artefacts dits de *fausses couleurs*, dénombre les pixels caractérisés par un écart élevé entre la couleur dans l'image de référence et la couleur dans l'image estimée.

Comme le phénomène de fausses couleurs porte sur les composantes couleur de chaque pixel pris individuellement, on peut considérer qu'il s'agit d'un phénomène ponctuel. L'effet de fermeture éclair est un phénomène faisant intervenir des pixels voisins puisqu'il consiste en une répétition de motifs principalement dans des zones de transition entre zones homogènes. Les raisons qui expliquent la présence de cet artefact peuvent être décomposées en deux niveaux. Au niveau du filtre CFA lui-même, cet artefact peut être provoqué par la disposition dans l'image CFA des pixels dont le niveau de vert n'est pas disponible. L'effet de fermeture éclair apparaît surtout dans les directions horizontale et verticale, le long des frontières des objets, lorsque la procédure de dématriçage utilise des valeurs situées de part et d'autre de cette frontière. Cela peut être dû notamment à une mauvaise détermination de la direction d'interpolation. Nous avons alors proposé un nouveau critère sensible à la présence de cet effet de fermeture éclair, qui se révèle plus performant expérimentalement que le seul critère – à notre connaissance – paru dans la littérature, qui est sensible à d'autres phénomènes.

Enfin, de nombreux systèmes automatiques de vision exploitent des images couleur qui ont été dématricées par des circuits électronique placés au sein des caméras couleur mono-CCD. Ces images ne sont alors pas acquises pour être affichées sur un écran, mais pour être analysées par des procédures automatiques de traitements. Il nous semble donc essentiel de comparer les performances atteintes par les méthodes de dématriçage non pas sous l'angle perceptuel, mais à titre de données d'entrée de traitements de bas niveau. Pourtant, autant que nous sachions, aucune étude ne porte sur l'évaluation de la qualité de l'image estimée vis-à-vis de la performance de traitements automatiques de bas niveau de l'image.

Nous avons proposé de nouveaux critères qui évaluent la qualité de production des images couleur à partir des images CFA, en mesurant la qualité des contours couleur qui y sont détectés. Pour ce faire sont comparées les réponses d'un détecteur de contours couleur appliqué à l'image de référence et à l'image estimée. Les taux de contours sous-détectés et sur-détectés permettent alors de quantifier la fidélité de la détection des contours. Nous ne nous sommes pas

restreint à ces deux critères en analysant localement la disposition spatiale des contours souset sur-détectés. En effet, le dématriçage peut provoquer le « déplacement » (par rapport à la détection issue de l'image de référence) d'un contour détecté au voisinage de celui-ci. Ce phénomène, que nous avons appelé *paire de contours décalés*, génère un couple de pixels adjacents composé d'un pixel sous-détecté et d'un pixel sur-détecté. Nous proposons donc de considérer séparément les paires de contours décalés des autres contours sous- et sur-détectés pour mesurer la qualité du dématriçage. Nous avons alors montré expérimentalement que ces critères méritent d'être utilisés pour évaluer les performances atteintes par le dématriçage.

2 Perspectives.

Les perspectives de nos travaux portent sur deux problématiques différentes, à savoir la définition de nouveaux critères d'évaluation de la qualité de dématriçage dédiés à la stéréovision et le développement d'une procédure de dématriçage adaptée à la rectification d'images CFA.

2.1 Critères d'évaluation dédiés à la stéréovision.

Notre travail s'inscrit dans le cadre de la reconstruction 3D d'une scène par stéréovision, qui nécessite une mise en correspondance entre primitives extraites des deux images au moyen de procédures d'analyse de bas niveau. On peut alors légitimement se poser la question de l'influence du dématriçage sur les primitives extraites des images issues de caméras mono-CCD. Pour répondre à cette question, nous nous sommes focalisé sur les primitives de type contour. Nous avons donc proposé une démarche originale qui consiste à évaluer la qualité des images couleur estimées en mesurant la qualité des contours couleur qui y sont détectés.

Néanmoins, pour obtenir une reconstruction complète de la scène observée, les approches de stéréovision éparse basées sur la mise en correspondance de primitives sont délaissées au profit de méthodes de stéréovision dense. Dans ce cas, tous les pixels de l'image gauche du couple stéréoscopique sont mis en correspondance avec les pixels de l'image droite. Cette mise en correspondance est effectuée par la recherche du maximum d'une mesure de corrélation entre les niveaux des voisins d'un pixel de l'image gauche avec ceux des voisins d'un pixel de l'image droite. Il pourrait être alors intéressant de comparer les performances atteintes par les algorithmes de dématriçage appliqués au couple d'images en mesurant la qualité de mise en correspondance stéréoscopique des pixels.

Par ailleurs, les méthodes de dématriçage ont été développées pour produire des images qui soient les plus « visuellement satisfaisantes » possible pour un observateur lors de leur affichage sur un écran. Comme le système visuel humain est très sensible à la présence d'artefacts couleur au sein des images, de nombreuses méthodes de dématriçage ont pour effet d'atténuer les informations de hautes fréquences portées par l'image couleur estimée. Or, ces informations de hautes fréquences, qui caractérisent les contours ou les textures présentes dans l'image, sont essentielles pour l'analyse automatique des images couleur. La perte de ces informations peut

altérer la qualité des résultats produits par une procédure de traitements de bas niveau appliquée à des images couleur estimées. Il serait avantageux de ne pas mesurer individuellement en chaque pixel la fidélité entre la couleur de référence et la couleur estimée, mais de mesurer la fidélité entre les textures présentes dans l'image de référence et l'image dématricée. Cette mesure pourrait être basée sur des distances entre attributs d'Haralick extraits de matrices de co-occurrences chromatiques [PVM07].

2.2 Dématriçage pour la rectification d'images CFA.

Les techniques de stéréovision dense s'appuient sur une hypothèse très forte portant sur l'acquisition des deux images (gauche et droite). La ligne épipolaire est définie comme le lieu des pixels de l'image droite pouvant correspondre à un pixel unique de l'image gauche. La contrainte épipolaire impose que le pixel analogue à un pixel de l'image gauche appartienne à la ligne épipolaire correspondante dans l'image droite. Les techniques de rectification visent à faire correspondre les lignes épipolaires aux lignes des images, autrement dit à faire en sorte que les lignes épipolaires soient parallèles et horizontales. Après rectification des images, la mise en correspondance est simplifiée puisque le pixel analogue à un pixel de l'image gauche doit être recherché dans la ligne correspondante de l'image droite [PPCP03].

Les techniques de rectification des images développées pour les images en niveaux de gris peuvent être facilement étendues aux images couleur acquises par des caméras tri-CCD. Par contre, elle ne peuvent pas être appliquées telles quelles sur les images CFA acquises par des caméras couleur mono-CCD, puisque la continuité locale des niveaux n'est pas vérifiée. Une des perspectives de notre travail consiste alors à développer une technique de rectification couplée à une méthode de dématriçage afin de fournir un couple d'images stéréoscopiques couleur sur lequel peuvent s'appliquer les techniques de stéréovision dense.
Annexe A

Compléments sur les méthodes de dématriçage.

A.1 Méthode de Hamilton et Adams.

Comme le présent mémoire fait régulièrement référence à la méthode de dématriçage brevetée par Hamilton et Adams en 1997 [HA97], il nous a semblé utile d'apporter ici quelques précisions quant à l'estimation des composantes R et B. Cette estimation est réalisée après que le plan G a été complètement déterminé selon la procédure largement décrite dans la partie 2.3.1 consacrée aux algorithmes basés sur un gradient local.

Considérons le cas de la composante R, celui de B étant traité de manière identique. Trois configurations différentes se présentent, pour lesquelles la composante R doit être estimée au pixel central (*cf.* figures 2.2b à 2.2d) :

- Pour la structure $\{RGR\}$, la formule d'interpolation est :

$$\hat{R} = (R_{-1,0} + R_{1,0}) / 2 + \left(2G - \hat{G}_{-1,0} - \hat{G}_{1,0}\right) / 2 \tag{A.1}$$

- Pour la structure $\{BGB\}$, la formule d'interpolation est :

$$\hat{R} = \left(R_{0,-1} + R_{0,1}\right)/2 + \left(2G - \hat{G}_{0,-1} - \hat{G}_{0,1}\right)/2 \tag{A.2}$$

- Pour la structure $\{GBG\}$, les auteurs proposent de calculer deux gradients diagonaux :

$$\Delta^{x'} = \left| R_{1,-1} - R_{-1,1} \right| + \left| 2\hat{G} - \hat{G}_{1,-1} - \hat{G}_{-1,1} \right|, \tag{A.3}$$

$$\Delta^{y'} = \left| R_{-1,-1} - R_{1,1} \right| + \left| 2\hat{G} - \hat{G}_{-1,-1} - \hat{G}_{1,1} \right|, \tag{A.4}$$

afin de choisir éventuellement une direction diagonale pour l'interpolation de la composante R:

$$\left(\frac{(R_{-1,-1} + R_{1,1})}{2} + \left(2\hat{G} - \hat{G}_{-1,-1} - \hat{G}_{1,1}\right) / 2 \quad \text{si } \Delta^{x'} > \Delta^{y'},$$
(A.5a)

$$\hat{R} = \begin{cases} \frac{(R_{1,-1} + R_{-1,1})/2 + (2\hat{G} - \hat{G}_{1,-1} - \hat{G}_{-1,1})/2 & \text{si } \Delta^{x'} < \Delta^{y'}, \\ (R_{-1,-1} + R_{1,-1} + R_{-1,1} + R_{1,1})/4 \end{cases}$$
(A.5b)

$$\begin{pmatrix} (\mathbf{x}_{-1,-1} + \mathbf{x}_{1,-1} + \mathbf{x}_{-1,1} + \mathbf{x}_{1,1})/4 \\ + \left(4\hat{G} - \hat{G}_{-1,-1} - \hat{G}_{1,-1} - \hat{G}_{-1,1} - \hat{G}_{1,1}\right)/4 \quad \text{si } \Delta^{x'} = \Delta^{y'}. \quad (A.5c)$$

L'algorithme proposé réalise donc l'interpolation dans la direction perpendiculaire à celle selon laquelle l'information de hautes fréquences est la plus élevée, et ce, non seulement pour la composante G, mais aussi pour les composantes R et B.

A.2 Lemme de Lian *et al*.

Lian *et al.* [LCTZ07] formulent un lemme, présenté ci-dessous, qui justifie l'utilisation de l'hypothèse de constance de la différence des composantes (R - G et B - G) pour estimer les composantes de chrominance (souvent assimilées aux composantes R et B) à partir de celle de luminance (souvent assimilée à la composante G).

A.2.1 Justification de l'hypothèse de différence des composantes.

Les auteurs remarquent d'abord que les informations de hautes fréquences portées par les plans de différences de composantes sont non seulement fortement corrélées (ainsi que l'ont démontré Gunturk *et al.* [GAM02] – *cf.* détails dans la partie 2.1.3), mais également quasiment similaires [LZT06]. Cette propriété est largement mise à profit dans le dématriçage d'images, qui procède souvent en estimant d'abord le plan vert, puis utilise celui-ci pour estimer les composantes rouge et bleue à partir des plans de différences de composantes. La validité de cette approche est démontrée dans la suite de cette annexe.

Avant de donner la formulation générale, nous allons exposer le lemme dans le cas où la composante *G* est assimilée à la luminance, *R* et *B* étant assimilées aux composantes de chrominance. Supposons que l'on dispose du plan vert complètement estimé \hat{I}^G , et que l'on cherche à déterminer les plans \hat{I}^R et \hat{I}^B . Le lemme de Lian *et al.* stipule que l'on peut estimer ces plans de chrominance $\hat{I}^{k'}$, $k' \in \{R, B\}$, de la façon suivante :

$$\hat{I}^{k'} = \hat{I}^G + \mathscr{F}\left(\varphi^{k'}\left(I^{CFA}\right) - \varphi^{k'}\left(\hat{I}^G\right)\right),\tag{A.6}$$

où \mathscr{F} est une procédure d'interpolation et $\varphi^{k'}(I)$ désigne l'image résultant de l'échantillonnage de l'image *I* aux positions du CFA où la composante *k'* est disponible (*cf.* équation (2.5), illustrée sur la figure 2.4). $\varphi^{k'}(I^{CFA})$ désigne en effet les niveaux disponibles de la composante *k'* dans l'image CFA I^{CFA} , et $\varphi^{k'}(\hat{I}^G)$ désigne les niveaux de vert estimés aux positions du CFA où la composante *k'* est disponible.

Le lemme spécifie qu'un plan de chrominance est la somme du plan vert estimé et d'une interpolation appliquée à la différence entre les niveaux disponibles dans l'image CFA et les niveaux de vert estimés aux mêmes positions. Notons que l'équation (2.17) peut être considérée comme une traduction locale de cette formule, pour k' = B et en utilisant une interpolation bilinéaire \mathscr{F}_{bilin} .

A.2.2 Généralisation et démonstration.

Supposons que l'on dispose d'un plan de composante complètement estimé \hat{I}^k . L'exposé précédent du cas k = G peut être ainsi généralisé aux méthodes procédant par sélection de fréquences, qui réalisent d'abord une estimation du plan de luminance (k = L). Supposons aussi que l'on cherche à déterminer le plan d'une composante couleur $\hat{I}^{k'}$ (selon la famille de méthodes, $k' \in \{R,B\}$ ou $k' \in \{R,G,B\}$). Dans l'image CFA I^{CFA} , les niveaux disponibles de la composante k' constituent un échantillonnage de $\hat{I}^{k'}$. La formule générale du lemme de Lian *et al.* [LCTZ07] s'écrit alors :

$$\hat{I}^{k'} = \hat{I}^{k} + \mathscr{F}\left(\varphi^{k'}\left(I^{CFA}\right) - \varphi^{k'}\left(\hat{I}^{k}\right)\right).$$
(A.7)

On retrouve ainsi la forme de l'équation (2.76) qui estime, par interpolation bilinéaire (les masques H^k correspondant à \mathscr{F}_{bilin}), les plans de composantes R, G et B à partir du plan de luminance complètement estimé et de l'image CFA.

La démonstration fournie par Lian *et al.* [LCTZ07] est la suivante. Décomposons le plan de composante complètement estimé $\hat{I}^k = \hat{I}^{k,L} + \hat{I}^{k,H}$ en une sous-bande de basses fréquences $\hat{I}^{k,L}$ et une sous-bande de hautes fréquences $\hat{I}^{k,H}$. De la même façon, $\hat{I}^{k'} = \hat{I}^{k',L} + \hat{I}^{k',H}$. En vertu de la forte corrélation entre les hautes fréquences des composantes couleur, on peut faire l'approximation $\hat{I}^{k,H} \approx \hat{I}^{k',H}$. En conséquence, la différence des plans de composantes $\hat{I}^{k'} - \hat{I}^k \approx$ $\hat{I}^{k',L} - \hat{I}^{k,L}$ contient surtout l'information de basses fréquences. Elle peut donc être interpolée de manière satisfaisante en utilisant les plans échantillonnés et s'écrire sous la forme :

$$\hat{I}^{k',L} - \hat{I}^{k,L} \approx \mathscr{F}\left(\varphi^{k'}\left(I^{CFA}\right)^{L} - \varphi^{k'}\left(\hat{I}^{k}\right)^{L}\right) \approx \mathscr{F}\left(\varphi^{k'}\left(I^{CFA}\right) - \varphi^{k'}\left(\hat{I}^{k}\right)\right).$$
(A.8)

Il s'ensuit :

$$\mathscr{F}\left(\varphi^{k'}\left(I^{CFA}\right) - \varphi^{k'}\left(\hat{I}^{k}\right)\right) + \hat{I}^{k} \approx \hat{I}^{k',L} - \hat{I}^{k,L} + \hat{I}^{k,L} + \hat{I}^{k,H} = \hat{I}^{k',L} + \hat{I}^{k',H} = \hat{I}^{k'}.$$
(A.9)

Annexe B

Ressources en ligne.

B.1 Base Kodak d'images couleur naturelles.

Les images ci-après constituent un extrait du *Kodak Photo CD – Photo Sampler* (version finale 2.0), distribué par la société Eastman Kodak en 1991. Sur les 24 images de la base, nous avons sélectionné les 12 images les plus fréquemment utilisées dans la littérature relative au dématriçage. Malheureusement, les auteurs spécifient rarement la source précise et les conditions exactes d'exploitation de ces images. Or, le CD-ROM original n'a pas été très largement diffusé. Il n'est apparemment pas disponible sur le site même de son éditeur, et n'est quasiment plus accessible que dans de rares bibliothèques. Pour notre part, après une recherche approfondie sur Internet, nous avons tiré ces images du site de Bradley J. Lucier (http://www.math.purdue.edu/~lucier/PHOTO_CD), qui offre au téléchargement les images au format natif Photo-CD de Kodak, ainsi que le reste du contenu du CD original (description des images, condition d'utilisation, ...). Ces images ont toutes pour taille 768 × 512 pixels ; celles à d'autres tailles disponibles sur le CD (jusqu'à 3072×2048 pixels) ne sont apparemment pas utilisées dans les publications, car elles ont elles-mêmes été obtenues par interpolation de ces premières (*cf.* par exemple http://dakx.com/examples/video/photocd.html pour des précisions sur la procédure de conversion).

Cependant, lorsqu'il s'agit de comparer les résultats présentés dans les différentes publications, des incertitudes subsistent sur plusieurs aspects :

la source même des images, ainsi qu'il a déjà été signalé. Sur Internet, nous avons trouvé en effet plusieurs sources différentes : hormis celle de Lucier, Li a mis en ligne à l'adresse http://www.csee.wvu.edu/~xinl/demo/demosaic.html la série d'images (au format BMP) sur lesquelles l'auteur s'est basé dans [Li05]; celles-ci sont rigoureusement identiques à celles de Lucier (mais en constituent un échantillon), et ce sont celles qui sont reproduites ci-après. Or, on trouve deux autres sources qui proposent l'intégralité des images contenues sur le CD de Kodak : l'une au format PNG (http://r0k.us/graphics/kodak) et l'autre au format Sun Raster (http://www.cipr.rpi.edu/ftp_pub/stills/kodak/color), dont les images sont bien identiques deux à deux, mais diffèrent en luminance de celles de Lucier et de Li.



1. Perroquets



2. Bateau



3. Fenêtre



4. Maisons



5. Voiliers



6. Port







8. Phare



9. Avion



10. Cap



12. Chalet

Figure B.1 : 12 images extraites de la base Kodak. Les images 5 et 8 sont présentées verticalement dans ce mémoire pour une présentation plus agréable, mais ont été traitées en orientation paysage.

- la taille, le format et l'orientation des images. Si, en l'absence de précisions, on peut supposer que les images utilisées sont dans la taille originale de 768 × 512 pixels et dans un format non compressé (ou compressé sans perte) et codant 16,7 millions de couleurs, l'orientation (portrait ou paysage systématique) doit également être précisée. En effet, certaines images de la base (telles « Voiliers » et « Phare », *cf.* figure B.1) ont une présentation de type *portrait*. Il convient donc de préciser si ces images ont subi une rotation de π/2 avant dématriçage.
- pour une méthode de dématriçage donnée, il n'est pas toujours précisé les options retenues quant à la disposition du CFA ou la prise en compte des effets de bord. Or, il est important de savoir par exemple si, pour le CFA de Bayer, le pixel (x = 0, y = 0) est un niveau *R*, *G* ou *B*, ou encore de savoir comment ont été traités les pixels des bords de l'image. Enfin, il est important de savoir si l'on a ignoré un certain nombre de pixels de bords (et si oui, combien) dans le calcul du PSNR, etc¹.

Tous ces facteurs peuvent influer sur l'évaluation numérique du résultat de dématriçage, même si cette influence est parfois très minime. Par conséquent, il est souvent délicat de comparer très précisément les différents résultats numériques de dématriçage parus dans la littérature, quel que soit le critère retenu pour la mesure objective de qualité (*PSNR*, ou autre).

B.2 Sitographie.

B.2.1 Pages d'auteurs.

La liste ci-dessous présente des sites d'auteurs, par ordre alphabétique du nom de ces derniers. Les informations qui y figurent reprennent souvent les centres d'intérêt, publications et coopérations des auteurs ainsi que, dans certains cas, un détail de travaux publiés. Un bref descriptif est fourni ici pour chaque site, indiquant les principales informations relatives au dématriçage qu'il recèle. Les codes sources disponibles sont détaillés dans la partie suivante.

- David Alleysson : publications disponibles au téléchargement (dont mémoire de thèse). http://webu2.upmf-grenoble.fr/LPNC/membre_david_alleysson
- Lanlan Chang : certains articles disponibles au téléchargement, codes sources de plusieurs algorithmes.

http://www3.ntu.edu.sg/home5/CHAN0069

 Ting Chen : description, implémentation et comparaison de plusieurs algorithmes de dématriçage.

http://scien.stanford.edu/class/psych221/projects/99/tingchen

Éric Dubois : résultats complémentaires pour la méthode par sélection de fréquences [Dub05].
 http://www.site.uottawa.ca/~edubois/demosaicking

^{1.} Pour notre part, 8 pixels ont été ignorés sur les bords de l'image estimée. Ce nombre maximal de pixels qui ne peuvent être correctement estimés correspond à l'implémentation de la méthode de Li et Orchard [LO01], étant donnée la taille du voisinage utilisé pour calculer la matrice de covariance.

 Keigo Hirakawa : publications disponibles au téléchargement – notamment sur l'analyse spatio-spectrale et la colorimétrie –, logiciels de débruitage et dématriçage.

http://www.accidentalmark.com/research

- Ron Kimmel : publications disponibles au téléchargement et illustration des résultats de la méthode de dématriçage proposée par l'auteur [Kim99].
 http://www.cs.technion.ac.il/~ron
- Xin Li : démonstrations du dématriçage par approximations successives [Li05] et de l'interpolation utilisant la covariance locale [LO01] (*cf.* rubrique « Research Demo »).
 http://www.csee.wvu.edu/~xinl
- Rastilav Lukac : plusieurs pages sur les traitements intégrés aux caméras mono-CCD couleur (*cf.* figure 1.13b) : zoom sur l'image CFA par interpolation, dématriçage, post-traitement de l'image estimée, ...

http://www.dsp.utoronto.ca/~lukacr

 Alexey Lukin : publication [LK04] en ligne. La rubrique « dématriçage » n'est toutefois pas traduite du russe.

http://audio.rightmark.org/lukin/graphics

- Daniele Menon : Publications en ligne et liste étoffée des méthodes de dématriçage.
 http://www.danielemenon.it/top/demosaicking.php
- Signalons enfin quelques sites abordant les capteurs couleur en général :

Bayer Filter Array

http://en.wikipedia.org/wiki/Bayer_filter

http://www.photographicworkflow.com/w/index.php?title=Bayer_Filter_
Array

CCD et couleur (en français)

http://www710.univ-lyon1.fr/~fdenis/club_EEA/cours/couleur2.html
Digital Camera Sensors

http://www.cambridgeincolour.com/tutorials/camera-sensors.htm

B.2.2 Codes sources et logiciels en ligne.

Pas plus que la précédente, cette liste d'adresses ne saurait être exhaustive ni pérenne. Elle regroupe cependant un ensemble de sites auxquels le lecteur pourra se référer pour tester les implantations réalisées par les différents auteurs.

- Ting Chen

L'auteur fournit des codes Matlab pour plusieurs algorithmes de dématriçage, divisés en deux groupes :

- Algorithmes non adaptatifs : par copie de pixels, interpolations bilinéaire et bicubique, basées sur la constance de teinte, ...
- Algorithmes adaptatifs : méthodes basées sur un gradient [Hib95][LP93], utilisant en outre une correction des couleurs estimées [HA97], basée sur la reconnaissance de

formes [Cok87], ...

Tous ces codes sont accessibles à partir du menu principal :

http://scien.stanford.edu/class/psych221/projects/99/tingchen

- Lanlan Chang
 - Dématriçage par analyses fréquentielle et spatiale conjointes [LCTZ07] http://www3.ntu.edu.sg/home5/CHAN0069/AFdemosaick.zip
 - Dématriçage utilisant les corrélations spatiale et spectrale [CT04]
 http://www3.ntu.edu.sg/home5/CHAN0069/EUSSC.zip
- Keigo Hirakawa (codes Matlab)
 - Conception spatio-spectrale de filtres CFA [HW07]
 http://www.accidentalmark.com/research/packages/SpatioSpectralCFA.zip
 - Dématriçage adaptatif basé sur une mesure de l'homogénéité couleur [HP05]
 http://www.accidentalmark.com/research/packages/MNdemosaic.zip
 - Dématriçage et débruitage conjoints
 http://www.accidentalmark.com/research/packages/TLSdemosaic.zip
- Xin Li
 - Dématriçage par approximations successives [Li05] (code Matlab et images sources) http://www.csee.wvu.edu/~xinl/code/demosaic.zip
 - Interpolation utilisant la covariance locale [LO01] (code Matlab) http://www.csee.wvu.edu/~xinl/code/nedi.zip
- Rastilav Lukac
 - Dématriçage basé sur l'hypothèse du rapport des composantes normalisé [LP04a] (programmes exécutables)

http://www.dsp.utoronto.ca/~lukacr/download/int_NCRM.zip http://www.dsp.utoronto.ca/~lukacr/download/int_NCRM2.zip

 Plusieurs autres programmes exécutables, correspondant à des publications de 2003 à 2005 : zoom sur l'image CFA, post-traitement de l'image estimée, ...

http://www.dsp.utoronto.ca/~lukacr/index.php?page=download

- Daniele Menon

Dématriçage par filtrage directionnel et décision *a posteriori* [MAC07] (code Matlab et implémentation pour VirtualDub)

http://www.danielemenon.it/pub/dfapd/dfapd.php

- Chung-Yen Su
 - Dématriçage à pondération adaptative [Su06] (code Matlab) http://web.ntnu.edu.tw/~scy/demosaic_su.zip
 - Comparaison des résultats obtenus par la méthode précédente et celles de Lu et Tan [LT03] et de Li [Li05]

http://web.ntnu.edu.tw/~scy/heid_demo.html

- Patrick Vandewalle *et al*.

Les auteurs proposent une implémentation du travail de Dubois [Dub05] ainsi que de leur méthode de dématriçage et super-résolution conjoints [VKAS07] (code Matlab)

http://lcavwww.epfl.ch/reproducible_research/VandewalleKAS07

Brian A. Wandell
 Implantation de la métrique dans l'espace S-CIE L*a*b* [ZW97] (*cf.* partie 3.2.2) (code Matlab)

http://white.stanford.edu/~brian/scielab

Bibliographie

- [AG08] Nicola Asuni et Andrea Giachetti. Accuracy improvements and artifacts removal in edge-based image interpolation. Dans Alpesh Ranchordas et Helder Araújo, éditeurs, Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Vision Theory and Application (VISAPP'08), pages 58–65, Funchal, Madeira, Portugal, janvier 2008.
- [AHN90] Jaakko Astola, Petri Haavisto et Yrjö Neuvo. Vector median filters. *Proceedings* of the IEEE, 78(4): 678–689, avril 1990.
- [All04] David Alleysson. 30 ans de démosaïçage. *Traitement du Signal*, 21(6) : 561–581, 2004.
- [ASH05] David Alleysson, Sabine Süsstrunk et Jeanny Hérault. Linear demosaicing inspired by the human visual system. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(4) : 439–449, avril 2005.
- [Bay76] Bryce E. Bayer. Color imaging array. U.S. patent 3,971,065, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., juillet 1976.
- [BCMS08] Antoni Buades, Bartomeu Coll, Jean-Michel Morel et Catalina Sbert. Non local demosaicing. Dans *Proceedings of the 2008 International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing (LNLA'08)*, Lausanne, Suisse, août 2008.
- [Bou03] René Bouilllot. *Cours de photographie numérique Principes, acquisition et stockage*. Dunod, Paris, France, 2003.
- [BSM08] Sevinc Bayrama, Husrev T. Sencar et Nasir Memon. Classification of digital camera-models based on demosaicing artifacts. *Digital Investigation*, 5(1-2): 49–59, septembre 2008.
- [CAS⁺91] C. A. Curcio, K. A. Allen, K. R. Sloan, C. L. Lerea, J. B. Hurley, I. B. Klock et A. H. Milam. Distribution and morphology of human cone photoreceptors stained with anti-blue opsin. *Journal of Comparative Neurology*, 4(312) : 610–624, octobre 1991.
- [CC06] King-Hong Chung et Yuk-Hee Chan. Color demosaicing using variance of color differences. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(10): 2944–2955, octobre 2006.
- [Cok86] David R. Cok. Signal processing method and apparatus for sampled image signals. U.S. patent 4,630,307, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., décembre 1986.
- [Cok87] David R. Cok. Signal processing method and apparatus for producing interpolated chrominance values in a sampled color image signal. U.S. patent 4,642,678, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., février 1987.

[Cok94]	David R. Cok. Reconstruction of CCD images using template matching. Dans <i>Proceedings of the IS&T's 47th Annual Conference, Physics and Chemistry of Imaging Systems (ICPS'94)</i> , volume 2, pages 380–385, Rochester, New York, U.S.A., mai 1994.
[CT04]	Lanlan Chang et Yap-Peng Tan. Effective use of spatial and spectral correlations for color filter array demosaicking. <i>IEEE Transactions on Consumer Electronics</i> , 50(1): 355–365, février 2004.
[CT06]	Lanlan Chang et Yap-Peng Tan. Hybrid color filter array demosaicking for effective artifact suppression. <i>Journal of Electronic Imaging</i> , 15(1): 013003,1–17, janvier 2006.
[CYH08]	Li Chen, Kim-Hui Yap et Yu He. Subband synthesis for color filter array demo- saicking. <i>IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics</i> , 38(2) : 485–492, mars 2008.
[DBM83]	H. J. A. Dartnall, J. K. Bowmaker et J. D. Mollon. Human visual pigments : Microspectrophotometric results from the eyes of seven persons. <i>Proceedings of the Royal Society of London</i> , 220(1218) : 115–130, novembre 1983.
[Dub05]	Éric Dubois. Frequency-domain methods for demosaicking of Bayer-sampled co- lor images. <i>IEEE Signal Processing Letters</i> , 12(12) : 847–850, décembre 2005.
[EF95]	Ahmet M. Eskicioglu et Paul S. Fisher. Image quality measures and their performance. <i>IEEE Transactions on Communications</i> , 43(12) : 2959–2965, décembre 1995.
[Fau79]	Olivier D. Faugeras. Digital color image processing within the framework of a human visual model. <i>IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing</i> , 27(4): 380–393, août 1979.
[Fre88]	William T. Freeman. Median filter for reconstructing missing color samples. U.S. patent 4,724,395, to Polaroid Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., décembre 1988.
[GAM02]	Bahadir K. Gunturk, Yucel Altunbasak et Russell M. Mersereau. Color plane in- terpolation using alternating projections. <i>IEEE Transactions on Image Processing</i> , 11(9): 997–1013, septembre 2002.
[GB04]	Kim T. Gribbon et Donald G. Bailey. A novel approach to real-time bilinear inter- polation. Dans <i>Proceedings of the 2nd IEEE International Workshop on Electronic</i> <i>Design, Test and Applications (DELTA'04)</i> , pages 126–131, Perth, Australia, jan- vier 2004.
[GC98]	Peter D. Gowdy et Carol M. Cicerone. The spatial arrangement of the L and M cones in the central fovea of the living human eye. <i>Vision Research</i> , 38 : 2575–2589, septembre 1998.
[GGA+05]	Bahadir K. Gunturk, John Glotzbach, Yucel Altunbasak, Ronald W. Schafer et Russel M. Mersereau. Demosaicking : Color filter array interpolation. <i>IEEE Signal Processing Magazine</i> , 22(1) : 44–54, janvier 2005.
[HA97]	John F. Hamilton et James E. Adams. Adaptive color plan interpolation in single sensor color electronic camera. U.S. patent 5,629,734, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., mai 1997.
[HC07]	John F. Hamilton et John T. Compton. Processing color and panchromatic pixels. U.S. Patent 0,024,879 A1, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., février 2007.

[Hib95] Robert H. Hibbard. Apparatus and method for adaptively interpolating a full color image utilizing luminance gradients. U.S. patent 5,382,976, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., 1995. [Hir08] Keigo Hirakawa. Color filter array image analysis for joint denoising and demosaicking. Dans Rastislav Lukac, éditeur, Single-Sensor Imaging : Methods and Applications for Digital Cameras, pages 239–261. CRC Press, septembre 2008. [HP05] Keigo Hirakawa et Thomas W. Parks. Adaptive homogeneity-directed demosaicing algorithm. IEEE Transactions on Image Processing, 14(3): 360–369, mars 2005. [HS88] Chris J. Harris et Mike Stephens. A combined corner and edge detector. Dans Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference (AVC'88), pages 147-151, Manchester, United Kingdom, août 1988. [HW07] Keigo Hirakawa et Patrick J. Wolfe. Spatio-spectral color filter array design for enhanced image fidelity. Dans Proceedings of 14th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'07), volume 2, pages II-81-II-84, San Antonio, Texas, U.S.A., septembre 2007. [Jai00] Jai Corporation. CV-S3200/S3300 series – Super sensitive DSP color camera (JAI CV-S3300P brochure), 2000. http://www.graftek.com/pdf/Brochures/ JAI/cv-s3200 3300.pdf. [Kim99] Ron Kimmel. Demosaicing : image reconstruction from color CCD samples. *IEEE* Transactions on Image Processing, 8(9): 1221–1228, septembre 1999. [Kod91] Eastman Kodak et divers photographes. Kodak Photo CD PCD0992, Access Software & Photo Sampler, Final version 2.0. [CD-ROM, Part No. 15-1132-01], 1991. [Kow90] Paul Kowaliski. Vision et mesure de la couleur. Masson, Paris, France, 2ème édition, 1990. [KS06] Tetsuya Kuno et Hiroaki Sugiura. Imaging apparatus and mobile terminal incorporating same. U.S. Patent 7,019,774 B2, to Mitsubishi Denki Kabushiki Kaisha, Patent and Trademark Office, Washington D.C., mars 2006. [LCT05] Naixiang Lian, Lanlan Chang et Yap-Peng Tan. Improved color filter array demosaicking by accurate luminance estimation. Dans Proceedings of the 12th International Conference on Image Processing (ICIP'2005), volume 1, pages I-41-4, Genova, Italia, septembre 2005. [LCTZ07] Nai-Xiang Lian, Lanlan Chang, Yap-Peng Tan et Vitali Zagorodnov. Adaptive filtering for color filter array demosaicking. IEEE Transactions on Image Processing, 16(10): 2515–2525, octobre 2007. [LCZT06] Nai-Xiang Lian, Lanlan Chang, Vitali Zagorodnov et Yap-Peng Tan. Reversing demosaicking and compression in color filter array image processing : Performance analysis and modeling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(11): 3261– 3278, novembre 2006. [LH02] Richard Lyon et Paul M. Hubel. Eyeing the camera : into the next century. Dans Proceedings of the 10th Color Imaging Conference (CIC'2002) : Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications, pages 349–355, Scottsdale, Arizona, U.S.A., novembre 2002. [Li00] Xin Li. Edge directed statistical inference and its applications to image processing. PhD thesis, Princeton University, New Jersey, U.S.A., novembre 2000.

- [Li05] Xin Li. Demosaicing by successive approximation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(3) : 370–379, mars 2005.
- [LK04] Alexey Lukin et Denis Kubasov. An improved demosaicing algorithm. Dans Proceedings of the 14th International Conference on Computer Graphics, GRA-PHICON'04, pages 38–45, Moscow, Russia, septembre 2004.
- [LO01] Xin Li et Michael T. Orchard. New edge-directed interpolation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(10) : 1521–1527, octobre 2001.
- [LP93] Claude A. Laroche et Mark A. Prescott. Apparatus and method for adaptively interpolating a full color image utilizing chrominance gradients. U.S. patent 5,373,322, to Eastman Kodak Co., Patent and Trademark Office, Washington D.C., juin 1993.
- [LP04a] Rastislav Lukac et Konstantinos N. Plataniotis. Normalized color-ratio modeling for CFA interpolation. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 50(2) : 737– 745, mai 2004.
- [LP04b] Rastislav Lukac et Konstantinos N. Plataniotis. A normalized model for colorratio based demosaicking schemes. Dans *Proceedings of the 11th International Conference on Image Processing (ICIP'04)*, pages 1657–1660, Singapore, octobre 2004.
- [LP05a] Rastislav Lukac et Konstantinos N. Plataniotis. Universal demosaicking for imaging pipelines with an RGB color filter array. *Pattern Recognition*, 38 : 2208– 2212, avril 2005.
- [LP05b] Rastislav Lukac et Konstantions N. Plataniotis. Color filter arrays : Design and performance analysis. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 51(4) : 1260–1267, novembre 2005.
- [LP07] Rastislav Lukac et Konstantinos N. Plataniotis. Single-sensor camera image processing. Dans Rastislav Lukac et Konstantinos N. Plataniotis, éditeurs, Color Image Processing : Methods and Applications, pages 363–392. CRC Press / Taylor & Francis, 2007.
- [LPHA06] Rastislav Lukac, Konstantinos N. Plataniotis, Dimitrios Hatzinakos et Marko Aleksic. A new CFA interpolation framework. *Signal Processing*, 86(7): 1559– 1579, juillet 2006.
- [LR05] J.S. Jimmy Li et Sharmil Randhawa. High order extrapolation using Taylor series for color filter array demosaicing. Dans *Proceedings of the International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR'05)*, volume 3656 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 703–711, Toronto, Canada, septembre 2005. Springer, Berlin-Heidelberg.
- [LT03] Wenmiao Lu et Yap-Peng Tan. Color filter array demosaicking : New method and performance measures. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(10) : 1194–1210, octobre 2003.
- [Luk08] Rastislav Lukac. *Single-Sensor Imaging : Methods and Applications for Digital Cameras.* Image Processing Series. CRC Press, septembre 2008.
- [LXDB02] Philippe Longere, Zhang Xuemei, Peter B. Delahunt et David H. Brainar. Perceptual assessment of demosaicing algorithm performance. *Proceedings of the IEEE*, 90(1): 123–132, janvier 2002.

- [LZdH03] Jorge A. Leitão, Meng Zhao et Gerard de Haan. Content-adaptive video upscaling for high definition displays. Dans Proceedings of the SPIE Conference on Image and Video Communications and Processing (IVCP'03), pages 612–622, Santa Clara, California, U.S.A., janvier 2003.
- [LZT06] Nai-Xiang Lian, Vitali Zagorodnov et Yap-Peng Tan. Edge-preserving image denoising via optimal color space projection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(9) : 2575–2587, septembre 2006.
- [MAC06] Daniele Menon, Stefano Andriani et Giancarlo Calvagno. A novel technique for reducing demosaicing artifacts. Dans *Proceedings of the XIVth European Signal Processing Conference (EUSIPCO'06)*, Firenze, Italia, septembre 2006.
- [MAC07] Daniele Menon, Stefano Andriani et Giancarlo Calvagno. Demosaicing with directional filtering and a posteriori decision. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(1): 132–141, janvier 2007.
- [MDWE04] Pina Marziliano, Frederic Dufaux, Stefan Winkler et Touradj Ebrahimi. Perceptual blur and ringing metrics : application to JPEG2000. *Signal Processing : Image Communication*, 19 : 163–172, 2004.
- [MFM04] David R. Martin, Charless Fowlkes et Jitendra Malik. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(5): 530–549, mai 2004.
- [MLP00] D. Darian Muresan, Steve Luke et Thomas W. Parks. Reconstruction of color images from CCD arrays. Dans Proceedings of the Texas Instruments Digital Signal Processing Systems Fest, pages 1–6 [CD–ROM XP002243635], Houston, Texas, U.S.A., août 2000.
- [Nic08] Rafaël Nicolas. Évaluation de l'apparence couleur d'une image projetée en conditions mésopiques. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet, Saint-Étienne, France, mai 2008.
- [Nob00] Stephen A. Noble. The technology inside the new Kodak Professional DCS 620x digital camera, 2000. http://www.dpreview.com/news/0005/kodak_ dcs620x_tech_paper.pdf.
- [OGC00] Shiro Otake, Peter D. Gowdy et Carol M. Cicerone. The spatial arrangement of L and M cones in the peripheral human retina. *Vision Research*, 40 : 677–693, mars 2000.
- [OW04] Ido Omer et Michael Werman. Using natural image properties as demosaicing hints. Dans *Proceedings of the 11th International Conference on Image Processing (ICIP'04)*, volume 3, pages 1665–1670, Singapore, octobre 2004.
- [Par85] Kenneth A. Parulski. Color filters and processing alternatives for one-chip camerals. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 32(8) : 1381–1389, août 1985.
- [PPCP03] Madaín Pérez-Patricio, François Cabestaing et Jack-Gérard Postaire. A comparison of hardware resources required by real-time dense stereo algorithms. Dans Proceedings of the 6th IEEE International Workshop on Computer Architectures for Machine Perception (CAMP'03), New Orleans, Louisiana, U.S.A., mai 2003.
- [PVM07] Alice Porebski, Nicolas Vandenbroucke et Ludovic Macaire. Iterative feature selection for color texture classification. Dans Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'07), volume 3, pages 509–512, San Antonio, Texas, U.S.A., septembre 2007.

- [RMLW01] Austin Roorda, Andrew B. Metha, Peter Lennie et David R. Williams. Packing arrangement of the three cone classes in primate retina. *Vision Research*, 41 : 1291–1306, janvier 2001.
- [Smi05] Michael Smith. Super-resolution. Technical report, Carleton University, Carleton, Canada, avril 2005.
- [Son00] Sony Corporation. Diagonal 6mm (type 1/3) CCD image sensor for NTSC color video cameras (ICX258AK) (JAI CV-S3300P datasheet), 2000. http://www.jai.com/SiteCollectionDocuments/Camera_Solutions_Other_Documents/ICX258AK.pdf.
- [Su06] Chung-Yen Su. Highly effective iterative demosaicing using weighted-edge and color-difference interpolations. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 52(2): 639–645, mai 2006.
- [SW03] Dan Su et Philip Willis. Demosaicing of colour images using pixel level datadependent triangulation. Dans *Proceedings of the Theory and Practice of Computer Graphics (TPCG'03)*, pages 16–23, Birmingham, United Kingdom, juin 2003.
- [TFMB04] Alain Trémeau, Christine Fernandez-Maloigne et Pierre Bonton. *Image numérique couleur De l'acquisition au traitement*. Dunod, Paris, France, 2004.
- [Tra91] David Travis. *Effective Color Displays : Theory and Practice*. Computers and people series. Academic Press, London, United Kingdom, 1991.
- [TS07] Chi-Yi Tsai et Kai-Tai Song. A new edge-adaptive demosaicing algorithm for color filter arrays. *Image and Vision Computing*, 25(9) : 1495–1508, septembre 2007.
- [Van00] Nicolas Vandenbroucke. Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'images de football. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, France, décembre 2000.
- [VKAS07] Patrick Vandewalle, Karim Krichane, David Alleysson et Sabine Süsstrunk. Joint demosaicing and super-resolution imaging from a set of unregistered aliased images. Dans Proceedings of the 19th IST/SPIE Electronic Imaging Annual Symposium (SPIE'07), volume 6502 de Digital Photography III, pages 65020A.1– 65020A.12, San Jose, California, U.S.A., janvier 2007.
- [WB06] Zhou Wang et Alan C. Bovik. *Modern Image Quality Assessment*. Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing. Morgan & Claypool Publishers, 2006.
- [WB09] Zhou Wang et Alan C. Bovik. Mean squared error : Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures. *IEEE Signal Processing Magazine*, 26(1) : 98–117, janvier 2009.
- [WBSS04] Zhou Wang, Alan C. Bovik, Hamid R. Sheikh et Eero P. Simoncelli. Image quality assessment : From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4) : 600–612, avril 2004.
- [WZ04] Xiaolin Wu et Ning Zhang. Primary-consistent soft-decision color demosaicking for digital cameras. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(9) : 1263–1274, 2004.
- [YLD07] Yanqin Yang, Olivier Losson et Luc Duvieubourg. Quality evaluation of color demosaicing according to image resolution. Dans Proceedings of the 3rd International Conference on Signal-Image Technology & Internet-based Systems (SITIS'07), pages 689–695, Shanghai Jiaotong University, China, décembre 2007.

- [YLM07] Yanqin Yang, Olivier Losson et Ludovic Macaire. évaluation de la qualité du dématriçage couleur en fonction de la définition des images. Dans Proceedings du onzième congrès francophone des jeunes chercheurs en vision par ordinateur (ORASIS'07), Obernai, France, juin 2007.
- [You02] Thomas Young. *Thomas Young's Lectures on Natural Philosophy and the Mechanical Arts.* Thoemmes Press, Bristol, England, janvier 2002.
- [Zen86] Silvano Di Zenzo. A note on the gradient of a multi-image. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 33(1): 116–125, janvier 1986.
- [ZW97] Xuemei Zhang et Brian A. Wandell. A spatial extension of CIELAB for digital color reproduction. *Journal of the Society for Information Display*, 5(1) : 61–63, 1997.

Table des figures

I.1 I.2	Filtre couleur (CFA) de Bayer Capteur stéréoscopique équipé d'une seule caméra couleur	14 15
1.1	Perception humaine de la couleur	20
1.2	Spectre électromagnétique	21
1.3	Coupe axiale de l'œil humain	22
1.4	Sensibilité spectrale relative des cônes et des bâtonnets	23
1.5	Distribution spatiale des cônes à la surface de la rétine	23
1.6	Fonctions d'efficacité lumineuse normalisée en vision photopique et scotopique	24
1.7	Appariement d'un stimulus monochromatique	25
1.8	Fonctions colorimétriques normalisées des primaires pour l'observateur de	
	référence de la CIE	26
1.9	Cube des couleurs et couleurs primaires	27
1.10	Courbes de sensibilité spectrale relative du capteur Kodak KLI-2113	29
1.11	Technologie tri-CCD	29
1.12	Technologie Foveon X3	30
1.13	Structure d'une caméra mono-CCD couleur	31
1.14	Exemples de configurations pour la mosaïque de filtres couleur	33
1.15	Courbes de sensibilité spectrale relative du capteur de la caméra JAI CV-S3300P	34
1.16	Processus de traitement des matrices de pixels issus du capteur Super CCD .	35
1.17	Processus de traitement à partir d'une image brute acquise à travers le filtre	
	CFA2.0	36
1.18	Acquisition d'une image couleur selon le type de caméra	37
1.19	Image CFA issue du filtre de Bayer	38
2.1	Procédure générale d'évaluation de la qualité du résultat de dématriçage	42
2.2	Structures de voisinage 3×3 des pixels dans l'image CFA	43
2.3	Notations adoptées pour les directions spatiales et le voisinage du pixel considéré	44
2.4	Définition des plans $\varphi^{k}(I^{CFA})$ par échantillonnage de l'image CFA selon cha-	
	cune des composantes couleur $k, k \in \{R, G, B\}$	45
2.5	Image de transition verticale dématricée par interpolation bilinéaire	46
2.6	Variante de l'image 2.5a, dématricée également par interpolation bilinéaire	46
2.7	Profils marginaux des niveaux de la ligne médiane A-A dans l'image de réfé-	10
	rence et l'image estimée	48
2.8	Images du rapport des composantes et de la différence des composantes, pour	
•		52
2.9	Motif de voisinage 5×5 centré en { <i>GRG</i> } dans l'image CFA	56
2.10	Probleme du choix de la direction d'interpolation avec la méthode de Hamil-	5 0
0.11	ton et Adams	58
2.11	Formes proposees par Cok pour interpoler la composante verte	62

2.12	Résultat du dématriçage par la méthode de Kimmel, avant et après la phase de correction itérative	66
2.13	Dualité géométrique entre les covariances aux résolutions basse et haute	67
2.14	Dualité géométrique entre les covariances lors du dématricage	67
2.15	Procédure de dématricage proposée par Gunturk <i>et al.</i>	72
2.16	Répartition, dans le plan fréquentiel, de l'énergie d'une image CFA	76
2.17	Filtres d'estimation de la luminance proposés par Allevsson <i>et al.</i>	77
2.18	Procédure de dématriçage proposée par Lian <i>et al.</i>	78
3.1	Présence de flou dans l'image estimée	87
3.2	Effet de fermeture éclair dû au choix de la direction d'interpolation	88
3.3	Fausses couleurs apparaissant sur un détail diagonal	89
3.4	Fausses couleurs apparaissant sur une zone texturée	89
3.5	Fausses couleurs générées par la méthode de Hamilton et Adams	91
3.6	Fausses couleurs générées par la méthode de Hamilton et Adams lors de l'es-	
	timation du plan R	91
3.7	Les 4 types d'artefacts générés par le dématriçage selon Alleysson et al	93
3.8	Pixels de contours verticaux et pixels d'extrema correspondants, sur une ligne	
	d'une image en niveaux de gris	106
3.9	Détection de l'effet de fermeture éclair sur une image de synthèse	108
3.10	Détection de l'effet de fermeture éclair par deux critères différents, sur quatre	
	extraits d'images de la base Kodak	112
3.11	Pourcentages de fausses couleurs fournis par 5 méthodes de dématriçage, pour 5 valeurs du seuil de détection	115
3.12	Détection des fausses couleurs dans une image estimée, pour différents seuils	116
3.13	Étapes de traitement pour l'évaluation de l'influence du dématriçage sur la détection des contours	122
3 14	Pourcentages de pixels contours sous-détectés et sur-détectés en fonction de	122
5.11	différentes valeurs du seuil haut de l'hystérésis	124
3 1 5	Exemple de contours sous-détectés en raison de la disparition des maxima	121
5.15	locaux	125
3 16	Exemple de contours sous-détectés en raison de la diminution de la norme du	120
5.10	gradient	126
3 17	Exemple de contours sur-détectés dans une image estimée par interpolation	120
5.17	bilinéaire	128
3 18	Exemple de paires de contours décalés dans une image estimée par la mé-	120
5.10	thode de Wu et Zhang	129
3 19	Calcul des pourcentages de nivels contours sous- et sur-détectés non décalés	129
3.20	Contours sous-détectés et sur-détectés non décalés, pour deux méthodes de	12)
	dématriçage	133
3.21	Exemple de contours non modifiés par les pixels affectés de fausses couleur .	134
B .1	12 images extraites de la base Kodak	150

Table des tableaux

Rapports signal sur bruit pic-à-pic des plans rouge et bleu pour 12 images de	55
Rapport signal sur bruit nic-à-nic du plan vert estimé selon différentes mé-	55
thodes d'interpolation	70
Temps de calcul comparés pour 10 méthodes de dématriçage	99
Nombres d'opérations requises par 6 méthodes de dématriçage	100
Évaluation des résultats de dématriçage selon les mesures de fidélité	101
Évaluation des résultats de dématriçage selon les mesures perceptuelles	102
Comparaison de la mesure de Lu et Tan et celle basée sur l'alternance direc-	
tionnelle pour l'artefact de fermeture éclair	111
Pourcentages de pixels affectés de l'effet de fermeture éclair, selon la mesure	
basée sur l'alternance directionnelle	113
Coefficient de Spearman comparant le classement fourni par un critère à un	
classement de référence	117
Pourcentages de pixels affectés de fausses couleurs, sur 12 images et pour	
10 méthodes	119
Coefficient de Spearman pour les mesures de pixels contours sur- et sous-	
détectés, en fonction de différentes valeurs du seuil haut de l'hystérésis	124
Pourcentages de pixels contours sous-détectés, sur-détectés, et d'erreurs de	
détection, et pourcentages correspondants ignorant les paires de pixels contours	
décalés	130
Classement des 10 méthodes en fonction de leur performance moyenne selon	
les différents mesures	132
	Rapports signal sur bruit pic-à-pic des plans rouge et bleu pour 12 images de la base Kodak

Résumé en français

Les travaux menés dans cette thèse portent sur le dématriçage d'images intégré dans une caméra couleur mono capteur. Ce type de caméra acquiert une seule composante couleur en chaque pixel grâce à un filtre CFA (Colour Filter Array) spectralement sélectif. La procédure dite de dématriçage consiste à estimer les deux composantes couleur manquantes en chaque pixel pour obtenir une image couleur. Nous proposons donc de déterminer, parmi les méthodes de dématriçage, celles qui fournissent des images couleur les mieux adaptées à l'analyse automatique des images. Dans un premier temps, nous présentons les principes de l'acquisition d'images numériques couleur par les caméras mono capteur. Après avoir expliqué l'influence de la structure du CFA sur la performance du dématriçage, nous focalisons nos études sur le dématricage d'image issue du CFA de Bayer. Une formalisation mathématique du dématricage de l'image CFA en image couleur est ensuite proposée avant de présenter les nombreuses méthodes de dématriçage parues dans la littérature ainsi que les post-traitements qui corrigent les couleurs estimées par dématriçage. Puis, nous nous intéressons aux critères d'évaluation de la qualité des images estimées par dématricage. En premier lieu, nous décrivons les différents artefacts pouvant être générés par le dématricage ainsi que la formation de ces artefacts, ce qui permet de bien cerner les limites atteintes par les critères classiques d'évaluation de la qualité des images estimées. Nous proposons alors deux mesures originales qui quantifient la présence de chaque type d'artéfacts (fausse couleur et effet de fermeture éclair). Enfin, nous présentons de nouveaux critères basés sur l'analyse de primitives extraites des images, en mesurant la qualité des contours qui y sont détectés.

Titre en anglais

Objective evaluation of the quality of colour images estimated by demosaicing

Résumé en anglais

Our work deals with the quality of colour images provided by a mono-CCD colour camera, which acquires only one colour component at each pixel by means of the CFA (Colour Filter Array) which covers the CCD sensor. A procedure - called demosaicing - is necessary to estimate the other two missing colour components at each pixel, so as to obtain a colour image in this kind of cameras. We aim to determine which method of demosaicing provides the results that are best adapted to colour image analyses for the reconstruction of scene. First, we present the principles on how the mono-CCD cameras acquire digital colour images, as well as the different arrangements of CFA used in such cameras. Once the influence of the CFA arrangement on the performance of demosaicing has been presented, we focus our studies on the demosaicing methods based on the Bayer CFA. A mathematical formalization for demosaicing is proposed before we present the numerous demosaicing methods in the literature, as well as the post-processing algorithms to correct the demosaiced images. We then investigate the evaluation criteria for the quality of the colour images estimated by demosaicing. First are described the different possible artefacts generated by demosaicing and the reasons for their generation, which allow us to point out the limits of the classical measures used to evaluate the estimated images. We then propose two original measures to quantify the presence of the two main artefacts, namely false colour and zipper effect. At last, we present new criteria based on the analysis of features extracted from colour images, by measuring the quality of edge detection in the estimated images.

Mots-clés

Image couleur, Caméra mono-CCD, Artefacts de dématriçage, Filtre CFA de Bayer, Estimation par interpolation, Évaluation objective de la qualité.