



HAL
open science

Un système intégré d'acquisition 3D multispectral : acquisition, codage et compression des données

Jonathan Delcourt

► **To cite this version:**

Jonathan Delcourt. Un système intégré d'acquisition 3D multispectral : acquisition, codage et compression des données. Autre. Université de Bourgogne, 2010. Français. NNT : 2010DIJOS027 . tel-00578448v3

HAL Id: tel-00578448

<https://theses.hal.science/tel-00578448v3>

Submitted on 27 Apr 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE

U.F.R. Sciences et Techniques

THÈSE

Pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de Bourgogne

Discipline : Instrumentation et Informatique de l'Image

par

Jonathan DELCOURT

le 29 octobre 2010

Un système intégré d'acquisition 3D multispectral :
acquisition, codage et compression des données

Directeur de thèse

Yvon VOISIN

Encadrant

Alamin MANSOURI

Rapporteurs : Pr. Pierre BONTON - Université Blaise PASCAL, Clermont Ferrand
Pr. Abderrahim ELMOATAZ - Université de Caen
Président : Pr. Franck MARZANI - Université de Bourgogne, Dijon
Examinatrice : McF. Sylvie TREUILLET - Université d'Orléans
Directeur : Pr. Yvon VOISIN - Université de Bourgogne, Auxerre
Encadrant : McF. Alamin MANSOURI - Université de Bourgogne, Auxerre



« Je crois que je vois mieux le jour parce que les couleurs sont franches. Je crois que les objets ont une couleur, mais les objets n'ont pas de couleurs, ils ont des consistances qui captent la lumière de manière différente. Je sais qu'il n'y a pas de différence entre ce que je sais être une illusion d'optique, une ombre trompeuse et le vert avéré d'une feuille. Il n'y a pas de différence parce que si la lumière change les deux disparaissent. La première illusion est seulement plus fragile que la seconde.

Si, à la faveur du hasard de la distribution des rôles, dans l'ombre, je deviens un animal, la couleur pour moi disparaît aussi sûrement qu'a disparu le bleu du ciel quelques instants plus tôt, à la tombée de la nuit lorsque j'étais un homme.

Le monde n'est que ma perception et ma perception, ce que je suis.

Je suis l'illusion du monde qui est mon illusion.

Si ça ne change rien, de moi ça change tout. »

Samuel ZAOUI, *Omnivore*, Ch.15 (extrait)

© **Edition de l'Aube** (2009)

Remerciements

Ces travaux de thèse ont été réalisés au sein du Laboratoire d'Électronique, Informatique et Image (Le2i), Unité Mixte de Recherche (UMR CNRS 5158), Université de Bourgogne.

Ce travail de trois années n'a pas pu s'effectuer seul. De nombreuses personnes m'ont côtoyé, encouragé, aidé, soutenu et supporté. Je tiens à remercier ici certaines d'entre elles.

Tout d'abord je tiens à remercier mes parents, pour l'éducation qu'ils m'ont dispensé et pour toujours avoir cru en moi, ainsi que ma famille, pour m'avoir aidé et soutenu durant les plus dur moment et plus simplement pour avoir été présent à mes côtés et dans mon Cœur.

Je voudrais remercier le Ministère de l'enseignement supérieur, pour m'avoir permis de bénéficier d'une bourse de thèse ainsi l'IFS (Institut für Steinkonservierung¹) pour avoir mis à notre disposition des objets du patrimoine et nous avoir renseigné sur ces objets.

Je remercie Jean-Marie BILBAULT, directeur du laboratoire et Pierre GOUTON, responsable de la cellule M2D+, pour m'avoir permis d'effectuer ma thèse dans de bonnes conditions au sein du laboratoire Le2i.

Yvon VOISIN a assuré la direction scientifique de cette thèse, il a toujours su trouver du temps libre dans son emploi du temps chargé pour m'écouter, me conseiller, me soutenir et m'encourager. Alamin MANSOURI m'a encadré et supporté durant toute cette période. Je le remercie pour sa patience, son écoute et son calme. Tadeusz SLIWA a également mis son temps et son savoir à notre disposition pour nous aider tout au long de ce travail.

Pierre BONTON et Abderahim ELMOATAZ ont accepté d'être les rapporteurs de cette thèse, je leur sais gré pour leurs remarques constructives qui ont permis d'améliorer ce manuscrit. Je tiens à exprimer ici ma gratitude à Franck MARZANI qui m'a fait l'honneur de présider le jury de soutenance. Sylvie TREUILLET a bien voulu être examinatrice lors de la soutenance et a montré son intérêt pour mon travail, je la remercie pour ses remarques enrichissantes.

Toujours au sein du laboratoire, je tiens également à remercier Ludovic JOURNAUX, qui a été à l'origine de mon intérêt au domaine de la recherche, ainsi que Irène FOUCHEROT et Stéphane BINCZACK, pour m'avoir encouragé dans cette voie. Pour l'aide et les informations apportées, ainsi que leurs bons conseils et leur bonne humeur, je tiens à remercier Fabrice MAIRESSE, Cédric BLANCHARD et Steven LE MOAN.

Pour terminer je tiens à remercier toutes les personnes, connaissances et amis que j'ai côtoyé durant ces trois années et qui ont apporté leurs teintes dans cette fresque chromatique.

1. <http://www.ifs-mainz.de>

Table des matières

Remerciements	iii
Introduction générale	1
I Concept d'un scanner 3D multispectral	3
I.A Motivation	4
I.B Contexte général	5
I.B.1 Imagerie multispectrale	5
I.B.2 Mesures 3D	7
I.C Système intégré d'acquisition 3D multispectral	8
I.C.1 Description du système	8
I.C.2 Calibrages du système proposé	9
I.C.2.a Calibrage géométrique	9
I.C.2.b Calibrage spectral	11
I.D Protocole d'acquisition	14
I.E Reconstruction	15
I.E.1 Reconstruction géométrique	15
I.E.2 Reconstruction spectrale	17
I.E.3 Résultats de reconstructions	20
I.F Simulation	22
I.G Format des données acquises	24
I.H Conclusion	25
II Représentation des données 3D spectrales	27
II.A Introduction	28
II.B Maillages 3D	28
II.B.1 Triangulation	28
II.B.2 Géométrie et connectivité des maillages 3D	30
II.B.3 Attributs des maillages	30
II.B.3.a Attributs géométriques	30
II.B.3.b Attributs d'apparence	31
II.B.4 Les différents types de maillages	32
II.B.5 Concepts de base associés aux maillages	33
II.C Compression appliquée aux objets 3D spectraux	36
II.D Conclusions	42
III Compression des images spectrales	43
III.A Introduction	44
III.A.1 Propriétés des images spectrales	44
III.A.2 Notions sur la compression	45
III.B État de l'art en compression des images spectrales	47
III.B.1 Compression par quantification vectorielle	47
III.B.2 Compression par transformée	49

III.B.3	Compression par quantification vectorielle et transformée	50
III.C	Le standard de compression JPEG 2000	50
III.C.1	Principe du JPEG 2000	51
III.C.2	Précisions sur la transformée en ondelettes du JPEG 2000	51
III.D	Stratégies de compression	51
III.D.1	Décorrélation spectrale	53
III.D.2	Première stratégie – Multi-2D	54
III.D.3	Seconde stratégie – Full 3D	55
III.D.4	Troisième stratégie – Hybrid	56
III.E	Cadre d'évaluation de la compression	56
III.E.1	Métriques issues du traitement du signal	58
III.E.1.a	RRMSE (<i>Relative Root Mean Square Error</i>).	58
III.E.1.b	MAE (<i>Mean Absolute Error</i>).	58
III.E.1.c	MAD (<i>Maximum Absolute Distortion</i>).	58
III.E.2	Métriques orientées spectral	58
III.E.2.a	GFC (<i>Goodness of Fit Coefficient</i>).	58
III.E.2.b	Fidélité Spectrale F_λ	59
III.E.2.c	MSA (<i>Maximum Spectral Angle</i>).	59
III.E.3	Métrique statistico-perceptive	59
III.E.4	Métrique orientée classification	59
III.E.5	Représentation des résultats des métriques	60
III.F	Validation des stratégies de compression	60
III.F.1	Expérience 1 – Décorrélacion spectrale par ACP.	61
III.F.1.a	Description	61
III.F.1.b	Résultats	61
III.F.2	Expérience 2 – Pondération des bandes spectrales.	63
III.F.2.a	Description	63
III.F.2.b	Résultats	63
III.F.3	Expérience 3 – Ondelettes anisotropes.	63
III.F.3.a	Description	63
III.F.3.b	Résultats	63
III.F.4	Expérience 4 – Variation des dimensions spatiales.	64
III.F.4.a	Description	64
III.F.4.b	Résultats	64
III.F.5	Expérience 5 – Variation de la dimension spectrale.	64
III.F.5.a	Description	64
III.F.5.b	Résultats	64
III.F.6	Expérience 6 – Compression par tuilage.	69
III.F.6.a	Description	69
III.F.6.b	Résultats	76
III.G	Discussion du temps et de la mémoire utilisés pour la compression	79
III.H	Discussion	80
III.I	Conclusion	81

IV Compression adaptative	83
IV.A Introduction	84
IV.B Principe de l'analyse multirésolution - Théorie sur les ondelettes	84
IV.B.1 Transformée en ondelettes continue	85
IV.B.2 Transformée en ondelettes discrète	86
IV.C Description de l'analyse multirésolution proposée	86
IV.D Validation expérimentale	91
IV.D.1 Données et expérimentations	91
IV.D.2 Cadre d'évaluation de la compression	91
IV.D.3 Résultats et discussion	91
IV.E Conclusion	92
Conclusion générale	97
Bibliographie	99
Résumé	109
Abstract	111

Liste des figures

I.1	Le métamérisme est le phénomène par lequel deux surfaces, paraissant de même couleur sous un certain éclairage ou illuminant, peuvent paraître de couleurs différentes sous un autre éclairage.	5
I.2	Une partie de l'image <i>MoffettField</i> issue du capteur AVIRIS. De gauche à droite : image monochrome, image couleur RVB et image hyperspectrale. . . .	6
I.3	Une image multi/hyperspectrale.	6
I.4	Principe de l'acquisition multispectrale. La scène est acquise par la caméra monochrome à travers les différents filtres. Le résultats donne l'image multispectrale de la scène. Pour chaque point de la scène acquise, on peut remonter au spectre de réflectance.	7
I.5	Scanner 3D multispectral.	9
I.6	Vues de la caméra. Vue extérieur (a) et vue intérieure (b).	10
I.7	Exemple d'une image de PLU présentant des défauts de vignettage (1) et de taches de poussières ou de traces de doigts sur l'optique (2).	13
I.8	Profil de la ligne dessinée sur la figure I.7.	13
I.9	Principe du scanning actif utilisé par le scanner 3D multispectral.	15
I.10	Image de la ligne déformée par l'objet scanné et profil de la ligne horizontale. .	16
I.11	Modèle spectral de l'acquisition.	17
I.12	Résultat du scanning à l'aide du scanner 3D multispectral : (a) nuage de point, (b) surface triangulée, (c) résultat du scanner professionnel Minolta VIVID-910.	20
I.13	Comparaison entre les modèles reconstruits issues du scanner 3D multispectral et du scanner professionnel Minolta VIVID-910 : (a) vue de devant, (b) vue de côté (c) vue arrière.	21
I.14	Exemple de spectres reconstruits : (a) méthode de référence, (b) Deuxième structure en cascade.	22
I.15	Quelques illuminants standard du CIE.	23
I.16	Fonctions colorimétriques du système RVB.	23
I.17	Simulation d'illuminant : (a) illuminant A du CIE et (b) illuminant D65 du CIE.	23
I.18	Simulation de l'objet reconstruit dans un navigateur Web.	24
II.1	Exemple d'un nuage de points 3D et du modèle triangulé associé.	28
II.2	Triangulation d'une image de profondeur. Gauche : le voisinage d'un point de la grille. Des polygones rectangulaires sont d'abord créés (centre), puis les faces triangulaires en fonction de la profondeur des points (droite).	29
II.3	Un tétraèdre et son complexe simplicial.	31
II.4	Objet 3D coloré. Les attributs de couleurs sont définis pour chaque sommet du maillage.	31
II.5	Objet 3D texturé. L'image de texture (b) est plaquée sur le modèle numérique de terrain (a) pour donner le modèle texturé ou <i>habillé</i> (c).	32
II.6	Exemple de voisinages sur un maillage $\mathcal{M} = (\mathcal{V}, \mathcal{K})$ avec (a) voisinage $\mathcal{N}(\{i\}, \mathcal{K})$ d'un sommet $\{i\}$, (b) voisinage $\mathcal{N}(\{i, j\}, \mathcal{K})$ d'une arête $\{i, j\}$, et (c) voisinage $\mathcal{N}(\{i, j, k\}, \mathcal{K})$ d'une face $\{i, j, k\}$	33
II.7	Différents types topologiques de maillage triangulaires.	33

II.8	Exemples de maillages (a) à variété uniforme orientable, (b) à non-variété non-orientable, et (c) à non-variété orientable.	34
II.9	Une sphère (a), un tore (b), et un maillage en forme de huit (c).	35
II.10	Détail d'un maillage.	35
II.11	Exemple de paramétrisation de maillage avec l'objet 3D <i>Nefertiti</i> . (a) maillage d'origine, (b) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge), (c) projection 2D du maillage	36
II.12	Suite à la paramétrisation du maillage <i>Nefertiti</i> les coordonnées de chaque sommet sont stockés sur une image géométrique correspondante. Image géométrique de, (a) 32×32 pixels, (b) 64×64 pixels et (c) 128×128 pixels.	37
II.13	Exemple de paramétrisation de maillage avec l'objet 3D <i>Nefertiti</i> . (a) maillage d'origine, (b) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge), (c) projection 2D du maillage. Image géométrique et maillage reconstruit dans le cas d'images géométriques de, (d) 32×32 pixels, (e) 64×64 pixels et (f) 128×128 pixels.	38
II.14	Exemple de paramétrisation de maillage avec l'objet 3D <i>David</i> . (a) maillage d'origine, (b) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge), (c) projection 2D du maillage. Image géométrique et maillage reconstruit dans le cas d'images géométriques de, (d) 32×32 pixels, (e) 64×64 pixels et (f) 128×128 pixels.	39
II.15	Paramétrisation d'un objet 3D spectral représentant une peinture murale. (a) vue de dessus de l'objet et (b) représentation montrant la profondeur du maillage de l'objet. (c) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge) et (d) projection 2D du maillage.	40
II.16	Reconstructions d'un objet 3D spectral représentant une peinture murale en utilisant des images géométrique de (a) 32×32 pixels, (a) 64×64 pixels et (c) 128×128 pixels.	41
III.1	Différentes considérations des données des images spectrales. (a) ensemble de plans, (b) ensemble de vecteurs et (c) ensemble d'éléments indépendants.	45
III.2	Schéma général d'un système de compression.	46
III.3	Exemple d'une quantification vectorielle sur (a) une mire ColorChecker [®] . (a) image originale (visualisation de l'image originale par selection de trois bandes spectrales les plus proches du système RVB pour une représentation couleur). Représentation de la cartes des indices (b) d'une quantification avec vingt classes et (c) d'une quantification avec cinquante classes.	48
III.4	Diagramme du JPEG 2000.	51
III.5	Transformée en ondelettes 2D. Schéma de décomposition classique en sous bandes, avec : LL, coefficients d'approximation ; HL, coefficients de détails verticaux ; LH, coefficients de détails horizontaux ; HH, coefficients de détails diagonaux.	52
III.6	Transformés en ondelettes de l'image <i>Barbara</i>	52
III.7	Topologie en arbre (a) de la transformée en ondelettes et (b) du codeur SPIHT.	52
III.8	Schéma des trois stratégies de compression étudiés.	55
III.9	Représentation graphique de la décomposition en ondelette 3D utilisée dans la stratégie Full 3D (trois niveaux de décomposition)	56

III.10	Représentation graphique de la décomposition en ondelette 3D hybride carrée/rectangulaire utilisée dans la stratégie Hybride (trois niveaux de décomposition). Décompositions spatiales (a) suivies par les décompositions spectrales (b)	57
III.11	Images spectrales utilisées dans nos expériences. Les images (a) et (b) proviennent de nos acquisitions, les images (c–f) proviennent du capteur AVIRIS, et les images (g–i) proviennent de la base de données de l’université de Joensuu.	62
III.12	Expériences 1 et 2. Stratégie Multi-2D. Résultats de compression en terme de PSNR pour les images : <i>Hand</i> , <i>WomanFace</i> et <i>WomanReading</i> avec (a) 32 et (b) 64 bandes spectrales.	65
III.13	Expériences 2 et 3. Stratégie Full 3D. Résultats de compression en terme de PSNR pour les images : <i>Hand</i> , <i>WomanFace</i> et <i>WomanReading</i> avec (a) 32 et (b) 64 bandes spectrales.	66
III.14	Expériences 1, 2 et 3. Stratégie Hybride. Résultats de compression en terme de PSNR pour les images : <i>Hand</i> , <i>WomanFace</i> et <i>WomanReading</i> avec (a) 32 et (b) 64 bandes spectrales.	67
III.15	Expérience 4. Résultats de compression en termes de PSNR pour les images <i>Cuprite</i> , <i>SanDiego</i> , <i>JasperRidge</i> and <i>MoffettField</i> avec 32 bandes spectrales.	68
III.16	Expérience 4. Résultats de compression en termes de PSNR pour 32 bandes spectrales de l’image <i>Cuprite</i> de dimensions spatiales 64×64 , 128×128 , 256×256 et 512×512 pixels.	69
III.17	Expérience 4. Résultats de compression en termes de PSNR pour l’image <i>SanDiego</i> composée de 32, 64, 96, 128, 160 et 192 bandes spectrales.	70
III.18	Expérience 5. Résultats de compression en termes de PSNR pour l’image <i>SanDiego</i> de dimensions spatiales 64×64 pixels.	71
III.19	Expérience 5. Résultats de compression en termes de PSNR pour l’image <i>SanDiego</i> de dimensions spatiales 96×96 pixels.	72
III.20	Expérience 5. Résultats de compression en termes de PSNR pour l’image <i>SanDiego</i> de dimensions spatiales 128×128 pixels.	73
III.21	Expérience 5. Résultats de compression pour l’image <i>SanDiego</i> composée de 32, 64, 96, 128, 160 et 192 bandes spectrales avec un bitrate de 1 bpp.	74
III.22	Expérience 6. Comparaison entre les méthodes de compression par tuilage et classique (image complète) pour l’image <i>Cuprite</i> avec 32 bandes spectrales.	77
III.23	Expérience 6. Exemples de résultats de compression par tuiles (stratégie de compression hybride). (a) bande neuf de l’image <i>Cuprite</i> à un bitrate de 0,0625 bpp, (b) la même bande de l’image à un bitrate de 0,5 bpp. Pour un bitrate de 0,0625 bpp la création de contours virtuel entre les tuiles ainsi qu’un flou spatial peuvent être remarqués. Ces deux effets ne sont plus visible pour un bitrate de 0,5 bpp.	79
IV.1	Schéma fonctionnel du <i>lifting scheme</i>	87
IV.2	Résultats de compression sur l’image <i>Cuprite</i> de dimensions spatiale 64×64 , 128×128 et 256×256 pixels en termes de PSNR (a) et fidélité spectrale (b).	93
IV.3	Résultats de compression sur l’image <i>Cuprite</i> de dimensions spatiale 64×64 , 128×128 et 256×256 pixels en termes de UIQI (a) et K-means (b).	94

Liste des tableaux

I.1	Valeurs minimale, maximale, moyenne et écart-type des erreurs de calibrage exprimées en pixel.	11
III.1	Expérience 5. Résultats de compression en termes de pourcentage de pixels mal classés avec une classification par K-means pour l'image <i>SanDiego</i> avec un bitrate de 1 bpp.	75
III.2	Expérience 6. Résultats statistiques en termes de GFC pour la stratégie Multi-2D. En haut, résultats de compression par tuiles, en bas, résultats de compression de l'image complète.	76
III.3	Expérience 6. Résultats statistiques en termes de GFC pour la stratégie Full 3D. En haut, résultats de compression par tuiles, en bas, résultats de compression de l'image complète.	78
III.4	Expérience 6. Résultats statistiques en termes de GFC pour la stratégie Hybride. En haut, résultats de compression par tuiles, en bas, résultats de compression de l'image complète.	78

Introduction générale

La couleur que perçoit l'œil humain ne représente qu'une petite partie du *spectre lumineux*, elle est dépendante d'une source lumineuse et peut varier avec elle. La grande majorité des systèmes d'imagerie actuelle reprend le principe de la vision humaine, apportant les mêmes limitations que pour l'œil. Bien que suffisant dans le domaine de la visualisation, les images couleurs fournissent des informations très limitées. Dans le cadre actuel des technologies, les données utilisées doivent être de plus en plus précises et fournir un maximum d'information. L'*imagerie multispectrale* permet de répondre au besoin de précision sur l'information spectrale. Cette technique permet de s'affranchir de la source lumineuse utilisée ainsi que de l'observateur permettant d'obtenir une information plus riche qu'un simple système couleur. La *réflectance spectrale* ainsi est une information physique de l'objet étudié.

Dans le domaine de la reconstruction d'objets tridimensionnels et de la métrologie, les systèmes basés sur la vision deviennent de plus en plus utilisés. On peut différencier les *systèmes passifs* qui utilisent plusieurs capteurs de type caméra pour acquérir la scène dans laquelle se trouvent le ou les objets à mesurer et les *systèmes actifs* qui consistent à remplacer l'une des caméras dans un système passif par un dispositif émettant une lumière structurée en direction de la scène. Cette lumière crée une sorte de texture sur la surface de la scène qui peut être acquise par la ou les caméras. On peut remonter au modèle 3D à partir de l'image projetée et des images acquises. De nombreux types de lumière structurée ont déjà été étudiés. Dans ce cadre et depuis quelques années, l'utilisation de systèmes composés d'une caméra et d'un projecteur vidéo a fait son apparition.

Jusqu'à présent, les systèmes utilisant un *couple stéréoscopique* (projecteur/caméra), sont équipés d'une caméra en niveaux de gris ou couleur. L'intérêt principal de la couleur par rapport aux niveaux de gris, est de pouvoir différencier des motifs géométriquement similaires par un codage couleur, ainsi que permettre une *mise en correspondance* plus facile des points. De plus, on peut associer à chaque point une information couleur. Toutefois, cette connaissance peut être fortement biaisée à cause du nombre limité de plans colorimétriques (trois), ainsi qu'à cause du *métamérisme*.

Dans le **premier chapitre** de cette thèse, nous présentons le concept de scanner 3D multispectral, basé sur un couple stéréoscopique composé d'une caméra multispectrale et d'un vidéo-projecteur générant une lumière structurée. Ce système permet, en plus de fournir l'information spatiale, d'y associer une information précise sur la réflectance spectrale de l'objet scanné en utilisant le même appareil d'acquisition. Le fait d'utiliser un seul appareil d'acquisition permet de s'affranchir des problèmes de *mise en correspondance* inhérents aux systèmes existants. Ce système nécessite un ensemble de calibrages (géométrique et spectrale) avant de pouvoir réaliser le scanning d'objets 3D.

L'acquisition permet d'obtenir un ensemble de points 3D ainsi que les spectres de réflectance associés. Ces données n'étant pas directement exploitables, pour visualiser l'objet numérique, il est nécessaire de réaliser un maillage à partir de ce *nuage de points*. Dans le **deuxième chapitre**, nous abordons les différentes possibilités qui nous sont offertes, ainsi que le choix du codage de ces objets, que nous appelons objets 3D spectraux, avant de choisir une méthode de stockage basée sur une *image géométrique* et une image spectrale.

L'image spectrale utilisée dans ce format de stockage contient toutes les informations de réflectance de l'objets 3D spectral, nécessitant un espace mémoire conséquent, rendant pro-

blématique son stockage et sa transmission. Il est donc nécessaire de compresser cette image spectrale efficacement pour faciliter son stockage. Dans le **troisième chapitre**, nous réalisons un tour d’horizon des différentes méthodes de compression existantes. Nous présentons trois nouvelles méthodes de compression différentes, chacune comportant des modifications par rapport aux techniques existantes dans la littérature. Plusieurs expériences sont conduites pour valider ces modifications. Nous proposons également un cadre d’évaluation, comportant plusieurs métriques réparties dans quatre familles différentes, pour effectuer un comparatif de ces trois méthodes. Les données utilisées durant cette comparaison comportent, en plus de nos jeux de données, différentes images spectrales (entre autre des images de type satellitaire), issues de bases de données connues, permettant de valider nos méthodes de compression dans un cadre plus général que nos travaux.

À l’issue de cette première étude comparative, nous proposons une approche multirésolution adaptative pour la compression des images spectrales. Ce travail sera développé dans le **quatrième et dernier chapitre**. Nous intégrons cette nouvelle approche dans deux des méthodes de compression proposées précédemment et réalisons une étude comparative en utilisant le cadre d’évaluation proposé.

Ce mémoire se terminera par une conclusion qui posera les bases du concept de scanner 3D multispectral, en ouvrant de nouvelles voies de recherche.

Concept d'un scanner 3D multispectral

Sommaire

I.A	Motivation	4
I.B	Contexte général	5
I.B.1	Imagerie multispectrale	5
I.B.2	Mesures 3D	7
I.C	Système intégré d'acquisition 3D multispectral	8
I.C.1	Description du système	8
I.C.2	Calibrages du système proposé	9
I.D	Protocole d'acquisition	14
I.E	Reconstruction	15
I.E.1	Reconstruction géométrique	15
I.E.2	Reconstruction spectrale	17
I.E.3	Résultats de reconstructions	20
I.F	Simulation	22
I.G	Format des données acquises	24
I.H	Conclusion	25

I.A Motivation

Bien que suffisants pour les tâches simples ou usuelles que l'humain a à accomplir, nos sens nous limitent dans la perception que nous avons du monde. Comme exemple nous pouvons citer le fait que l'ouïe humaine ne permet pas de distinguer les infrasons et les ultrasons (nommés justement à causes des limites de l'audition humaine). Un autre exemple, est le sens de la vue qui ne perçoit que la lumière dite *visible*, ne couvrant que les longueurs d'ondes de 380 à 780 nm. L'infrarouge et l'ultraviolet (ainsi que les longueurs d'ondes plus éloignées) ne sont pas perceptibles par le système visuel humain (ou *HVS model*, pour *human visual system model* en anglais).

Pour ne pas se limiter au système visuel humain, et représenter plus précisément le monde nous entourant, des systèmes d'acquisition multi/hyperspectraux ont été développés. Le scanner 3D multispectral que nous présentons est un système stéréoscopique composé d'un projecteur de lumière structurée couplé à une caméra multispectrale que nous avons développé. Ce système nous permet d'accéder à l'information spatiale (3D) d'un point d'un objet (comme pour un scanner classique) mais également au spectre de réflectance de ce point. La réflectance de l'objet étant la capacité de la matière à interagir avec le spectre électromagnétique lumineux et constitue une propriété intrinsèque de la matière, indépendante de l'illuminant, du matériel d'acquisition et de l'observateur. L'information spectrale que nous ajoutons aux objets 3D est considérablement plus riche qu'une simple représentation couleur trichromique (représentation des couleurs utilisant les trois couleurs primaires rouge, vert et bleu).

Le principal intérêt du système que nous proposons par rapport aux modèles commerciaux existants est le fait d'acquérir simultanément l'information géométrique de l'objet et l'information spectrale par le biais de la caméra multispectrale. Habituellement ces informations sont obtenues par deux dispositifs d'acquisition distincts obligeant de réaliser une étape d'appariement entre les deux informations. Ce problème ne se pose pas pour notre scanner 3D multispectral.

L'utilisation de l'imagerie 3D spectrale peut donner lieu à des applications originales comme, par exemple, dans le domaine de l'art ou de l'archéologie, où l'information spectrale peut être utilisée pour l'acquisition de tableaux [Ribés Cortés 2003], leurs restaurations numérique [Lumiere Technology], ou d'autre type d'objets d'art comme des statues ou des sculptures ou encore des objets archéologiques. L'imagerie 3D spectrale peut aussi être utilisée pour la réalisation de musées virtuels [Mansouri 2007], permettant de simuler l'apparence de différents objets d'art ou archéologiques sous différents illuminants, ce genre de simulation trouvant son intérêt dans des applications multimedia de type *musée virtuel*.

Les principaux avantages de notre système sur les systèmes existants sont, d'une part son faible coût de fabrication, ainsi que le fait de ne pas avoir de problème de *mapping* existant sur les systèmes utilisant un scanner laser associé à une caméra couleur.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons tout d'abord introduire l'imagerie multispectrale puis l'acquisition 3D qui sont les deux volets de notre scanner 3D multispectral, puis nous le décrivons. Nous expliquons les différents calibrages nécessaires à un tel scanner. Ensuite, nous décrivons le protocole d'acquisition. Enfin, nous donnons quelques résultats et nous les discutons avant de conclure.

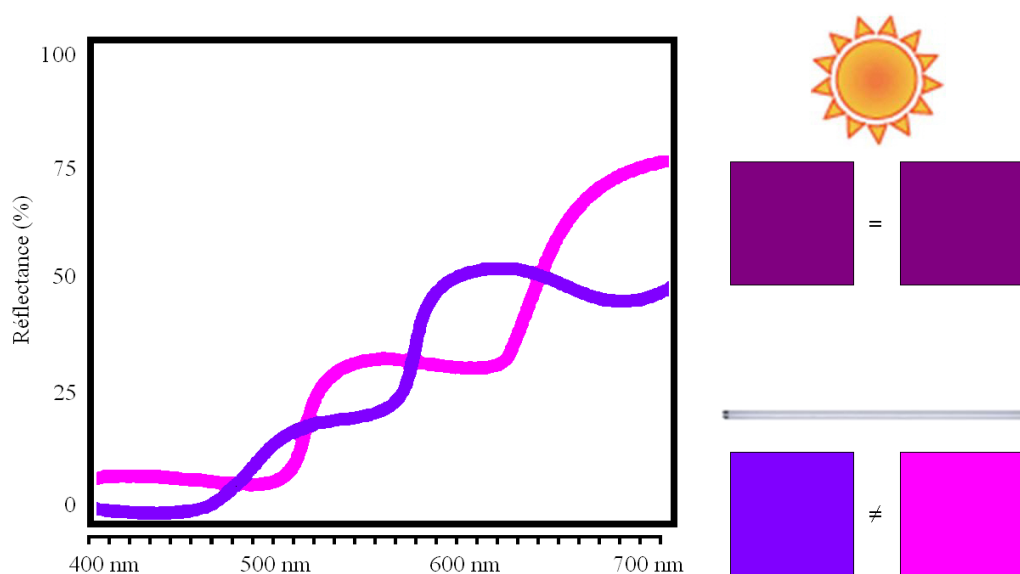


FIGURE I.1 – Le métamérisme est le phénomène par lequel deux surfaces, paraissant de même couleur sous un certain éclairage ou illuminant, peuvent paraître de couleurs différentes sous un autre éclairage.

I.B Contexte général

Le scanner 3D multispectral s’inscrit dans deux domaines différents de l’imagerie, d’une part le domaine de l’imagerie multispectrale, et le domaine de l’acquisition 3D d’autre part. Avant d’aller plus loin nous allons introduire brièvement ces deux domaines.

I.B.1 Imagerie multispectrale

Les images multi/hyperspectrales se différencient des images couleurs classiques (ou RVB) par le nombre de leurs composantes (figure I.2). Une image RVB se compose de trois bandes de couleur, habituellement rouge, vert et bleu, pour respecter les propriétés du système visuel humain. Les images multispectrales et hyperspectrales comportent bien plus de composantes (on parlera de bandes spectrales), souvent plusieurs dizaines. Chacune de ces bandes spectrales est une image en niveau de gris centrée sur une longueur d’onde précise et le domaine d’acquisition ne se limite pas au spectre lumineux visible mais peut être étendu à d’autres régions du spectre électromagnétique.

L’ajout de bandes spectrales permet d’augmenter la quantité d’information acquises. On peut ainsi arriver à différencier deux matériaux possédant une couleur identique à l’œil, par exemple, une peinture verte et une feuille qui ont la même couleur, i.e. la même réponse spectrale dans le rouge, le vert et le bleu. On parlera dans ce cas de métamérisme I.1.

Les images multi/hyperspectrales sont donc décrites en trois dimensions : x et y (longueur et largeur), les dimensions spatiales de l’image et λ (longueur d’onde), la dimension spectrale de l’image (figure I.3).

Dans la littérature, pour désigner les images comportant plus de trois bandes spectrales, on trouve les termes multispectrale, hyperspectrale et, plus rarement, ultra-spectrale. Il n’existe pas

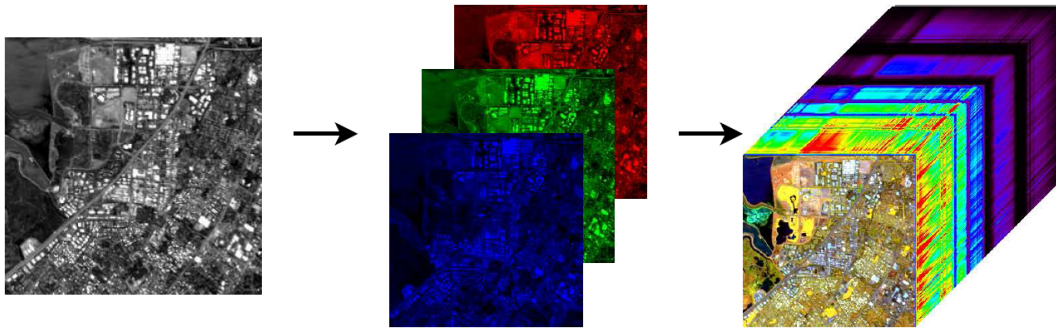


FIGURE I.2 – Une partie de l'image *MoffettField* issue du capteur AVIRIS. De gauche à droite : image monochrome, image couleur RVB et image hyperspectrale.

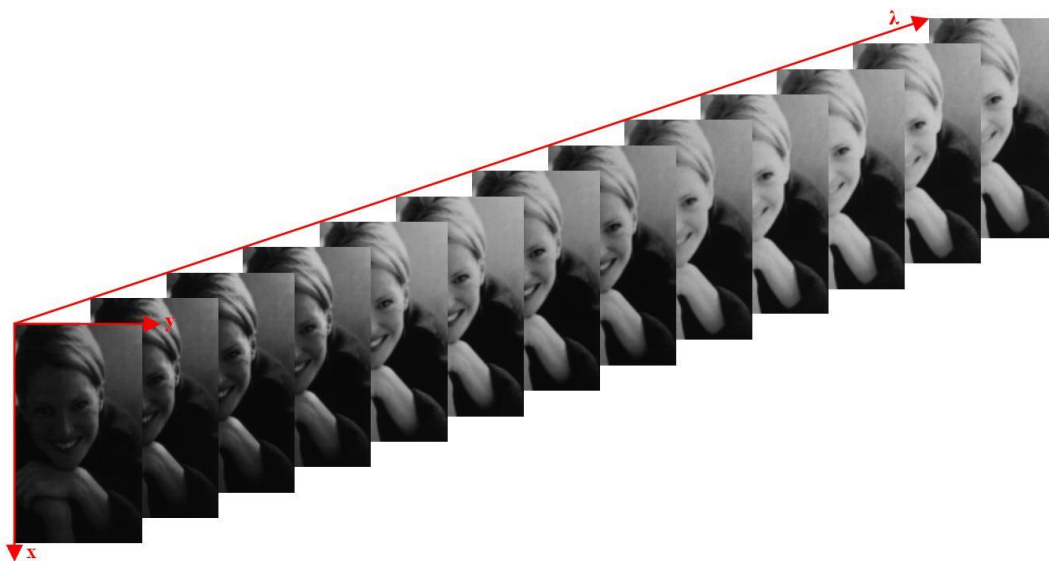


FIGURE I.3 – Une image multi/hyperspectrale.

de différence fondamentale entre les images multispectrales, hyperspectrales et ultra-spectrales. Quand une image comporte moins d'une centaine de bandes, on parle généralement d'image multispectrale, au dessus de ce nombre on parle d'images hyperspectrales et quand le nombre de bandes spectrales est supérieur à un millier, on parlera d'images ultra-spectrales. Les images acquises par notre système, ne comportant que dix-neuf composantes au maximum (avant traitements), nous parlerons donc d'images multispectrales.

Un imageur multispectrale peut être basé sur une roue motorisée sur laquelle sont montés les filtres interférentiels, principe qui a été retenu pour l'imageur que nous utilisons et qui a été développé au sein de notre laboratoire. Il peut également être équipé d'un prisme ou d'un réseau de diffraction, solution retenue principalement pour les imageurs embarqués dans des satellites. Ce sont ces différents systèmes qui permettent de sélectionner les différentes bandes spectrales à acquérir. Dans le cas de notre imageur, une image multispectrale typique est acquise pendant chaque révolution de la roue en plaçant successivement chacun des filtres devant la caméra. L'image multispectrale acquise va être constituée de M images monobandes (M étant le nombre de filtres utilisés). Le principe d'acquisition est illustré sur la figure I.4.

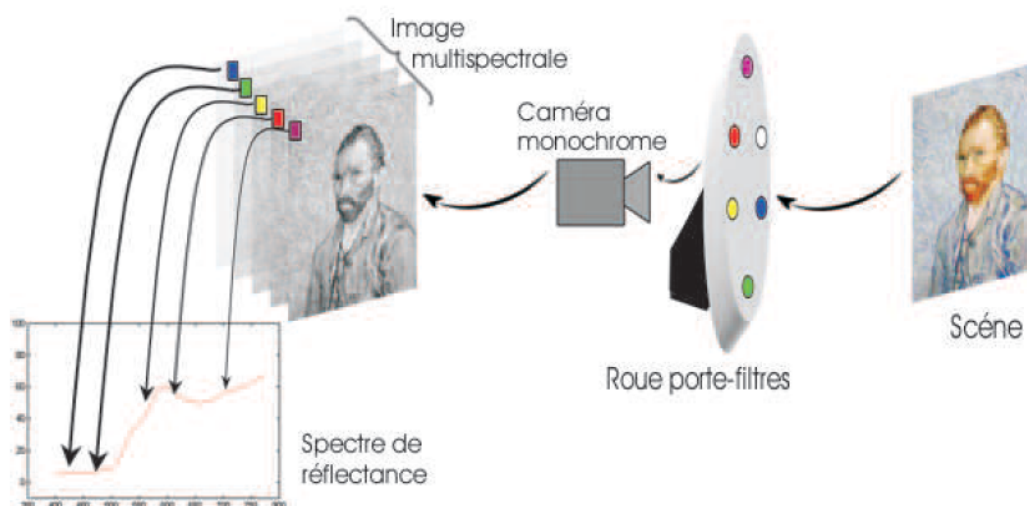


FIGURE I.4 – Principe de l’acquisition multispectrale. La scène est acquise par la caméra monochrome à travers les différents filtres. Le résultats donne l’image multispectrale de la scène. Pour chaque point de la scène acquise, on peut remonter au spectre de réflectance.

Ainsi, dans une image multispectrale, chaque pixel, qui est l’échantillon spatial, véhicule un spectre sous forme d’un vecteur de valeurs scalaires, mesurant le rayonnement électromagnétique incident sur le capteur. Ce spectre contient, pour chaque valeur de longueur d’onde, la réflectance du point correspondant dans la scène.

I.B.2 Mesures 3D

Dans le domaine de la reconstruction d’objets tridimensionnels, de la métrologie ainsi que pour l’archivage numérique (pour les oeuvres d’art et/ou archéologique), les systèmes basés sur la vision numérique deviennent de plus en plus utilisés, y compris pour des applications industrielles. En particulier, ces systèmes semblent préférables quand la scène a un volume important à ceux reposant sur l’interférométrie ou le moiré, permettant principalement de mesurer des profondeurs de l’ordre du micromètre. Ces systèmes sont également non invasifs, ni destructifs permettant de travailler sur des objets fragiles.

Les systèmes de vision peuvent être divisés en deux catégories : passifs ou actifs. Les systèmes passifs utilisent plusieurs capteurs de type caméra pour acquérir la scène dans laquelle se trouvent le ou les objets à mesurer. La méthode utilisée pour remonter aux informations de position et de profondeur repose sur l’appariement de points entre images ce qui permet de reconstruire par triangulation leur position 3D. Cette méthode s’appuie sur la détection et l’appariement de points caractéristiques appartenant aux objets observés. Ce dernier point n’est pas trivial pour plusieurs raisons : premièrement, la différence de point de vue des caméras fait qu’une même zone de la scène apparaît différemment sur les différentes images ; deuxièmement, certaines parties de la scène visibles sur une image peuvent être occultées dans l’image (ou les images) issue(s) de l’autre (ou des autres) caméra(s). Enfin, des objets très peu texturés deviennent très difficiles à analyser du fait du manque de points caractéristiques apparaissant à leur surface, ce qui est le cas de beaucoup d’objets d’arts.

Les systèmes actifs permettent de résoudre ce dernier problème grâce au remplacement de l'une des caméras d'un système passif par un dispositif qui émet une lumière structurée en direction de la scène. Cette lumière crée une sorte de texture sur la surface de la scène que la (ou les) caméra(s) peut (ou peuvent) acquérir. Si l'on suppose que ce système est calibré géométriquement, la position et la profondeur des points de la scène, issus du motif projeté, peuvent être calculées. De nombreux types de lumière structurée ont déjà été étudiés. Le lecteur intéressé pourra se référer à l'article de Battle *et al.* [Battle 1998] dans lequel on peut trouver un état de l'art de ces techniques. Parmi les principaux motifs lumineux utilisés, nous pouvons citer la projection d'un point ou d'un réseau de points [Li 2009], d'une ou plusieurs lignes [Lathuiliere 2007], d'une grille ou encore d'un ensemble de motifs géométriques. Dans le cas de motifs géométriquement similaires, il peut être nécessaire de les coder pour les différencier : le codage peut être temporel si le motif évolue au cours du temps ou colorimétrique si la (ou les) caméra(s) peut (peuvent) acquérir en couleur.

Dans ce cadre et depuis quelques années, l'utilisation de systèmes composés d'une caméra et d'un projecteur vidéo a fait son apparition [Rusinkiewicz 2002]. Les applications de tels systèmes sont nombreuses, leur classification peut être de diverses formes [Battle 1998]. Nous pouvons les classer, à titre d'exemple, en fonction de la précision requise au niveau de la reconstruction. Il est également possible de les caractériser suivant le fait que la reconstruction porte sur une seule image ou une séquence. L'aspect *in-line* ou *off-line* peut aussi être un critère de classification. En effet, des contraintes de traitement en temps réel, même avec des fréquences inférieures à vingt-cinq images par seconde, sont déterminantes pour le choix des algorithmes mis en œuvre [Wang 2003]. Nous pouvons aussi citer le type de motifs lumineux projetés pour différencier les éléments caractéristiques projetés, les plus courants semblant être les lignes. Cette énumération non exhaustive montre le potentiel de ce genre de système et l'étendue des applications regroupées sous le terme de reconstruction 3D. Jusqu'à présent, les systèmes de type projecteur-caméra utilisent une caméra niveau de gris ou couleur [Van Gool 2003]. L'intérêt principal de la couleur étant de pouvoir différencier des motifs géométriquement similaires par un codage couleur. Le codage couleur permettant également un appariement plus facile des points au moment de la mise en correspondance. De plus, l'information couleur disponible dans l'image acquise peut permettre de connaître la couleur des points reconstruits de la surface des objets présents dans une scène. Toutefois, cette connaissance peut être fortement biaisée à cause du nombre limité de plans colorimétriques (trois) d'un côté, des problèmes de métamérisme, ainsi que du changement de couleur dû à une modification de l'angle de prise de vue d'un autre côté. L'utilisation d'une caméra multispectrale est porteuse de solution à ce problème. Ainsi, au lieu de trois composantes rouge, vert et bleu (RVB), le spectre de réflectance associé à chaque point de la scène pourrait aider à lever les ambiguïtés d'appariement.

I.C Système intégré d'acquisition 3D multispectral

I.C.1 Description du système

Le concept de scanner 3D multispectral complet que nous proposons est composé d'une caméra multispectrale, d'un vidéo-projecteur, d'une source de lumière diffuse (un plateau tournant peut-être ajouté pour faire tourner les objet à scanner). Le tout étant piloté par l'utilisateur à l'aide d'une interface informatique. Le système complet est représenté sur la figure I.5.

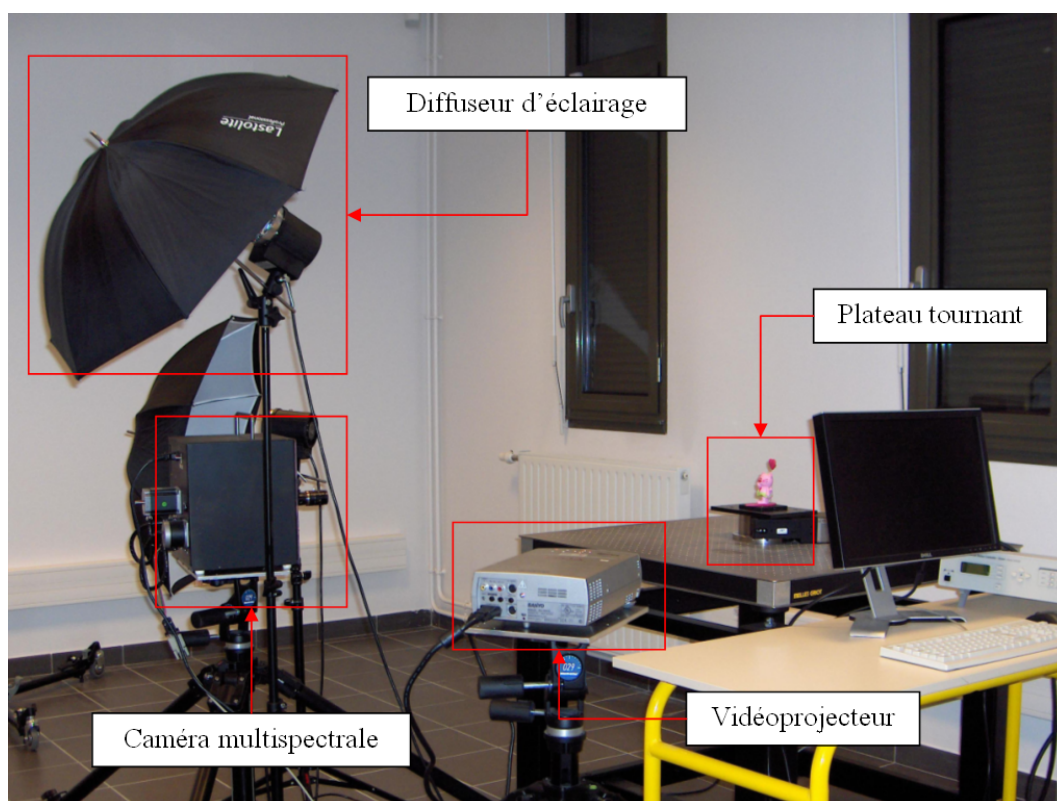


FIGURE I.5 – Scanner 3D multispectral.

La caméra multispectrale que nous utilisons (figure I.6) a été développée au sein de notre laboratoire [Nusillard 2006]. Elle se compose d'une simple caméra monochromatique à capteur CCD, d'un ensemble de dix neuf filtres interférentiels, couvrant la plage 300 à 1200 nm avec 20 nm de FWHM (*full width at half maximum* ou LMH, largeur à mi-hauteur, en français) chacun, montés sur une roue motorisée en rotation placée entre l'objectif et le CCD. Cette roue est équipée de vingt trous dans lesquels sont logés les filtres. Cela laisse une position vide qui permet de faire une acquisition panchromatique.

I.C.2 Calibrages du système proposé

Avant toute acquisition, une étape de calibrage, à la fois spectrale et géométrique, est nécessaire. Une fois réalisée, plusieurs acquisitions et reconstructions peuvent être effectuées sans avoir à recalculer les paramètres de calibrage. Concernant le calibrage géométrique, la seule contrainte est de ne pas modifier la configuration géométrique du couple stéréoscopique ; quant à la caractérisation spectrale, il faut conserver les paramètres d'acquisition de la caméra et ne pas modifier l'illuminant de la scène.

I.C.2.a Calibrage géométrique

Deux approches sont envisageables. La première suppose le calibrage séparé du projecteur et de la caméra, les paramètres obtenus étant ensuite couplés. Cette méthode est simple à mettre en œuvre mais produit des résultats erronés dans le sens où les points 3D utilisés sont déterminés

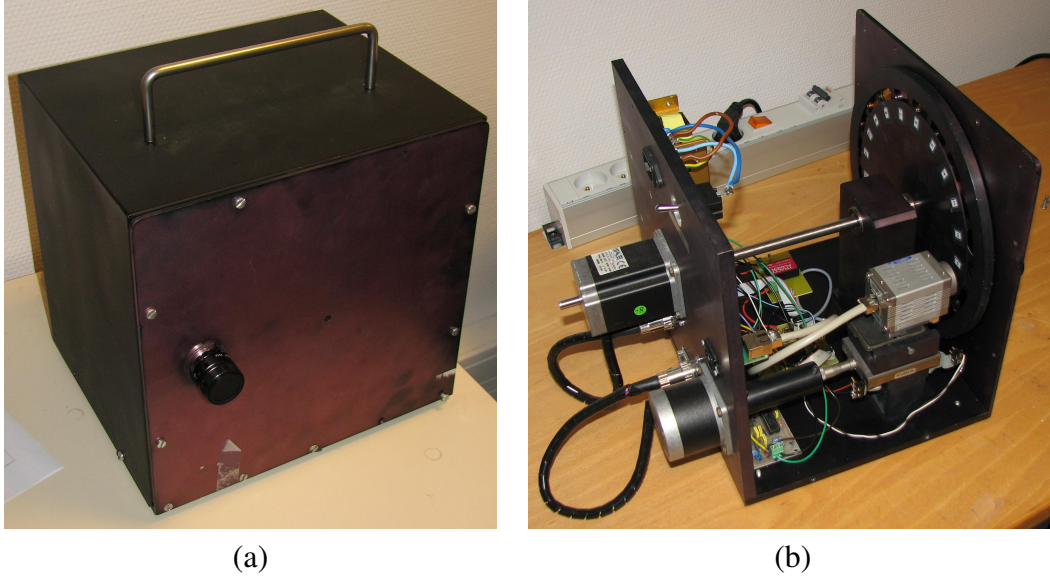


FIGURE I.6 – Vues de la caméra. Vue extérieur (a) et vue intérieure (b).

deux fois. Nous avons préféré opter pour une approche plus globale qui consiste à calibrer l'ensemble du système stéréoscopique. De surcroît, cette méthode de calibrage ne nécessite aucun objet de dimensions connues et peut donc être réalisée facilement.

La caméra est modélisée par un sténopé [Luong 1997]. Si l'on suppose que le système est sans distorsion, soit $M = (xyz1)^t$ les coordonnées homogènes d'un point 3D dans le référentiel de la scène, et soit $m = (uv1)^t$ celles de sa projection dans l'image et exprimées en pixels, alors on peut écrire :

$$m = K \begin{bmatrix} R & h \\ 0^t & 1 \end{bmatrix} M \quad (\text{I.1})$$

où K est la matrice de taille $[3 \times 3]$ contenant les paramètres intrinsèques que nous pouvons regrouper sous le vecteur k de taille 4, ainsi que, R et h respectivement la rotation, matrice de taille $[3 \times 3]$, et la translation 3D, vecteur de taille 3, entre les référentiels monde et caméra. Si nous prenons en compte les distorsions radiales qui sont les plus importantes, le point m doit être corrigé. Cette correction est généralement modélisée sous la forme d'un polynôme dont le paramètre est la distance du pixel au centre de l'image. Soit d le vecteur de coefficients de ce polynôme, nous pouvons écrire :

$$m = f(k, d, R, h, M) \quad (\text{I.2})$$

Lathuilière *et al.* ont montré qu'un projecteur pouvait également suivre ce modèle [Lathuilière 2003]. Ainsi, le calibrage du système est similaire à celui d'un système stéréoscopique standard composé de deux caméras. La seule différence réside dans le fait que les points caractéristiques 3D ne sont pas physiquement sur un objet mais émis par le projecteur. Ainsi, nous avons créé une image que l'on appelle *mire* composée de points lumineux sur un fond sombre. Cette mire est projetée par le vidéo-projecteur sur un support de position quelconque, lui-même acquis par la caméra sans filtre. Avec la même mire, cette opération est répétée pour plusieurs positions de ce support (typiquement 3 à 5). Il suffit simplement que les taches lumineuses décrivent complètement et régulièrement le volume de travail à calibrer.

TABLE I.1 – Valeurs minimale, maximale, moyenne et écart-type des erreurs de calibrage exprimées en pixel.

	erreur _c	erreur _p
minimum	0,11	7×10^{-3}
maximum	3,72	0,81
moyenne	1,14	0,27
écart-type	0,65	1,14

Sous ces conditions, l'équation I.2 devient :

$$m_p = f_p(k_p, d_p, R_p, h_p, M) \quad (\text{I.3})$$

$$m_c = f_c(k_c, d_c, R_c, h_c, M) \quad (\text{I.4})$$

si m_p est le point de la mire projeté sur le support en M et m_c son correspondant sur l'image. Les paramètres exprimés pour le projecteur (respectivement la caméra) sont indicés par ' p ' (resp. par ' c '). Si la distorsion est caractérisée par un vecteur d à trois paramètres, nous avons treize paramètres de calibrage pour la caméra et le même nombre pour le vidéo-projecteur, donc 26 inconnues au total [Garcia 2000]. Chacune des fonctions f_p et f_c correspond à deux équations. De la sorte, si la mire possède n points caractéristiques et si elle est projetée sur p positions différentes du support, nous obtenons $4 \times n \times p$ équations. Aux 26 inconnues, il faut ajouter les 3 coordonnées du point M pour chaque point caractéristique. En final, le nombre d'inconnues est de $26 + 3 \times n \times p$. Le système peut donc être résolu si le nombre de points caractéristiques et de positions du support est suffisant pour avoir plus d'équations que d'inconnues. Dans le cas d'un nombre important de points (typiquement entre 50 et 100), le système est sur-contraint; la recherche des paramètres de calibrage passe par la minimisation de la somme des équations suivantes :

$$\|m_p - f_p(k_p, d_p, R_p, h_p, M)\|^2 + \|m_c - f_c(k_c, d_c, R_c, h_c, M)\|^2 \quad (\text{I.5})$$

pour chacun des $n \times p$ points. Ce problème est non linéaire et nous l'avons résolu par la méthode de Levenberg-Marquardt [Marquardt 1963].

Après calcul des paramètres, nous avons calculé les coordonnées 2D de la projection des points 3D ayant servi au calibrage afin de quantifier la précision d'étalonnage. Le tableau I.1 représente les valeurs minimale, maximale, moyenne et l'écart-type des erreurs en pixels entre ces points image calculés et ceux ayant servi au calibrage.

I.C.2.b Calibrage spectral

Le calibrage spectral a pour objectif d'apporter des corrections pour pallier aux imperfections de tous les éléments impliqués dans l'acquisition (capteur CCD, optique, éclairage). Nous donnons ici un aperçu de ces imperfections et les méthodes pour les corriger. Le lecteur intéressé pourra se référer aux articles [Mansouri 2005a, Mansouri 2005d] pour de plus amples détails.

L'image en sortie de la caméra est une image brute, c'est à dire qu'elle contient, en plus du signal lumineux, un bruit systématique lié aux imperfections du capteur et un bruit aléatoire lié à la nature de la lumière et le processus de capture.

Nous listons ici les différents bruits systématiques et nous expliquons leurs origines.

Offset :

Physiquement, l'offset est un signal qui prend naissance à la fois au sein du capteur CCD et au sein de l'électronique qui amplifie les données sortant du capteur CCD. En d'autres termes, à une intensité lumineuse nulle, pour un temps d'exposition quasi nul, ne correspond pas une valeur *zéro*, mais une valeur positive. Cette valeur est fixe dans le temps. Parfois une valeur d'offset est attribuée à tout le capteur. Cependant, cette méthode peut engendrer des erreurs, des pixels se retrouvant avec des valeurs négatives après soustraction de cette valeur moyenne.

Nous acquérons une image d'offset en maintenant l'objectif de la caméra caché et pour un temps d'exposition le plus court possible.

Bruit thermique :

Le bruit thermique est l'incertitude sur le nombre d'électrons générés de façon spontanée durant l'exposition à la lecture. Ainsi, des électrons d'origine thermique, en s'ajoutant aux électrons d'origine lumineuse, peuvent saturer prématurément le capteur, réduisant ainsi sa dynamique. Le signal thermique est fonction de la température ambiante et de la température du capteur : plus le capteur est chaud, plus il produit des charges thermiques. Il est à noter que le bruit thermique varie fortement d'un pixel à l'autre : certains pixels sont plus *chauds* que d'autres (leur signal thermique monte vite). Le signal thermique dépend également du temps d'exposition. Ce phénomène est reproductible, il est donc possible de limiter ses effets.

Nous acquérons une série d'images thermiques, chacune correspondant à un filtre. Nous maintenons l'objectif caché et nous réalisons l'acquisition de chaque image thermique avec le temps d'exposition du filtre correspondant.

Plage de lumière uniforme :

En théorie, sous l'hypothèse que le capteur CCD et le système optique soient parfaits, l'acquisition d'une image d'une surface homogène peu rugueuse et uniformément éclairée doit aboutir, après soustraction de l'offset et du signal thermique, à une image uniforme où tous les pixels ont la même valeur de niveau de gris. En pratique, c'est loin d'être le cas. La figure I.7 montre une image PLU que nous avons acquise. Le contraste y a été amélioré pour faciliter la visualisation.

Nous voyons pourtant apparaître un certain nombre de défauts, en particulier :

- le vignettage : l'image est plus claire au centre qu'aux bords ce qui varie avec la configuration optique utilisée (longue ou courte focale, grande ou petite ouverture),
- Des taches sombres, dues à la présence de défauts ou poussières sur le trajet optique, que ce soit sur le film protégeant le capteur CCD, sur l'objectif de mise au point, ou sur les filtres interférentiels,
- le fait que les éléments photosensibles du capteur n'ont pas tous exactement le même rendement, ce qui introduira aussi des variations de pixel à pixel sur l'image (même si ces variations peuvent s'avérer très faibles, il faut absolument les corriger car elles nuisent fortement à l'image finale, et surtout, on perdra la linéarité et la fiabilité des mesures.

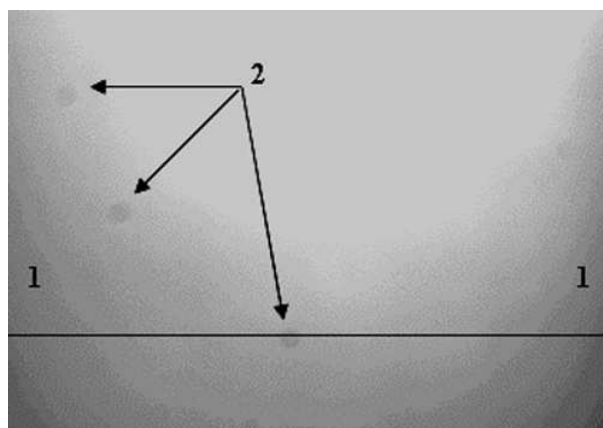


FIGURE I.7 – Exemple d'une image de PLU présentant des défauts de vignettage (1) et de taches de poussières ou de traces de doigts sur l'optique (2).

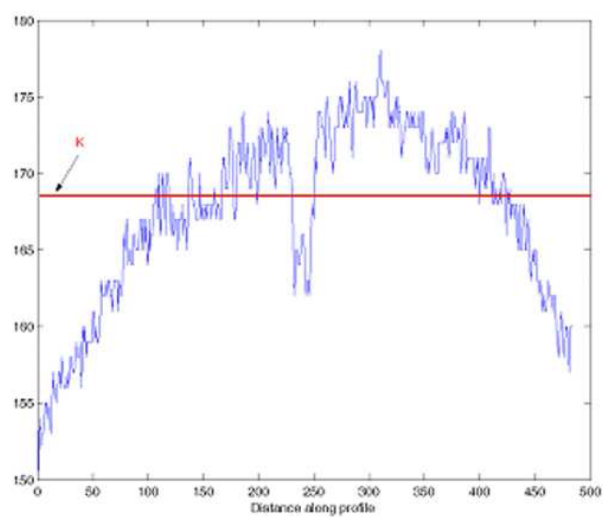


FIGURE I.8 – Profil de la ligne dessinée sur la figure I.7.

En traçant le profil de la ligne noire dessinée sur la figure I.7, nous obtenons la figure I.8. Nous pouvons facilement détecter tous les défauts décrits précédemment. Le vignettage est traduit par des niveaux de gris plus faibles sur les bords qu'au milieu de l'image. Les fluctuations rapides des niveaux de gris (même entre des pixels voisins) expriment leurs gains différents vis à vis du même stimulus. Finalement, la chute de niveaux de gris au milieu de l'image est due à la tache de poussières ou des doigts sur le filtre. La ligne rouge est le niveau théorique que doit avoir ce profil avec une valeur K . Cette valeur représente la moyenne de la région centrale de l'image PLU. Nous allons acquérir une image qui va être en mesure de corriger l'assombrissement dû au vignettage, poussières, ainsi que la différence de sensibilité entre les pixels. Le signal d'offset et thermique s'ajoutent au signal provenant de l'objet acquis : nous les supprimons donc par une soustraction d'image pixel à pixel. Par contre, une image PLU traduit le rapport dans lequel les différents éléments du capteur réagissent à un stimulus uniforme à l'origine.

Calibrage photométrique ou correction de la non-linéarité :

Le CCD est connu comme étant un bon outil de mesure photométrique. Cette propriété est due au fait qu'il est, en théorie, un dispositif linéaire. Cela veut dire qu'en dessous de l'état de saturation, une cellule du CCD capte la lumière de la même manière quand elle est vide que quand elle est à moitié chargée ou complètement chargée. Ainsi, elle délivre toujours un signal proportionnel à la quantité de lumière qu'elle reçoit. Cependant, en pratique, cette linéarité n'est pas toujours vérifiée comme l'ont remarqué Maître *et al.* [Maître 1996] et Farrell *et al.* [Farrell 1993].

La linéarité joue un rôle très important dans l'interprétation du signal puisque toute l'analyse que nous faisons en aval est basée sur un modèle de transfert opto-électronique linéaire. Dans cette perspective, nous consacrons cette section à l'examen et à la correction de la non-linéarité du capteur. Cette étape n'est possible qu'après avoir effectué les calibrages précédents. Nous expliquons maintenant en quoi consiste la non-linéarité et comment la corriger.

Au final, la correction se fait suivant l'équation suivante :

$$[U] = \frac{[R] - [O] - [T]}{[PLU][O][T_{PLU}]} \times K \quad (I.6)$$

avec $[U]$ l'image utile (créé par la lumière acquise), $[R]$ l'image brute, $[O]$ le signal d'offset, $[T]$ le bruit thermique, $[PLU]$ l'image de plage de lumière uniforme, $[T_{PLU}]$ le bruit thermique relatif à l'image PLU, et K une constante égale à la valeur moyenne de l'image PLU soustraite de l'offset et du thermique.

I.D Protocole d'acquisition

Les deux étapes de calibrage précédentes (spectral et géométrique) étant réalisées, il est maintenant possible d'acquérir autant de scènes que nous souhaitons tant que la configuration d'acquisition reste inchangée. Il suffit de placer l'objet à reconstruire dans le volume de travail calibré comme cela est montré sur la figure I.5. Puis, une image multispectrale de la scène est acquise sous la lumière diffuse ambiante et sans projection par le projecteur. C'est cette image qui sert à la reconstruction spectrale et permet d'attribuer un spectre de réflectance à chacun des points tridimensionnels reconstruits de la scène. Ensuite, un motif lumineux sous forme d'une

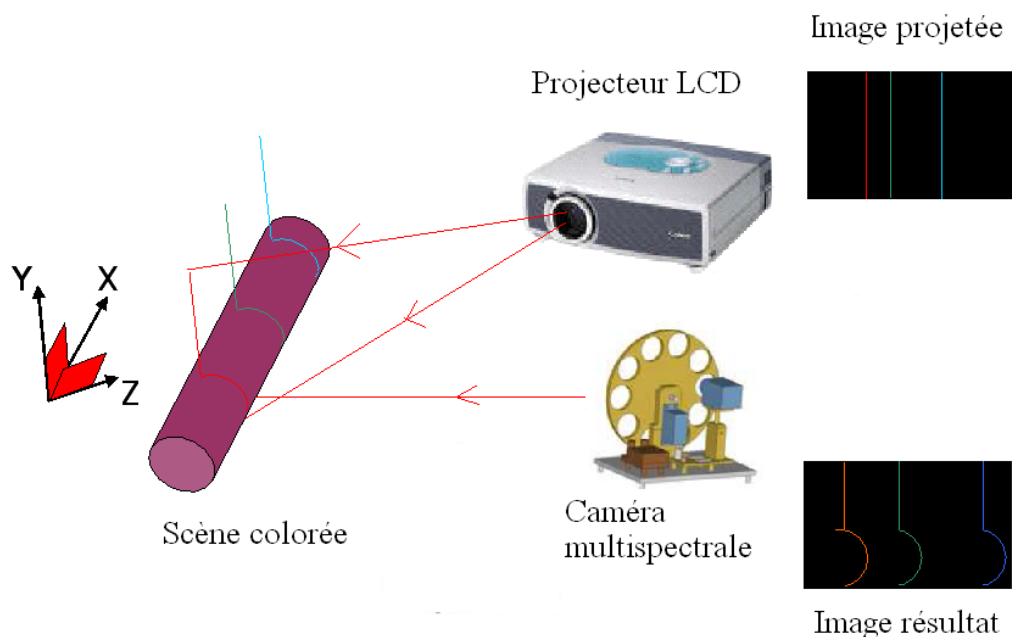


FIGURE I.9 – Principe du scanning actif utilisé par le scanner 3D multispectral.

une ligne verticale est émise par le vidéo-projecteur. Cette ligne a pour rôle de balayer horizontalement tout l'objet; elle doit être suffisamment intense afin qu'elle apparaisse sur la surface de la scène. Pour chaque position de cette ligne, une image panchromatique (correspondant à une position sans filtre) est acquise. C'est en observant les déformations subies par la ligne sur les images acquises que nous pouvons déduire l'information 3D de la scène. Le principe de cette méthode de scanning est illustré sur la figure I.9.

De plus, comme avec un scanner 3D commercial, il reste nécessaire d'acquérir l'objet sous plusieurs angles si nous souhaitons le reconstruire en entier. Ainsi après chaque série de scanning, nous tournons l'objet d'un certain angle.

La section suivante fait une description des traitements afin de reconstruire en 3D la surface des objets présents dans la scène.

I.E Reconstruction

I.E.1 Reconstruction géométrique

Pour balayer les objets, nous projetons une ligne blanche comme illustré sur la figure I.10. Cette projection représente un plan de lumière dans l'espace et la ligne blanche projetée visible sur la scène est l'intersection entre ce plan et les objets de la scène. Le système ayant été calibré géométriquement, nous sommes capables, à partir d'images prises par la caméra, de déterminer les coordonnées géométriques 3D de chaque point. La ligne parcourt la scène et une image est acquise à chaque pas. A partir de ces images, un algorithme va nous permettre d'obtenir des coordonnées dans un espace $X Y Z$ pour chaque pixel. Le nuage de points ainsi obtenu peut alors être triangulé dans le but de reconstruire le volume.

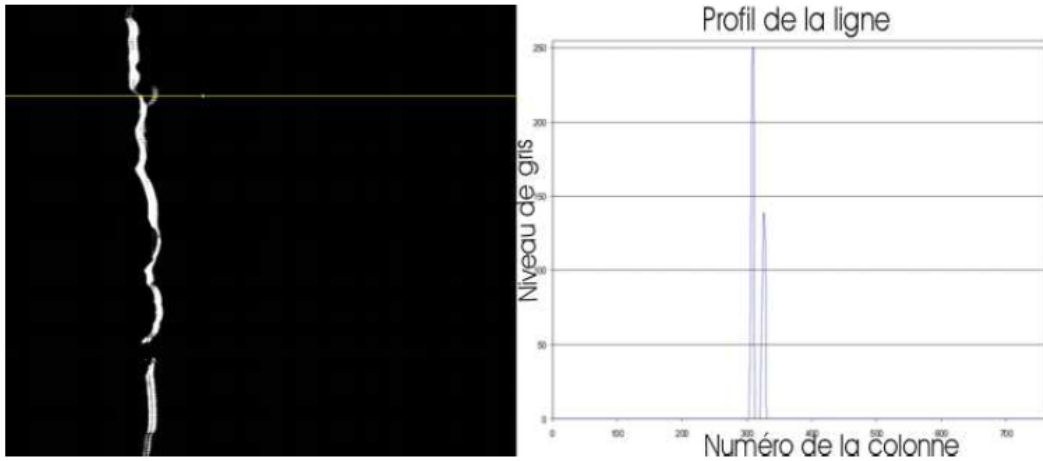


FIGURE I.10 – Image de la ligne déformée par l'objet scanné et profil de la ligne horizontale.

D'après les essais que nous avons fait auparavant, nous pouvons considérer que le vidéo-projecteur utilisé présente des distorsions négligeables. Nous pouvons donc admettre l'hypothèse suivante : la droite 2D dans le plan image du vidéo-projecteur décrit dans l'espace un plan 3D passant par le centre optique du vidéo-projecteur. La caméra et le projecteur étant placés à la même hauteur et à peu près à la même distance de la scène, la projection d'une ligne verticale est une configuration qui permet une reconstruction précise en 3D. On peut calculer l'équation du plan de vue à partir de cette ligne et du centre optique du projecteur. Le calcul de l'équation du plan 3D se fait en prenant trois points appartenant au plan : par exemple, le centre optique du vidéo-projecteur, le premier et le dernier point de la ligne projetée, tous trois exprimés dans le référentiel monde. Notons que l'origine de ce référentiel est située au niveau du plan le plus profond du volume de travail, en haut à droite de la scène.

Nous avons choisi d'acquérir les images dans le noir pour obtenir une ligne suffisamment lumineuse. Celle-ci se déforme selon le relief de l'objet. La figure I.10 en est un exemple.

Le graphique de droite montre le profil de la ligne horizontale dans l'image. La déformation de la ligne n'étant pas très importante, nous pouvons exploiter ces images ligne par ligne. Le profil de chacune des lignes de l'image considérée est relevé. D'après cette information, le point le plus lumineux est retenu. Par exemple, dans le cas précédent, seul le pic le plus haut est conservé. Pour scanner l'objet nous projetons successivement des lignes verticales pixel par pixel. En balayant toute la hauteur de l'image et en répétant l'opération sur toutes les images, nous pouvons relever tous les points de la scène. Leurs coordonnées (u_c, v_c) en pixels sont ainsi obtenus. Elles doivent être transformées, tout d'abord, pour prendre en compte les distorsions du capteur. La deuxième étape est l'expression dans le repère caméra qui est métrique :

$$x = \left[\frac{u_c - u_0 - \Delta u}{-du} \quad \frac{v_c - v_0 - \Delta v}{dv} \quad z \right] \quad (\text{I.7})$$

avec $\Delta u = K_1 r^2 (u_c - u_0)$ et $\Delta v = K_1 r^2 (v_c - v_0)$, $r^2 = (u_c - u_0)^2 + (v_c - v_0)^2$. K_1 est le coefficient de distorsions radiales. Une correction radiale est suffisante comme le montre [Tsai 1987]. Nous tenons compte ainsi des distorsions les plus dominantes et nous fixons $z = 1$ comme facteur d'échelle qui reste non calculé par la méthode de calibrage. Puis, il faut faire le changement

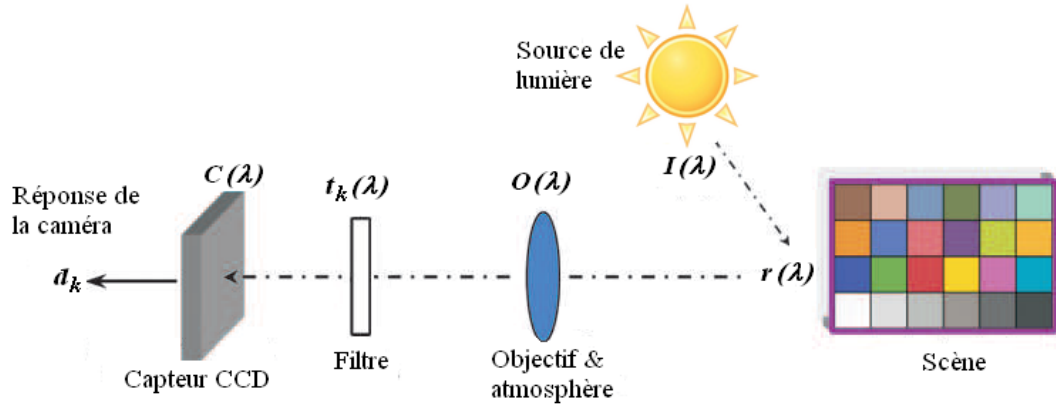


FIGURE I.11 – Modèle spectral de l'acquisition.

du repère caméra vers le repère monde. Une fois ces transformations effectuées, nous pouvons calculer le vecteur directeur de chacune des droites de vue passant par chacun des points détectés. Chaque droite de vue est exprimée par un vecteur directeur et un point d'application. Dans ce cas, le point d'application est le même pour chaque droite : le centre optique de la caméra.

Nous pouvons enfin calculer l'intersection du plan lumineux et des droites de vue en résolvant le système suivant :

$$a = \frac{1 - (O_c \times cp)}{V_c \times cp} \quad (\text{I.8})$$

avec cp matrice colonne des coefficients de l'équation du plan. Nous obtenons :

$$P = O_c + a \times V_c \quad (\text{I.9})$$

I.E.2 Reconstruction spectrale

Comme nous l'avons vu précédemment, la caméra multispectrale est basée sur une roue motorisée sur laquelle sont montés les filtres interférentiels, l'ensemble d'une série de pixels de coordonnées (x_i, y_i) , contient le spectre de réflectance associé. Ce spectre exprime, pour chaque valeur de longueur d'onde, la réflectance du point correspondant dans la scène en pourcentage d'un blanc de référence. Ce spectre est exprimé par une courbe possédant une valeur de 0 à 1 (ou 0 à 100%). Le but étant de trouver, à partir de la réponse de la caméra (M images monobandes), le spectre de réflectance en chaque pixel. Si la bande spectrale de travail est 300–1200 nm, à un vecteur de M niveaux de gris, nous voulons faire correspondre un vecteur de 181 valeurs (le pas d'échantillonnage est de 5nm). Cette étape est appelée reconstruction du spectre de réflectance ou simplement reconstruction spectrale. Pour y parvenir, nous établissons un modèle dans lequel nous tenons compte de la réponse spectrale de tous les éléments impliqués dans le processus d'acquisition. Ce modèle est illustré sur la figure I.11.

En se basant sur ce modèle, le signal d_k observé à la sortie de la caméra, relatif à un filtre k (avec $k = 1, \dots, M$), est donné par l'équation suivante :

$$d_k = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} I(\lambda)r(\lambda)c(\lambda)t_k(\lambda)o(\lambda)d\lambda + \eta_k \quad (\text{I.10})$$

où $I(\lambda)$ représente la radiance spectrale de l'illuminant, $r(\lambda)$ la réflectance spectrale de la surface, $c(\lambda)$ la sensibilité spectrale de la caméra, $t_k(\lambda)$ la transmittance spectrale relative au filtre numéro k , $o(\lambda)$ la fonction de transfert de l'optique et de l'atmosphère et η_k exprime le bruit spectral du $k^{\text{ème}}$ filtre. Ce bruit est dit spectral parce qu'il est propre à chaque canal. En effet, chaque canal du système dispose de son propre temps d'exposition en fonction de la transmittance du filtre. De ce fait, le bruit apparaissant dans chaque image monobande n'est pas le même. Dans la section I.C.2.b, nous avons indiqué que ce terme de bruit spectral était éliminé ou réduit significativement par les traitements que nous appliquons. L'équation I.10 peut donc être réécrite sous la forme :

$$d'_k = d_k - \eta_k = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} I(\lambda)r(\lambda)c(\lambda)t_k(\lambda)o(\lambda)d\lambda \quad (\text{I.11})$$

En considérant un transfert opto-électronique linéaire, le modèle spectral s'exprime par une simple multiplication de spectres (longueur d'onde par longueur d'onde). De ce fait, nous pouvons compacter la radiance de l'illuminant $I(\lambda)$, la sensibilité du capteur $c(\lambda)$, la réponse de l'optique et l'atmosphère $o(\lambda)$, et la transmittance du filtre $t_k(\lambda)$ dans la sensibilité spectrale du système relative au $k^{\text{ème}}$ canal $S_k(\lambda)$. Alors, l'équation I.11 devient :

$$d'_k = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} r(\lambda)S_k(\lambda)d\lambda \quad (\text{I.12})$$

Le passage du continu (écriture sous forme intégrale) au discret se fait en échantillonnant la gamme du spectre dans laquelle nous travaillons en N intervalles réguliers. Ainsi, nous pouvons réécrire l'équation I.12 en notation matricielle :

$$d'_k = S_k^t \mathbf{r} \quad (\text{I.13})$$

où $S_k = [s_k(\lambda_1)s_k(\lambda_2) \dots s_k(\lambda_N)]^t$ et $\mathbf{r}(\lambda) = [r(\lambda_1)r(\lambda_2) \dots r(\lambda_N)]^t$ sont respectivement les vecteurs contenant la sensibilité spectrale du système d'acquisition relative au $k^{\text{ème}}$ canal, et les réflectances spectrales. Le t est l'opérateur matriciel transposé.

Si l'on met les réponses des M canaux dans un seul vecteur \mathbf{d} et les sensibilités spectrales $S_k(\lambda)$ dans une matrice Φ telle que $\Phi = [S_1^t S_2^t \dots S_M^t]^t$, nous obtenons l'équation :

$$\mathbf{d}' = \Phi \mathbf{r} \quad (\text{I.14})$$

A partir de cette équation, nous souhaitons estimer le spectre \mathbf{r} connaissant la réponse de la caméra \mathbf{d} . Ce problème d'estimation de spectre de réflectance équivaut à trouver un opérateur \mathbf{Q} telle que :

$$\tilde{\mathbf{r}} = \mathbf{Q}\mathbf{d}' \quad (\text{I.15})$$

L'opérateur \mathbf{Q} va minimiser une distance entre un spectre estimé $\tilde{\mathbf{r}}$ et le spectre théorique \mathbf{r} . Cependant cette inversion n'est pas triviale. La matrice Φ n'est pas carrée ($M \times N$). Sa résolution numérique est instable ne respectant pas ainsi la troisième condition de Hadamard [Courant 1962]. À cela s'ajoute la présence du bruit qui peut rendre les solutions instables.

La nature mal posée du problème exige une certaine régularisation comme dans le cas de la restauration d'image. Suivant les techniques de reconstruction spectrale utilisée, il existe différentes méthodes de régularisation. Ribés Cortés a proposé dans [Ribés Cortés 2003], une classification de ces méthodes selon trois paradigmes : méthodes à base d'une inversion di-

recte, méthodes à base d'une inversion indirecte ou par apprentissage et enfin les méthodes de reconstruction par interpolation. Le but dans les deux premières méthodes est de reconstruire l'opérateur \mathbf{Q} alors que dans la troisième, cet opérateur n'est pas requis pour la reconstruction. Nous expliquons maintenant l'idée sous-jacente à chacun de ces paradigmes :

reconstruction par inversion directe : en partant des deux équations I.14 et equa I.15 et si on suppose que Φ est parfaitement connue, l'opérateur \mathbf{Q} n'est autre que son inverse. Cependant, cette opération va poser deux problèmes. D'abord, la détermination de Φ n'est pas une tâche facile. En effet, il faut caractériser individuellement la réponse spectrale des différents éléments que nous avons compactés dans l'opérateur Φ (la radiance de l'illuminant $I(\lambda)$, la sensibilité du capteur $c(\lambda)$, la réponse de l'optique et l'atmosphère $o(\lambda)$, et la transmittance du filtre $t_k(\lambda)$). Ceci exige du matériel coûteux pour être correctement effectué, un monochromateur en l'occurrence. De surcroît, même quand nous obtenons l'opérateur Φ suite à cette caractérisation individuelle des éléments, la matrice Φ n'est pas carrée. Nous devons utiliser des méthodes d'approximation pour l'inverser, comme la pseudo-inverse ou inverse généralisée de Moore-Penrose. Et, puisque la caractérisation s'est faite individuellement, le bruit lié aux conditions d'acquisition est ignoré rendant l'opération d'inversion très instable. Pour cette technique de reconstruction, l'opérateur \mathbf{Q} est :

$$\mathbf{Q} = p_{inv} \Phi \text{ ou } \mathbf{Q} = \Phi^t \quad (\text{I.16})$$

p_{inv} exprimant la pseudo inverse.

reconstruction par inversion indirecte ou par apprentissage : les méthodes inscrites dans ce paradigme n'exigent pas la connaissance de la matrice Φ contenant la réponse spectrale du système. Au contraire, elle cherchent à remonter directement à l'opérateur \mathbf{Q} . En effet, si l'on possède un jeu de patches dont les spectres de réflectances théoriques sont parfaitement connus et si nous acquérons une image multispectrale de ces patches, nous obtenons un ensemble de paires (\mathbf{d}'_p, r_p) où $p = 1, \dots, P$ est le nombre de patches. \mathbf{d}'_p est le vecteur de dimension M contenant la sortie de la caméra et r_p un vecteur de dimension N contenant le spectre de réflectance du $p^{\text{ème}}$ patch. La connaissance de ces paires permet d'inverser l'équation I.15. Notons \mathbf{R} la matrice de dimension $[N \times P]$ dont les colonnes sont les vecteurs r_p , et \mathbf{D}' la matrice de dimensions $[M \times P]$ contenant dans ses colonnes les vecteurs \mathbf{d}'_p . L'équation I.15 devient alors :

$$\mathbf{R} = \mathbf{Q}\mathbf{D}' \quad (\text{I.17})$$

où \mathbf{Q} est la matrice de dimension $N \times M$ représentant l'inverse de Φ non connu. La solution immédiate de ce système prend la forme :

$$\mathbf{Q} = \mathbf{R}\mathbf{D}'^{-1} \quad (\text{I.18})$$

où le problème se ramène maintenant à inverser \mathbf{D}' . Et, comme \mathbf{D}' n'est pas carré non plus, l'expression de l'opérateur \mathbf{Q} est :

$$\mathbf{Q} = \mathbf{R}p_{inv}\mathbf{D}' \quad (\text{I.19})$$

reconstruction par interpolation : le principe de cette méthode est complètement différent. En effet, aucune connaissance de l'opérateur Φ n'est requise. Le but est de reconstruire directement le spectre de réflectance par interpolation des points obtenus à



FIGURE I.12 – Résultat du scanning à l'aide du scanner 3D multispectral : (a) nuage de point, (b) surface triangulée, (c) résultat du scanner professionnel Minolta VIVID-910.

l'acquisition. On considère d'une façon sous-jacente les filtres comme des fonctions d'échantillonnage. Ce qui veut dire que les filtres doivent avoir des bandes passantes très étroites, idéalement des fonctions de Dirac et en nombre suffisamment élevé. De plus, il est toujours nécessaire de faire une normalisation des données à la sortie de la caméra car les transmittances des filtres ne sont pas identiques et la réponse spectrale du capteur n'est pas uniforme sur toute la gamme de longueurs d'ondes. Pour ce faire, il faut mesurer la réponse de la caméra à une scène parfaitement blanche pour déterminer les modifications à apporter aux réponses futures. Ensuite il faut transposer les valeurs obtenues à la sortie de la caméra qui sont des entiers entre 0 et 255 (niveaux de gris) en un pourcentage exprimant la réflectance. Notons que les contraintes des bandes passantes et du nombre de filtres nécessaires pour cette méthode de reconstruction ne correspondent pas au matériel que nous avons à notre disposition.

Pour la reconstruction spectrale, les deux premières méthodes exigent de calculer l'opérateur Q alors qu'il n'est pas indispensable de le calculer pour les méthodes du troisième paradigme. Nous avons décidé d'utiliser une reconstruction par inversion indirecte ou par apprentissage utilisant un réseau de neurones avec mémoire associative en cascade (Pour la description et les détails de ce réseau de neurone, se référer à [Mansouri 2005a, Mansouri 2005e, Mansouri 2005c, Mansouri 2005b]).

La méthode que nous utilisons pour le calibrage spectral consiste à acquérir une mire colorimétrique (charte ColorChecker[®] [X-Rite]) installée dans le volume de travail du scanner 3D multispectral, puis d'effectuer une mise en correspondance des spectres de réflectance de chaque patch de couleur de l'image multispectrale avec ceux acquis à l'aide d'un spectrophotomètre.

I.E.3 Résultats de reconstructions

Pour étudier l'erreur de reconstruction 3D, nous avons confronté le résultat de notre méthode de scanning avec le résultat d'un scanner professionnel, de type Minolta VIVID-910. La figure I.12 illustre le résultat du scanning du pichet à l'aide de ce scanner professionnel.

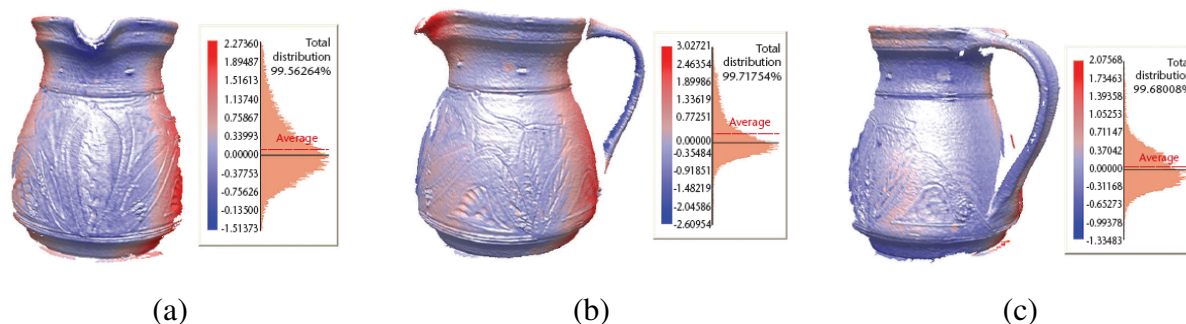


FIGURE I.13 – Comparaison entre les modèles reconstruits issues du scanner 3D multispectral et du scanner professionnel Minolta VIVID-910 : (a) vue de devant, (b) vue de côté (c) vue arrière.

Pour visualiser la reconstruction 3D, et de manière générale, manipuler les données 3D, nous avons utilisé un logiciel de visualisation 3D (Rapidform[®]). Notre reconstruction géométrique donne un faible nombre de points. Les algorithmes de triangulation contenus dans le logiciel ne sont pas prévus pour ce cas. C'est pourquoi, l'aspect de la surface reconstruite est légèrement granuleux.

Le logiciel utilisé nous permet de comparer un nuage de points avec une surface scannée. Tout d'abord, il faut recalcr le nuage de points par rapport à la surface scannée. Pour cela, nous avons utilisé une méthode de mise en correspondance basée sur l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) [Prieto 2000, Rusinkiewicz 2001], puis nous avons calculé la carte des distances entre le nuage de points recalés et la surface scannée. Le résultat est présenté figure I.13.

Nous pouvons observer que la distribution des valeurs est très concentrée. La moyenne de l'écart est de $-0,2\text{mm}$, et 80% des valeurs sont comprises entre $-0,7$ et $0,8\text{mm}$. Sur la figure, nous remarquons très clairement que les fortes erreurs sont sur les bords de l'objet et au niveau des fortes courbures. La méthode de scanning que nous avons utilisée entraîne de telles erreurs parce que nous n'avons qu'une seule caméra et donc une faible précision en profondeur dès que l'on quitte l'axe de la caméra. Les erreurs les plus importantes se situent également au niveau des bords des objets. Ceci peut être expliqué par le fait que la ligne projetée a tendance à s'étaler sur les bords des objets. De plus, dans l'image acquise, nous n'obtenons pas une ligne mais une bande, faisant perdre ainsi de la précision.

D'un autre coté, l'utilisation de la caméra multispectrale nous permet de remonter à la réflectance spectrale des surfaces de la scène. Pour valider la reconstruction du spectre de réflectance par la méthode proposée, nous avons fait une comparaison, pour une vingtaine de pixels, entre le spectre mesuré à l'aide du spectrophotomètre et celui reconstruit à partir de la réponse de la caméra multispectrale.

La figure I.14 illustre deux exemples de ces reconstructions. Les critères de comparaison (détaillé dans la section III.E) apparaissent en bas de chaque figure. Les résultats sont satisfaisants visuellement et au sens des métriques. En effet, les spectres reconstruits présentent peu d'erreurs par rapport à ceux obtenus par le spectrophotomètre.

L'aspect visuel de l'objet reconstruit reste granuleux à cause du nombre de points d'acquisition qui reste inférieur à un scanner classique. Des efforts restent à fournir pour améliorer la précision géométrique.

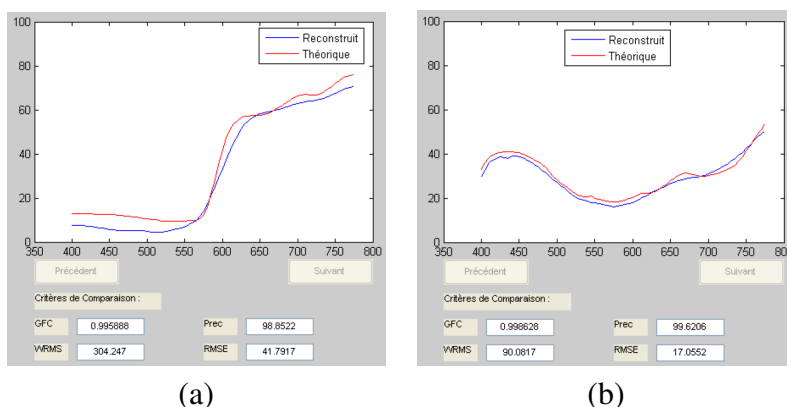


FIGURE I.14 – Exemple de spectres reconstruits : (a) méthode de référence, (b) Deuxième structure en cascade.

Nous utilisons une méthode de scanning très simple. A savoir, nous avons utilisé le vidéo-projecteur comme un projecteur LASER, en lui faisant projeter l'image d'une ligne verticale qui balaye la scène par pas de 1 pixel. Après un calcul simple, nous avons déduit la limite de résolution du vidéo-projecteur. En effet, une image de 1024×768 pixels projetée à 2,80 m donne, d'après la notice technique, une projection de 1361×1021 mm. Donc, la projection d'un pixel se fait sur 1,33 mm sur la scène. évidemment, la précision géométrique n'est pas très importante. Des améliorations au niveau de la projection et de reconstruction géométriques sont à faire en vue d'une utilisation plus large d'un tel système.

I.F Simulation

Une fois que l'on dispose de la scène 3D reconstruite, chaque point 3D se voit ainsi associée un spectre de réflectance. De cette manière, nous disposons d'une scène 3D spectrale. Une méthode de visualisation que nous appelons perceptive consiste à multiplier le spectre relatif à chaque point 3D reconstruit par le spectre d'un illuminant standard, par exemple D65 ou A (figure I.15). Puis, nous projetons sur les fonctions colorimétriques de base du CIE, par exemple RVB (figure I.16). Nous obtenons ainsi pour chaque point 3D les valeurs du triplet chromatique rouge, vert et bleu (RVB) exprimant sa couleur sous un illuminant donné. Finalement, chaque point relevé à l'aide du scanner 3D multispectral est décrit par :

- Deux coordonnées (u, v) sur une image exprimé en pixels.
- Trois coordonnées spatiales (X, Y, Z) exprimés en mm.
- Un vecteur de N valeurs exprimant son spectre de réflectance.

Complété par un tristimulus RVB exprimant sa couleur sous un illuminant donné lors de la visualisation.

À partir du moment où nous disposons du spectre de réflectance de chaque point 3D, nous sommes en mesure de simuler et de visualiser la scène telle qu'elle sera sous différents illuminants. Afin de mettre en valeur ce point, la figure I.17 présente deux scènes 3D reconstruites, visualisées sous les illuminants standards A et D65 du CIE. Nous remarquons que pour un point donné, la couleur, résultat de la visualisation de la scène, change complètement quand nous modifions l'illuminant, alors que le spectre de réflectance est le même à l'origine.

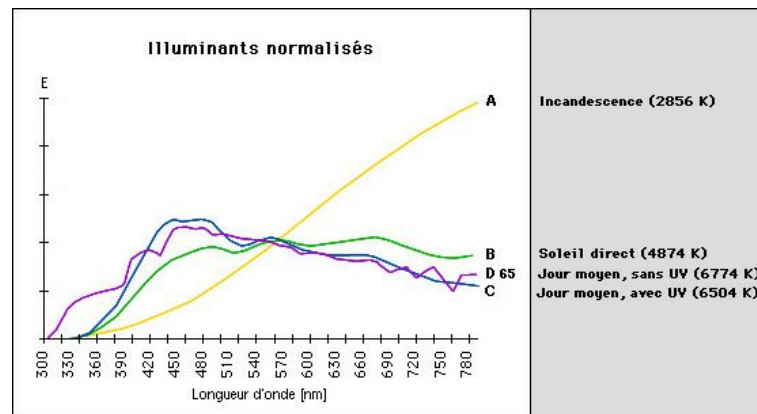


FIGURE I.15 – Quelques illuminants standard du CIE.

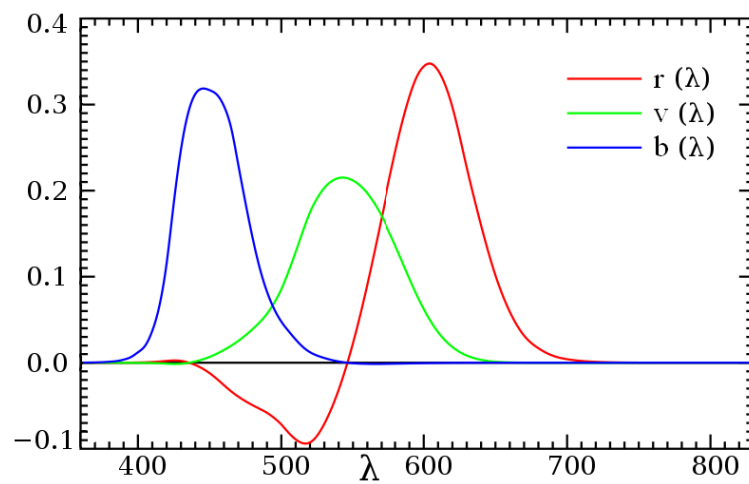


FIGURE I.16 – Fonctions colorimétriques du système RVB.

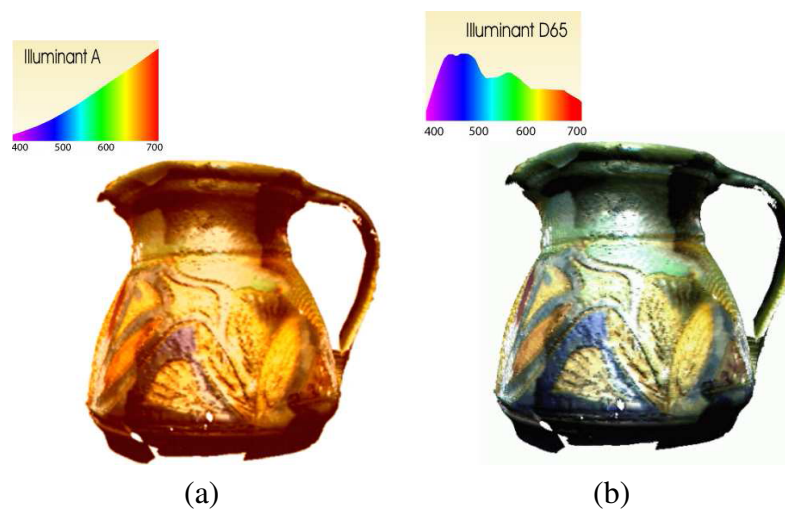


FIGURE I.17 – Simulation d'illuminant : (a) illuminant A du CIE et (b) illuminant D65 du CIE.

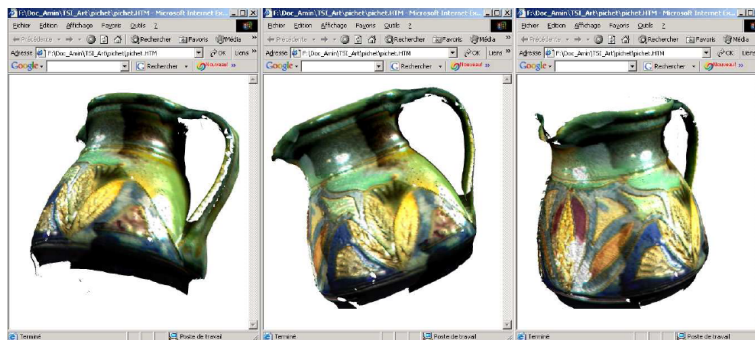


FIGURE I.18 – Simulation de l'objet reconstruit dans un navigateur Web.

Ce genre de manipulation peut être intéressant pour des objets d'art tridimensionnels dans le cadre d'applications multimédias de type musée virtuel. En effet, en utilisant le fichier contenant les coordonnées 3D ainsi que les triplets RVB associées, nous pouvons visualiser les objets reconstruits en leur faisant subir toutes les rotations possibles. La figure I.18 est une illustration de ce genre de manipulations que nous avons faites sur le pichet reconstruit en utilisant le navigateur Web.

Le système que nous proposons peut également servir pour la numérisation fidèle des objets d'archéologie, pour numériser des peintures rupestres avec le relief de la paroi, ou bien pour numériser les parois des grottes à fresques. En effet, ces objets sont très fragiles et finiront un jour par disparaître quels que soient les moyens mis en œuvre pour les conserver. Le fait de les numériser préservera cette mémoire, du moins virtuellement.

I.G Format des données acquises

Après l'acquisition et les différents opérations effectuées (près et post-traitements), il est nécessaire de lister les différentes données et les différents formats de nos objets 3D.

Après l'acquisition l'objet 3D spectral se retrouve sous la forme d'un cube hyperspectral comportant les réflectance de chaque point de la scène acquise, pour lequel chaque pixel est repérer par son couple de coordonnées (u, v) de l'espace image, ainsi qu'un triplet de coordonnées (X, Y, Z) de l'espace objet.

Lors de l'acquisition l'arrière plan de la scène est enregistré dans le cube hyperspectral. Ces données étant inutiles (n'ayant pas de rapport avec l'objet acquis), il est nécessaire de modifier les données pour limiter la place mémoire occupée. Nous ne garderons donc que les données associées à l'objet scanné. Le couple de coordonnées (u, v) est aussi inutile car il n'est utile que durant l'acquisition.

En supprimant toutes les informations inutiles l'objet 3D spectral ne consiste plus qu'en :

- trois coordonnées spatiales (X, Y, Z) ,
- un vecteur de N valeurs, associé à chaque point du modèle, exprimant son spectre de réflectance.

Ce format ne permettant pas directement la visualisation de l'objet 3D spectral, l'objet n'étant représenté que sous la forme d'un nuage de points. Il est donc nécessaire d'utiliser un format pour permettre la visualisation. Nous représenterons donc les objets 3D issus du scan-

ner 3D multispectral sous la forme d'un maillage 3D, avec un vecteur de N valeurs associé à chaque point de ce maillage. C'est ce que nous allons aborder dans le chapitre suivant.

I.H Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un scanner 3D multispectral. Ce scanner consiste en un système de stéréovision active basé sur un projecteur et une caméra. La particularité de cette dernière est d'être une caméra multispectrale. L'apport principal du scanner 3D multispectral revient à la possibilité de reconstruire et d'associer un spectre de réflectance pour chacun des points 3D d'une scène. Ainsi, ce concept apporte une information en plus qui contribue à une représentation multidimensionnelle des objets.

Nous avons décrit le scanner 3D multispectral et le principe de scanning que nous proposons. Nous avons exposé quelques résultats qui démontrent la pertinence de l'apport de ce système. Les erreurs mesurées, aussi bien au niveau géométrique que spectral, restent faibles. Le protocole d'acquisition est à améliorer afin de gagner en précision géométrique. Nous avons également proposé et présenté des simulations qui peuvent être intéressantes dans le domaine de l'art. En effet, l'utilisation du système proposé permet bien entendu de visualiser les œuvres avec une haute fidélité des couleurs mais aussi de prévisualiser virtuellement le rendu d'une œuvre sous différents illuminants (application pratique pour un musée virtuel) ou d'étudier l'évolution colorimétrique d'une œuvre au cours du temps (application pratique en restauration).

Les résultats de ce chapitre ont fait l'objet d'une publication dans une communication nationale avec comité de sélection [Delcourt 2008].

Représentation des données 3D spectrales

Sommaire

II.A Introduction	28
II.B Maillages 3D	28
II.B.1 Triangulation	28
II.B.2 Géométrie et connectivité des maillages 3D	30
II.B.3 Attributs des maillages	30
II.B.4 Les différents types de maillages	32
II.B.5 Concepts de base associés aux maillages	33
II.C Compression appliquée aux objets 3D spectraux	36
II.D Conclusions	42

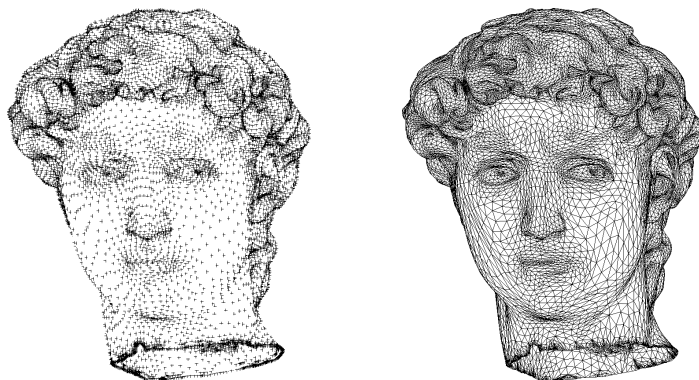


FIGURE II.1 – Exemple d'un nuage de points 3D et du modèle triangulé associé.

II.A Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons vu que les données acquises par le scanner 3D multispectral ne permettent pas encore de visualiser les objets 3D spectraux. Avant d'y parvenir, il est nécessaire d'effectuer plusieurs traitements. Les données issues du scanner ne sont représentables que sous la forme d'un *nuage de points*, il est nécessaire de créer les surfaces de l'objet 3D. Pour se faire nous devons effectuer une étape dite de *triangulation* (figure II.1).

Dans notre étude, nous nous intéressons uniquement aux maillages triangulaires. Les maillages triangulaires représentent un objet 3D sous forme d'une surface constituée de sommets reliés entre eux par des faces triangulaires. Des attributs, tels que la couleur ou la texture, peuvent être ajoutés à l'objet 3D dans le but d'ajouter des caractéristiques physiques. La prise en compte des attributs est très importante car elle renseigne sur l'apparence ou sur certaines propriétés de l'objet. Dans notre cas la réflectance sera associée aux objets 3D en tant qu'attributs.

Les données acquises par le scanner 3D ne comportent que les sommets et les spectres de réflectance associés. Nous ne disposons pas des triangles nécessaires au maillage. Pour créer les faces, il est donc nécessaire de passer par une étape de maillage (ou triangulation), afin de relier les points entre eux.

Dans ce chapitre nous aborderons la représentation des objets 3D spectraux. Dans un premier temps nous présenterons les maillages 3D et en premier lieu des techniques de maillages puis de remaillage. Nous aborderons ensuite les différentes méthodes de compression existantes associées aux maillage 3D. Nous présenterons finalement nos travaux relatifs à la compression des objets 3D spectraux.

II.B Maillages 3D

II.B.1 Triangulation

Un maillage triangulaire peut facilement être construit à partir des acquisitions de notre scanner 3D. En effet, les points sont paramétrés sur une grille rectangulaire. Ils ont tous le même type de voisinage : quatre voisins de premier ordre et quatre voisins de second ordre. La création de maillage s'effectue dans ce cas en deux étapes. La première consiste à créer des polygones rectangulaires en reliant chaque sommet avec ses voisins du premier ordre : deux

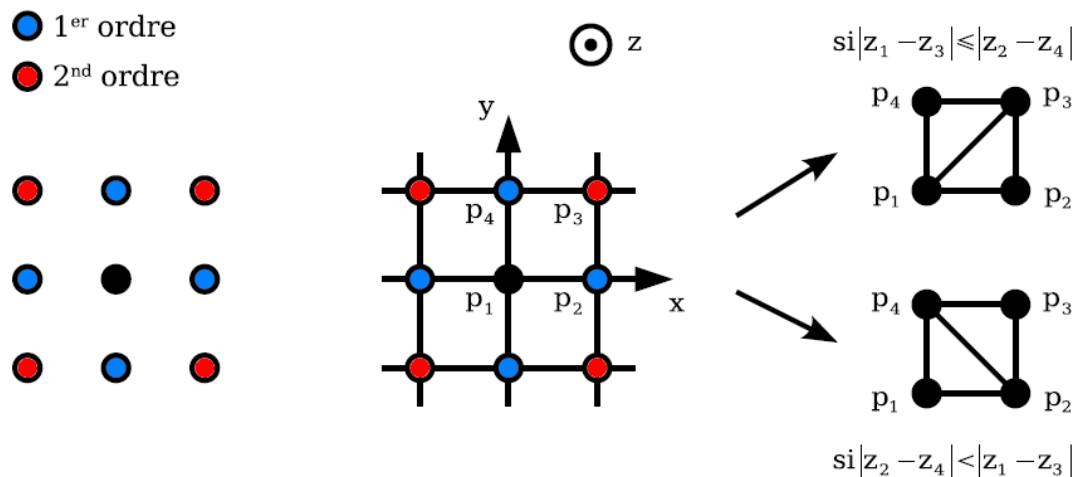


FIGURE II.2 – Triangulation d’une image de profondeur. Gauche : le voisinage d’un point de la grille. Des polygones rectangulaires sont d’abord créés (centre), puis les faces triangulaires en fonction de la profondeur des points (droite).

suivant l’axe x et deux suivant l’axe y . La seconde étape subdivise chaque polygone en deux faces triangulaires. Il y a deux possibilités pour séparer le rectangle en deux. Soit z_1, z_2, z_3 et z_4 les profondeurs respectives des sommets v_1, v_2, v_3 et v_4 du polygone rectangulaire :

- si $|z_1 - z_3| \leq |z_2 - z_4|$ alors v_1 est relié à v_3 ,
- si $|z_2 - z_4| \leq |z_1 - z_3|$ alors v_2 est relié à v_4 .

La figure II.2 illustre ce principe de triangulation. L’étude de la discontinuité entre un point et ses voisins au cours de l’élaboration du maillage permet d’éliminer les faces qui relient des points dont la différence de profondeur est trop élevée pour la globalité du maillage. Le choix d’un seuil approprié autorise en partie l’élimination des points bruités. Ce seuillage met aussi en évidence les discontinuités de la surface de l’objet. Cette opération peut s’effectuer lors de la reconstruction. Des algorithmes de segmentation permettent aussi une séparation des éléments constituant l’objet [Rössl 2000, Page 2003].

Les objets 3D que nous utiliserons sont représentés sous forme de maillages 3D. Ces maillages sont composés de trois différents éléments :

les sommets (ou *vertices* en anglais). La géométrie de l’objet 3D est représentée par ses sommets. Chaque sommet est codé grâce à ses coordonnées (X, Y, Z) , représentant sa position dans l’espace objet (\mathbb{R}^3).

les faces. La topologie de l’objet 3D est représentée par ses faces. Chaque face est codée par le nombre de points la constituant, la majorité des maillages 3D utilisent des faces triangulaires, c’est aussi ce que nous utiliserons dans nos travaux.

les attributs. Les informations complémentaires associées au maillage 3D sont représentées par les attributs. Un maillage peut avoir plusieurs attributs qui peuvent être de différentes natures (composante couleur, température, matériaux, ...). Dans notre cas, l’objet 3D aura son spectre de réflectance et une couleur simulée comme attributs.

II.B.2 Géométrie et connectivité des maillages 3D

Intuitivement un maillage représente une surface plane continue par morceaux, constituée de faces triangulaires collées ensemble le long de leurs arêtes. Il est important de conserver la distinction entre la connectivité du maillage, et sa géométrie. La position des sommets représente la géométrie du maillage, et les faces triangulaires représentent la surface et la connectivité du maillage. La connectivité d'un élément du maillage est la définition des connexions, au niveau de cet élément, entre ses sommets. Un maillage triangulaire \mathcal{M} est représenté comme un couple :

$$\mathcal{M} = (\mathcal{V}, \mathcal{K}) \quad (\text{II.1})$$

où \mathcal{V} est l'ensemble des sommets du maillage, et \mathcal{K} la topologie du maillage. La géométrie du maillage est représentée par le nuage de points \mathcal{V} défini comme l'ensemble :

$$\mathcal{V} = (\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_n), \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3, 1 \leq i \leq n, \quad (\text{II.2})$$

avec n le nombre de sommets dans le maillage. La topologie \mathcal{K} définit la connectivité des sommets, arêtes et faces du maillage. Plus précisément, \mathcal{K} est un *complexe simplicial* [Spanier 1994, Kinsey 1993]. Un complexe simplicial abstrait \mathcal{K} est un ensemble $\{v\}$ de sommets et un ensemble $\{s\}$ de sous-ensembles finis et non-vides de $\{v\}$ appelés simplexes, tel que chaque sous-ensemble non-vide d'un simplexe dans \mathcal{K} est un simplexe dans \mathcal{K} . La dimension d'un simplexe est définie comme le nombre de sommets par élément moins un. La dimension d'un complexe est celle du plus grand simplexe qu'il contient. La réalisation graphique d'un simplexe peut être vue comme un polyèdre prenant appui sur ses sommets. Le complexe simplicial \mathcal{K} de dimension 2, composant un maillage triangulaire \mathcal{M} est constitué des simplexes suivants :

- un ensemble de sommets indexés $\mathcal{K}_0 = \{\{1\}; \{2\}; \{3\}; \dots\}$,
- un ensemble d'arêtes indexées $\mathcal{K}_1 = \{\{1, 2\}; \{2, 3\}; \{1, 3\}; \dots\}$,
- un ensemble de faces indexées $\mathcal{K}_2 = \{\{1, 2, 3\}; \dots\}$,

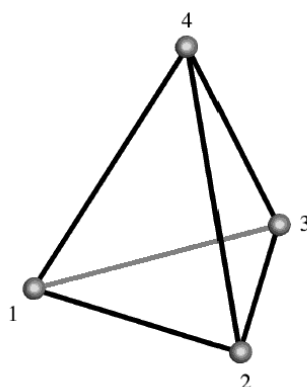
où $\mathcal{K} = \bigcup_{k=0}^2 \mathcal{K}_k$ et \mathcal{K}_k le simplexe de dimension k . La numérotation des sommets et arêtes est prédéfinie de manière à induire implicitement certaines propriétés. En particulier, la liste orientée des numéros de sommets permet, pour chaque face, de définir une normale orientée [Frey 1999]. La figure II.3 représente un tétraèdre.

II.B.3 Attributs des maillages

La structure du maillage ne dépend que des positions $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, z_i)$ des sommets v_i dans l'espace \mathbb{R}^3 . Une propriété essentielle des maillages triangulaires est la possibilité d'ajouter d'autres types d'information à la géométrie. Ces informations, appelées attributs, sont associées à chaque sommet v_i composant un maillage \mathcal{M} . Deux types d'attributs peuvent être différenciés, les attributs géométriques et les attributs d'apparence.

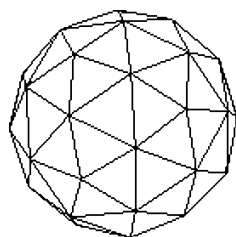
II.B.3.a Attributs géométriques

La géométrie d'un maillage est représentée par la position des sommets dans \mathbb{R}^3 . Nous considérons la position $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, z_i)$ d'un sommet v_i comme un attribut géométrique. A noter que cet attribut est obligatoire pour créer un maillage. La géométrie d'un maillage triangulaire et la distribution de ses faces dans l'espace \mathbb{R}^3 nous permettent de définir des paramètres qui

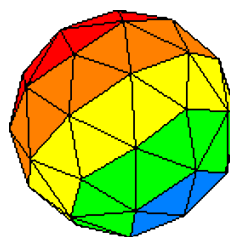


$$\begin{aligned} \text{Sommets : } \mathcal{K}_0 &= \{\{1\}; \{2\}; \{3\}; \{4\}\} \\ \text{Arêtes : } \mathcal{K}_1 &= \{\{1, 2\}; \{1, 3\}; \{1, 4\}; \{2, 3\}; \{2, 4\}; \{3, 4\}\} \\ \text{Faces : } \mathcal{K}_2 &= \{\{1, 3, 2\}; \{1, 2, 4\}; \{2, 3, 4\}; \{1, 4, 3\}\} \end{aligned}$$

FIGURE II.3 – Un tétraèdre et son complexe simplicial.



(a) Maillage



(b) Maillage coloré

FIGURE II.4 – Objet 3D coloré. Les attributs de couleurs sont définis pour chaque sommet du maillage.

nous renseignent sur sa structure. La géométrie différentielle appliquée aux surfaces permet d'étudier les propriétés locales de la géométrie d'un maillage [do Carmo 1976].

II.B.3.b Attributs d'apparence

Il est possible d'ajouter des attributs d'apparence définis en chaque sommet. Ces informations sont aussi dites *attributs physiques* [Frey 1999]. Par exemple, une couleur $c_i = (r_i, g_i, b_i)$ peut être définie en chacun des sommets v_i . La couleur des faces est ensuite interpolée en fonction de la couleur des sommets composant la face. La figure II.4 montre un exemple de maillage avec attributs de couleur définis aux sommets. Ce schéma de représentation de la couleur sur un maillage est limité par la résolution des sommets qui est dépendante de l'espacement entre les sommets.

La qualité visuelle de l'objet peut être améliorée en appliquant une texture. La qualité visuelle dépend alors de la résolution de la texture. La texture est une image qui peut représenter une propriété physique d'un objet. Ainsi la texture peut décrire la couleur *réelle* de l'objet, mais elle peut aussi décrire des grandeurs physiques telles que la température, le niveau de certaines radiations, la nature chimique, un code d'indentification d'une grandeur quelconque, ..., (re-

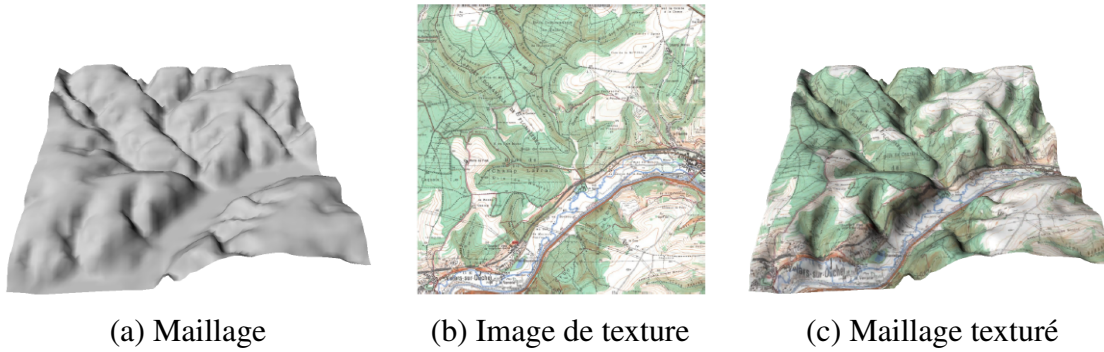


FIGURE II.5 – Objet 3D texturé. L’image de texture (b) est plaquée sur le modèle numérique de terrain (a) pour donner le modèle texturé ou *habillé* (c).

présentée en niveau de gris ou en fausses couleurs). L’image de texture est plaquée sur l’objet 3D à l’aide des coordonnées de texture $\mathbf{t}_i = (r_i, s_i)$ associées à chaque sommet v_i [Foley 1995]. La figure II.5 montre un exemple de maillage avec une texture.

D’autres types d’attributs peuvent évidemment être ajoutés aux sommets d’un maillage. Par exemple les données météorologiques contiennent beaucoup d’attributs (température, pression, humidité, ...) en plus des données de terrain (longitude, latitude et élévation, les stations météorologiques enregistrant les données). La visualisation de ces données requiert une gestion avancée des attributs en plus de la géométrie du maillage pour une exploitation efficace des données par les utilisateurs [Walter 2001].

II.B.4 Les différents types de maillages

Pour manipuler des maillages, il est utile de définir la notion de voisinage sur un complexe simplicial [Hoppe 1994]. Le voisinage est une information additionnelle construite à partir de la connectivité du maillage. Un élément d’un simplexe s est défini comme un sous-ensemble de s , et le voisinage simplicial d’un ensemble de simplexes $\mathcal{J} \subset \mathcal{K}$ est défini comme l’ensemble de tous les simplexes s tels que s soit un élément du simplexe $s' \in \mathcal{K}$ qui a un élément s'' dans \mathcal{J} :

$$\mathcal{N}(\mathcal{J} = \{s \in \mathcal{K} \exists s'' \in \mathcal{J}, s' \in \mathcal{K} \text{ telque } s'' \cup s \subset s'\}) \quad (\text{II.3})$$

En d’autres termes, un simplexe \mathcal{J} de type sommet, arête ou face est adjacent à l’ensemble des simplexes \mathcal{S} si celui-ci partage un ou plusieurs simplexes avec \mathcal{S} . La figure II.6 montre quelques exemples de voisinages $\mathcal{N}(\mathcal{J}, \mathcal{K})$.

La définition du voisinage d’un maillage permet de le classer comme maillage de type à variété uniforme (*manifold*) ou à non-variété (*non-manifold*). Un maillage est dit à variété uniforme sans bords si ses arêtes internes sont communes à exactement deux faces, et à variété uniforme avec bords si pour quelques arêtes on ne trouve qu’une seule face (présence de *trous* dans l’objet). La variété avec bords forme une surface ouverte et la variété sans bords forme une surface fermée. Dans les autres cas, le maillage est dit à non-variété.

Pour générer des maillages 3D une multitude de méthodes différentes peuvent être utilisées (logiciel de modélisation, acquisition avec un scanner 3D, calculs par éléments finis). Ainsi, suivant la valence des sommets (nombre de sommets voisins liés par une arête à ce sommet)

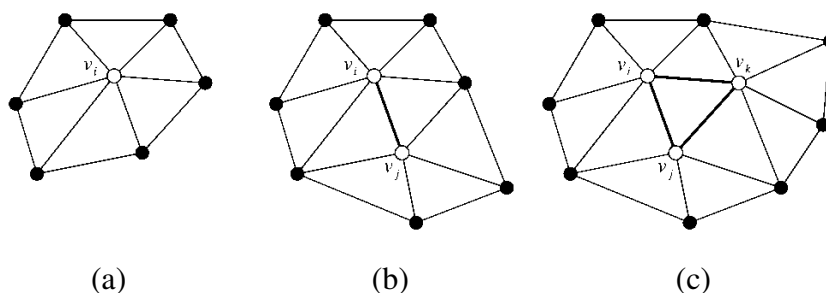


FIGURE II.6 – Exemple de voisinages sur un maillage $\mathcal{M} = (\mathcal{V}, \mathcal{K})$ avec (a) voisinage $\mathcal{N}(\{i\}, \mathcal{K})$ d'un sommet $\{i\}$, (b) voisinage $\mathcal{N}(\{i, j\}, \mathcal{K})$ d'une arête $\{i, j\}$, et (c) voisinage $\mathcal{N}(\{i, j, k\}, \mathcal{K})$ d'une face $\{i, j, k\}$.

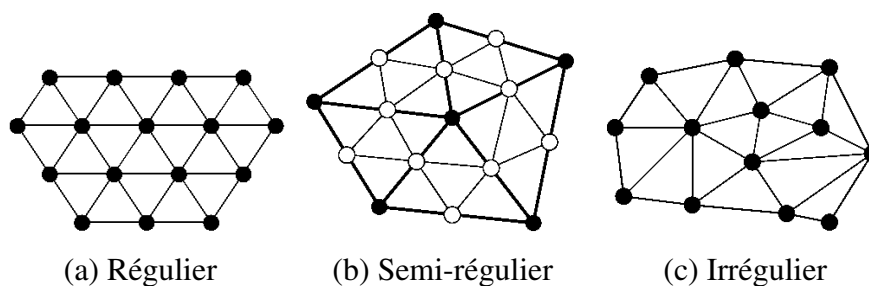


FIGURE II.7 – Différents types topologiques de maillage triangulaires.

plusieurs types de topologies de maillages triangulaires sont différentiables [Guskov 1999] (figure II.7) :

les maillages réguliers , ils sont généralement obtenus avec les scanners 3D. Ces derniers génèrent une image de profondeur qui est une projection d'une scène 3D sur une grille uniforme, attribuant ainsi une valence 6 à tous les sommets intérieurs.

les maillages semi-réguliers , ils sont obtenus suite à une ou plusieurs étapes de subdivision uniforme. Tous les sommets insérés par la subdivision ont une valence 6 tandis que les sommets du maillage initial ont une valence quelconque.

les maillages irréguliers sont généralement obtenus suite à une reconstruction complète d'un objet ou d'une scène réelle. La reconstruction est effectuée en fusionnant plusieurs maillages réguliers (provenant d'images de profondeur par exemple), créant ainsi un maillage dont les sommets ont une valence quelconque.

II.B.5 Concepts de base associés aux maillages

Un certain nombre de définitions et de concepts permettant la compréhension de maillages 3D sont présentés dans cette section. Des définitions plus détaillées peuvent être trouvées dans [Edelsbrunner 2001, Kahn 1995, Gross 2006].

Deux objets A et B sont dits *homéomorphes*, si A peut être étiré ou plié sans déchirure sur B . Un maillage 3D est dit à *variété uniforme (manifold)* si chacun de ses points a un voisinage homéomorphe à un disque ouvert ou à un demi-disque. Dans un maillage à variété uniforme,

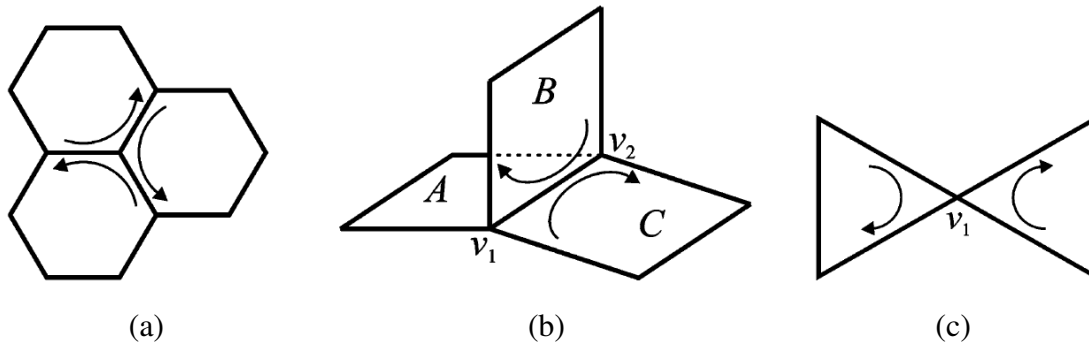


FIGURE II.8 – Exemples de maillages (a) à variété uniforme orientable, (b) à non-variété non-orientable, et (c) à non-variété orientable.

le contour est composé des points qui n'ont pas de voisinage homéomorphe à un disque ouvert mais ayant un voisinage homéomorphe à un demi-disque. En compression de maillage 3D, un maillage de variété uniforme avec un voisinage est fréquemment pré-converti en maillage à variété uniforme sans voisinage en ajoutant un sommet fictif à chaque boucle de voisinage. En reliant le sommet fictif à chaque sommet sur la boucle de voisinage. (Figure II.8 : (a) maillage à variété unique, alors que (b) et (c) sont des maillages à non-variété ou *non-manifold*. (b) est un maillage à non-variété étant donné que chaque points de l'arrête (v_1, v_2) n'a pas de voisinage homéomorphe à un disque ouvert ou à un demi-disque. De manière similaire dans (c), le sommet v_1 n'a pas de voisinage homéomorphe à un disque ouvert ou à un demi-disque.)

L'orientation d'un polygone peut être spécifiée par l'ordre des sommets de son contour. Les orientations de deux polygones adjacents sont dit *compatibles* si elles imposent des directions opposées sur leurs arêtes communes. Un maillage 3D est dit orienté s'il existe un arrangement de l'orientation des polygones pour lequel chaque paire de polygones adjacents est compatible. (Figure II.8 : (a) et (c) sont orientable en suivant l'orientation compatible indiqué par les flèches. Par contraste, (b) n'est pas un maillage orientable, car trois polygones partagent l'arête (v_1, v_2) . Quand les polygones B et C sont compatibles, il est impossible de trouver une orientation du polygone A qui permet de rendre compatible A avec B et C .)

Le genre d'un maillage à variété uniforme orientable connecté sans contour est défini par le nombre de *poignées*. Par exemple, il n'existe pas de poignée dans une sphère, une poignée dans un tore et deux poignées dans un maillage en forme de huit (figure II.9), ils sont respectivement de genre 0, 1 et 2. Un maillage homéomorphe à une sphère est dit *maillage simple*.

La formule d'Euler d'un maillage à variété unique orientable connecté sans contour est donné par :

$$v - e + f = 2 - 2g \quad (\text{II.4})$$

où v , e et f sont respectivement, les nombres de sommets, d'arêtes et de faces composant le maillage à variété unique, et g et le genre du maillage.

En supposant qu'un maillage triangulaire à variété unique contient un nombre suffisamment grand d'arêtes et de triangles, et que le rapport entre le nombre d'arêtes du contour et le nombre d'arêtes ne faisant pas partie du contour est négligeable, alors nous pouvons approximer le nombre d'arêtes par :

$$e \simeq \frac{3f}{2} \quad (\text{II.5})$$

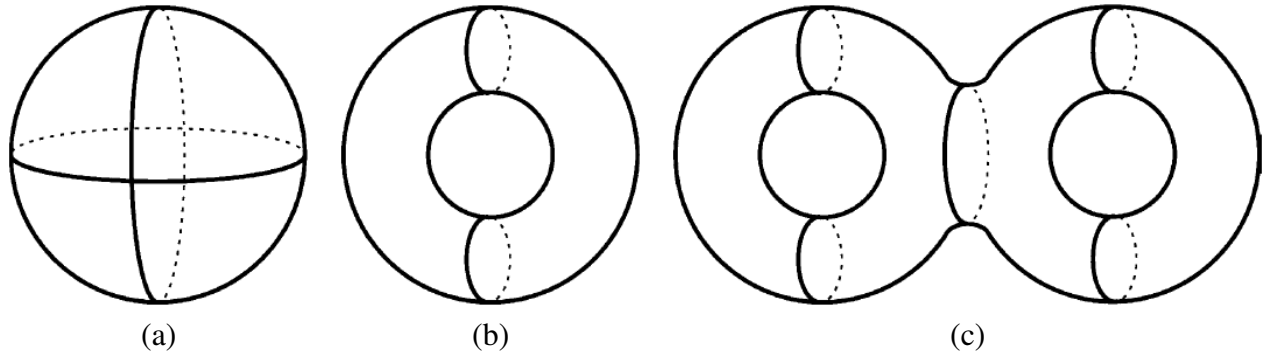


FIGURE II.9 – Une sphère (a), un tore (b), et un maillage en forme de huit (c).

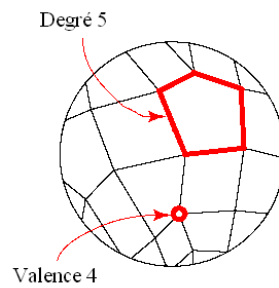


FIGURE II.10 – Détail d'un maillage.

sachant qu'une arête est partagée par deux triangles en général. En substituant l'équation II.5 dans l'équation II.4, nous obtenons $v \simeq \frac{f}{2} + 2 - 2g$. Sachant que $\frac{f}{2}$ est beaucoup plus grand que $2 - 2g$, nous obtenons :

$$v \simeq \frac{f}{2} \quad (\text{II.6})$$

En d'autres mots, un maillage triangulaire typique possède deux fois plus de triangles que de sommets.

Ainsi, à partir des équations II.5 et II.6, nous obtenons la relation d'approximation suivante :

$$e \simeq 3v \quad (\text{II.7})$$

La valence d'un sommet est égal au nombre d'arêtes incidentes à ce sommet, alors que le degré d'un polygone est le nombre d'arêtes formant le polygone (figure II.10).

Il peut être démontré que la somme des valences est égale à deux fois le nombre d'arêtes [Gross 2006]. Nous obtenons donc :

$$\sum \text{valence} = 2e \simeq 6v. \quad (\text{II.8})$$

Pour un maillage triangulaire typique, la valence moyenne est de six.

II.C Compression appliquée aux objets 3D spectraux

Il existe un grand nombre de représentations en vue de la compression associée aux maillages 3D (voir [Roudet 2008] pour un état de l'art complet concernant les différentes méthodes de compression des maillages). Les méthodes de compression sans perte sont principalement utilisées sur des données ne permettant pas la perte d'information (domaines médical, militaire, . . .). La finalité de nos travaux étant axée sur la visualisation d'objets 3D (par exemple dans le cadre de la réalisation d'un musée numérique), nous pouvons utiliser les méthodes de compression avec pertes, en les limitant toutefois à un niveau raisonnable.

Avant de compresser les objets 3D spectraux, nous souhaitons modifier leurs formats de stockage. Nous utiliserons l'image géométrique comme format avant compression. L'utilisation de la paramétrisation par images géométrique a l'avantage de réaliser un remaillage régulier (contrairement à d'autres méthodes qui donnent, pour la plupart, des maillages semi-réguliers). Un autre avantage est la *simplification* des données 3D, puisque l'on transforme un objet 3D en une image trichromique (RVB), permettant ainsi de travailler avec des données 2D. Les attributs spectraux, étant associés aux points du maillage, se retrouvent également sous une forme simplifiée (images multi/hyperspectrales).

La paramétrisation est définie par la correspondance entre une surface et un domaine paramétrique, qui est le plus souvent un carré ou un cercle trigonométrique. Cela revient donc à déplier la surface de l'objet 3D sur le domaine de paramétrisation (figure II.11), ce qui permet de traiter la surface comme si elle était plate.

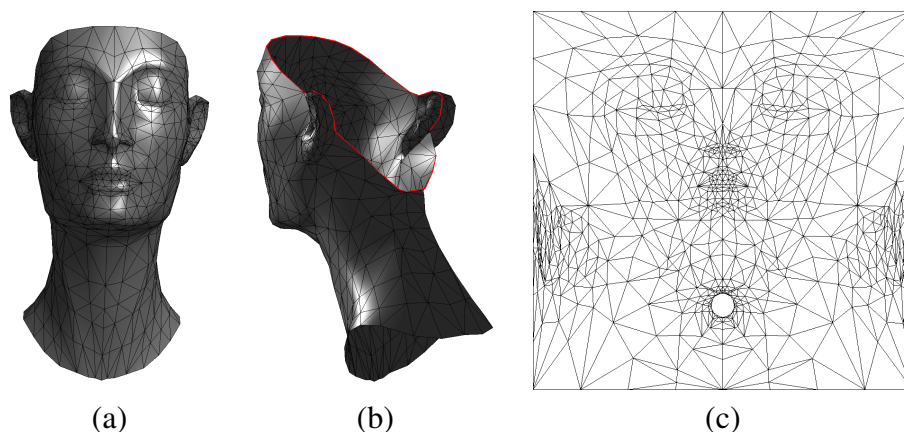


FIGURE II.11 – Exemple de paramétrisation de maillage avec l'objet 3D *Nefertiti*. (a) maillage d'origine, (b) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge), (c) projection 2D du maillage

Pour associer une texture ou d'autres attributs à un maillage, dans notre cas les données multi/hyperspectrales, les coordonnées paramétriques de chaque sommet ou triangle, préalablement calculées grâce à la définition d'une paramétrisation, sont nécessaire (non triviales). La méthode de paramétrisation de Gu *et al.* [Gu 2002a] propose de faciliter cette procédure en représentant les maillages sous forme d'images géométriques permettant ainsi de rendre implicite les coordonnées paramétriques (figure II.12).

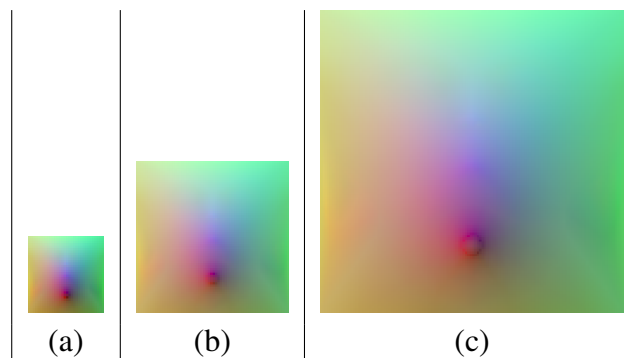


FIGURE II.12 – Suite à la paramétrisation du maillage Nefertiti les coordonnées de chaque sommet sont stockées sur une image géométrique correspondante. Image géométrique de, (a) 32×32 pixels, (b) 64×64 pixels et (c) 128×128 pixels.

La paramétrisation 2D du maillage est la première étape pour obtenir l'image géométrique des objets 3D spectraux (figures II.13(c) et II.14(c)). Nous utiliserons pour ce faire une méthode basée sur les travaux de Peyré et Cohen [Peyré 2003, Peyré 2004]. A partir de l'image paramétrique 2D, nous pouvons créer l'image géométrique. Des exemples d'images géométriques, ainsi que le maillage reconstruit correspondants, sont donnés dans la figure II.13 (d), (e) et (f) pour l'objet 3D *Nefertiti*, ainsi que dans la figure II.14(d), (e) et (f) pour l'objet 3D *David*.

Après la paramétrisation du maillage des objets 3D spectraux, il est nécessaire de réaliser une projection 2D de l'information spectrale. Cette projection est réalisée en même temps que la création de l'image géométrique, à partir de la paramétrisation 2D. Nous calculons, pour chaque pixel de l'image géométrique, le spectre de réflectance correspondant à partir de la projection 2D de l'information spectrale. Pour cela nous utilisons la formule suivante permettant la prédiction de la réflectance spectrale associée à chaque pixels de l'image géométrique :

$$\text{val}(A)_\lambda = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{\text{val}(P_i)_\lambda}{\text{dist}(A, P_i)^4}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\text{dist}(A, P_i)^4}} \quad (\text{II.9})$$

Avec A le pixel de coordonnées (x, y) , $\text{val}(A)_\lambda$ la valeur du spectre de A à la longueur d'onde λ , $\text{val}(P_i)_\lambda$ la valeur du spectre de P_i à la longueur d'onde λ , n le nombre de point du maillage paramétré 2D et $\text{dist}(A, P_i)$ la distance entre le centre du pixel A et le point P_i .

Un exemple de paramétrisation d'un objet 3D spectral est représenté dans la figure II.15. L'objet 3D spectral a été obtenu à partir du scanning d'une peinture murale du 16^{ème} siècle dans un musée privé (situé à Ruedesheim en Allemagne). Nous avons volontairement modifié l'échelle de l'objet suivant sa profondeur pour mieux voir les courbures du mur.

La figure II.16 montre la reconstruction de l'objet 3D à partir d'images géométriques de différente tailles. Comme nous le montre cet exemple, il est facilement possible de modifier le taux de compression de l'objet 3D en modifiant la taille de son image géométrique. Les résultats montrent également que l'information spectrale de l'objet est conservée durant la transformation de l'objet 3D spectral (pour la visualisation de l'exemple, nous avons représenté l'objet en *true-color* par sélection de trois bandes spectrales associées à l'objet 3D spectral).

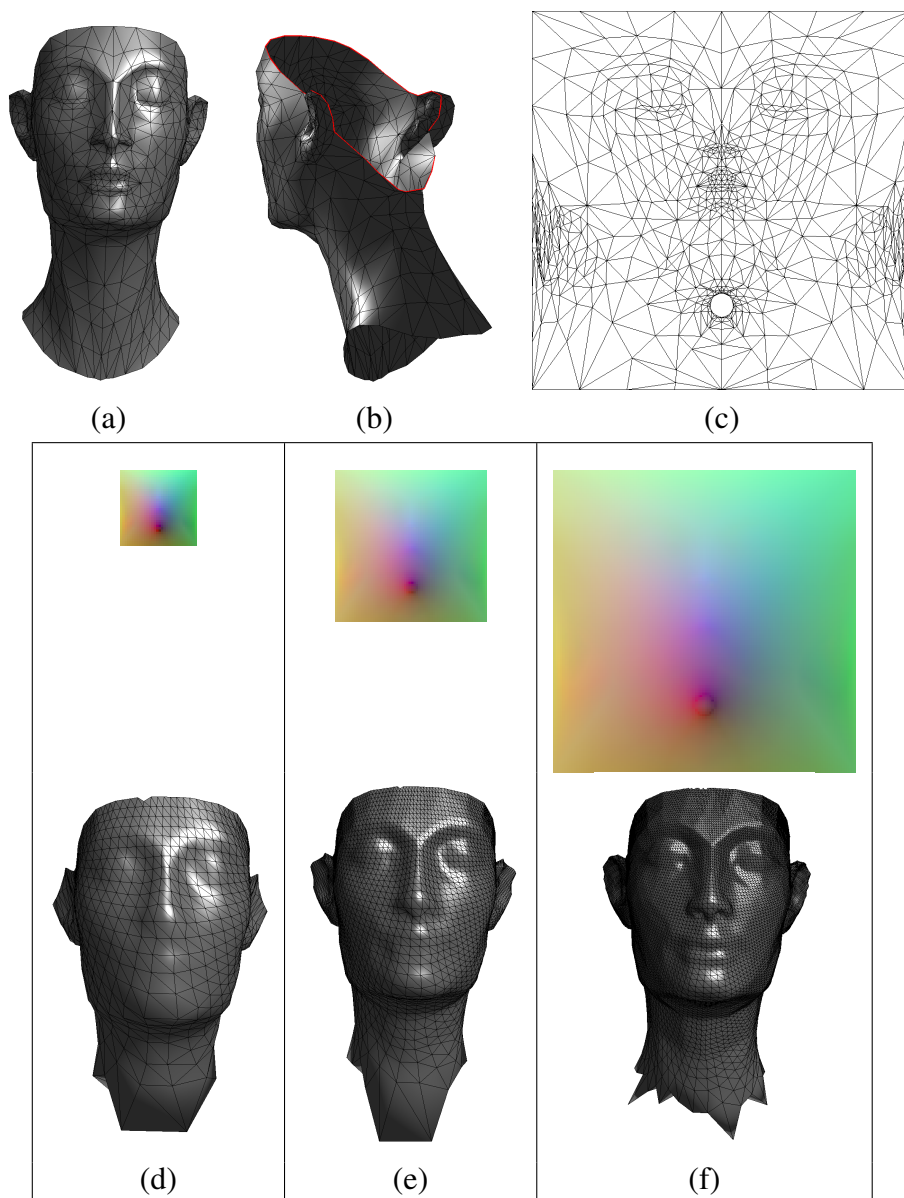


FIGURE II.13 – Exemple de paramétrisation de maillage avec l'objet 3D *Nefertiti*. (a) maillage d'origine, (b) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge), (c) projection 2D du maillage. Image géométrique et maillage reconstruit dans le cas d'images géométriques de, (d) 32×32 pixels, (e) 64×64 pixels et (f) 128×128 pixels.

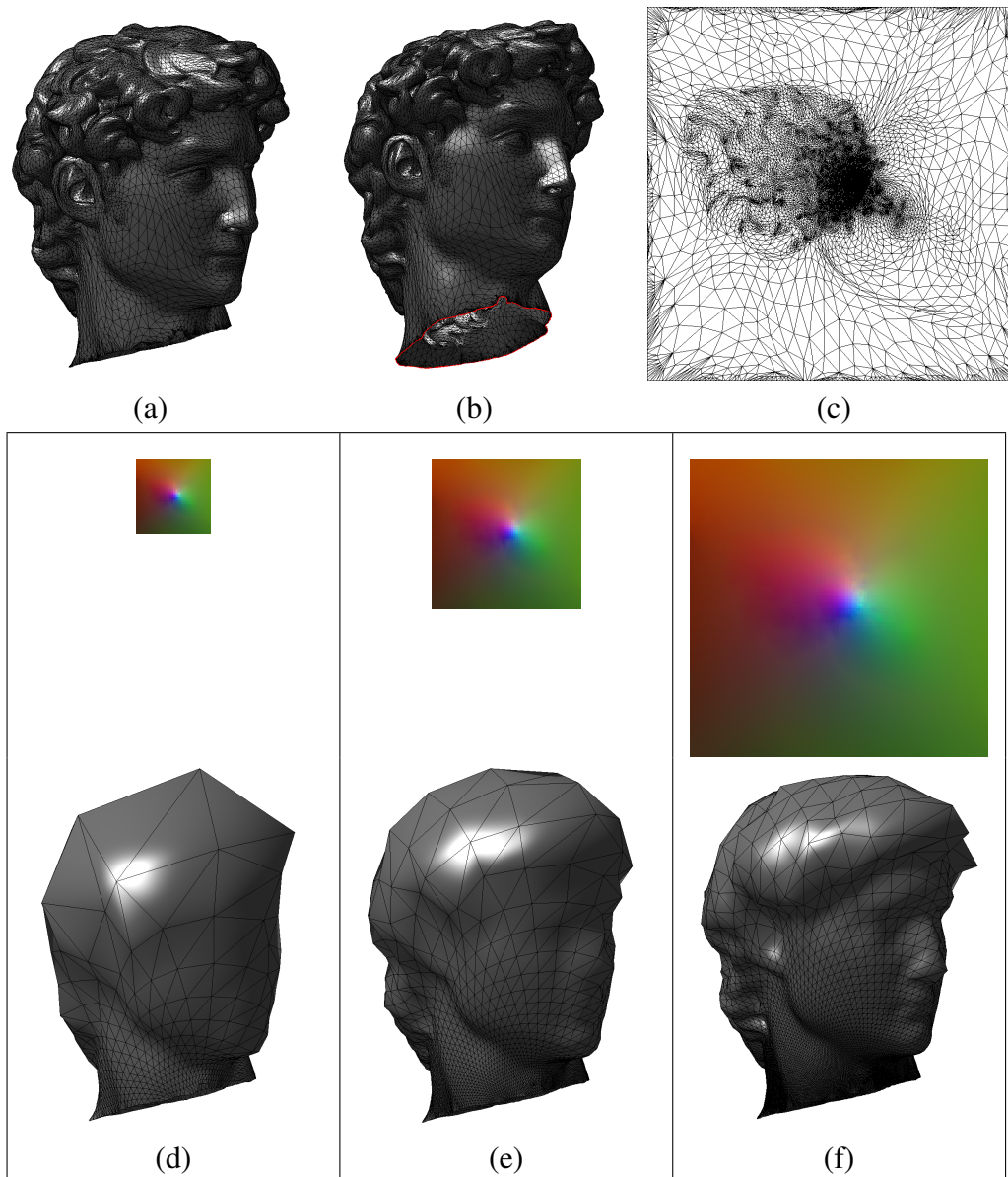


FIGURE II.14 – Exemple de paramétrisation de maillage avec l’objet 3D *David*. (a) maillage d’origine, (b) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge), (c) projection 2D du maillage. Image géométrique et maillage reconstruit dans le cas d’images géométriques de, (d) 32×32 pixels, (e) 64×64 pixels et (f) 128×128 pixels.

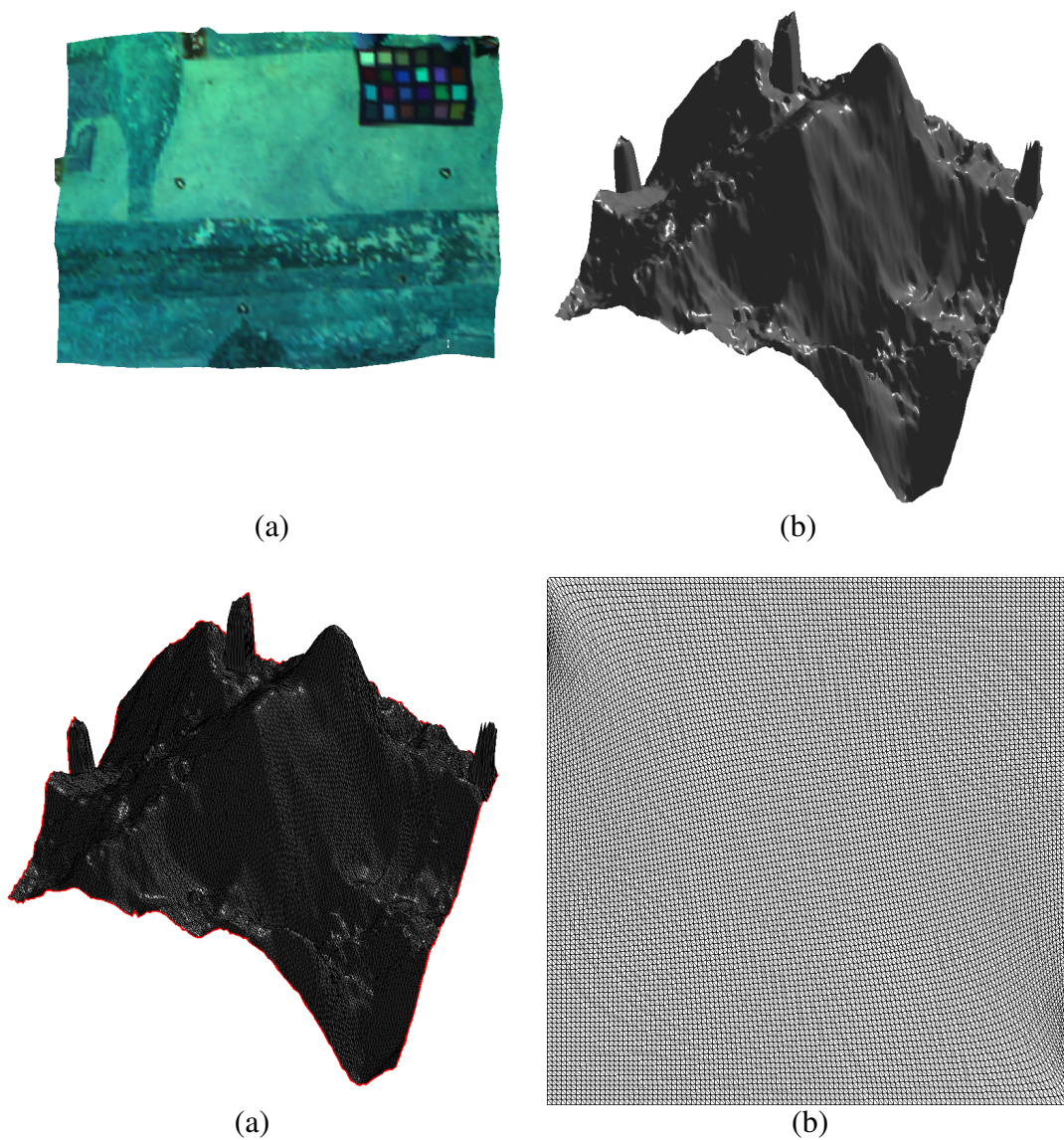


FIGURE II.15 – Paramétrisation d'un objet 3D spectral représentant une peinture murale. (a) vue de dessus de l'objet et (b) représentation montrant la profondeur du maillage de l'objet. (c) contour utilisé pour la paramétrisation (en rouge) et (d) projection 2D du maillage.

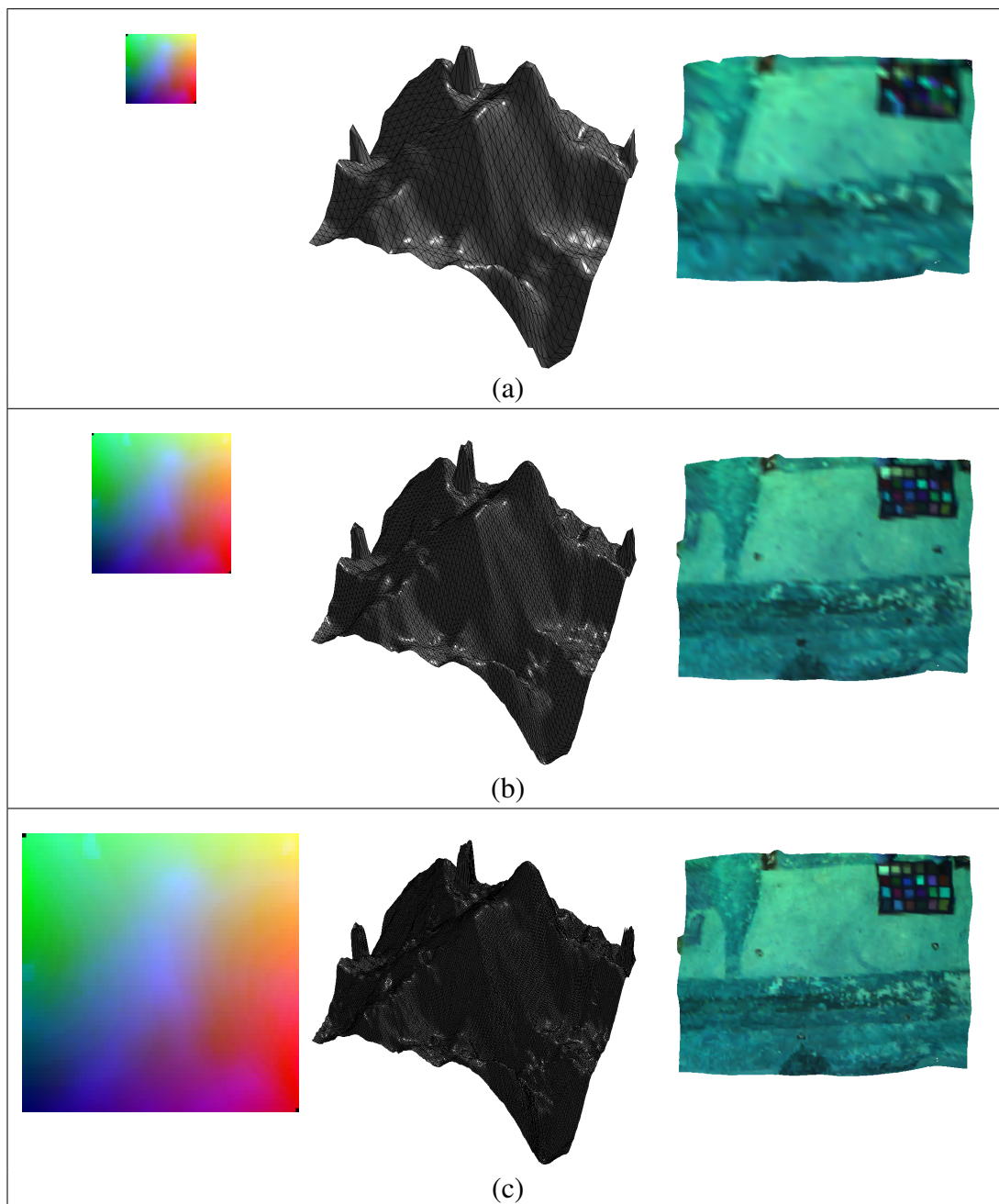


FIGURE II.16 – Reconstructions d'un objet 3D spectral représentant une peinture murale en utilisant des images géométrique de (a) 32×32 pixels, (a) 64×64 pixels et (c) 128×128 pixels.

II.D Conclusions

Les objets 3D spectraux acquis à partir de notre scanner 3D multispectral seront codés sous forme d'images géométriques. L'information spectrale de l'objet est quant à elle stockée sous la forme d'un cube hyperspectral associé à l'image géométrique. La taille importante qu'occupe le cube hyperspectral dans ce format de stockage nécessite d'être compressée.

Les travaux sur la paramétrisation et la représentation sous forme d'image géométrique ne sont que des tests permettant de valider la faisabilité de cette méthode dans le cas des objets 3D multi/hyperspectraux. De futures travaux pourront être nécessaires afin de modifier cette approche pour l'adapter et l'intégrer totalement à notre méthode.

Dans les chapitres suivants, nous allons aborder les différentes méthodes de compression que nous avons mises en oeuvre sur des image multi/hyperspectrales.

Compression des images spectrales

Sommaire

III.A Introduction	44
III.A.1 Propriétés des images spectrales	44
III.A.2 Notions sur la compression	45
III.B État de l’art en compression des images spectrales	47
III.B.1 Compression par quantification vectorielle	47
III.B.2 Compression par transformée	49
III.B.3 Compression par quantification vectorielle et transformée	50
III.C Le standard de compression JPEG 2000	50
III.C.1 Principe du JPEG 2000	51
III.C.2 Précisions sur la transformée en ondelettes du JPEG 2000	51
III.D Stratégies de compression	51
III.D.1 Décorrélation spectrale	53
III.D.2 Première stratégie – Multi-2D	54
III.D.3 Seconde stratégie – Full 3D	55
III.D.4 Troisième stratégie – Hybrid	56
III.E Cadre d’évaluation de la compression	56
III.E.1 Métriques issues du traitement du signal	58
III.E.2 Métriques orientées spectral	58
III.E.3 Métrique statistico-perceptive	59
III.E.4 Métrique orientée classification	59
III.E.5 Représentation des résultats des métriques	60
III.F Validation des stratégies de compression	60
III.F.1 Expérience 1 – Décorrélation spectrale par ACP.	61
III.F.2 Expérience 2 – Pondération des bandes spectrales.	63
III.F.3 Expérience 3 – Ondelettes anisotropes.	63
III.F.4 Expérience 4 – Variation des dimensions spatiales.	64
III.F.5 Expérience 5 – Variation de la dimension spectrale.	64
III.F.6 Expérience 6 – Compression par tuilage.	69
III.G Discussion du temps et de la mémoire utilisés pour la compression	79
III.H Discussion	80
III.I Conclusion	81

III.A Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons mis en oeuvre un format de codage pour les objets 3D spectraux sous la forme d'une image géométrique combiné à une image spectrale. Comme nous l'avons indiqué, l'espace mémoire conséquent nécessaire au stockage de cette image spectrale implique de compresser efficacement cette dernière. À notre connaissance, nous sommes les seuls à utiliser ce format de codage pour les objets 3D spectraux, il n'existe donc pas de bases de données ou de résultats pour tester et comparer les méthodes de compression que nous allons examiner. Nous allons étudier les méthodes de compression les plus appropriées pour les images et les cubes spectraux issus de nos reconstructions. Toutefois, pour ne pas perdre la généralité, nous testerons nos méthodes de compression sur des images spectrales issues des bases de données les plus couramment utilisées dans la communauté de la compression d'images spectrales.

Dans la suite, nous aborderons différents points relatifs à la compression des images spectrales. Nous expliquerons en premier lieu les propriétés des images spectrales et quelques notions relatives à la compression avant de décrire le contexte comparatif des stratégies de compression incluant un cadre d'évaluation pour permettre une comparaison objective des différentes stratégies. Nous présenterons ensuite les expériences réalisées pour valider les différents choix et hypothèses que nous avons émis, ainsi que leurs résultats. Finalement nous clôturerons ce chapitre en discutant les résultats obtenus et en concluant sur les avantages et faiblesses des différentes stratégies de compressions présentées.

Nous pouvons résumer les contributions majeurs de ce chapitre comme suit :

- proposition de trois nouvelles stratégies de compressions, les stratégies Multi-2D (M2D), Full 3D (F3D) et Hybride (H3D),
- proposition d'un large cadre d'évaluation composé de quatre familles de métriques,
- comparaison des trois stratégies proposées en faisant varier les données, leurs tailles spatiales et spectrale, ainsi que le bitrate ,
- nous testerons et comparerons la compression par tuilage pour les trois stratégies,
- finalement, nous prendrons en compte l'aspect algorithmique des stratégies et nous discuterons de leurs consommation en termes de temps et de mémoire.

III.A.1 Propriétés des images spectrales

Avant de s'intéresser à la compression des images spectrales, il importe d'expliquer certaines de leurs propriétés.

Les images spectrales sont de plus en plus utilisées en géoscience¹, télédétection², contrôle qualité dans l'industrie, restauration d'œuvres d'art [[Lumiere Technology](#)], et pour la mesure de couleur exacte. Le principe d'acquisition d'un système d'imagerie spectrale est de décomposer le spectre lumineux en plusieurs dizaines (voir centaines) de bandes spectrales et sauvegarder chacune d'elles séparément comme un ensemble d'images monochromatiques. Ce type de technique augmente le nombre de bandes spectrales acquises dans le spectre lumineux visible et permet d'étendre les acquisitions dans les spectres lumineux hors de la sensibilité de l'œil humain. Cette technique d'imagerie offre plusieurs avantages par rapport à l'imagerie conventionnelle utilisant la trichromie (codage rouge, vert et bleu ou RVB), découlant du système

1. Ensemble des sciences de la Terre (géochimie, géodésie, géologie, géophysique, météorologie).

2. La télédétection désigne, dans son acception la plus large, la mesure ou l'acquisition d'informations sur un objet ou un phénomène, par l'intermédiaire d'un instrument de mesure n'ayant pas de contact avec l'objet étudié.

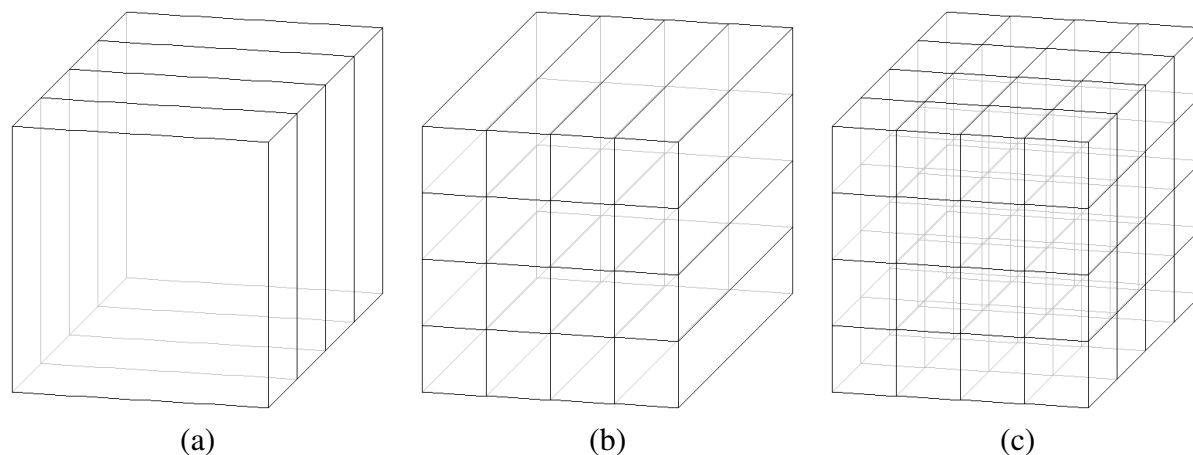


FIGURE III.1 – Différentes considérations des données des images spectrales. (a) ensemble de plans, (b) ensemble de vecteurs et (c) ensemble d'éléments indépendants.

psychovisuel, et a donc suscité un intérêt croissant ces dernières années. Toutefois les images spectrales non compressées, dans lesquelles une seule bande spectrale peut occuper plusieurs centaines de megaoctets, requièrent une grande capacité de stockage. Ce fait est d'autant plus vrai que les résolutions spatiales et spectrales augmentent du fait du développement de meilleurs capteurs hyperspectraux. Compresser les images spectrales est donc nécessaire pour faciliter leur stockage aussi que leurs transmission.

Généralement, une image spectrale est représentée sous la forme d'un cube 3D avec une dimension spectrale et deux dimensions spatiales. Le fait qu'une image spectrale est constituée d'une série de bandes spectrales étroites et contiguës de la même scène produit une séquence d'image fortement corrélée. Cette particularité différencie les images spectrales des images volumiques qui possèdent trois dimensions spatiales isotropes, ainsi que les séquences vidéos qui ont une dimension temporelle et deux dimensions spatiales. De ce fait les méthodes de compression conventionnelles peuvent constituer une base mais restent non optimales pour la compression d'images spectrales et doivent être adaptés.

Les images spectrales peuvent être considérées de différentes manières (figure III.1) :

- la première est un ensemble de plans en niveau de gris,
- la seconde est un tableau de vecteurs, chaque cellule contenant un spectre de réflectance,
- la troisième est un cube de scalaires où chaque élément est considéré indépendamment de ses voisins.

Les méthodes de compression développées pour les images spectrales seront construites différemment suivant la manière dont seront considérées les images spectrales.

III.A.2 Notions sur la compression

La compression consiste à réduire le volume de données nécessaire à la description d'une information (dans notre cas d'une image). L'exploitation de la redondance spatiale et des faiblesses du système psychovisuel a permis de développer des méthodes où la quantité de données nécessaires pour représenter l'image est réduite. Il existe deux types bien distincts de compression, la compression sans perte (*lossless*) et la compression avec pertes (*lossy*). Dans le cas d'une compression sans perte, l'image reconstruite après décompression est identique à l'image origi-

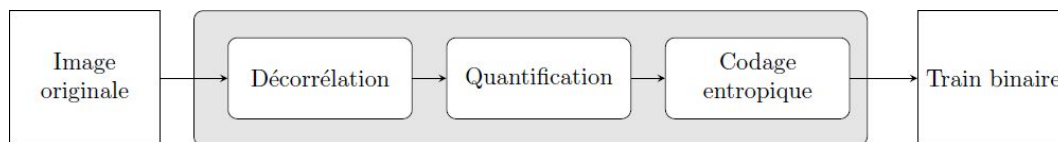


FIGURE III.2 – Schéma général d'un système de compression.

nale. Aucune distorsion n'est introduite sur les valeurs des pixels. Ainsi, tout traitement effectué fournira les mêmes résultats sur l'image reconstruite ou sur l'image d'origine. Au contraire, la compression avec pertes autorise une compression bien plus importante que celle obtenue par des méthodes sans perte, mais introduit des distorsions irréversibles.

Le schéma classique d'un système de compression est composée de trois étapes (figure III.2).

- La première étape est la décorrélation, elle permet d'exploiter les redondances de l'image. Cette étape est réversible et sans perte ou quasiment sans perte. Elle fait intervenir une transformée, par exemple la transformée en cosinus discrète (DCT), utilisée dans le standard JPEG, la transformée en ondelettes, utilisée dans le standard JPEG 2000, la transformée de Karhunen-Loève (KLT), etc. En principe, après la transformée, une grande partie de l'énergie de l'image est compactée sur un faible nombre de coefficients.
- Ensuite vient l'étape de quantification, c'est la seule étape non réversible, où la perte d'information a lieu (pour la compression avec pertes). On distingue la quantification vectorielle et scalaire. La quantification vectorielle permet la quantification simultanée de plusieurs coefficients, elle est coûteuse en termes de complexité calculatoire et n'est utile que si les données ne sont pas décorrélées. La quantification scalaire est moins complexe et existe en version uniforme et en version non uniforme.
- La dernière étape, qui peut-être facultative, est le codage entropique des données quantifiées, elle permet d'organiser le flux binaire en compressant les données sans altérer l'information. La longueur du flux binaire généré est proche de la limite basse de la théorie de Shannon. Il existe plusieurs types de codage entropique, le codage par *Run-Length*, utilisé dans le standard JPEG, le codage par dictionnaire comme LZW (Lempel-Ziv-Welch) utilisé dans le format d'image GIF (*Graphics Interchange Format*), le codage statistique comme le codage de Huffman (aussi utilisé dans le format JPEG), le codeur arithmétique MQ utilisé dans le standard JPEG 2000.

Pour quantifier la compression réalisée sur des données, on définit le taux de compression (*compression ratio*) et le bitrate. Le taux de compression est calculé comme suit :

$$\text{taux de compression} = \frac{\text{taille des données originales}}{\text{taille des données compressées}} \quad (\text{III.1})$$

le bitrate quant à lui est calculé comme ceci :

$$\text{bitrate} = \frac{\text{taille des données compressées}}{\text{nombre d'éléments dans les données originales}} \quad (\text{III.2})$$

les tailles sont exprimées en bits et le bitrate en bits par éléments (en anglais, *bits per sample* ou bps, et dans le cas des images, *bits per pixel* ou bpp).

Dans le cas de la compression avec pertes, il est nécessaire de quantifier les distorsions présentes sur les données compressées. Le calcul de l'erreur quadratique moyenne (en anglais, *mean squared error* ou MSE) est l'une des premières mesures utilisées :

$$\text{MSE} = \frac{\sum (\text{des différences entre l'image reconstruite et l'image d'origine})^2}{\text{nombre d'éléments dans les données originales}} \quad (\text{III.3})$$

L'erreur est plus souvent mise sous la forme d'un rapport signal sur bruit (en anglais, *peak signal to noise ratio* ou PSNR) :

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{(2^B - 1)^2}{\text{MSE}} \quad (\text{III.4})$$

avec B la dynamique de l'image. Le PSNR est exprimé en décibels (dB). Les valeurs typiques de PSNR pour des images compressées de bonne qualité est d'au moins 30 dB.

Il est à noter que le MSE et le PSNR permettent de mesurer la proximité de l'image compressée par rapport à l'image originale au niveau de leurs valeurs, ils ne prennent pas en compte la qualité visuelle ni les distorsions engendrées par la compression et ne peuvent pas être considérées comme des mesures absolues de la qualité visuelle d'une opération de compression.

III.B État de l'art en compression des images spectrales

Actuellement il existe deux grandes tendances dans le domaine de la compression des images spectrales :

- les systèmes de compression basés sur des applications de type classification, basés sur la quantification vectorielle,
- les systèmes basés sur des méthodes de compression d'image classique [Motta 2006], basés sur un schéma de compression par transformée.

III.B.1 Compression par quantification vectorielle

La compression des images spectrales utilisant la quantification vectorielle peut être utilisée si on prend en compte l'image comme un ensemble de spectres. Les spectres représentant une même matière seront les mêmes aux bruits près. Il paraît donc normal de vouloir remplacer les différents spectres par un indice ou un code et de lister les différents spectres existant dans un dictionnaire (souvent appelé *codebook* ou *cluster table* dans la littérature). L'image spectrale ainsi codée devient donc une image 2D représentant une carte comportant les différents indices vers le dictionnaire associé pour permettre de remonter à l'image originale.

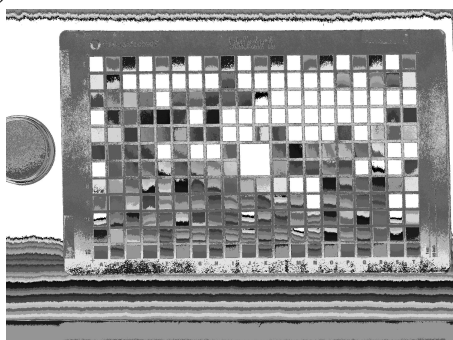
La quantification vectorielle divise l'image en classes adaptées à l'ensemble des pixels, puis un spectre moyen est calculé pour représenter chaque classe. L'ensemble de ces représentants est sauvegardé dans un dictionnaire. Pour quantifier un pixel, on lui attribue la valeur du représentant le plus proche. Le taux de compression dépendra du nombre de classes utilisées pour quantifier l'image. Moins il y aura de classes, plus fort sera le taux de compression et inversement. Il est cependant à noter que plus le nombre de classes est faible, plus le nombre d'erreurs de reconstruction sera important, puisque les spectres seront codés avec un plus faible nombre de représentants (figure III.3).



(a)



(b)



(c)

FIGURE III.3 – Exemple d’une quantification vectorielle sur (a) une mire ColorChecker[®]. (a) image originale (visualisation de l’image originale par selection de trois bandes spectrales les plus proches du système RVB pour une représentation couleur). Représentation de la cartes des indices (b) d’une quantification avec vingt classes et (c) d’une quantification avec cinquante classes.

Divers travaux ont été conduits sur la quantification vectorielle pour la compression des images hyperspectrales embarquées au sein de la *Canadian Space Agency* [Qian 2000, Qian 2004], mais également dans d'autres équipes [Motta 2003, Ryan 1997a, Ryan 1997b, Ryan 2000]. Les travaux [Canta 1998, Fernández 1996, Fernández 1997, Murakami 2001] sont aussi basés sur la quantification vectorielle. Les taux de compression visés sont très importants mais introduisent une distorsion importante sur les images [Qian 2003]. La compression d'images spectrales par quantification vectorielle est principalement utilisée avec des applications de type classification car l'influence des distorsions générées est généralement faible. Un système basé sur une classification à bord est utilisé pour le satellite Nemo sur Cois. Ce système, nommé ORASIS pour *Optical Realtime Adaptive Signature Identification System*, permet d'obtenir des taux de compression de l'ordre de 30 : 1 tout en préservant de bonnes performances pour une application de classification [Bowles 2000].

Dans le cas où l'application visée n'est pas forcément connue au moment de la compression, il n'est pas recommandé d'utiliser un système de compression introduisant de telles distorsions. Pour ces raisons, nos travaux se tourneront plutôt sur des systèmes de compressions par transformées introduisant le moins de distorsions possibles sur les données, et garantissant des taux de compression raisonnables.

III.B.2 Compression par transformée

De nombreux travaux sur la compression des images spectrales ont été réalisés en exploitant différentes transformées : transformée en cosinus discrète (ou DCT pour *Discret Cosinus Transform*), transformée en ondelettes (train d'ondelettes, ondelettes entières, ...), Analyse en Composantes Principales ou ACP (aussi appelée transformée de Karhunen-Loève), analyse en composantes indépendantes (ACI), etc.

Les principaux travaux utilisent la transformée en ondelettes qui a montré de bonnes capacités de décorrélation dans un but de compression sur les images monochromes et couleurs. Il existe principalement deux tendances pour tirer partie de la décorrélation après transformation en ondelettes. La première méthode utilise les dépendances existantes entre les différents coefficients d'ondelettes de la transformée qui sont situés dans différentes sous-bandes (même si la corrélation entre ces coefficients est faible). Les codeurs utilisant cette méthode sont appelés codeur par arbres de zéros. Les deux méthodes de codage par arbres de zéros les plus populaires sont les codeurs EZW (*Embedded Zerotree Wavelet*) [Shapiro 1993] et SPIHT (*Set Partitioning In Hierarchical Trees*) [Said 1996]. La seconde méthode est d'utiliser un codeur arithmétique pour coder les coefficients d'ondelettes (codeur EBCOTT pour *Embedded Block Coding with Optimal Truncation* ou codage par blocs avec points de troncatures optimaux). Cette méthode est utilisée dans le standard JPEG 2000 [Boliek 2000a, Boliek 2000b, Christopoulos 2000, Taubman 2000, Taubman 2002b, Taubman 2002a].

Les méthodes de compression des images spectrales sont souvent construites en utilisant plusieurs transformées pour optimiser la compression en réduisant les redondances et en compactant au mieux l'énergie des images.

Les travaux portant sur le codeur SPIHT sont de plusieurs sortes. Dans [Dragotti 2000, Kim 1997, Kim 2000] le codeur SPIHT a été adapté en 3D. Dans chacun de ces travaux, la décomposition en arbre du SPIHT 3D est différente, chacune utilise une transformée en ondelette différente. Un certain nombre de travaux reprennent ces différents codeur SPIHT 3D en les modifiant [Baek 2003, Lim 2001].

Tang *et al.* présentent le 3D *Set Partitioned Embedded bloCK* (3D SPECK) pour la compression d'images hyperspectrales [Tang 2003]. Ils indiquent que le 3D SPECK exploite le fait que les images hyperspectrales sont contiguës suivant l'axe spectrale (impliquant une forte corrélation inter-bande) et qu'il n'y a pas de mouvement entre les différentes bandes. Ils ont ensuite comparé le 3D SPECK avec le 3D SPIHT proposé par Kim [Kim 1997]. Les résultats indiquent que le 3D SPECK est très légèrement supérieur au 3D SPIHT, mais avec une plus grande complexité.

L'autre méthode d'utilisation du codeur SPIHT sur les images spectrales est de coder chaque bande spectrale de l'image indépendamment des autres, en utilisant un SPIHT 2D [Khelifi 2006, Lee 2005].

Il existe une méthode de compression en ondelettes embarquée à bord de satellites et de sondes spatiales pour la compression des images hyperspectrales. Elle est basée sur une adaptation de SPIHT [Langevin 2000] (cette implémentation a fonctionné pour plusieurs missions spatiales, notamment la mission ROSETTA [Jet Propulsion Laboratory – California Institute of Technology (NASA) b]).

Dans [Du 2007, Du 2008, Kaarna 1998a, Kaarna 2001, Mielikäinen 2002, Penna 2005, Penna 2006], le standard JPEG 2000 est modifié et utilisé pour la compression des images spectrales.

III.B.3 Compression par quantification vectorielle et transformée

Il est possible de trouver des méthodes de compression des images spectrales utilisant la quantification vectorielle avec différents types de transformées. Dans [Blanes 2008, Cagnazzo 2004, Cagnazzo 2006, Cagnazzo 2007, Chang 2000, Chang 2004, Kaarna 1998b, Kaarna 2000d] la compression des images spectrales s'effectue avec une quantification vectorielle (classification ou segmentation), suivie par une transformée en ondelettes.

Comme pour les méthodes utilisant seulement la quantification vectorielle, ces méthodes introduisent de trop fortes distortions qui ne sont pas compatibles avec certaines applications. Elles ne seront donc pas retenues dans nos travaux qui concernent la compression des images spectrales sans connaissance de leurs utilisations futures.

III.C Le standard de compression JPEG 2000

De nombreuses méthodes de compression d'images spectrales sont basées sur le format JPEG 2000, qui est considéré comme la référence pour la compression d'images monochromes et couleurs (trichromiques). Les points principaux de cette norme sont présentés dans [Taubman 2002b] et [Christopoulos 2000]. Cette norme a été définie pour prendre en compte différentes sortes d'images (images naturelles, images scientifiques multicomposantes, ...) ainsi que différentes utilisations (transmission en temps réel, archive, ressources limitées, ...).

La norme JPEG 2000 comprend 12 parties comprenant chacune des fonctionnalités différentes [JPEG (Joint Photographic Expert Group)], la partie 7 ayant été abandonnée. Les principales fonctionnalités sont comprises dans la partie 1 de la norme, qui est la seule partie utilisable sans avoir à acheter des licences ou payer des royalties. Elle est principalement destinée à la compression d'images fixes en niveau de gris ou des images tricolores. La partie 10 de la norme (JP3D) permet de coder des images tridimensionnelles mais vise surtout les images ayant une

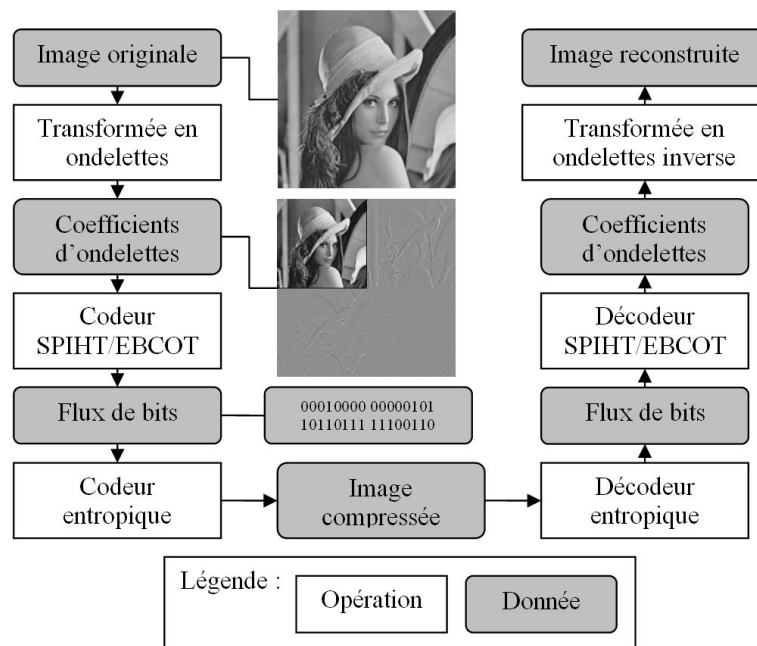


FIGURE III.4 – Diagramme du JPEG 2000.

forte isotropie [Schelkens 2004]. Les images spectrales n'étant pas isotropes (fortes différences de corrélation suivant les axes), le JP3D ne convient donc pas à notre application.

III.C.1 Principe du JPEG 2000

Le principe du JPEG 2000 (figure III.4) est basé sur une transformée en ondelettes, de type *lifting scheme* [Daubechies 1998], appliquée sur l'image à compresser, suivie d'un codage entropique utilisant la méthode de codage EBCOTT. Le codage EBCOTT étant très complexe, le codeur SPIHT lui est souvent préféré pour sa simplicité et ses bons résultats.

III.C.2 Précisions sur la transformée en ondelettes du JPEG 2000

La décomposition en ondelettes permet de séparer les hautes fréquences d'une image (détails) des basses fréquences et de les stocker dans des sous-bandes. La décomposition s'effectue suivant la figure III.5.

Pour faire une décomposition au niveau supérieur, il suffit d'appliquer de nouveau la transformée en ondelettes sur les coefficients d'approximation (LL) (figure III.6).

On remarquera la forme *en arbre* de la décomposition en ondelettes avec les détails horizontaux (HL), verticaux (LH), diagonaux (HH) et l'image d'approximation (LL) qui est reprise par le codage SPIHT (figure III.7).

III.D Strategies de compression

Comme nous venons de le voir, il existe un grand nombre de méthodes de compression, mais qui ne considèrent pas les données en entrée de la même manière. En effet, la manière

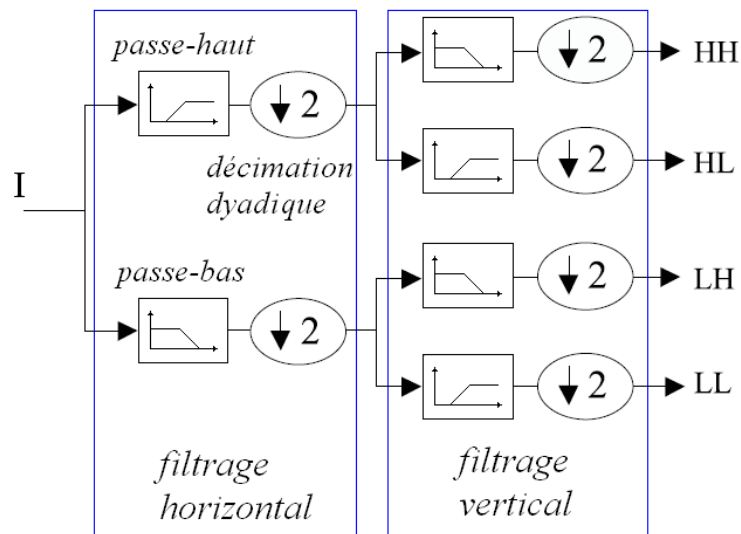


FIGURE III.5 – Transformée en ondelettes 2D. Schéma de décomposition classique en sous-bandes, avec : LL, coefficients d'approximation ; HL, coefficients de détails verticaux ; LH, coefficients de détails horizontaux ; HH, coefficients de détails diagonaux.

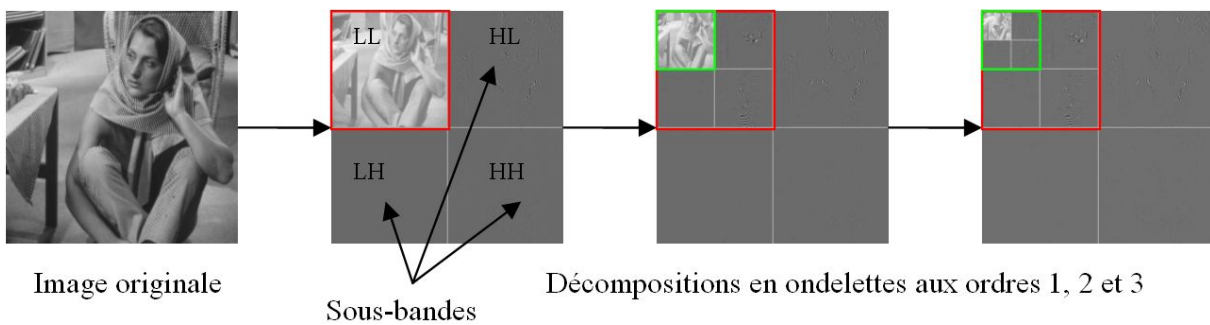


FIGURE III.6 – Transformés en ondelettes de l'image *Barbara*.

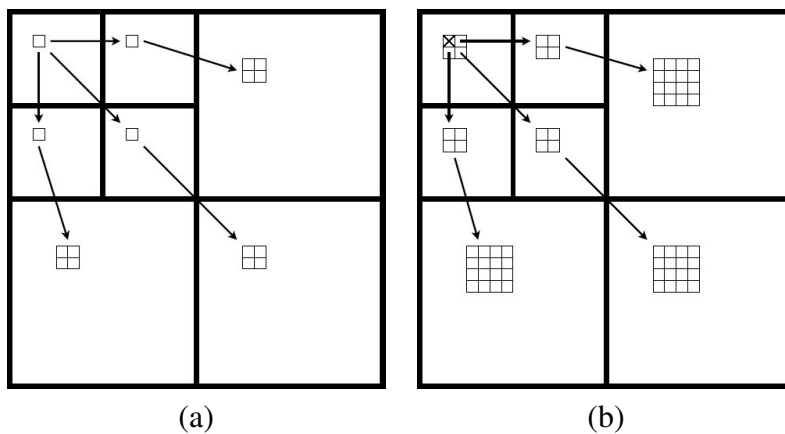


FIGURE III.7 – Topologie en arbre (a) de la transformée en ondelettes et (b) du codeur SPIHT.

de considérer les données en entrée donne lieu à trois stratégies différentes. Dans la littérature, il n'existe pas d'étude comparative concluant sur la supériorité d'une stratégie particulière. Il nous est apparu intéressant et nécessaire de réaliser cette comparaison. Comme il n'existe pas de stratégie de référence, nous aurons besoin d'en définir une pour pouvoir faire l'étude comparative. Pour ce faire, nous avons développé une stratégie de compression, que nous avons nommé Multi-2D (ou M2D). Cette stratégie compresse séparément chaque bande spectrale de l'image spectrale comme s'il s'agissait d'images 2D monochromatiques distinctes. Le résultat est une répétition, sur chaque bande spectrale, de compression 2D composée d'une transformée en ondelettes 2D suivi par un SPIHT 2D.

Nous avons ensuite développé deux stratégies de compression prenant en compte les particularités des images spectrales (forte corrélation suivant la dimension spectrale, anisotropie, ...). La première stratégie, que nous avons nommée Full 3D (ou F3D), est composée d'une transformée en ondelette 3D et d'un SPIHT 3D. La seconde stratégie est une combinaison des stratégies M2D et F3D, que nous avons nommé Hybride (ou H3D), elle est composée d'une transformée en ondelette 3D mais utilise sur chaque bande résultante un codeur SPIHT 2D.

Nous comparons ces trois différentes stratégies de compression en utilisant la même transformée en ondelettes (de type *lifting scheme*) que celui du standard JPEG 2000, car elle est reconnue comme la référence pour la compression des images 2D. Les ondelettes utilisées par le standard JPEG 2000 sont de type *Le Gall 5/3* pour la compression sans perte et de type *Cohen-Daubechies-Feauveau 9/7* (ou CDF 9/7) pour la compression avec perte. Dans notre cas, nous effectuons une compression avec perte et nous utiliserons de ce fait les ondelette CDF 9/7.

De plus, pour une comparaison plus objective, nous proposons un cadre d'évaluation, composé de huit métriques en plus du classique PSNR. Ces métriques évaluent la qualité de reconstruction en termes de signal, réflectance spectrale, aspects perceptifs et suivant les résultats d'une classification par la méthode des k-means.

III.D.1 Décorrélation spectrale

Afin d'optimiser la compression des images spectrales, une étape de décorrélation est souvent utilisée. Dans ce contexte, plusieurs méthodes ont été développées. Entre autres, les algorithmes classiques basés sur la quantification vectorielle [Gupta 1992], les ondelettes ou des méthodes hybrides tels que DPCM-DCT [Abousleman 1995], KLT-DCT [Saghri 1991] et l'ACP (KLT). Dans [Ready 1973], il a été démontré que l'utilisation de l'ACP comme décorrélateur spectral est l'un des moyens les plus efficaces.

Epstein *et al.* [Epstein 1992], ont proposé une méthode pour l'imageur multispectral Landsat [NASA (National Aeronautics and Space Administration)]. Premièrement la méthode supprime la corrélation interbande en utilisant une ACP qui produit les composantes principales des sept bandes de Landsat. Les composantes principales sont ensuite compressées en utilisant une décomposition par ondelettes et par une technique de compression sans perte comme par exemple un codage RLE (*run length encoding*). Harsanyi et Chang [Harsanyi 1994] ont appliqué une ACP sur des images hyperspectrales pour réduire leur dimensionnalité, ont supprimé les signatures spectrales indésirables ou qui interfèrent et ont classifié les signatures spectrales qui ont de l'intérêt. Dans [Mielikäinen 2002] l'ACP est utilisée pour la décorrélation des images multispectrales, mais dans leurs travaux ils ne sélectionnent qu'un petit nombre de spectres de leurs images pour le calcul des vecteurs propres. Ils appliquent ensuite une transformée en ondelettes en valeurs entières sur l'image résiduelle pour concentrer l'énergie et réduire l'entropie. Du et Fowler ajoutent une ACP au format de compression JPEG 2000 pour la compression

d'images hyperspectrales [Du 2007], l'ACP étant réalisée avant la compression par JPEG 2000. Ils expliquent que l'ACP est utilisé pour la décorrélation spectrale et le JPEG 2000 pour la compression. Leurs tests, portant sur les deux méthodes, indiquent que pour le taux de distortion et pour la préservation d'information, l'ACP combinée au JPEG 2000 surpasse le JPEG 2000 seul.

D'autres décorrélateurs spectraux basés sur l'ACP peuvent être utilisés. Dans [Chang 2000], une KLT adaptative est utilisée. L'image d'origine est divisée en régions, puis on utilise sur chaque région une fonction de transfert correspondante. Les résultats de leurs simulations montrent que les performances de la KLT adaptative sont meilleures que celles de la KLT classique. Dans [Gu 2002b], Gu *et al.* proposent une méthode à noyau basée sur une projection en sous-espaces non linéaires (*kernel based nonlinear subspace projection* ou KNSP) suivie par une ACP à noyau. Ils partitionnent l'espace des données en différents sous-espaces. Ensuite, ils utilisent l'ACP à noyau pour une sélection de particularités basées sur des critères de séparabilité de classe. Les auteurs indiquent que leur méthode est plus adaptée pour l'extraction de particularités que l'ACP linéaire et que par transformation par composantes linéaires segmentées, particulièrement quand les données hyperspectrales ont des caractéristiques non linéaires.

En conclusion, les différents algorithmes de décorrélation montrent chacun son efficacité pour certaines images et pour certaines applications (classification, visualisation, réduction de dimension, ...). En l'absence d'application spécifique en aval, l'ACP a démontré son efficacité [Mielikäinen 2002, Du 2007]. Pour cette raison, dans nos travaux, nous utilisons une ACP que nous appliquons sur l'image spectrale originale suivant la dimension spectrale. Comme résultat, nous obtenons une nouvelle image multi-bandes dans le domaine de la transformée dans lequel la corrélation des composants de la transformation est réduite. Les bandes dans le domaine de la transformée sont triées par valeurs décroissantes en fonction de la variance (ou en fonction des valeurs propres). Après la décorrélation par ACP nous pouvons compresser l'image résultante en appliquant les trois différentes stratégies. Contrairement aux méthodes de réduction de dimensions [Harsanyi 1994, Mielikäinen 2002, Du 2007, Gu 2002b], ou seulement quelques bandes sont sélectionnées nous garderons toutes les bandes spectrales.

III.D.2 Première stratégie – Multi-2D

Cette stratégie nous servira de référence. Elle consiste à appliquer, sur chaque image-propre (*eigenimages*) résultante de l'ACP, la même transformée en ondelettes 2D [Mielikäinen 2002, Du 2007, Kaarna 2006]. Nous appliquons ensuite le codeur SPIHT 2D sur le résultat de chaque transformée en ondelettes pour terminer la compression (figure III.8).

En raison de l'ACP les images-propres de l'image résultante ont des énergies décroissantes. Afin de tenir compte de ce fait, il est préférable d'effectuer une pondération pour chaque bande, qui sera utilisée pour quantifier la mémoire allouée à chaque image-propre. Comme pondération, nous définissons l'énergie E d'une image-propre, comme suit :

$$E = \frac{\sqrt{\sum_{x,y} I_{\lambda}(x,y)^2}}{XY} \quad (\text{III.5})$$

avec I_{λ} est l'image bande à la longueur d'onde λ , X et Y sont ses dimensions, et x et y sont la position d'un pixel dans la bande.

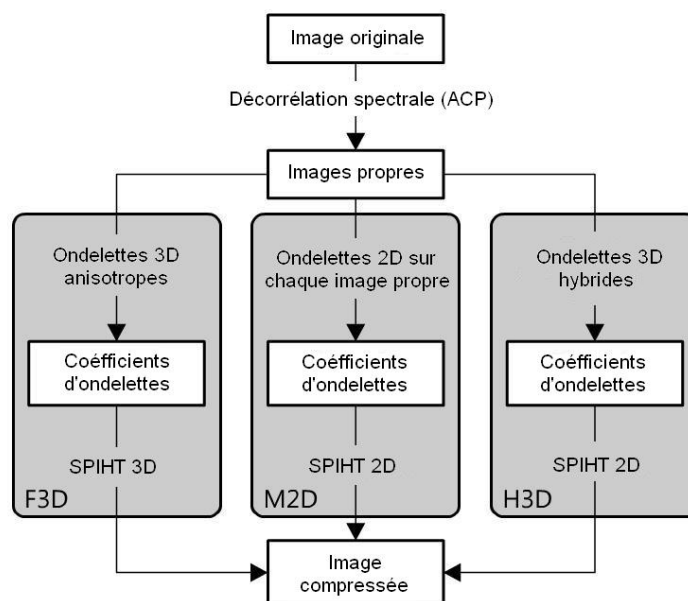


FIGURE III.8 – Schéma des trois stratégies de compression étudiées.

III.D.3 Seconde stratégie – Full 3D

La seconde stratégie consiste à considérer l'ensemble du cube spectral comme entrée de la transformée en ondelettes 3D. Dans notre cas, les données d'entrée sont l'ensemble des images-propres résultantes de l'ACP. Puis nous appliquons une extension 3D du codeur SPIHT (figure III.8).

La transformée en ondelettes utilisée est une extension 3D dyadique de la transformée en ondelettes 2D classique. Elle est réalisée en appliquant un niveau de décomposition suivant chaque dimension de l'image. Il suffit ensuite de répéter cette procédure sur le cube d'approximation jusqu'à obtenir le nombre de décompositions souhaitées (figure III.9).

De nombreux travaux portent sur les ondelettes 3D dyadiques pour la compression d'images spectrales mais seules les ondelettes 3D isotropes ont été employées (même type d'ondelettes suivant toutes les dimensions) [Kaarna 1998b, Kaarna 1998a, Kaarna 1999, Kaarna 2000b, Kaarna 2001, Kaarna 2006, Kim 1997, Lim 2001, Mielikäinen 2002, Penna 2006, Tang 2003]. Toutefois, comme la dimension spectrale des images spectrales est généralement plus faible que les deux dimensions spatiales, il est approprié d'utiliser un type d'ondelettes différent suivant cette dimension. À cet effet, nous proposons d'utiliser une transformée en ondelette 3D anisotrope qui est réalisée avec l'ondelette CDF 9/7 suivant les dimensions spatiales et de l'ondelette de Haar suivant la dimension spectrale. Le choix de l'ondelette spectrale est basé sur les conclusions de Kaarna et Parkkinen dans [Kaarna 1998a], où ils recommandent l'utilisation d'une ondelette à support court comme choix pour une ondelette spectrale. Cette recommandation est conforme aux résultats obtenus dans [Mansouri 2008] où les auteurs proposent des ondelettes de type Haar comme étant les plus appropriées pour la représentation et l'estimation de la réflectance pour les images spectrales. A notre connaissance et au vu de la littérature à notre disposition, il n'existe pas de travaux proposant une telle décomposition anisotrope.

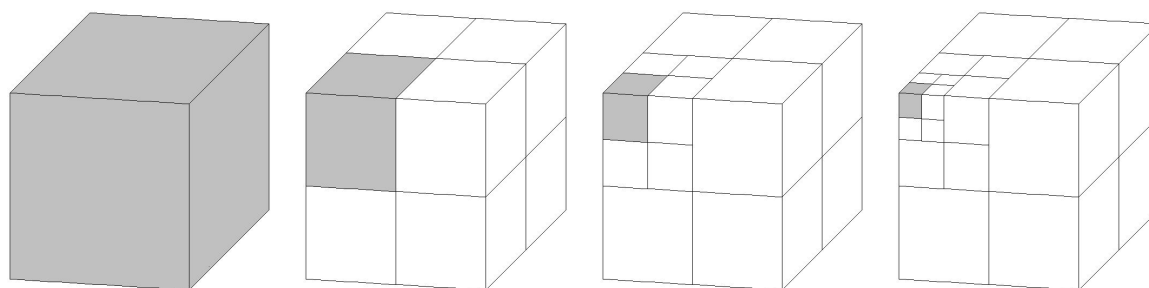


FIGURE III.9 – Représentation graphique de la décomposition en ondelette 3D utilisée dans la stratégie Full 3D (trois niveaux de décomposition)

Après la transformée en ondelettes 3D anisotrope, nous utilisons le codeur SPIHT 3D développé par Kim et Pearlman [Kim 1997] qui est approprié à la forme en arbre (*octree*) de la décomposition en ondelettes 3D dyadiques. Une autre extension 3D du SPIHT a été proposée par Dragotti *et al.* [Dragotti 2000] mais cette méthode utilise un système de compensateur temporel qui est plus approprié dans le cas de la compression de vidéos.

III.D.4 Troisième stratégie – Hybrid

La troisième stratégie consiste à appliquer une ondelette 3D sur le résultat de l'ACP comme pour la stratégie Full 3D, mais la transformée en ondelettes, de type carrée pour le Full 3D, est remplacée par une transformée en ondelettes hybride rectangulaire/carrée (figure III.10) comme utilisée dans [Penna 2006]. Le fait que la transformée en ondelettes comporte deux étapes différenciées (transformée spatiale suivie par la transformée spectrale) permet de considérer son résultat comme une association de plans 2D. Pour cette raison nous pouvons appliquer un codage par SPIHT 2D sur chaque bande résultante de la transformée pour achever la compression (figure III.8), comme dans la stratégie Multi-2D. Pour prendre en compte la différence d'énergie entre chaque bande, chaque bande est pondérée par son énergie E comme indiqué dans l'équation (III.5).

III.E Cadre d'évaluation de la compression

Quand la compression avec perte est utilisée, il est nécessaire d'évaluer et de décrire la nature et l'importance des dégradations dans l'image reconstruite (décompressée) [Eskicioglu 1995]. Habituellement, dans le cadre d'images 2D classiques, les performances des méthodes sont évaluées à l'aide d'un critère qui privilégie un seul aspect (reflétant habituellement soit la perception de la vision humaine, soit la qualité du signal par rapport au bruit).

Ce n'est pas le cas pour les images spectrales, qui sont utilisées pour d'autres fins (classification, visualisation, analyse temporelle, carte thématique, ...). À cet effet les métriques doivent correspondre aux applications. Dans [Christophe 2005], Christophe *et al.* démontrent que l'utilisation d'un jeu de plusieurs métriques est plus pertinent que d'en utiliser un seul. C'est pour cela qu'au lieu d'évaluer les performances de compression suivant une seule métrique ou un seul type de métriques, comme dans [Shrestha 2005] où seule une famille de métrique est utilisée (MSE, RMSE et PSNR), nous proposons d'utiliser neuf métriques que nous classons dans

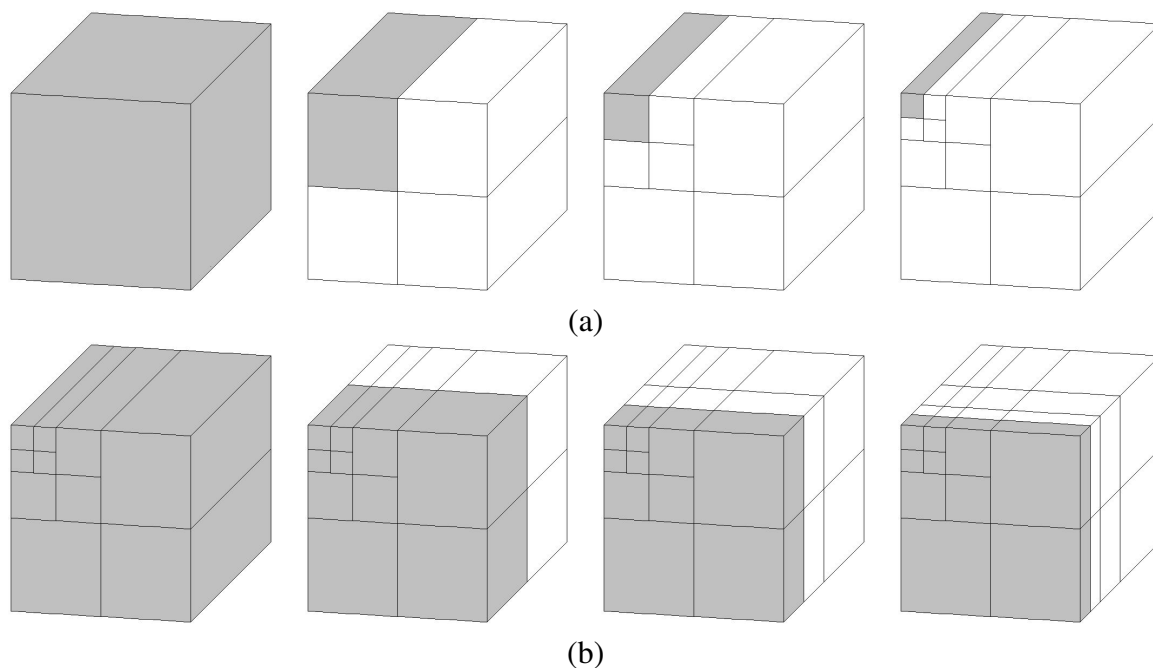


FIGURE III.10 – Représentation graphique de la décomposition en ondelette 3D hybride carrée/rectangulaire utilisée dans la stratégie Hybride (trois niveaux de décomposition). Décompositions spatiales (a) suivies par les décompositions spectrales (b)

quatre familles pour évaluer les performances. Nous appelons ceci un cadre d'évaluation de la compression.

Les métriques que nous proposons peuvent être divisées en quatre différentes familles : critères issues d'une extension isotrope des critères de traitement du signal (PSNR, RRMSE, MAE et MAD), métriques orientées multispectral (F_λ , MSA et GFC), un critère statistique évolué prenant en compte certains aspects perceptifs (UIQI) et une métrique orientée classification (K-means). Nous utilisons aussi le PSNR car c'est la métrique la plus employée pour la compression d'image, ce qui permet la comparaison avec d'autres méthodes.

Par la suite, cette notation sera utilisée : I est l'image spectrale originale et \tilde{I} est l'image reconstruite. Les images multihyperspectrales sont représentées sous la forme de matrices tridimensionnelles : $I(x, y, \lambda)$, x est le pixel dans une ligne, y le numéro de cette ligne et λ sa bande spectrale. n_x , n_y , n_λ respectivement le nombre de pixels dans une ligne, le nombre de lignes et le nombre de bandes.

Nous introduisons aussi la notation $I(x, y, \cdot)$ remplaçant $I(x, y, \cdot) = \{I(x, y, \lambda) \mid 1 \leq \lambda \leq n_\lambda\}$. Dans ce cas $I(x, y, \cdot)$ correspond au vecteur de n_λ composantes.

Pour simplifier, nous noterons $I(x, y, \lambda)$ et $\tilde{I}(x, y, \lambda)$ par I et \tilde{I} , ainsi que $\sum_{x=1}^{n_x} \sum_{y=1}^{n_y} \sum_{\lambda=1}^{n_\lambda} I$ par

$$\sum_{x,y,\lambda} I.$$

III.E.1 Métriques issues du traitement du signal

Ces métriques sont issues des mesures statistiques classiques. Elles ne prennent pas en compte la différence entre les dimensions spatiale et spectrale. L'aspect structurel des erreurs n'apparaît pas.

III.E.1.a RRMSE (*Relative Root Mean Square Error*).

C'est une mesure statistique classique basée sur la MSE (norme \mathcal{L}_p) avec une normalisation du niveau du signal.

$$\text{RRMSE}(I, \tilde{I}) = \sqrt{\frac{1}{n_x n_y n_\lambda} \sum_{x,y,\lambda} \left(\frac{I - \tilde{I}}{I} \right)^2} \quad (\text{III.6})$$

III.E.1.b MAE (*Mean Absolute Error*).

$$\text{MAE}(I, \tilde{I}) = \frac{1}{n_x n_y n_\lambda} \sum_{x,y,\lambda} |I - \tilde{I}| \quad (\text{III.7})$$

III.E.1.c MAD (*Maximum Absolute Distortion*).

La MAD est utilisée pour donner une borne supérieure des erreurs sur l'image entière.

$$\text{MAD}(I, \tilde{I}) = \max \{|I - \tilde{I}|\} \quad (\text{III.8})$$

III.E.2 Métriques orientées spectral

Ces métriques sont spécialement adaptées dans le domaine du spectral. Elles permettent d'évaluer la préservation de l'information dans le sens spectral (réflectance).

III.E.2.a GFC (*Goodness of Fit Coefficient*).

Le GFC est utilisé pour évaluer la reconstruction de chaque spectre de réflectance dans l'image.

$$\text{GFC}(I, \tilde{I}) = \frac{\left| \sum_j R_I(\lambda_j) R_{\tilde{I}}(\lambda_j) \right|}{\left| \sum_j [R_I(\lambda_j)]^2 \right|^{\frac{1}{2}} \left| \sum_j [R_{\tilde{I}}(\lambda_j)]^2 \right|^{\frac{1}{2}}} \quad (\text{III.9})$$

où $R_I(\lambda_j)$ est le spectre original à la longueur d'onde λ_j et $R_{\tilde{I}}(\lambda_j)$ est le spectre reconstruit à la longueur d'onde λ_j .

Le GFC est borné, facilitant sa compréhension. Nous avons $0 \leq \text{GFC} \leq 1$. La reconstruction est très bonne pour un $\text{GFC} > 0.999$ et parfaite pour un $\text{GFC} > 0.9999$.

III.E.2.b Fidélité Spectrale F_λ .

Cette métrique a été développée par Eskicioglu [Eskicioglu 1993]. La fidélité est définie par :

$$F(I, \tilde{I}) = 1 - \frac{\sum_{x,y,\lambda} [I - \tilde{I}]^2}{\sum_{x,y,\lambda} [I]^2} \quad (\text{III.10})$$

Nous prendrons en compte l'adaptation suivante mettant l'accent sur la dimension spectrale pour obtenir la fidélité spectrale :

$$F_\lambda(I, \tilde{I}) = \min_{x,y} \left\{ F \left(I(x, y, \cdot), \tilde{I}(x, y, \cdot) \right) \right\} \quad (\text{III.11})$$

III.E.2.c MSA (*Maximum Spectral Angle*).

Le MSA est une métrique utilisée dans [Keshava 2002]. L'angle spectral représente l'angle entre deux spectres représentés en tant que vecteurs dans l'espace n_λ -dimensionnel.

$$SA_{x,y} = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{\lambda} I \cdot \tilde{I}}{\sqrt{\sum_{\lambda} I^2 \sum_{\lambda} \tilde{I}^2}} \right) \quad (\text{III.12})$$

Dans notre cas nous prenons le maximum de SA avec :

$$MSA = \max_{x,y} (SA_{x,y}) \quad (\text{III.13})$$

III.E.3 Métrique statistico-perceptive

L'UIQI (*Universal Image Quality Index*) est la seule métrique de cette famille, elle a été développée par Wang [Wang 2002] pour les images monochromatiques. Cette métrique utilise les distorsions structurelles plutôt que les erreurs de sensibilité. Elle permet la mesure de la corrélation, l'écart de luminance moyen et la différence de contraste entre deux images.

$$Q(U, V) = \frac{4\sigma_{UV}\mu_U\mu_V}{(\sigma_U^2 + \sigma_V^2)(\mu_U^2 + \mu_V^2)} \quad (\text{III.14})$$

Avec σ_{UV} l'inter-corrélation $\mathbb{E}[(U - \mu_U)(V - \mu_V)]$, μ étant la moyenne et σ^2 la variance. Le résultat est borné par $-1 \leq Q \leq 1$.

L'UIQI est applicable pour comparer chaque paire d'images ou chaque paire de spectres comme suit :

$$Q_{x,y} = \min_{\lambda} \left\{ Q \left(I(\cdot, \cdot, \lambda), \tilde{I}(\cdot, \cdot, \lambda) \right) \right\} \quad (\text{III.15})$$

III.E.4 Métrique orientée classification

Les images spectrales peuvent être dédiées à l'analyse et notamment la classification. Pour cela, nous avons voulu étudier l'influence de la compression sur les algorithmes de classifi-

cation. Comme méthode de classification nous utilisons le K-means, et comme métrique le pourcentage de pixels mal classés de l'image reconstruite comparée à l'image originale.

La méthode des K-means est un algorithme de clustering géométrique bien connu basé sur les travaux de Lloyd dans [Lloyd 1982]. Étant donné un ensemble de n points, l'algorithme utilise une approche de recherche locale pour partitionner les points en k ensembles. X étant la totalité des k ensembles initiaux dont les centres sont choisis arbitrairement. Chaque point est assigné au centre le plus proche, les centres sont ensuite repositionnés au centre de gravité des points qui leur sont assignés. Cela est répété jusqu'à ce que le processus se stabilise. Il peut être montré qu'aucun ensemble de centres ne se produit deux fois au cours de l'algorithme, l'algorithme est donc garanti de converger.

Soit $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ un ensemble de point dans \mathbb{R}^d . Après l'ajout d'un ensemble de k centres c_1, c_2, \dots, c_k dans \mathbb{R}^d , l'algorithme partitionne ces points suivant des ensembles comme suit :

1. Pour chaque $i \in \{1, \dots, k\}$, l'ensemble C_i est défini comme l'ensemble des points X les plus proches de C_i qu'ils ne le sont de C_j pour chaque $j \neq i$.
2. Pour chaque $i \in \{1, \dots, k\}$, positionner c_i au centre de gravité de tous les points de C_i :

$$c_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x_j \in C_i} x_j.$$
3. Répéter les étapes 1 et 2 jusqu'à ce que c_i et C_i ne changent plus, puis retourner les ensembles C_i .

Si deux centres sont à équidistance d'un point dans X , l'égalité est brisée de façon arbitraire. Si un ensemble est vide à la fin de l'étape 2, supprimer l'ensemble puis continuer comme précédemment. La borne inférieure de la reconstruction ne sera pas fondée sur l'une de ces dégénérescences.

III.E.5 Représentation des résultats des métriques

Représenter les résultats de neuf métriques est difficile à cause du nombre important de données à comparer. Mais un moyen pratique de les représenter est d'utiliser un diagramme en étoile (radar), utilisé dans [Christophe 2008], qui donne dans ce cas une vision plus compacte et intuitive que les représentations x - y classiques. Les neuf axes du diagramme correspondent aux neuf métriques. Les axes pour les métriques RRMSE, MAD, MAE, MSA et K-means sont inversés, l'extrémité de l'axe correspond au minimum de dégradation et l'origine correspond au maximum de dégradation. Cette représentation permet une bonne lecture des résultats mais ne permet d'afficher sur le même diagramme que les résultats relatifs à une seule valeur de bitrate.

Le PSNR étant la métrique la plus utilisée dans la littérature et étant donné l'impossibilité d'utiliser les diagrammes étoiles pour les différents bitrates, nous illustrerons les résultats des expériences en privilégiant les courbes de résultats en terme de PSNR. Nous commenterons toutefois les résultats de toutes les métriques et nous en donnerons les courbes les plus parlantes.

III.F Validation des stratégies de compression

Pour valider les stratégies de compression que nous avons développées, ainsi que les choix qui nous ont guidés pour le développement de ces stratégies, nous avons réalisé plusieurs expériences, chacune d'elles permet de répondre à une question de performances.

Ces différentes questions sont les suivantes :

- Expérience 1, quel est l'effet de l'utilisation de L'ACP comme décorrélateur spectral ?
- Expérience 2, qu'apporte la pondération par l'énergie de chaque bande spectrale en entrée du codeur SPIHT 2D (stratégies Multi-2D et Hybride) ?
- Expérience 3, quel est l'apport de la décomposition en ondelette 3D anisotrope et comparaison avec une décomposition en ondelette 3D isotrope (stratégies Full 3D et Hybride) ?
- Expérience 4, quelle modification sur les résultats implique la variation des dimensions spatiales des images dans les différentes stratégies ?
- Expérience 5, quelle modification sur les résultats implique la variation de la dimension spectrale des images dans les différentes stratégies ?
- Expérience 6, qu'apporte la compression par tuilage ?

Pour valider ces expériences nous les avons conduit sur des images spectrales acquies par notre système ainsi que sur d'autres images plus généralement employées, venants du capteur AVIRIS [Jet Propulsion Laboratory – California Institute of Technology (NASA) a] (*Cuprite*, *SanDiego*, *JasperRidge* et *MoffettField*), ainsi que sur les images issue de la base de donnée du *Color Group* de l'université de Joensuu (Finlande) [University of Joensuu Color Group]. Nos images représentent deux parties distinctes d'une peinture murale. Les images AVIRIS représentent différents types de paysages (*Cuprite* et *JasperRidge* représentent des zones de sol nu, alors que *SanDiego* et *MoffettField* représentent des paysages urbains). Les images de la base de données du *Color Group* représentent des portraits de personnes (*WomanFace* et *WomanReading*) et la photo d'une main (*Hand*). Ces images sont illustrées dans la figure III.11.

III.F.1 Expérience 1 – Décorrélation spectrale par ACP.

III.F.1.a Description

L'expérience 1 vise à valider la décorrélation spectrale en utilisant l'ACP. Pour cela, nous comparons les résultats de compression obtenus avec et sans ACP spectrale.

III.F.1.b Résultats

Les résultats de compression pour les stratégies Multi-2D, Full 3D et Hybride sur les images *Hand*, *WomanFace*, et *WomanReading*, de dimensions spatiales de 128×64 pixels et pour 32 et 64 bandes spectrales, sont présentés dans les figures III.12, III.13 et III.14.

L'utilisation de l'ACP avant de compresser les images spectrales permet :

1. dans le cas de la stratégie Full 3D, d'obtenir de meilleurs résultats de compression (gain de ≈ 1 dB, dans le cas de l'image *hand*, et jusqu'à ≈ 7 dB dans le cas des images *WomanFace* et *WomanReading*)
2. dans le cas des stratégies Multi-2D et Hybride, les résultats sont équivalents ou moins bons.

Pour les trois stratégies dans le cas des faibles bitrates, les résultats sont moins bons en utilisant l'ACP que sans. Cela est dû au fait que les coefficients de l'ACP prennent une grande partie de la mémoire allouée à la compression, au détriment des coefficients codant l'image.



FIGURE III.11 – Images spectrales utilisées dans nos expériences. Les images (a) et (b) proviennent de nos acquisitions, les images (c–f) proviennent du capteur AVIRIS, et les images (g–i) proviennent de la base de données de l’université de Joensuu.

III.F.2 Expérience 2 – Pondération des bandes spectrales.

III.F.2.a Description

L'expérience 2 vise à valider le choix de la pondération des bandes spectrales en entrée du codeur SPIHT 2D, associée la décorrélation spectrale par ACP dans le cas des stratégies Multi-2D et Hybride. Nous comparerons les résultats obtenus avec et sans la pondération de chaque bandes spectrale par son énergie E .

III.F.2.b Résultats

Les résultats de l'expérience pour la stratégie Multi 2D et Hybride sur les images *Hand*, *WomanFace*, et *WomanReading*, de dimensions spatiales de 128×64 pixels et pour 32 et 64 bandes spectrales, sont présentés dans les figures III.12 et III.14.

Dans le cas de la stratégie Multi-2D avec ACP, l'ajout de la pondération permet d'obtenir de bien meilleurs résultats de compression (≈ 5 dB pour l'image *Hand*, et ≈ 20 dB pour les images *WomanFace* et *WomanReading*). Dans le cas de la stratégie Hybride, l'ajout de la pondération avec l'ACP permet une meilleure compression pour les forts bitrates et réduit les résultats de la compression dans le cas de faibles bitrates (pour les mêmes raisons évoquées pour l'expérience précédente).

Nous avons aussi effectué la pondération des bandes spectrales pour les méthodes Multi-2D et Hybride sans ajouter la décorrélation spectrale par ACP. Ces résultats sont présentés à titre indicatif, mais ne sont pas justifiés puisque dans le cas d'une image sans décorrélation spectrale, l'information est présente sur chaque bande sans être proportionnelle à l'énergie de chaque bande.

Dans le cas de la stratégie Multi-2D sans ACP, l'ajout de la pondération seule ne permet pas d'obtenir de résultats significativement meilleurs que sans pondération. Pour la stratégie Hybride sans ACP la pondération permet d'obtenir des résultats de compression bien meilleurs que sans pondération (≈ 5 dB pour l'image *Hand*, et ≈ 10 dB pour les images *WomanFace* et *WomanReading*).

III.F.3 Expérience 3 – Ondelettes anisotropes.

III.F.3.a Description

L'expérience 3 vise à valider le choix des ondelettes spectrales des stratégies Full 3D et Hybride que nous utilisons. Comme nous l'avons vu, l'utilisation de la même ondelettes suivant toutes les directions de l'image (ondelettes isotropes) ne semble pas être la méthode la plus optimale, c'est pour cette raison que nous avons remplacé l'ondelette dans la direction spectrale de type CDF 9/7 par une ondelette de type Haar (ondelettes anisotropes) comme recommandé dans [Mansouri 2008]. Cette expérience permet de comparer l'apport de la décomposition en ondelettes 3D anisotrope par rapport à la décomposition isotrope pour les stratégies Full 3D et Hybrid.

III.F.3.b Résultats

Les résultats de l'expérience pour la stratégie Full 3D et Hybride sur les images *Hand*, *WomanFace*, et *WomanReading*, de dimensions spatiales de 128×64 pixels et pour 32 et 64 bandes spectrales, sont présentés respectivement dans les figures III.13 et III.14.

Dans le cas de la stratégie Full 3D, l'emploi des ondelettes anisotropes permet d'obtenir des résultats de compression légèrement meilleurs que les résultats des ondelettes isotropes ($\approx 0,5$ à 1 dB). Dans le cas de la stratégie Hybride les différences entre les ondelettes isotrope et anisotropes sont moins marquées. Les ondelettes anisotropiques permettent néanmoins d'obtenir de meilleurs résultats dans la majorité des cas.

III.F.4 Expérience 4 – Variation des dimensions spatiales.

III.F.4.a Description

L'expérience 4 vise à comparer les performances des trois stratégies de compression suivant différents bitrates en faisant varier les dimensions spatiales de l'image. Les résultats présentés concernant l'expérience sont menées sur l'image *Cuprite* avec des dimensions spatiales de 64×64 , 128×128 , 256×256 et 512×512 pixels, sur l'image *SanDiego* avec des dimensions spatiales de 64×64 , 96×96 et 128×128 pixels, ainsi que sur les images *JasperRidge* et *MoffettField* avec des dimensions spatiales de 64×64 et 128×128 pixels. Pour les images *Cuprite*, *JasperRidge* et *MoffettField*, seules les 32 premières bandes spectrales ont été utilisées alors que pour l'image *SanDiego* nous avons utilisé différents nombres de bandes spectrales (32, 64, 96, 128, 160 et 192). Les images sont codées en 16 bits.

III.F.4.b Résultats

Les résultats pour les images *Cuprite*, *SanDiego*, *JasperRidge* et *MoffettField*, avec 32 bandes spectrales, sont représentés dans les figures III.15, III.16 en termes de PSNR (les autres métriques ont des résultats proches indiquant la même tendance) et dans la figure III.17 pour l'image *SanDiego* pour les différents nombres de bandes spectrales.

Les résultats présentés dans la figure III.15 montrent que pour les quatre différentes images utilisées la tendance générale est la même. Cette tendance indique que, quelles que soient les dimensions spatiales des images pour les fortes valeurs de bitrate, la stratégie Full 3D surpasse les autres stratégies, pour de faibles valeurs de bitrate c'est la stratégie Multi-2D qui obtient les meilleurs résultats. Les résultats relatifs à la stratégie hybride sont toujours les plus faibles comparés aux autres stratégies.

III.F.5 Expérience 5 – Variation de la dimension spectrale.

III.F.5.a Description

L'expérience 5 vise à évaluer les performances des trois stratégies de compression suivant différents bitrates quand le nombre de bandes spectrales varie. Les résultats que nous illustrons sont relatifs à l'image *SanDiego* suivant plusieurs tailles spatiales (64×64 , 96×96 et 128×128 pixels) en faisant varier chaque fois le nombre de bande spectrale de l'image (32, 64, 96, 128, 160 et 192).

III.F.5.b Résultats

Les résultats pour l'image *SanDiego* de dimensions spatiales 64×64 (figure III.18), 96×96 (figure III.19) et 128×128 (figure III.20) pixels montrent la même tendance que pour l'expérience précédente. C'est-à-dire que quelle que soit la dimension spectrale des images et pour

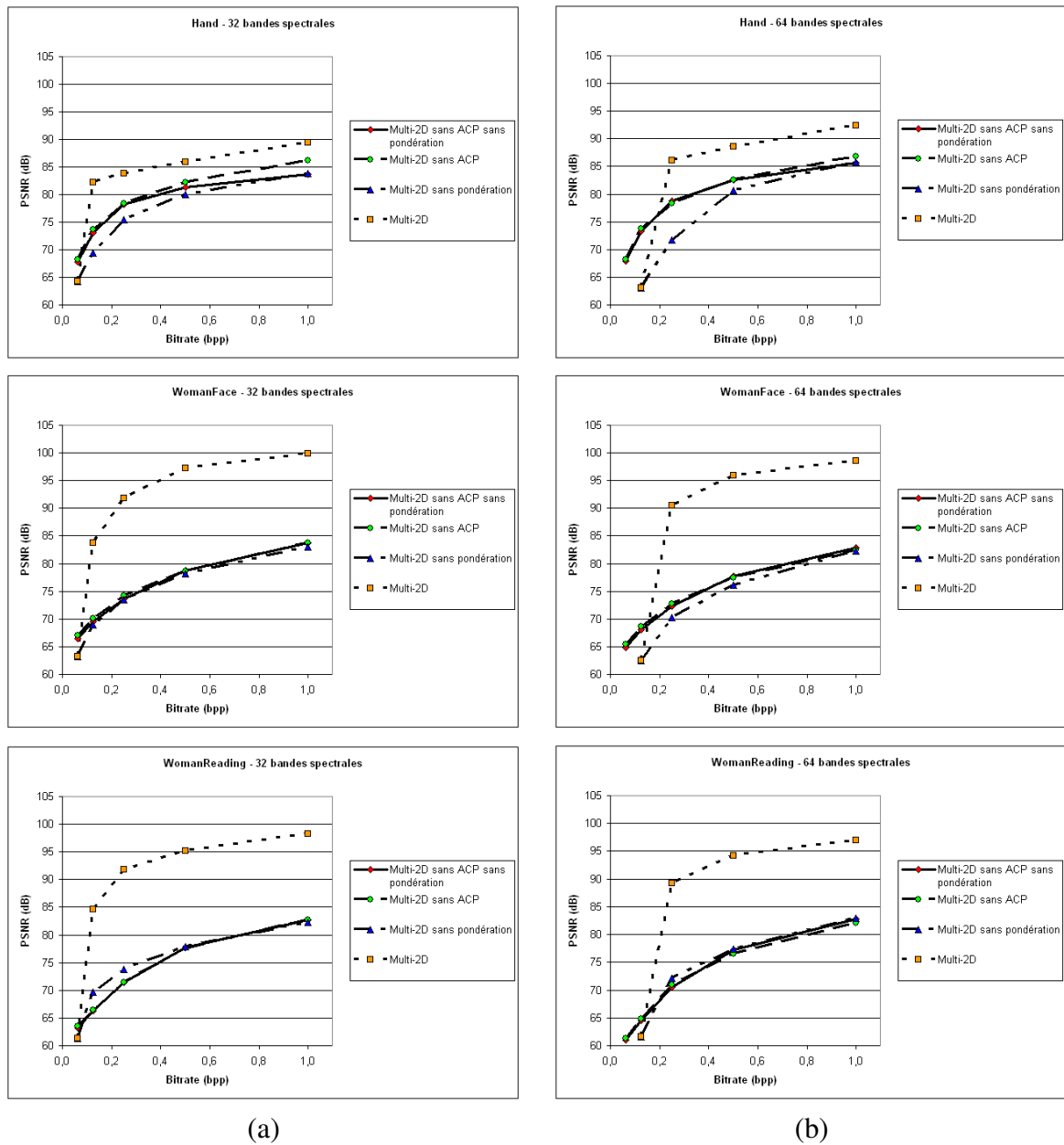


FIGURE III.12 – Expériences 1 et 2. Stratégie Multi-2D. Résultats de compression en terme de PSNR pour les images : *Hand*, *WomanFace* et *WomanReading* avec (a) 32 et (b) 64 bandes spectrales.

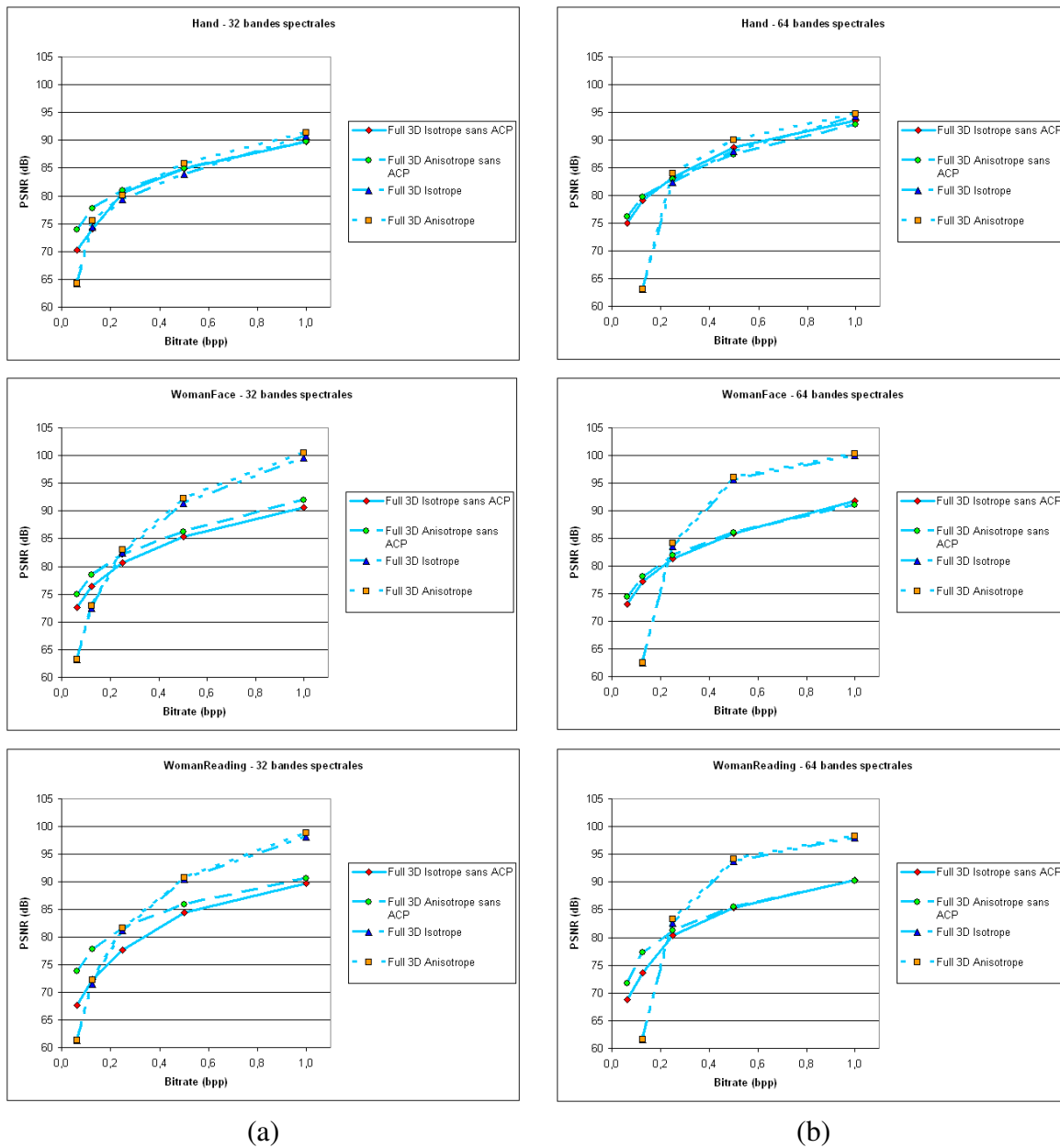


FIGURE III.13 – Expériences 2 et 3. Stratégie Full 3D. Résultats de compression en terme de PSNR pour les images : *Hand*, *WomanFace* et *WomanReading* avec (a) 32 et (b) 64 bandes spectrales.

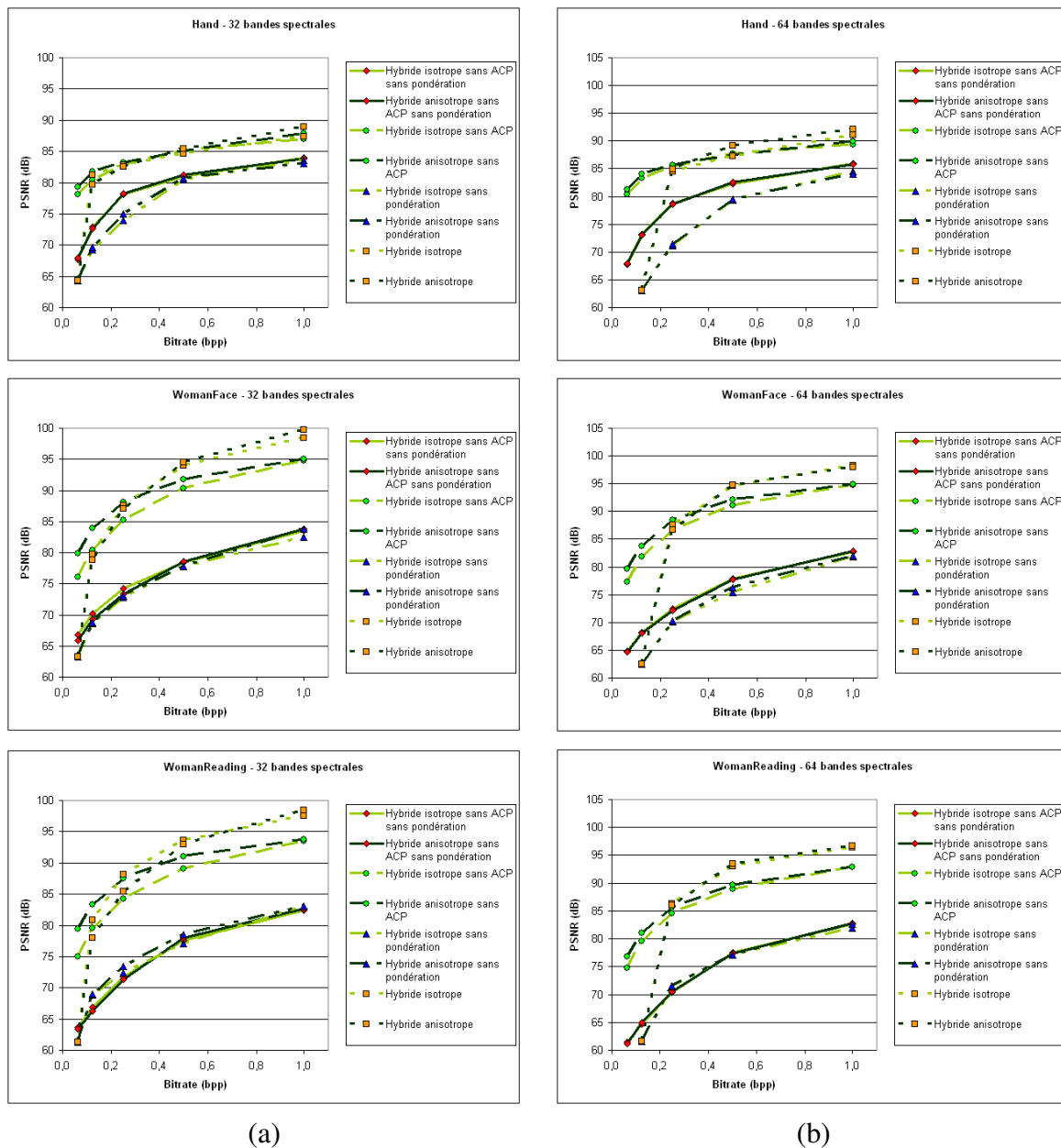


FIGURE III.14 – Expériences 1, 2 et 3. Stratégie Hybride. Résultats de compression en terme de PSNR pour les images : *Hand*, *WomanFace* et *WomanReading* avec (a) 32 et (b) 64 bandes spectrales.

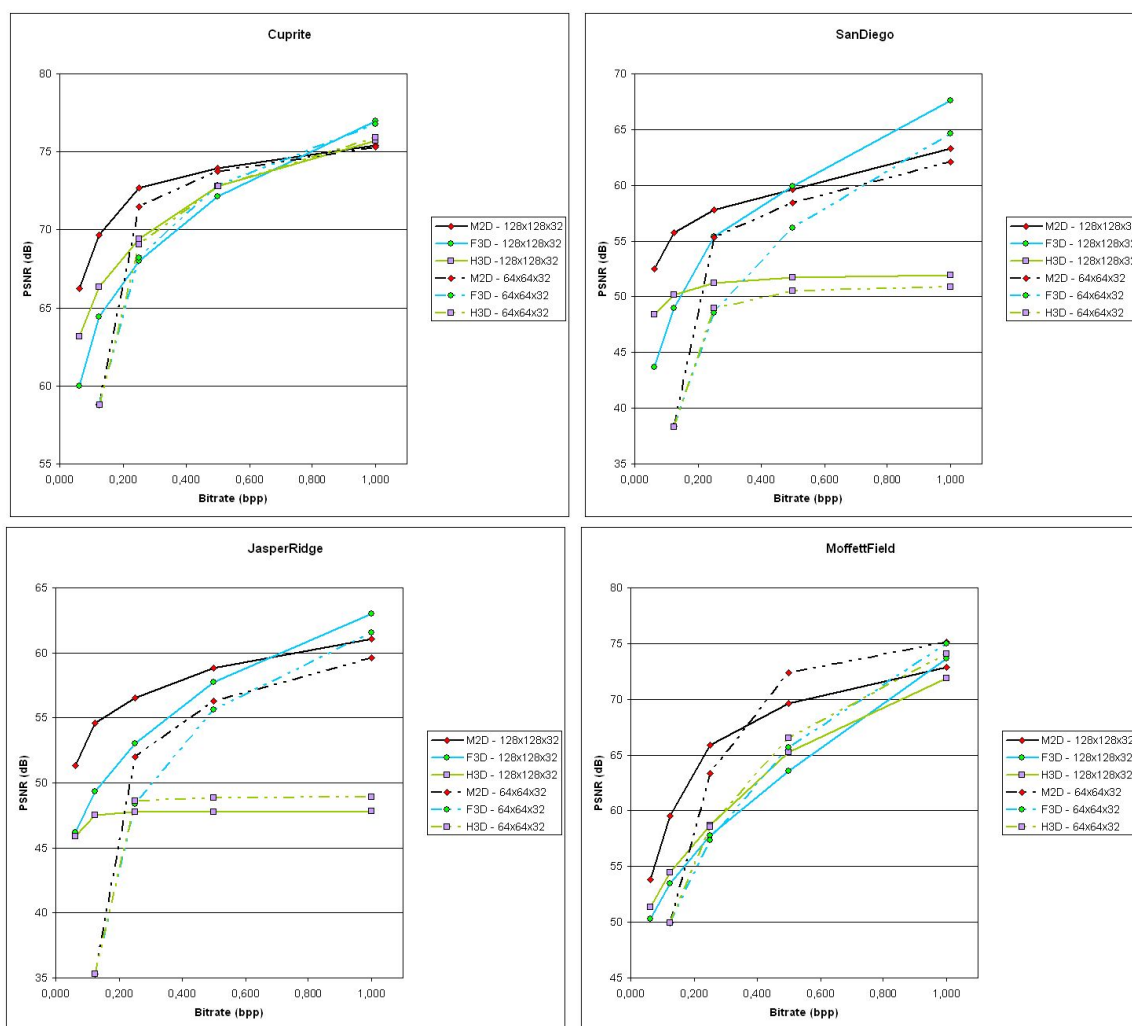


FIGURE III.15 – Expérience 4. Résultats de compression en termes de PSNR pour les images *Cuprite*, *SanDiego*, *JasperRidge* and *MoffettField* avec 32 bandes spectrales.

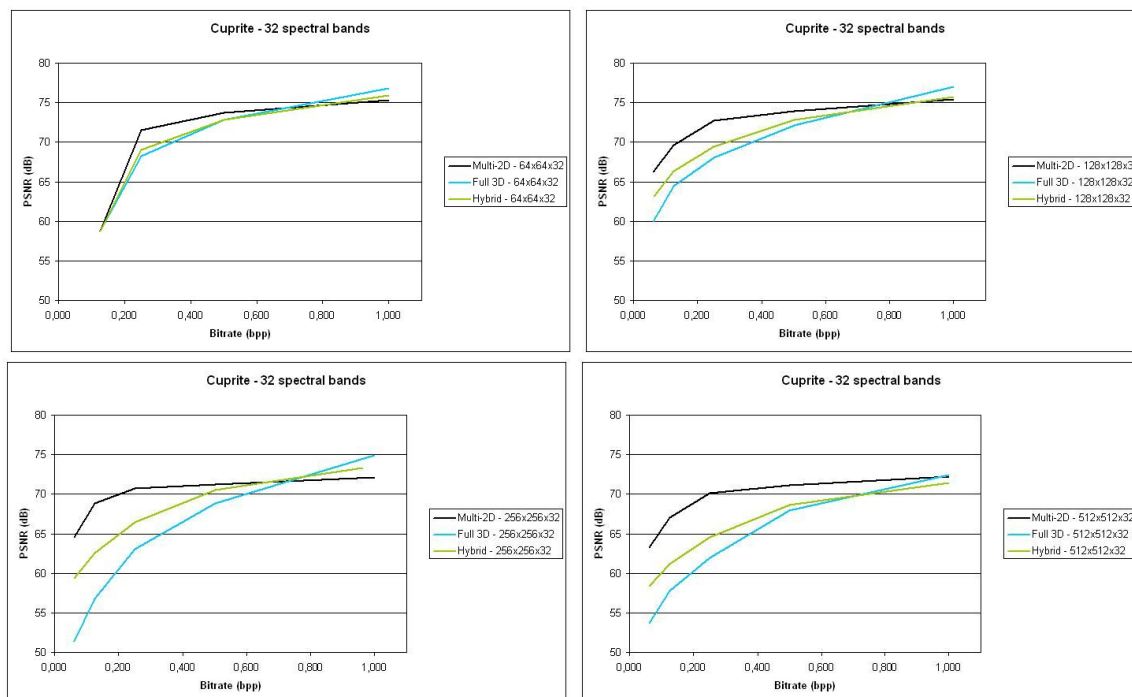


FIGURE III.16 – Expérience 4. Résultats de compression en termes de PSNR pour 32 bandes spectrales de l’image *Cuprite* de dimensions spatiales 64×64 , 128×128 , 256×256 et 512×512 pixels.

les fortes valeurs de bitrate, la stratégie Full 3D surpasse les autres stratégies. Pour des faibles valeurs de bitrate ($\approx 0,5$ bpp), c’est la stratégie Multi-2D qui obtient les meilleurs résultats. La stratégie Hybride est toujours surpassée par une des deux autres stratégies.

Nous pouvons aussi remarquer que la stratégie Multi-2D et Full 3D ont les meilleurs résultats de compression pour les images contenant 96 bandes spectrales. Plus le nombre de bandes spectrales s’éloigne de cette valeur, plus les résultats diminuent. Le PSNR et les autres métriques indiquent la même tendance.

Les diagrammes en étoile (figure III.21) montrent que les résultats de toutes les métriques ne sont pas identiques. C’est particulièrement visible pour la stratégie Hybride en termes de PSNR, GFC, MAD, MAE et UIQI qui sont similaires mais en termes de RRMSE, F_λ et MSA les résultats sont inversés. Pour les stratégies Multi-2D et Full 3D seules les résultats en termes de UIQI diffèrent des autres résultats.

Nous pouvons aussi voir dans le tableau III.1 que les résultats en terme de pixels mal classés en utilisant une classification par K-means sont les plus mauvais pour la stratégie Hybride. Nous remarquons que pour la métrique de classification les stratégies Multi-2D et Full 3D sont comparables.

III.F.6 Expérience 6 – Compression par tuilage.

III.F.6.a Description

L’expérience 6 concerne la compression par tuilage. Il est intéressant de découper les images de grandes tailles en images de plus petites tailles pour permettre de réduire les besoins mé-

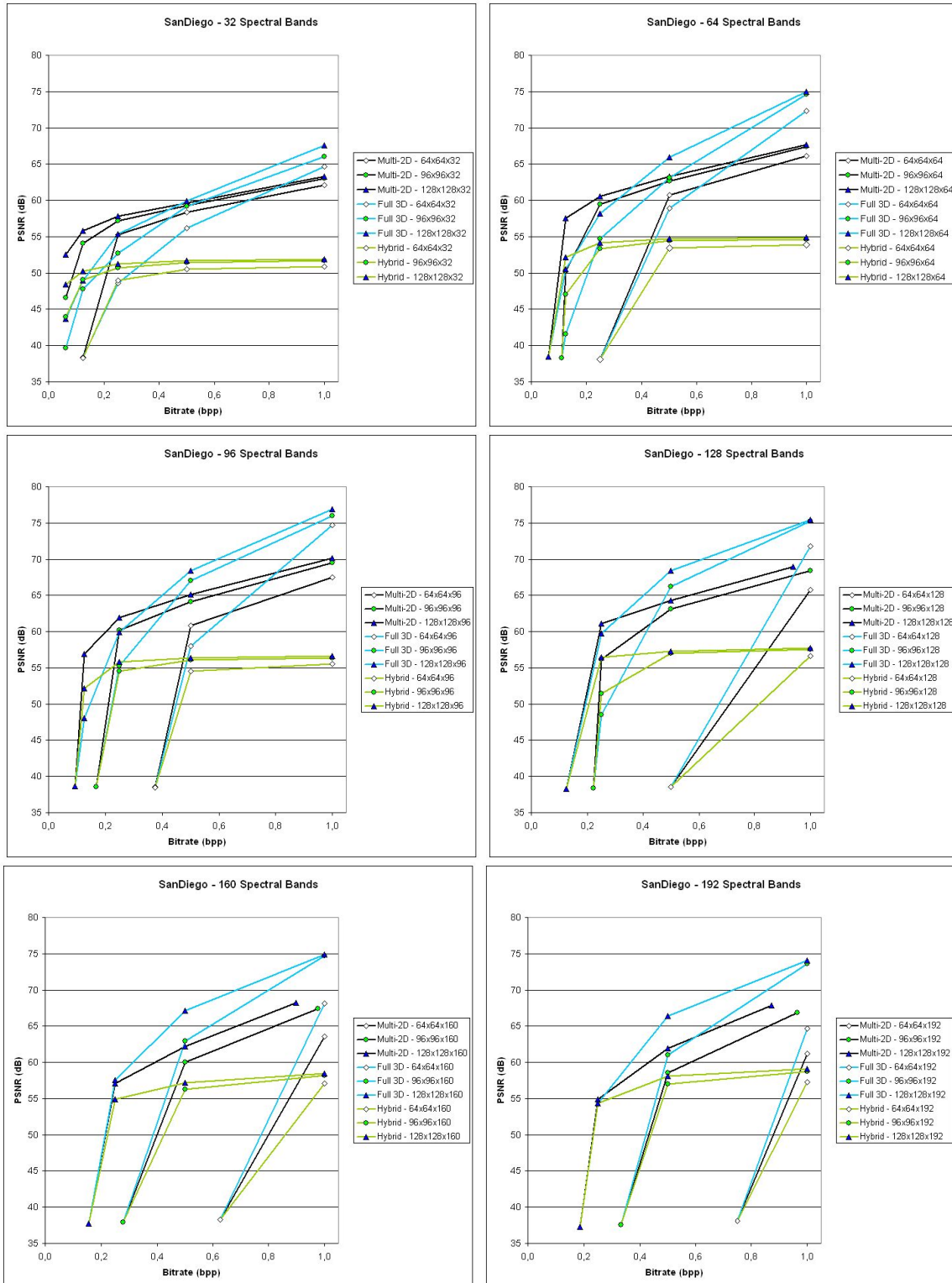


FIGURE III.17 – Expérience 4. Résultats de compression en termes de PSNR pour l'image *SanDiego* composée de 32, 64, 96, 128, 160 et 192 bandes spectrales.

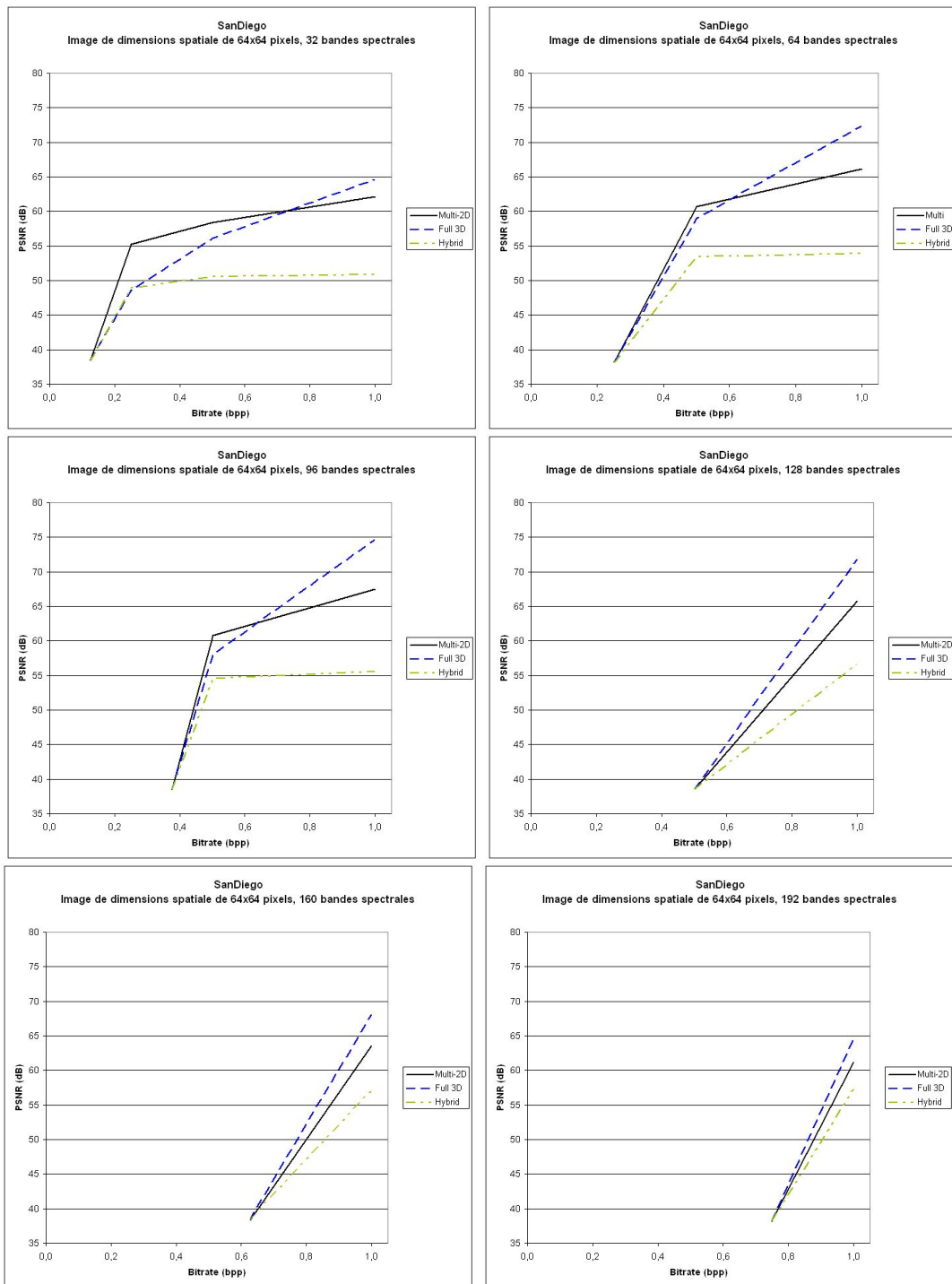


FIGURE III.18 – Expérience 5. Résultats de compression en termes de PSNR pour l'image *SanDiego* de dimensions spatiales 64×64 pixels.

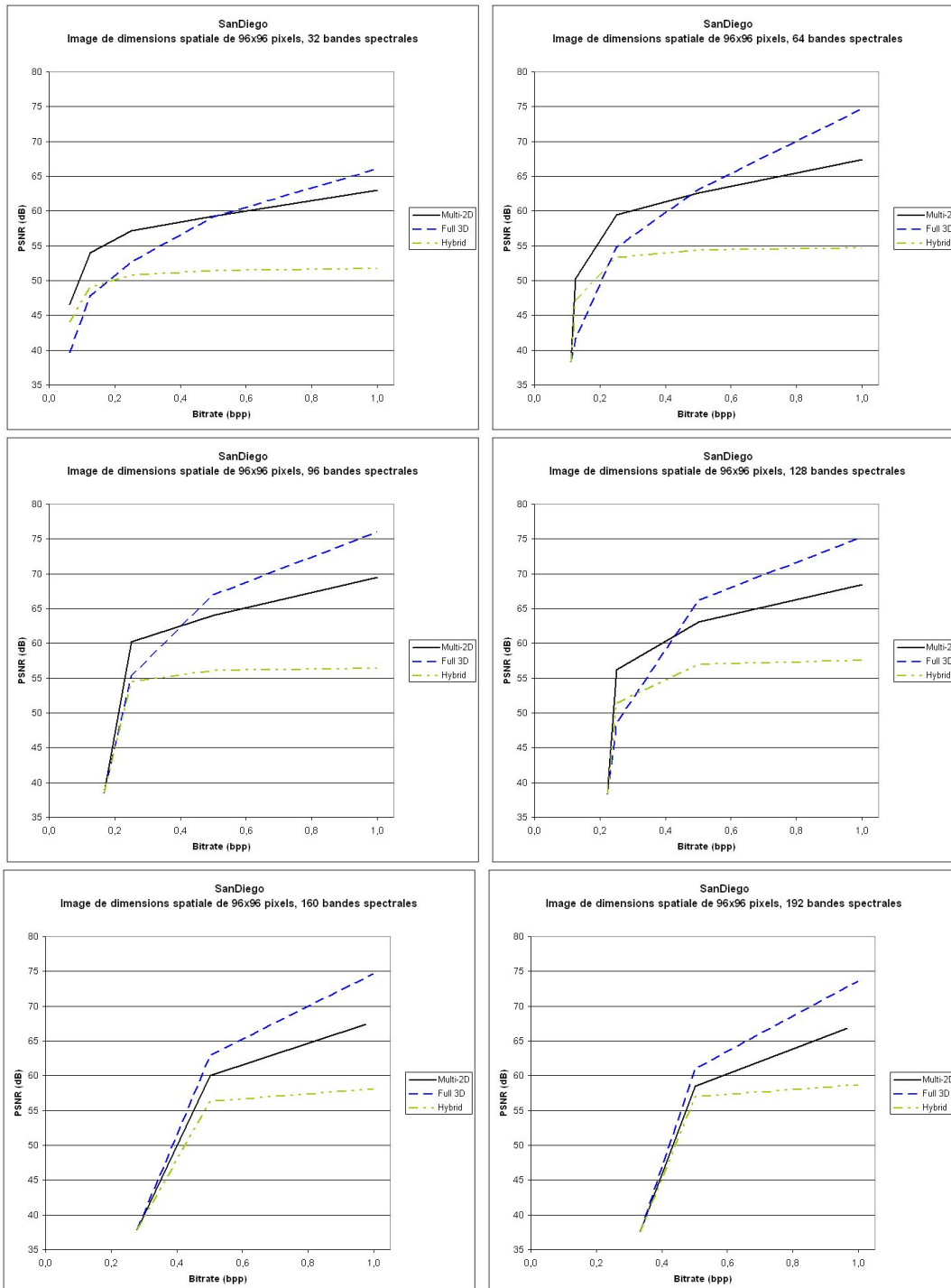


FIGURE III.19 – Expérience 5. Résultats de compression en termes de PSNR pour l'image *SanDiego* de dimensions spatiales 96×96 pixels.

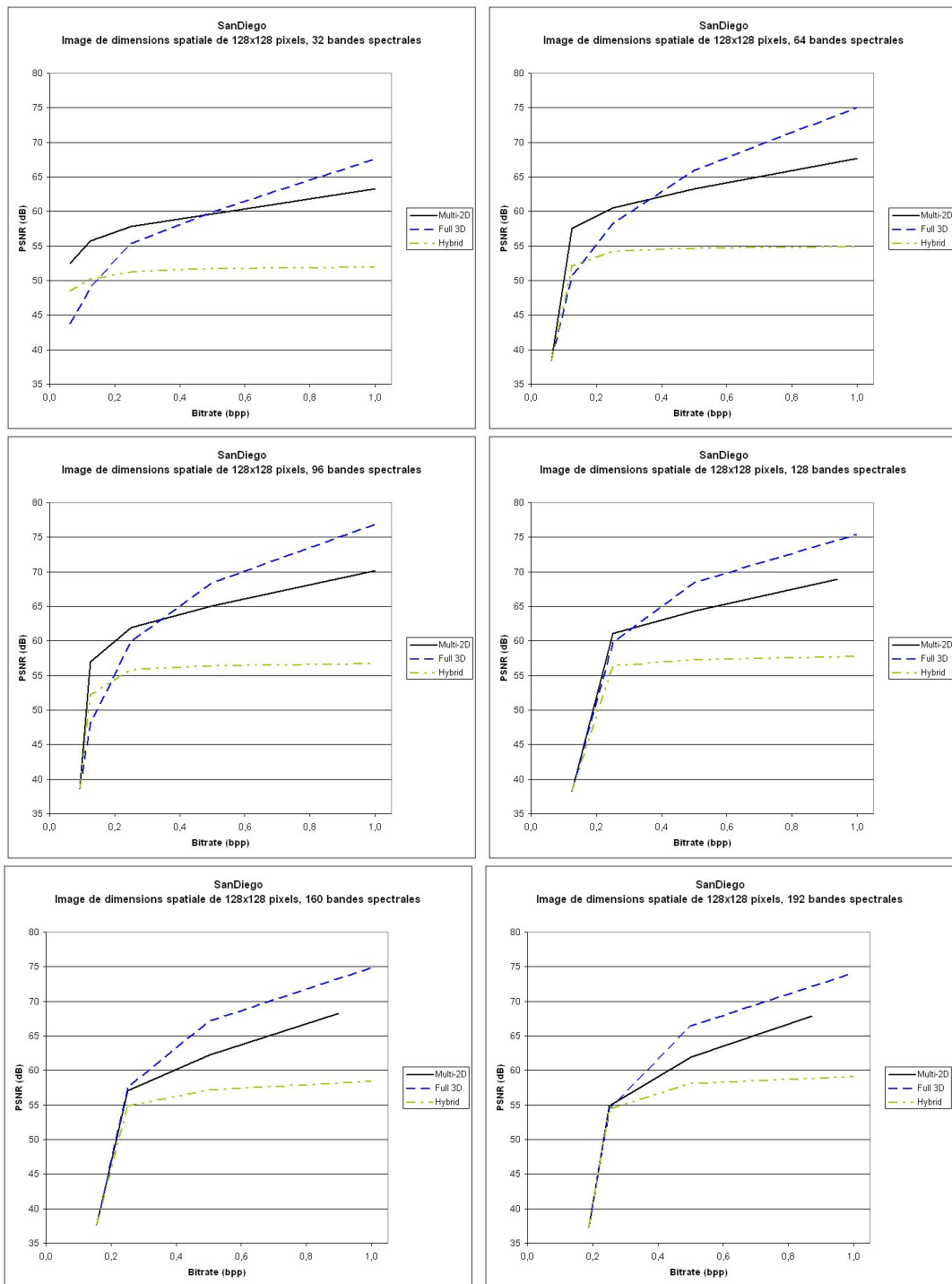


FIGURE III.20 – Expérience 5. Résultats de compression en termes de PSNR pour l'image *SanDiego* de dimensions spatiales 128×128 pixels.

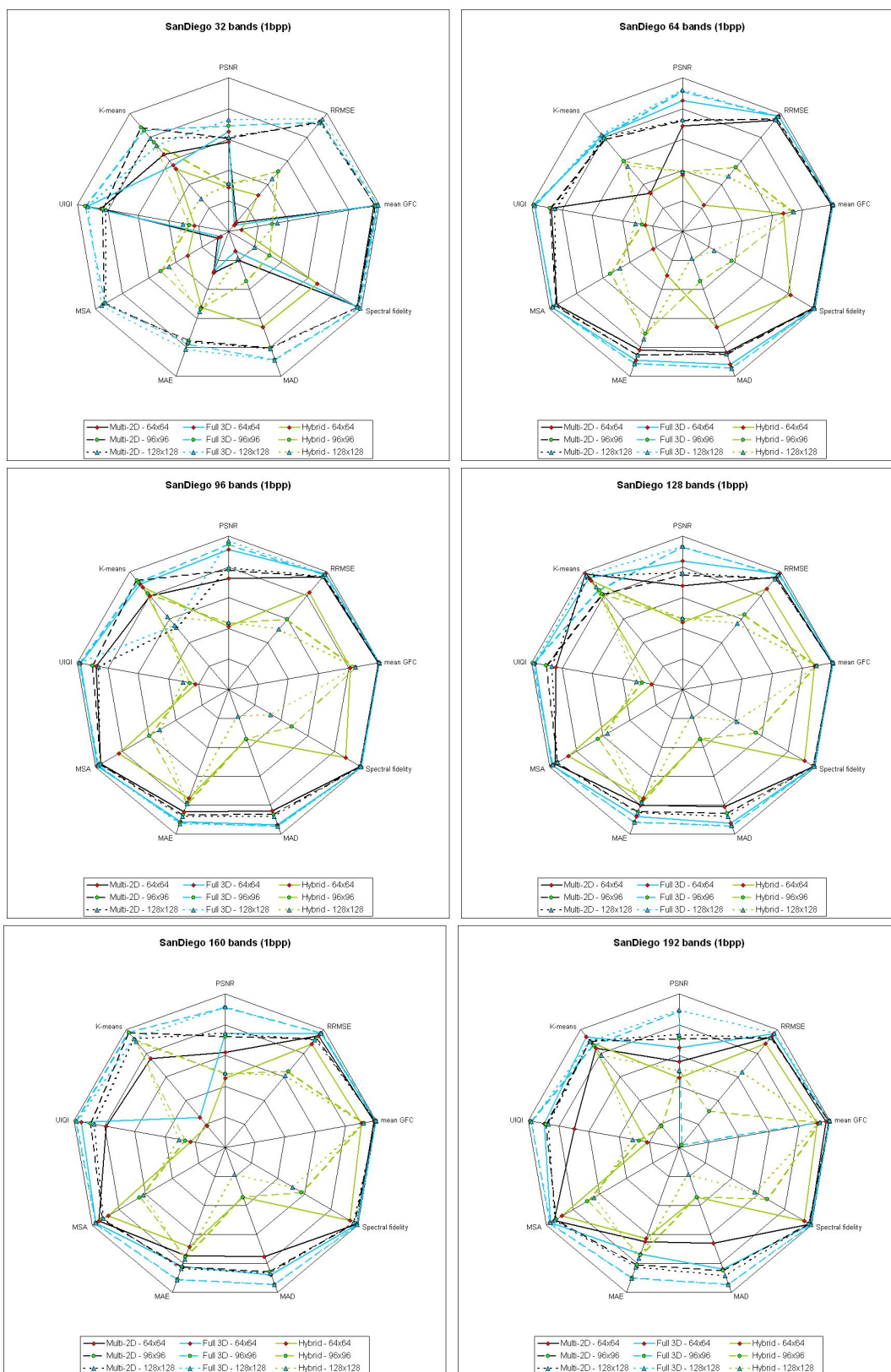


FIGURE III.21 – Expérience 5. Résultats de compression pour l'image *SanDiego* composée de 32, 64, 96, 128, 160 et 192 bandes spectrales avec un bitrate de 1 bpp.

TABLE III.1 – Expérience 5. Résultats de compression en termes de pourcentage de pixels mal classés avec une classification par K-means pour l'image *SanDiego* avec un bitrate de 1 bpp.

64 × 64 dimension spatiales de l'image						
strategies	nombre de bandes spectrales					
	32	64	96	128	160	192
F3D	8,76%	3,71%	2,10%	0,98%	5,13%	1,15%
M2D	6,86%	13,45%	4,08%	0,34%	4,88%	3,20%
H3D	9,38%	13,38%	2,61%	1,51%	3,71%	2,15%

96 × 96 dimension spatiales de l'image						
strategies	nombre de bandes spectrales					
	32	64	96	128	160	192
F3D	2,90%	3,91%	1,79%	3,13%	0,47%	2,68%
M2D	2,30%	4,35%	1,50%	3,83%	0,44%	2,02%
H3D	4,89%	8,00%	3,61%	3,71%	1,63%	16,41%

128 × 128 dimension spatiales de l'image						
strategies	nombre de bandes spectrales					
	32	64	96	128	160	192
F3D	5,42%	3,58%	9,07%	0,54%	1,53%	2,03%
M2D	4,16%	4,01%	9,44%	0,73%	1,58%	1,92%
H3D	14,49%	8,90%	7,61%	2,50%	1,93%	4,32%

TABLE III.2 – Expérience 6. Résultats statistiques en termes de GFC pour la stratégie Multi-2D. En haut, résultats de compression par tuiles, en bas, résultats de compression de l'image complète.

Multi-2D					
Bitrate	0,0625	0,1250	0,2500	0,5000	1,0000
GFC moyen	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
écart type	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
GFC maximum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GFC minimum	0,9990	0,9992	0,9995	0,9996	0,9996
GFC médian	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GFC moyen	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000
écart type	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000
GFC maximum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GFC minimum	0,9892	0,9992	0,9992	0,9995	0,9996
GFC médian	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

moire, ainsi que de permettre la parallélisation des calculs de compression pour réduire les temps de calcul. Ainsi, nous avons conduit une expérience de compression par tuilage que nous illustrons avec les résultats relatifs à l'image *Cuprite* de dimensions spatiales 256×256 et 32 bandes spectrales. Nous découpons cette image en quatre tuiles de dimensions spatiales 128×128 pixels, puis nous compressons chaque tuile avec les trois différentes stratégies de compression. Nous reconstruisons ensuite l'image d'origine à partir des quatre tuiles, appliquons les métriques sur l'image reconstruite puis comparons les résultats avec les résultats des compressions effectuées sur l'image complète. Les résultats en termes de PSNR, MAE, RRMSE, MAD, F_λ , MSA et UIQI sont présentés dans la figure III.22, et en terme de GFC dans les tableaux III.2, III.3 et III.4. En termes de GFC la valeur minimum est la plus caractéristique.

III.F.6.b Résultats

Les résultats permettent la comparaison entre la compression par tuilage et la compression de l'image entière.

Nous pouvons noter que pour toutes les métriques, la compression par tuiles donne de meilleurs résultats que pour la compression de l'image complète pour des valeurs de bitrates élevées, alors que pour des valeurs faibles de bitrate les résultats sont inversés, le point d'inversion étant différents suivant les métriques. Ces résultats sont explicables par le fait que pour de faibles valeurs de bitrate la compression par tuilage crée d'importantes discontinuités spatiales au niveau de la jonctions des tuiles. Ceci est visible sur la figure III.23, dans laquelle sont représentées des exemples de compressions hybride à des valeurs de bitrate de 0,0625 bpp et 0,5 bpp.

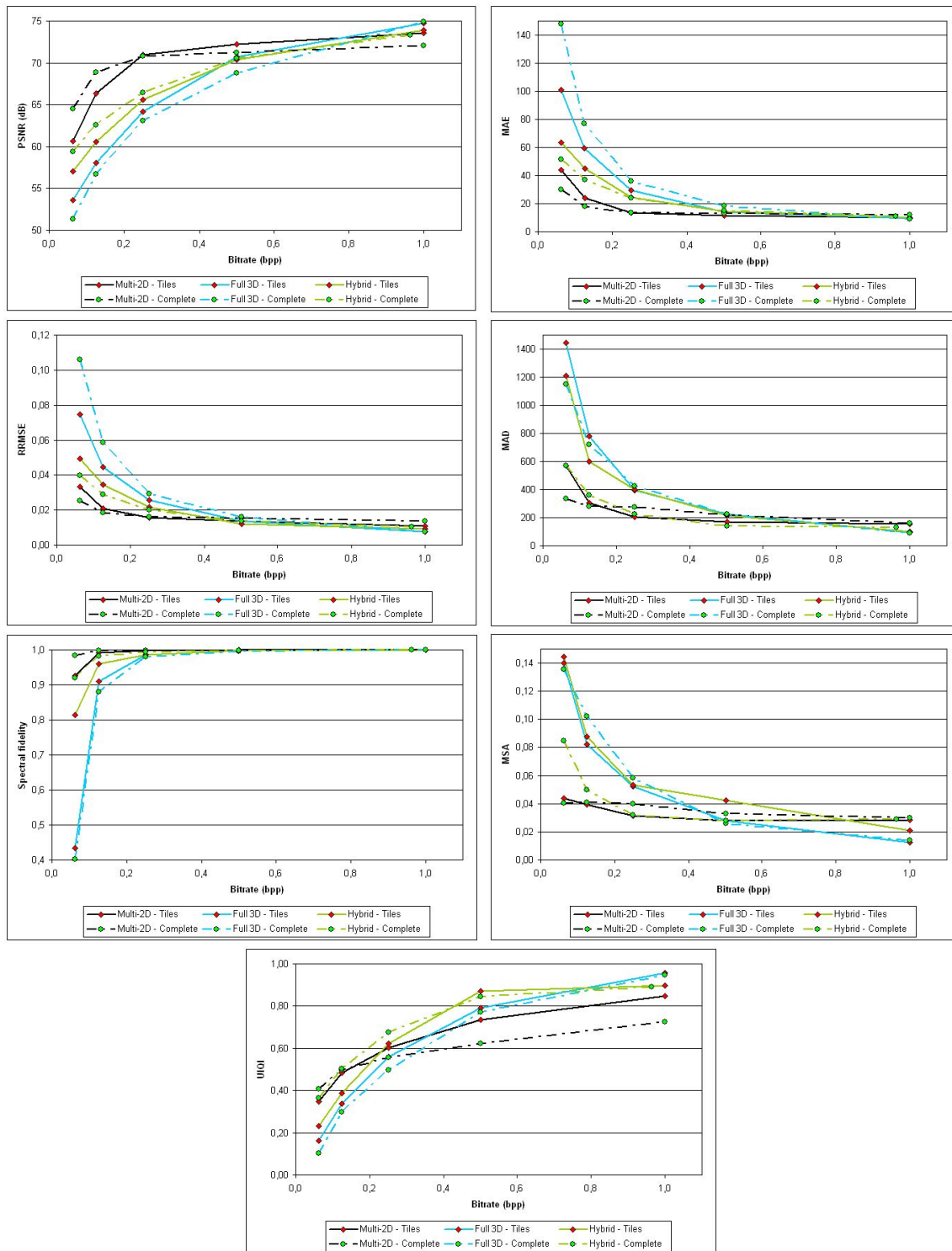


FIGURE III.22 – Expérience 6. Comparaison entre les méthodes de compression par tuilage et classique (image complète) pour l’image *Cuprite* avec 32 bandes spectrales.

TABLE III.3 – Expérience 6. Résultats statistiques en termes de GFC pour la stratégie Full 3D. En haut, résultats de compression par tuiles, en bas, résultats de compression de l'image complète.

Full 3D					
Bitrate	0,0625	0,1250	0,2500	0,5000	1,0000
GFC moyen	0,9998	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000
écart type	0,0004	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000
GFC maximum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GFC minimum	0,9902	0,9966	0,9986	0,9996	0,9999
GFC médian	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000
GFC moyen	0,9994	0,9998	0,9999	1,0000	1,0000
écart type	0,0005	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000
GFC maximum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GFC minimum	0,9908	0,9948	0,9983	0,9997	0,9999
GFC médian	0,9996	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000

TABLE III.4 – Expérience 6. Résultats statistiques en termes de GFC pour la stratégie Hybride. En haut, résultats de compression par tuiles, en bas, résultats de compression de l'image complète.

Hybride					
Bitrate	0,0625	0,1250	0,2500	0,5000	1,0000
GFC moyen	0,9999	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000
écart type	0,0004	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000
GFC maximum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GFC minimum	0,9896	0,9962	0,9986	0,9991	0,9998
GFC médian	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000
GFC moyen	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000
écart type	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
GFC maximum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GFC minimum	0,9964	0,9988	0,9995	0,9996	0,9996
GFC médian	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

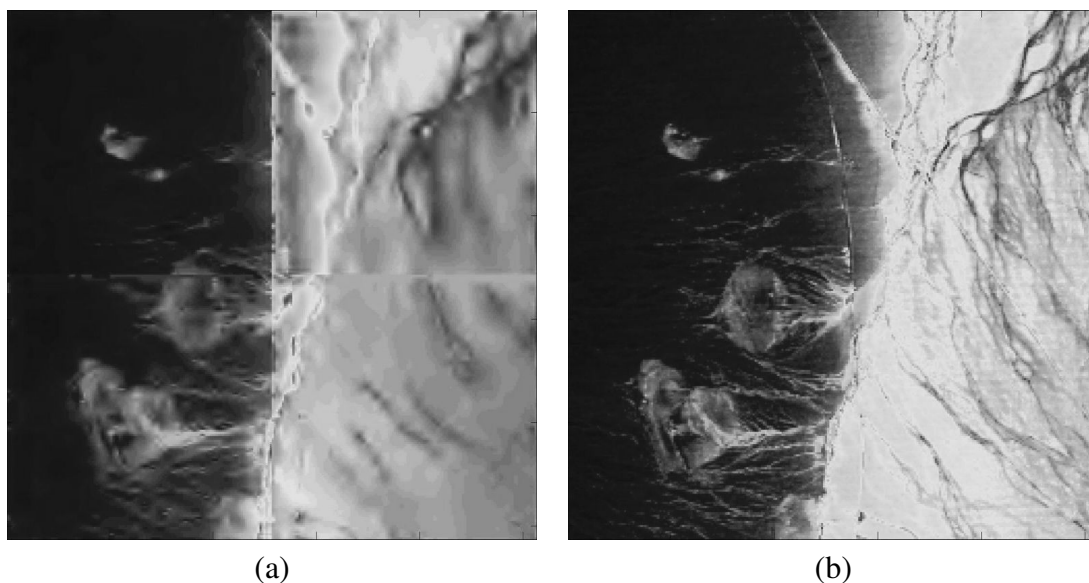


FIGURE III.23 – Expérience 6. Exemples de résultats de compression par tuiles (stratégie de compression hybride). (a) bande neuf de l’image *Cuprite* à un bitrate de 0,0625 bpp, (b) la même bande de l’image à un bitrate de 0,5 bpp. Pour un bitrate de 0,0625 bpp la création de contours virtuel entre les tuiles ainsi qu’un flou spatial peuvent être remarqués. Ces deux effets ne sont plus visible pour un bitrate de 0,5 bpp.

III.G Discussion du temps et de la mémoire utilisés pour la compression

Nous pouvons discuter le temps de calcul nécessaire et la capacité mémoire utilisée des trois stratégies.

Premièrement l’ACP est appliquée pour chaque stratégie, prenant le même temps et utilisant la même capacité mémoire. Deuxièmement les décompositions en ondelettes sont appliquées. Pour les stratégies Full 3D et hybride, les décompositions sont très similaires et sont appliquées sur l’image complète, prenant un temps similaire et utilisant la même quantité mémoire. Pour la stratégie Multi-2D, cela dépend de l’implémentation de l’algorithme. Si chaque bande spectrale est considérée séparément, la décomposition de l’image entière prend un peu plus de temps que pour les décompositions 3D, mais l’utilisation de la mémoire est moindre (d’un rapport égal au nombre de bandes spectrales de l’image). Nous pouvons aussi appliquer toutes les décompositions 2D sur l’image en même temps : le temps de décomposition étant moindre, mais la quantité de mémoire requise étant la même que pour les décompositions 3D. Finalement les algorithmes du SPIHT et du SPIHT 3D sont appliqués. Ces algorithmes sont identiques, les seules différences sont le nombre de pixels ayant des descendants (trois sur quatre pour le SPIHT et sept sur huit pour le SPIHT 3D), et le nombre d’enfants (quatre pour le SPIHT et huit pour le SPIHT 3D) ainsi que leurs positions. Le SPIHT 3D étant plus lent que le SPIHT et utilise plus de mémoire.

Le temps mis et la mémoire utilisée par chaque stratégie de compression dépend de la complexité de l’image mais aussi de l’implémentation de leur algorithme. La stratégie Multi-2D est la plus rapide devant la stratégie hybride, la stratégie Full 3D étant la plus lente. La stratégie Full 3D utilise le plus de mémoire et c’est la stratégie Multi-2D qui en consomme le moins.

III.H Discussion

Les six expériences que nous avons réalisées, permettent de comparer selon plusieurs critères les trois stratégies présentées ainsi que de valider nos choix les concernant.

Nous résumons ici les expériences et leurs résultats :

- L'expérience 1 nous a permis de valider l'utilisation de l'ACP comme décorrélateur spectral. Dans le cas de la stratégie Full 3D la décorrélation spectrale permet d'obtenir de meilleurs résultats de compression (entre ≈ 1 dB et ≈ 7 dB) pour de grandes valeurs de bitrate ($\leq 0,5$ bpp environ). Pour les stratégies Multi-2D et Hybride l'utilisation de l'ACP comme décorrélateur spectral n'est pas pertinent si elle est utilisée seule.
- L'expérience 2 a montré que l'ajout de la pondération des bandes spectrales après l'ACP permet d'obtenir de très bon résultats de compression (entre ≈ 5 dB et ≈ 20 dB) pour les forts bitrate ($\leq 0,5$ bpp environ).
- L'expérience 3 a permis de comparer l'utilisation des ondelettes isotropes avec les ondelettes 3D anisotropes dans le cas des stratégies Full 3D et Hybride. Les ondelettes anisotropes que nous proposons ont permis d'obtenir des résultats de compression supérieurs à ceux obtenus par les ondelettes isotropes (de $\approx 0,5$ DB à ≈ 1 DB).
- Les expériences 4 et 5 permettent de montrer les effets des variations de dimensions spatiales et de la dimension spectrale sur les différentes stratégies de compression. Une tendance générale peut être observée : pour des faibles valeurs de bitrate la stratégies Multi-2D donne les meilleurs résultats et pour les fortes valeurs de bitrate la stratégies Full 3D donne les meilleurs résultats. Les résultats de la stratégies hybride sont compris entre les résultats des deux autres stratégies, cette tendance peut être expliquée par deux points majeurs.
 1. Pour de faibles valeurs de bitrates la stratégies Full 3D donne de mauvais résultats car le SPIHT 3D utilisé pour cette stratégie utilise des listes (listes de pixels significatifs et non-significatifs et liste des ensembles significatifs) qui grandissent très rapidement comparées aux listes du SPIHT 2D (chaque pixel à huit enfants pour la version 3D contre seulement quatre pour la version 2D). Et pour les valeurs de bitrate élevées moins de coefficients sont ajoutés aux listes pour le SPIHT 3D que pour le SPIHT 2D. Cela peut expliquer le fait que la stratégies Multi-2D donne de meilleurs résultats comparée à la stratégie Full 3D seulement pour les faibles valeurs de bitrates.
 2. La stratégies hybride donne de mauvais résultats car c'est la combinaison d'éléments 2D et 3D. Ainsi l'utilisation du SPIHT 2D après une décomposition en ondelettes 3D n'est pas la meilleure façon de compresser des images spectrales.
- L'expérience 6 concerne l'utilisation de la compression par tuilage. Les résultats indiquent que cette méthode de compression permet d'obtenir de meilleurs résultats de compression dans le cas de fort bitrates, alors que pour de faibles bitrates les résultats de compression sont moins bons. Ces résultats sont principalement causés par les discontinuités spatiales entre chaque tuile qui sont fortement marquées pour les faibles valeurs de bitrate (création de contours virtuels entre les tuiles) ainsi que le flou spatial. Ces deux effets tendant à disparaître quand la valeur de bitrate augmente.

Nous remarquons que nos résultats sont en contradiction avec ceux de Penna *et al.* [Penna 2006]. Dans leur article, les auteurs montrent que la décomposition en ondelettes 3D carrée donne de plus mauvais résultats que la décomposition hybride rectangulaire/carrée en

ondelettes. Nous pouvons probablement expliquer cela par le fait que Penna et al. utilisent les mêmes filtres (CDF 9/7) suivant toutes les directions de l'image ignorant ainsi l'anisotropie des images spectrale ainsi que leur forte corrélation spectrale.

III.I Conclusion

Dans ce chapitre nous avons réalisé une étude comparative entre trois stratégies de compression des images spectrales. Ces différentes stratégies reprennent des concepts existants mais sont améliorées par différentes idées que nous avons mises en oeuvre, donnant au final trois stratégies de compression n'apparaissant pas dans la littérature : les stratégies Multi-2D (que nous avons définis comme référence), Full 3D et Hybride 3D.

Nous avons conduit plusieurs expériences pour valider l'utilité des différentes idées mises en oeuvre (principalement, l'utilisation de l'ACP comme décorrélateur spectral, en conjonction avec une pondération des bandes spectrales la cas échéant, ainsi que la décompositions en ondelettes 3D anisotropes).

Nous avons comparé ces différentes stratégies en utilisant un cadre d'évaluation comprenant neuf métriques différentes appartenant à quatre familles : extension de critères issus du traitement du signal, métriques orientées spectral, un critère statistico-perceptif et une métrique axée classification. Ces comparaisons montrent la même tendance : la stratégie Multi-2D donne les meilleurs résultats pour les faibles valeurs de bitrate, mais pour des valeurs élevées de bitrate c'est la stratégie Full 3D qui donne de meilleurs résultats.

Nos expériences ont aussi montré l'influence du nombre de bandes spectrales sur les résultats de compression : les stratégies Multi-2D et Full 3D obtiennent les meilleurs résultats de compression pour des images ayant 96 bandes spectrales. Pour la stratégie Hybride, plus il y a de bandes spectrales, meilleurs sont les résultats.

Pour de larges images la compression par tuiles permet la parallélisation des calculs mais introduit des dégradations durant la compression, ces dégradations dégradant les résultats des compressions pour de faibles bitrates.

Les résultats de ce chapitre ont fait l'objet de publications dans deux revues d'audience internationale avec comité de lecture [Delcourt 2010b, Delcourt 2011], ainsi que de deux communications internationales avec comité de sélection [Delcourt 2009b, Delcourt 2009a] et d'une communications nationales avec comité de sélection [Delcourt 2010d].

CHAPITRE IV

Compression adaptative

Sommaire

IV.A Introduction	84
IV.B Principe de l'analyse multirésolution - Théorie sur les ondelettes	84
IV.B.1 Transformée en ondelettes continue	85
IV.B.2 Transformée en ondelettes discrète	86
IV.C Description de l'analyse multirésolution proposée	86
IV.D Validation expérimentale	91
IV.D.1 Données et expérimentations	91
IV.D.2 Cadre d'évaluation de la compression	91
IV.D.3 Résultats et discussion	91
IV.E Conclusion	92

IV.A Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons montré que le choix du filtre d'ondelettes utilisé pour la décomposition spectrale des images spectrales influe sur les résultats de la compression. Les résultats dépendent aussi de la complexité des images. D'une part, les images spectrales ayant des origines, des résolutions, des tailles spatiales et spectrales très diverses suivant les propriétés du capteur utilisé et la scène enregistrée. D'autre part, suivant ce que nous avons montré, les différents filtres d'ondelettes utilisés devraient être choisis pour chaque type d'image et même, pour obtenir des résultats optimaux, pour chaque image à compresser.

Dans ce cadre, plusieurs travaux ont été réalisés pour déterminer les filtres les mieux adaptés pour différents types d'images multispectrales et hyperspectrales. Nous pouvons citer, entre autres, les travaux de Kaarna dans ce domaine. Dans [Kaarna 1998a, Kaarna 2000c], l'auteur utilise une compression par ondelettes sur l'information spectrale issue d'une méthode utilisant une quantification vectorielle. Ces travaux ont permis d'aboutir sur une méthode de sélection des filtres d'ondelettes à l'aide d'un réseau de neurones formels [Kaarna 2000a]. En reprenant ce principe il serait possible de le généraliser pour pouvoir choisir les meilleurs filtres d'ondelettes suivant chaque dimension des images spectrales. Ce principe comporte néanmoins plusieurs inconvénients : le nombre de filtres d'ondelettes existant est extrêmement important et l'apprentissage du réseau de neurones formels nécessite un grand nombre d'images de test. Cela conduit à un système lourd à utiliser et surtout limité dans ses capacités de généralisation.

Pour cette raison nous nous sommes intéressé au développement d'une méthode qui ne nécessite pas d'apprentissage et de ce fait, permet une utilisation plus aisée qu'une méthode utilisant les réseaux de neurones formels. Pour ce faire, nous proposons de substituer la transformée en ondelettes que nous utilisons précédemment pour la compression d'images spectrales (ondelettes de la norme JPEG 2000) par une analyse multirésolution adéquate que nous élaborons dans le cadre du *lifting scheme*. Nous comparons la méthode proposée avec la méthode utilisant une transformée en ondelettes classique selon les stratégies de compression Multi-2D et Full 3D ; la méthode Hybride n'ayant pas donné de résultats satisfaisant, nous l'avons exclue.

Avant de détailler dans les sections suivantes la théorie de l'analyse adaptative que nous proposons, nous revenons d'abord sur les principes généraux concernant la transformée en ondelettes. Nous décrirons ensuite les données utilisées, les expérimentations réalisées et les résultats obtenus avant de les discuter et finalement de conclure.

IV.B Principe de l'analyse multirésolution - Théorie sur les ondelettes

Les premières décompositions en ondelettes (ondelettes de Haar) ont été proposées au début du 20^{ème} siècle (1909) comme une alternative aux analyses classiques de Fourier.

La transformée de Fourier offre une décomposition en fonctions sinus et cosinus (ou sous leur forme équivalente exponentielle) où les fonctions sinusoïdales oscillent indéfiniment dans le temps et ne dépendent que de la fréquence. Pour chaque fréquence ω , les amplitudes associées représentent l'importance des ondes sinusoïdales dans le signal $s(t)$ et forment la transformée de Fourier du signal $s(t)$ qui s'écrit :

$$\hat{s}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-j\omega t} dt \quad (\text{IV.1})$$

Lors d'une analyse de Fourier les composantes fréquentielles de la fonction $s(t)$ peuvent être déterminées mais pas la localisation temporelle de leurs évolutions. Elle ne permet, par exemple, que de déterminer dans un signal musical, les différentes notes jouées mais pas l'ordre des notes.

La transformée de Fourier à fenêtre glissante ou *Short Time Fourier Transform* (STFT) introduite en 1946 par Gabor permet d'obtenir une analyse temporelle en découpant le signal en un ensemble de plages qui sont étudiées séparément par une analyse traditionnelle de Fourier. La transformation s'écrit alors de la façon suivante :

$$\text{STFT}[s(t)] = S(b, \omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)g^*(t - b)e^{-j\omega t} dt \quad (\text{IV.2})$$

où le signal $s(t)$ est multiplié par une fonction régulière et bien localisée $g(t)$ (généralement une gaussienne) que l'on déplace le long du signal et qui jouera alors le rôle de fonction fenêtre. Avec $*$ correspond au complexe conjugué.

La longueur des plages est fixée une fois pour toutes, Le plan temps-fréquence est ainsi découpé en échelles d'analyse constantes dans cette méthode, ne permettant pas une analyse des fréquences à différents niveaux de résolution.

Les ondelettes sont principalement utilisées comme outil d'analyse et de reconstruction multi-échelle. Les ondelettes se rencontrent généralement par familles, constituées d'une ondelette mère et de l'ensemble de ses images par les éléments d'un sous-groupe Λ du groupe des transformations affines de \mathbb{R}^n . On définit ainsi une famille $\psi_{s,\tau}$ (où $(s, \tau) \in \mathbb{R}_*^+ \times \mathbb{R}$) d'ondelettes à partir de l'ondelette mère Ψ :

$$\forall t \in \mathbb{R}, \psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi \left(\frac{t - \tau}{s} \right) \quad (\text{IV.3})$$

On distingue deux types de transformées en ondelettes suivant que le sous-groupe Λ est discret ou continu.

IV.B.1 Transformée en ondelettes continue

Analyser une fonction de carré sommable en ondelettes consiste à calculer l'ensemble de ses produits scalaires avec les ondelettes de la famille. Les nombres obtenus sont appelés coefficients d'ondelettes, et l'opération associant à une fonction ses coefficients d'ondelettes est appelée transformée en ondelettes.

On définit ainsi la transformée en ondelette continue d'une fonction $f \in L^2(\mathbb{R})$ par :

$$g(s, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{s,\tau}^*(t)dt \quad (\text{IV.4})$$

Où $\psi_{s,\tau}$ est une ondelette de la famille d'ondelettes, $*$ désigne le complexe conjugué, τ est le facteur de translation et s le facteur de dilatation.

Pour retrouver le signal f d'origine on utilise la transformée en ondelette continue donnée par :

$$f(t) = \frac{1}{C} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|s|^2} g(s, \tau) \psi_{s,\tau}(t) ds d\tau \quad (\text{IV.5})$$

où

$$C = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega, \quad (\text{IV.6})$$

$\hat{\Psi}$ étant la transformée de Fourier de Ψ , l'ondelette mère.

IV.B.2 Transformée en ondelettes discrète

On peut adapter la transformée en ondelettes dans le cas où l'on se trouve dans un ensemble discret. Il s'agit alors d'échantillonner s sur une échelle dyadique et τ . On écrit alors :

$$\psi_{m,n}[t] = s_0^{-m/2} \psi(s_0^{-m}t - n\tau_0). \quad (\text{IV.7})$$

où s_0 et τ_0 sont des constantes.

Dans le cas où les $\psi_{m,n}$ forment une base de Hilbert de $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$ (c'est le cas par exemple de l'ondelette de Haar), la décomposition en ondelette d'un signal g consiste à calculer les produits scalaires $\langle g, \psi_{m,n} \rangle$. La recomposition du signal s'obtient alors par :

$$g = \sum_{m \in \mathbb{Z}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle g, \psi_{m,n} \rangle \psi_{m,n} \quad (\text{IV.8})$$

IV.C Description de l'analyse multirésolution proposée

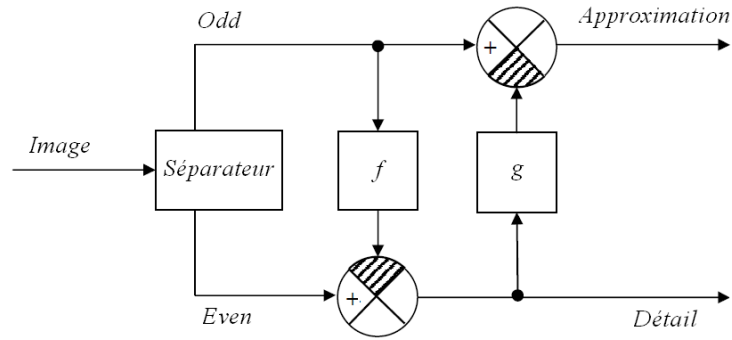
Nous proposons de remplacer la transformée en ondelettes en construisant une analyse multi-résolution adaptative adéquate dans le formalisme du *lifting scheme*.

Dans le cadre des images classiques, la transformée en ondelettes est appliquée en deux temps : d'abord sur les lignes, puis sur les colonnes. L'algorithme qui en découle est une combinaison de filtrages et de sous ou sur-échantillonnages 1D. L'extension de ce principe aux images spectrales consiste à ajouter une dimension par rapport au traitement d'images classiques, puisque les images spectrales sont de dimension trois.

Sweldens a proposé un schéma permettant de construire une transformée en ondelettes biorthogonale, le *lifting scheme* [Sweldens 1994, Sweldens 1998]. La principale différence avec les constructions classiques, est que cette méthode n'utilise pas la transformée de Fourier pour définir les fonctions d'échelle et les ondelettes. Le *lifting scheme* permet de créer des ondelettes de seconde génération qui ne sont pas nécessairement des versions translatées et dilatées d'une fonction d'ondelette mère. L'objectif principal étant de créer un algorithme rapide de transformée en ondelettes en utilisant un support compact. Le schéma est présenté dans la figure IV.1.

Nous donnerons une description fonctionnelle ainsi qu'une description matricielle du *lifting scheme*, de façon à comprendre l'utilisation que nous en ferons. Pour de plus amples informations, le lecteur est invité à consulter les travaux suivant : [Daubechies 1998, Sweldens 1996, Sweldens 1998].

Nous nous plaçons dans le cadre de l'implémentation en *lifting scheme* qui permet de produire aisément des analyses multi-résolution de seconde génération. En effet, un avantage majeur de ce cadre est que, quels que soient les filtres appliqués, la transformation inverse est déterminée explicitement et de manière exacte. Nous choisissons ici d'utiliser un schéma avec un filtre prédictif et un filtre de mise à jour. L'intuition première consiste à adapter le filtre prédictif à chaque étape de l'analyse multi-résolution, de manière à minimiser l'énergie de chaque signal de détail et ce, afin de réduire au maximum le nombre d'éléments non-nuls après quantification. Cependant, ce faisant, nous risquons de ne pas contrôler la propagation de l'erreur lors du passage par la transformée inverse. En effet, l'idéal en compression est d'avoir des transformées parfaitement orthogonales de manière à transporter exactement l'énergie des signaux.

FIGURE IV.1 – Schéma fonctionnel du *lifting scheme*.

Mais, lorsqu'on génère des filtres adaptatifs, rien ne garantit l'orthogonalité ni même le fait qu'on en soit proche. Pour minimiser ce problème, nous ajoutons comme contrainte le fait de limiter la non-orthogonalité par une optimisation sous contraintes.

Nous nous situons dans le cadre d'un schéma avec un filtre prédictif f et un filtre de mise à jour g (figure IV.1). Nous nous limitons ici au schéma séparable, ce qui implique des filtres directionnels à chaque échelle (horizontales, verticales, diagonales). L'opérateur linéaire correspondant à un changement d'échelle-direction et son inverse peuvent s'écrire ainsi [Daubechies 1998, Maslen 2000] :

$$\begin{pmatrix} A \\ D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} aI & 0 \\ 0 & bI \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & g \\ 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & 0 \\ -f & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} O \\ E \end{pmatrix} \quad (\text{IV.9})$$

et

$$\begin{pmatrix} O \\ E \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & 0 \\ f & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & -g \\ 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{a}I & 0 \\ 0 & \frac{1}{b}I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A \\ D \end{pmatrix} \quad (\text{IV.10})$$

Où A est le signal d'approximation, D le signal de détail, O et E les signaux pairs et impairs, a et b les coefficients de normalisation (qu'on peut imposer d'être > 0), I l'opérateur identité, et f et g sont assimilés ici à leur écriture sous forme de matrices de Toeplitz (au lieu des transformées en Z habituelles).

La non-orthogonalité d'un opérateur linéaire T peut par exemple être définie par une des deux écritures suivantes :

$$\varepsilon_1 = T^*T - I, \varepsilon_2 = T^* - T^{-1}, N(\varepsilon_k) \leq c \quad (\text{IV.11})$$

Où N est une norme matricielle, c la contrainte de non-orthogonalité et $*$ représente l'adjonction (transposé du conjugué) ce qui revient simplement, lorsque l'on considère des filtres réels, à retourner les filtres (forme Toeplitz réelle). Comme nous sommes en dimension finie (car nombre fini d'échantillons), toutes les normes sont équivalentes. Notons aussi que les produits de filtres sont commutatifs par commutativité du produit de convolution ou de manière équivalente des sous-matrices de Toeplitz.

En premier lieu, (IV.9) et (IV.10) se simplifient en considérant classiquement ([Daubechies 1998, Maslen 2000]) :

$$b = \frac{1}{a} \quad (\text{IV.12})$$

Par simplification du calcul direct dans (IV.11), il apparaît qu'on annule les éléments non diagonaux d' ε_2 en posant :

$$g = \frac{f^*}{a^2} \quad (\text{IV.13})$$

Ce qui nous aide à simplifier la recherche de la minimisation de la non-orthogonalité parmi la famille de solutions suivantes :

$$b = \frac{1}{a}, g = \frac{1}{a^2}f^*, \begin{pmatrix} A \\ D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} aI - \frac{1}{a}ff^* & \frac{1}{a}f^* \\ -\frac{1}{a}f & \frac{1}{a}I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} O \\ E \end{pmatrix} \quad (\text{IV.14})$$

Nous réinjectons alors (IV.12) et (IV.13) dans ε_1 de (IV.11) et nous obtenons un résultat proportionnel à :

$$\begin{pmatrix} ff^* - (a^2 - 1)I & 0 \\ 0 & ff^* - (a^2 - 1)I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} ff^* - a^2I & f^* \\ f & I \end{pmatrix} \quad (\text{IV.15})$$

En remplaçant T par T^{-1} , nous obtenons cette fois un résultat proportionnel à :

$$\begin{pmatrix} ff^* - (a^2 - 1)I & 0 \\ 0 & ff^* - (a^2 - 1)I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & f^* \\ f & ff^* - a^2I \end{pmatrix} \quad (\text{IV.16})$$

Le coefficient de proportionnalité étant une constante commune de valeur $1/a^2$. Cela n'intervient donc pas dans l'optimisation.

Nous prenons ensuite N comme la norme d'opérateur subordonnée à la norme vectorielle euclidienne. En d'autres termes, pour un opérateur A :

$$\|A\|_2 = \sup_{v \neq 0} \frac{\|Av\|_2}{\|v\|_2} = \sqrt{\rho(A^*A)} = \sqrt{\rho(AA^*)} \quad (\text{IV.17})$$

où $\rho(M)$ désigne le rayon spectral de la matrice M , c'est-à-dire la plus grande valeur propre de M en valeur absolue.

Les équations (IV.15) et (IV.16) montrent qu'il revient au même de raisonner sur T ou T^{-1} , ce qui veut dire intuitivement qu'ici les erreurs se propagent de la même manière dans le sens direct que dans le sens inverse.

En utilisant l'inégalité du produit pour la norme (IV.17), (IV.15) et (IV.16) montrent aussi qu'il suffit d'évaluer indépendamment l'influence du premier terme et du deuxième terme du produit les constituant.

Pour le premier terme du produit, il est entièrement déterminé par :

$$ff^* - (a^2 - 1)I \quad (\text{IV.18})$$

qui est symétrique et on peut raisonner directement sur ses valeurs propres.

On calcule ensuite de manière directe le spectre de (IV.18). Comme, pour un opérateur A et une constante α , les valeurs propres de $(A - \alpha I)$ ne sont rien d'autre que les valeurs propres de

$A - \alpha$, on obtient que le spectre de (IV.18) est le spectre de $(ff^*) - (a^2 - 1)$. Le spectre de ff^* prenant des valeurs entre $[\lambda_{min}, \lambda_{max}]$ (ff^* est symétrique réelle donc les valeurs propres sont réelles), celui de (IV.18) prend ses valeurs dans $[\lambda_{min} - (a^2 - 1), \lambda_{max} - (a^2 - 1)]$ et on obtient donc la majoration pour (IV.17) appliqué à (IV.18) :

$$\max \left(\left| \max (Sp(ff^*)) - (a^2 - 1) \right|, \left| \min (Sp(ff^*)) - (a^2 - 1) \right| \right) \quad (IV.19)$$

Considérons maintenant le deuxième terme du produit. Tout d'abord, on constate qu'on a la relation suivante :

$$= -x \begin{pmatrix} ff^* - (a^2 + x)I & f^* \\ f & (1 - x)I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (1 - x)I & -f^* \\ -f & ff^* - (a^2 + x)I \end{pmatrix} \quad (IV.20)$$

$$= -x \begin{pmatrix} ff^* - \frac{1}{x}(x^2 + (a^2 - 1)x - a^2)I & 0 \\ 0 & ff^* - \frac{1}{x}(x^2 + (a^2 - 1)x - a^2)I \end{pmatrix}$$

On considère $x \neq 0$, ce qui ne pose pas de problème car ne constituant pas la plus grande valeur propre (à nouveau, les matrices sont symétriques et on raisonne directement sur les valeurs propres). Pour $x \neq 0$, nous avons :

$$\frac{1}{x}(x^2 + (a^2 - 1)x - a^2) = y \Leftrightarrow x = \frac{1}{2} \left((y - (a^2 - 1)) \pm \sqrt{(y - (a^2 - 1))^2 + 4a^2} \right) \quad (IV.21)$$

Qui donne la relation entre les valeurs propres y de ff^* et les valeurs propres x recherchées. En posant $z_{max} = (IV.19)$, on obtient la majoration suivante pour le deuxième terme du produit :

$$\frac{z_{max} + \sqrt{z_{max}^2 + 4a^2}}{2} \quad (IV.22)$$

Ce qui donne la majoration suivante pour le produit des deux termes :

$$z_{max} \frac{z_{max} + \sqrt{z_{max}^2 + 4a^2}}{2} \quad (IV.23)$$

En identifiant cette majoration avec la contrainte c dans (IV.11), nous obtenons :

$$z_{max} = \frac{c}{\sqrt{a^2 + c}} = \frac{1}{a} \frac{c}{\sqrt{1 + \frac{c}{a^2}}} < \frac{c}{a} \quad (IV.24)$$

Le deuxième terme étant équivalent à $\frac{c}{a}$ par valeurs inférieures lorsque c tend vers 0^+ . Pour a fixé, quitte à renommer c , nous pouvons remplacer c par $\frac{c}{a}$ dans (IV.24) et nous obtenons :

$$z_{max} < c \quad (IV.25)$$

Par conséquent, tout est entièrement déterminé par le spectre de $(ff^* - (a^2 - I))$.

Or, la norme rappelée dans (IV.17) se réduit au rayon spectral lorsque la matrice est symétrique.

L'équivalence des normes en dimension finie nous permet alors, quitte à nouveau à changer c par un nouveau c tendant vers 0 avec le précédent, de raisonner avec toute autre norme N à majorer (IV.11).

A partir de là, nous prenons pour N la somme des valeurs absolues des coefficients de matrice, appliquée ici à $(ff^* - (a^2 - I))$.

Comme il s'agit ici de matrices Toeplitz, il suffit de se restreindre à prendre la somme des coefficients du filtre correspondant.

Nous pouvons maintenant exprimer la minimisation sous contraintes, pour un filtre de support de longueur n paire centré sur le $\frac{n}{2}$ ème coefficient, sous la forme :

$$\sum_{i=-\infty}^{\infty} \left(E_i - \sum_{k=-\frac{n}{2}+1}^{\frac{n}{2}} f_k (\tau_{-k} O)_i \right)^2 - \lambda \left(\sum_{i=-\frac{n}{2}+1}^{\frac{n}{2}} |f_i^2 - (a^2 - 1)| + 2 \sum_{k=1}^{\frac{n}{2}} \left| \sum_{i=-\frac{n}{2}+1}^{\frac{n}{2}-k} f_i f_{i+k} \right| - c \right) \quad (\text{IV.26})$$

Où τ représente l'opérateur de translation, i et k les indices aussi bien des signaux que des coefficients du filtre f , et λ un coefficient de Lagrange.

Le premier terme représente l'erreur de prédiction (énergie de la différence entre E et O filtré) et le deuxième terme la contrainte exprimant la majoration de la norme.

En pratique, pour la contrainte d'orthogonalité, nous avons déterminé empiriquement les réglages de paramètres suivants :

- Nous introduisons une borne $\mu_{max} = \frac{5}{n}$ sur la somme des valeurs absolues des coefficients du filtre pour s'assurer que le filtre ne fasse pas croître inconsiderablement les amplitudes des signaux.
- $a = \sqrt{1 + \mu_{max}}$ et $c = 1,25 \times (1 - \frac{1}{n})$.

La taille du dictionnaire de filtres croît avec le nombre d'échelles et avec la longueur du support des filtres. Cela nous incite à ne tester que des filtres courts, en l'occurrence $n = 2$ et $n = 4$. Pour stocker les coefficients de chaque filtre adaptatif, nous lui soustrayons un filtre fixe moyen de longueur correspondante, de manière à réduire l'amplitude de ses coefficients. Nous nous basons par la suite sur leur amplitude signée maximale que nous répartissons sur 16 bits (première approche empirique).

La résolution de (IV.26) s'effectue concrètement de la manière suivante :

- Nous testons toutes les combinaisons de signes possibles pour les valeurs absolues du deuxième terme de (IV.26).
Pour chaque combinaison, le système se résout de manière algébrique exacte. Ici, pour éviter de rajouter quelque erreur, tout ce qui peut être résolu en calcul symbolique l'est, y compris les calculs matriciels, que cela concerne les éléments purement symboliques ou les valeurs numériques.
 - Nous testons si la solution obtenue vérifie bien les hypothèses de signe de départ.
 - Nous testons de plus la condition sur μ_{max} .
- Nous comparons l'effet de chaque solution et nous sélectionnons celle qui aboutit à l'énergie la plus faible.

IV.D Validation expérimentale

IV.D.1 Données et expérimentations

Nous comparons la méthode multirésolution adaptative proposée avec la méthode par ondelettes classique issues du JPEG 2000 selon deux stratégies de compression (Multi-2D et Full 3D). Nous obtenons ainsi quatre méthodes de compression : Multi-2D (M2D), Multi-2D multirésolution (MR-M2D), Full 3D (F3D) et Full 3D multirésolution (MR-F3D). Nous nous attachons à comparer les méthodes appartenant à la même stratégie suivant les différentes métriques.

Nous avons réalisé nos expérimentations sur deux images de peintures murales acquises avec un scanner 3D multispectral, contenant 32 et 64 bandes spectrales (figure III.11 (a) et (b)) ainsi que l'image multispectrale Cuprite, constituée de 32 bandes spectrales codée en 16 bits entier, provenant du capteur AVIRIS.

Nous avons utilisé nos images avec différentes dimensions spatiales (64×64 , 128×128 et 128×256 pixels). Pour l'image Cuprite, nous avons aussi différentes dimensions spatiales (64×64 , 128×128 et 256×256 pixels). Nous avons pour objectif de comparer les performances de l'approche adaptative proposée à la compression classique en faisant varier le bitrate de compression ainsi que les dimensions spatiales de l'image.

IV.D.2 Cadre d'évaluation de la compression

Comme dans le chapitre précédent nous utilisons le cadre d'évaluation pour comparer les différentes méthodes de compression d'images spectrales.

Nous rappelons ici que le cadre d'évaluation se compose de neuf métriques, divisées en quatre différentes familles : critères issues d'une extension isotrope de critères de traitement du signal (PSNR, RRMSE, MAE et MAD), métriques orientées multispectral (F_λ , MSA et GFC), un critère statistique évolué prenant en compte certains aspects perceptifs (UIQI) et une métrique orientée classification (K-means).

IV.D.3 Résultats et discussion

Les résultats en termes de PSNR, fidélité spectrale, UIQI et K-means sont présentés respectivement dans les figures IV.2 (a), (b) et IV.3 (a) et (b), pour des tailles d'image de 64×64 , 128×128 et 256×256 pixels (les résultats présentés sont ceux obtenus pour l'image *Cuprite*, les résultats obtenus pour nos images sont très proches).

Pour les stratégies de compression adaptatives il nous est possible de changer deux paramètres, le *nombre d'échelle* et la *longueur* des filtres. Les valeurs de ces paramètres sont indiquées, pour chaque méthode, dans leur nom. par exemple les nomination MR-M2D_3-2 et MR-F3D_4-4, donne l'information sur la méthode (MR-M2D et MR-F3D) suivi de deux chiffres. Le premier représente le *nombre d'échelle* et le second la *longueur* du filtre. Comme il est possible de le voir dans les résultats, la modification de ces paramètres n'apporte que peu de différence entre les résultats et ne permet pas de savoir quelles valeurs de paramètres donnent les meilleurs résultats. Nous considérerons la valeur moyenne des résultats pour chaque stratégie.

Pour la stratégie Multi-2D :

- En termes de PSNR et de fidélité spectrale, la méthode M2D donne de meilleurs résultats que la méthode MR-M2D excepté pour une taille d'image de 64×64 où cette tendance est inversée.
- En termes de UIQI, cette métrique est plutôt basée sur la mesure des distorsions structurales que sur la sensibilité aux erreurs. Rappelons que la méthode M2D donne de moins bons résultats que la méthode MR-M2D.
- En termes de K-means, les méthodes M2D et MR-M2D donnent des résultats fortement similaires. Une légère différence peut-être notée pour l'image de taille 128×128 pixels où la méthode M2D est légèrement meilleure que la méthode MR-M2D pour des valeurs de bitrates supérieures à 0.25 bpp. Cette tendance est inversée pour l'image de taille 256×256 pixels.

Pour la stratégie Full 3D :

- Pour toutes les tailles d'images et pour la majorité des métriques, la méthode MR-F3D donne des résultats sensiblement meilleurs que la méthode F3D. Cette différence de résultats est particulièrement importante pour les faibles valeurs de bitrate et augmente avec les dimensions spatiales de l'image.
- La méthode F3D surpasse la méthode MR-F3D seulement en termes de K-means pour une taille d'image de 256×256 pixels et pour une valeur de bitrate supérieure ou égale à 0.5 bpp.

Pour la stratégie Full 3D, l'approche proposée surpasse l'approche classique dans quasiment tous les cas. Nous pouvons mettre en évidence le fait que la qualité des résultats, pour des valeurs faibles de bitrate, augmente proportionnellement aux dimensions spatiales de l'image : les résultats de la méthode MR-F3D sont meilleurs que ceux de la méthode F3D d'au moins ≈ 0.5 dB et au plus de ≈ 8 dB. Pour de grandes valeurs de bitrates (≈ 1 bpp) les résultats des deux méthodes deviennent très proches.

Pour les stratégies Multi-2D, la méthode M2D obtient des résultats légèrement meilleurs que la méthode MR-M2D. Nous pouvons expliquer cela par le fait que l'analyse multirésolution crée un dictionnaire pour chaque bande spectrale de l'image, diminuant la place disponible pour enregistrer les résultats de SPIHT. Le seul cas où la méthode MR-M2D surpasse la méthode M2D est en terme de UIQI, ce qui nous permet d'en déduire que la méthode proposée engendre moins de distorsions perceptives que la méthode classique.

IV.E Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit une nouvelle analyse multirésolution adaptative pour la compression d'images multispectrales. Cette analyse a été implémentée dans le cadre de deux stratégies de compression que nous avons décrites dans le chapitre précédent : les stratégies Multi-2D et Full 3D, sont comparées à une implémentation utilisant la décomposition en ondelettes classique du standard JPEG 2000.

Les expérimentations réalisées et les résultats obtenus montrent que l'approche proposée permet d'optimiser la compression avec les stratégies Full 3D et plus particulièrement pour des images de grandes dimensions spatiales. Dans le cas de la stratégie Multi-2D, l'analyse multirésolution s'accompagne de la création d'un dictionnaire, nécessaire à la reconstruction, pour chaque bande spectrale de l'image, limitant la taille allouée aux données de l'image pendant la compression.

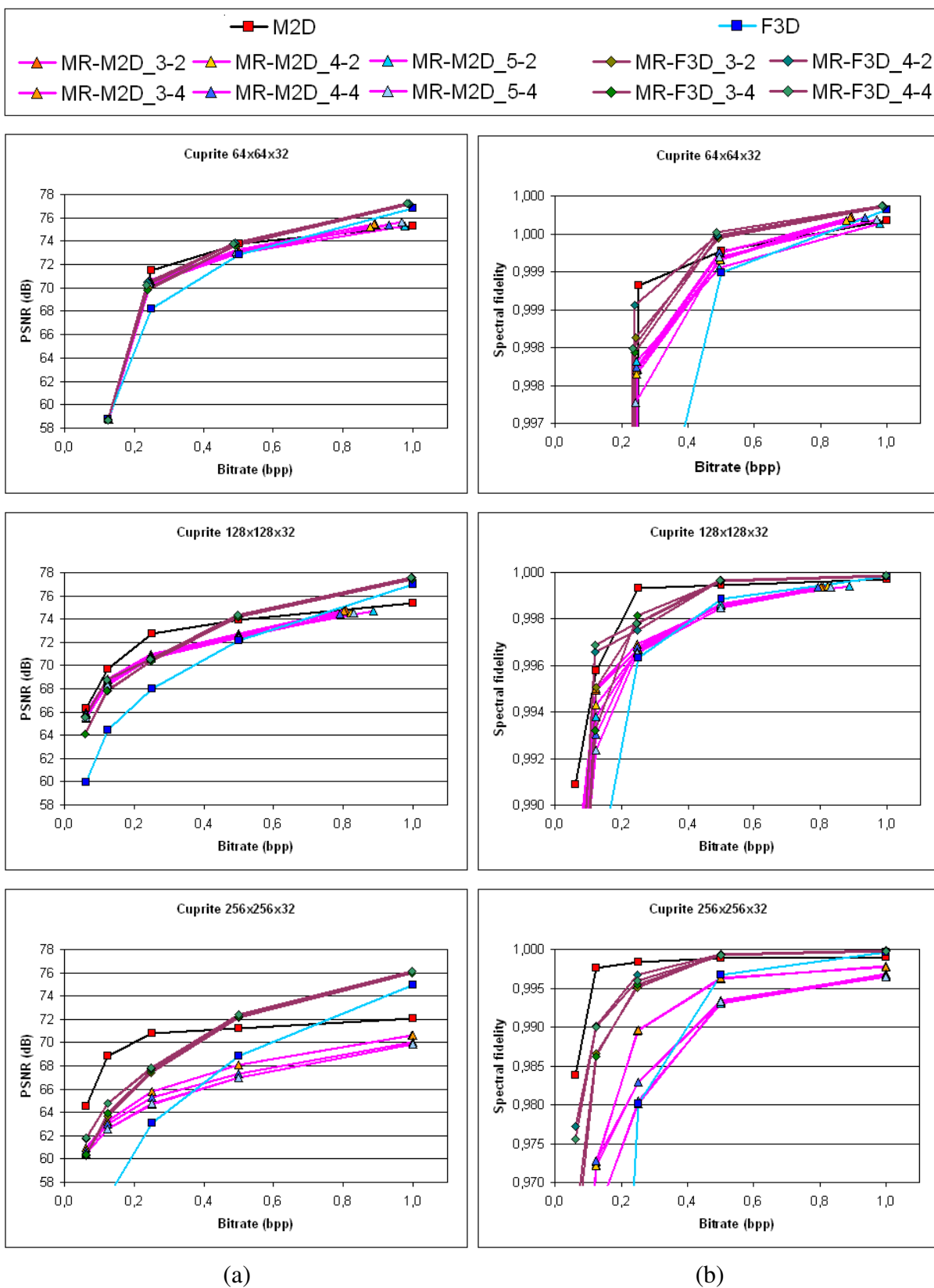


FIGURE IV.2 – Résultats de compression sur l’image Cuprite de dimensions spatiale 64×64 , 128×128 et 256×256 pixels en termes de PSNR (a) et fidélité spectrale (b).

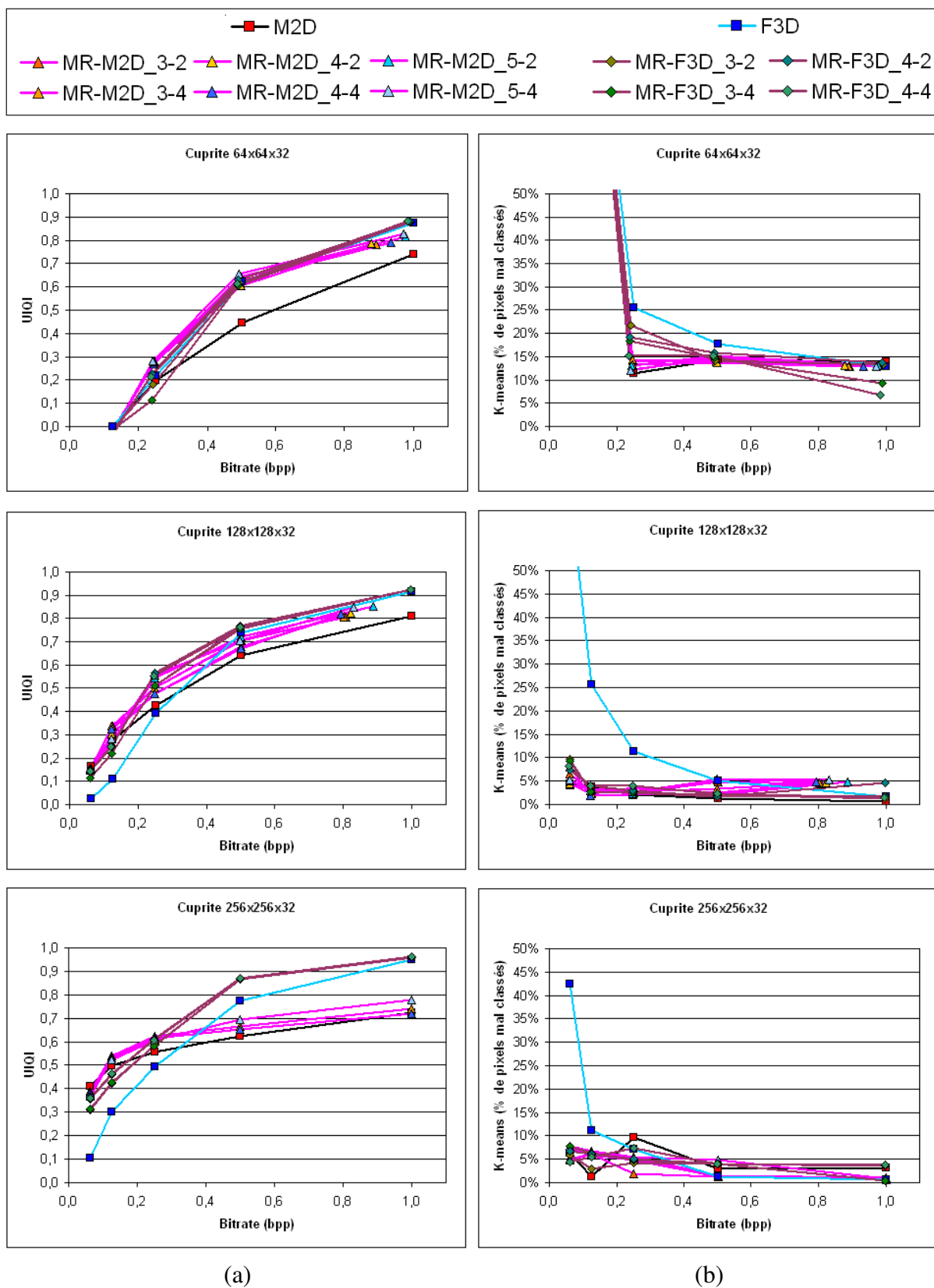


FIGURE IV.3 – Résultats de compression sur l'image Cuprite de dimensions spatiale 64×64 , 128×128 et 256×256 pixels en termes de UIQI (a) et K-means (b).

Les résultats de ce chapitre ont fait l'objet de validation par des publications dans une communication internationale avec comité de sélection [Delcourt 2010a] et d'une communication nationale avec comité de sélection [Delcourt 2010c].

Conclusion générale

Le but principal des travaux de cette thèse a été de développer des algorithmes et méthodes pour l'exploitation des données issues d'un système intégré d'acquisition 3D multispectral, et plus particulièrement le codage et la compression de ces données.

Le principe de ce scanner 3D multispectral est simple, en associant une caméra multispectrale à un vidéo-projecteur, les informations spatiales et spectrales sont acquises avec un seul système d'acquisition. Ce concept peut être utilisé dans le cadre d'applications où la seule information couleur RVB est insuffisante. Dans le cas des œuvres d'art, l'enregistrement numérique des objets selon leurs volumes et selon leurs couleurs, peut être utilisé comme outil d'archivage numérique, ce procédé se révélant plus complet qu'un archivage utilisant de simples photographies. En effet, l'information spectrale, acquise grâce à l'utilisation d'une caméra multispectrale, permet d'enregistrer une information physique de l'objet étudié, plutôt qu'une information perceptuelle : la couleur.

Nous avons décrit les techniques utilisées pour les calibrages géométrique et spectral, ainsi que la procédure d'acquisition que nous avons proposée. Les résultats d'acquisition comportent des erreurs géométriques et spectrales faibles.

Une opération de triangulation, sur les données 3D issues du scanner 3D spectral, est ensuite réalisée, le résultat donnant des objets 3D spectraux. Nous avons ensuite cherché à trouver un format de codage approprié pour ces objets avant de retenir un codage utilisant une image géométrique pour l'information spatiale et un cube hyperspectral pour les spectres de réflectance. L'information spectrale ainsi codée nécessite un fort espace mémoire, limitant le stockage ou l'envoi des objets 3D spectraux. Une étude des stratégies de compression du cube spectral a été nécessaire, aboutissant à l'utilisation et la comparaison de trois stratégies. Ces travaux ont démontré que la stratégie Multi-2D obtient les meilleurs résultats de compression pour de faibles bitrates (forts taux de compression) et la stratégie Full 3D obtient les meilleurs résultats pour de forts bitrates (faibles taux de compression). La stratégie Hybride obtient quant à elle des résultats compris entre ceux des deux autres stratégies.

Cette étude nous a permis de proposer, pour les deux meilleures stratégies de compression, une approche multirésolution adaptative. Cette approche permet d'améliorer significativement une des deux stratégies de compression, la stratégie Full 3D.

Le scanner 3D multispectral est un concept prometteur mais qui reste actuellement limité matériellement par la résolution du vidéo-projecteur, ainsi que la résolution du capteur CCD de la caméra. En choisissant un vidéo-projecteur ayant une meilleure résolution (vidéo-projecteur de type HD par exemple), ainsi qu'en dotant la caméra multispectrale d'un capteur CCD d'une plus grande résolution, il serait possible d'augmenter la précision du scanner 3D multispectral et gagner en résolution des objets 3D reconstruits. Comme alternative au système intégré que nous proposons, l'utilisation d'un système composé de deux capteurs dont les acquisitions ne sont pas synchronisées reste viable, mais elle exigerait un recalage préalable à tout traitement qui reste difficile pour l'acquisition d'objets faiblement texturés ou sans points caractéristiques.

Le format de stockage des objets 3D spectraux que nous avons utilisé, ainsi que les stratégies de compression associées, nous paraissent être parmi les meilleurs possibles et donnent de très bons résultats. Il serait toutefois possible d'étudier dans de futurs travaux, une technique de compression des maillages par transformées en ondelettes (basées sur notre analyse multiréso-

lution adaptative), car elle semble être une possibilité intéressante. Il serait ensuite possible de comparer ces deux approches.

Bibliographie

- [Abousleman 1995] G. P. Abousleman, M. W. Marcellin et B. R. Hunt. *Compression of hyperspectral imagery using the 3-D DCT and hybrid DPCM/DCT*. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol. 33, no. 1, pages 26–34, 1995. 53
- [Baek 2003] N. Baek, J. Choe et C. Lee. *Compression of hyperspectral images at low bit rates*. In 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS'03. Proceedings, volume 6, 2003. 49
- [Batlle 1998] J. Batlle, E. Mouaddib et J. Salvi. *Recent progress in coded structured light as a technique to solve the correspondence problem : a survey*. Pattern Recognition, vol. 31, no. 7, page 977, 1998. 8
- [Blanes 2008] I. Blanes, A. Zabala, G. Moré, X. Pons et J. Serra-Sagristà. *Classification of Hyperspectral Images Compressed through 3D-JPEG2000*. In Proceedings of the 12th international conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, Part III, pages 416–423. Springer-Verlag, 2008. 50
- [Boliek 2000a] M. Boliek, C. Christopoulos et E. Majani. *JPEG 2000 Part I Final Committee Draft Version 1.0*. ISO/IEC JTC, vol. 1, 2000. 49
- [Boliek 2000b] M. Boliek, E. Majani, J.S. Houchin, J. Kasner et M.L. Carlander. *JPEG 2000 part II final committee draft*. ISO/IEC JTC1/SC29/WG1, FCD 15444, vol. 2, 2000. 49
- [Bowles 2000] J. Bowles, D. Gillis et P. Palmadesso. *New improvements in the ORASIS algorithm*. In 2000 IEEE Aerospace Conference Proceedings, volume 3, 2000. 49
- [Cagnazzo 2004] M. Cagnazzo, G. Poggi, L. Verdoliva et A. Zinicola. *Region-oriented compression of multispectral images by shape-adaptive wavelet transform and SPIHT*. In Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on, volume 4, 2004. 50
- [Cagnazzo 2006] M. Cagnazzo, R. Gaetano, S. Parrilli et L. Verdoliva. *Adaptive Region-Based Compression of Multispectral Images*. In 2006 IEEE International Conference on Image Processing, pages 3249–3252, 2006. 50
- [Cagnazzo 2007] M. Cagnazzo, S. Parrilli, G. Poggi et L. Verdoliva. *Improved class-based coding of multispectral images with shape-adaptive wavelet transform*. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 4, no. 4, pages 566–570, 2007. 50
- [Canta 1998] G.R. Canta et G. Poggi. *Kronecker-product gain-shape vector quantization for multispectral and hyperspectral image coding*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7, no. 5, pages 668–678, 1998. 49
- [Chang 2000] L. Chang, C.M. Cheng et T.C. Chen. *An Efficient Adaptive KLT For Multispectral Image Compression*. In Proc. 4th IEEE Southwest Symp. Image Anal. and Interpretation, pages 252–255, 2000. 50, 54
- [Chang 2004] L. Chang. *Multispectral image compression using eigenregion-based segmentation* 1*. Pattern Recognition, vol. 37, no. 6, pages 1233–1243, 2004. 50
- [Christophe 2005] E. Christophe, D. Léger et C. Mailhes. *Quality criteria benchmark for hyperspectral imagery*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 43, no. 9, page 2103, 2005. 56

- [Christophe 2008] E. Christophe, D. Léger et C. Mailhes. *New Quality Representation for Hyperspectral Images*. The International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), pages 315–320, 2008. 60
- [Christopoulos 2000] C. Christopoulos, A. Skodras et T. Ebrahimi. *The JPEG 2000 still image coding system : An overview*. IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 46, no. 4, pages 1103–1127, 2000. 49, 50
- [Courant 1962] R. Courant et D. Hilbert. *Methods of Mathematical Physics*, volume II. John Wiley & Sons, 1962. 18
- [Daubechies 1998] I. Daubechies et W. Sweldens. *Factoring wavelet transforms into lifting steps*. Journal of Fourier Analysis and Applications, vol. 4, no. 3, pages 247–269, 1998. 51, 86, 87, 88
- [Delcourt 2008] J. Delcourt, A. Mansouri, F. Marzani et Y. Voisin. *Un scanner 3D multispectral pour l'archivage et la valorisation du patrimoine*. In 9ème colloque international francophone Méthodes et Techniques Optiques pour l'Industrie (MTOI 2008), 2008. 25
- [Delcourt 2009a] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa et Y. Voisin. *A Comparative Study and an Evaluation Framework of Multi/Hyperspectral Image Compression*. In 5th International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS 2009), 2009. 81
- [Delcourt 2009b] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa et Y. Voisin. *Comparative Study of Multi-2D, Full 3D and Hybrid Strategies for Multi/Hyperspectral Image Compression*. In 6th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA 2009), 2009. 81
- [Delcourt 2010a] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa et Y. Voisin. *An Adaptive-Multiresolution Based Multispectral Image Compression Method*. International Conference on Image and Signal Processing 2010 (ICISP 2010), Lecture Notes in Computer Science (LNCS), vol. 6134, pages 54–62, 2010. Trois-Rivières, Canada. 95
- [Delcourt 2010b] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa et Y. Voisin. *Anisotropic Three-Dimensional Wavelet-Based Method for Multi/Hyperspectral Image Compression and Its Benchmark*. Journal of Imaging Science and Technology (JIST), IS&T, vol. 54, no. 4, pages 501–515, 2010. 81
- [Delcourt 2010c] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa et Y. Voisin. *Une analyse multirésolution adaptative pour la compression d'image multispectrales*. In Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels (CORESA 10), 2010. 95
- [Delcourt 2010d] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa et Y. Voisin. *Une méthode de compression d'image multi/hyperspectrales basée sur les ondelettes 3D anisotropes et son évaluation*. In Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels (CORESA 10), 2010. 81
- [Delcourt 2011] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa et Y. Voisin. *An evaluation framework and a benchmark for multi/hyperspectral image compression*. International Journal of Computer Vision and Image Processing (IJCVIP), 2011. 81
- [do Carmo 1976] M.P. do Carmo. *Differential geometry of curves and surfaces*. 1976. 31
- [Dragotti 2000] L. Dragotti, G. Poggi et A.R.P. Ragozini. *Compression of multispectral images by three-dimensional SPIHT algorithm*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, no. 1, pages 416–428, 2000. 49, 56

- [Du 2007] Q. Du et J.E. Fowler. *Hyperspectral image compression using JPEG2000 and principal component analysis*. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 4, no. 2, pages 201–205, 2007. 50, 54
- [Du 2008] Q. Du et J.E. Fowler. *Low-complexity principal component analysis for hyperspectral image compression*. International Journal of High Performance Computing Applications, vol. 22, no. 4, pages 438–448, 2008. 50
- [Edelsbrunner 2001] H. Edelsbrunner. *Geometry and topology for mesh generation*. Cambridge Univ Pr, 2001. 33
- [Epstein 1992] B. Epstein, R. Hingorani, J. Shapiro et M. Czigler. *Multispectral image compression by wavelet/Karhunen-Loeve transformation*. In IGARSS'92, pages 672–674, 1992. 53
- [Eskicioglu 1993] A.M. Eskicioglu et P.S. Fisher. *A survey of quality measures for gray scale image compression*. In AIAA Computing in Aerospace Conference, 9 th, San Diego, CA, pages 304–313, 1993. 59
- [Eskicioglu 1995] A.M. Eskicioglu et P.S. Fisher. *Image quality measures and their performance*. IEEE Transactions on Communications, vol. 43, no. 12, pages 2959–2965, 1995. 56
- [Farrell 1993] J.E. Farrell et B.A. Wandell. *Scanner linearity (Journal Paper)*. Journal of Electronic Imaging, vol. 2, no. 03, pages 225–230, 1993. 14
- [Fernàndez 1996] G. Fernàndez et CM Wittembrink. *Region based KLT for multispectral image compression*. In 8th European Signal Processing Conference EUSIPCO, volume 96, pages 355–358, 1996. 49
- [Fernàndez 1997] G. Fernàndez et G.F. Ubierno. *Lossless Region Based Multispectral Image Compression*. In IEEE Conference Publications, pages 64–68. Citeseer, 1997. 49
- [Foley 1995] J.D. Foley, A. Van Dam, S.K. Feiner et J.F. Hughes. *Computer graphics : principles and practice*. Addison-Wesley Professional, 1995. 32
- [Frey 1999] P.J. Frey et P.L. George. *Maillages, applications aux éléments finis*. Hermès Science, Paris, 1999. 30, 31
- [Garcia 2000] D. Garcia, J.-J. Orteu et M. Devy. *Accurate Calibration of a Stereovision Sensor : Comparison of Different Approaches*. In Proc. of 5th Workshop on Vision, Modeling, and Visualization 2000, pages 22–24, November 2000. 11
- [Gross 2006] J.L. Gross et J. Yellen. *Graph theory and its applications*. Discrete Mathematics And Its Applications Series. CRC Press, Inc. Boca Raton, FL, USA, 2006. 33, 35
- [Gu 2002a] X. Gu, S.J. Gortler et H. Hoppe. *Geometry images*. ACM Transactions on Graphics (TOG), vol. 21, no. 3, pages 355–361, 2002. 36
- [Gu 2002b] Y. Gu, Y. Zhang et J. Zhang. *A kernel based nonlinear subspace projection method for reduction of hyperspectral image dimensionality*. In Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on, volume 2, pages 357–360, 2002. 54
- [Gupta 1992] S. Gupta et A. Gersho. *Feature predictive vector quantization of multispectral images*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 30, no. 3, pages 491–501, 1992. 53
- [Guskov 1999] I. Guskov, W. Sweldens, P. Schröder et al. *Multiresolution signal processing for meshes*. In SIGGRAPH '99, Proceedings of the 26nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, volume 99, pages 325–334. Citeseer, 1999. 33

- [Harsanyi 1994] J.-C. Harsanyi et C.-I. Chang. *Hyperspectral image classification and dimensionality reduction : an orthogonal subspace projection strategy*. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 32, no. 4, pages 779–785, 1994. 53, 54
- [Hoppe 1994] H. Hoppe. *Surface reconstruction from unorganized points*. PhD thesis, Dept. of Computer Science and Engineering, University of Washington, June 1994. 32
- [Jet Propulsion Laboratory – California Institute of Technology (NASA) a] Jet Propulsion Laboratory – California Institute of Technology (NASA). *AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer)*. <http://aviris.jpl.nasa.gov/>. 61
- [Jet Propulsion Laboratory – California Institute of Technology (NASA) b] Jet Propulsion Laboratory – California Institute of Technology (NASA). *ROSETTA – The United States Contribution*. <http://rosetta.jpl.nasa.gov/>. 50
- [JPEG (Joint Photographic Expert Group)] JPEG (Joint Photographic Expert Group). *JPEG 2000*. <http://www.jpeg.org/>. 50
- [Kaarna 1998a] A. Kaarna et J. Parkkinen. *Wavelet compression of multispectral images*. Proceedings of the IASTED International Conference on Computer Graphics and Imaging, pages 142–145, 1998. 50, 55, 84
- [Kaarna 1998b] A. Kaarna, P. Zemcik, H. Kaelviainen et J. Parkkinen. *Multispectral image compression*. In International Conference on Pattern Recognition, volume 14, pages 1264–1267. IEEE Computer Society Press, 1998. 50, 55
- [Kaarna 1999] A. Kaarna et J. Parkkinen. *Multiwavelets in spectral image compression*. In Proceeding of the Scandinavian Conference on Image Analysis, volume 1, pages 327–334, 1999. 55
- [Kaarna 2000a] A. Kaarna. *Application of neural networks to wavelet filter selection in multispectral image compression*. In Proceedings of the Nordic Signal Processing Symposium (NORSIG2000), Kolmården, Sweden, pages 25–28. Citeseer, 2000. 84
- [Kaarna 2000b] A. Kaarna et J. Parkkinen. *Comparison of compression methods for multispectral images*. In Proc. NORSIG-Nordic Signal Process. Symp, pages 251–254, 2000. 55
- [Kaarna 2000c] A. Kaarna et J. Parkkinen. *Wavelet filter selection in multispectral image compression*. In International Conference on Pattern Recognition, volume 15, pages 242–245, 2000. 84
- [Kaarna 2000d] A. Kaarna, P. Zemcik, H. Kälviäinen et J. Parkkinen. *Compression of multispectral remote sensing images using clustering and spectral reduction*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, no. 2, pages 1073–1082, 2000. 50
- [Kaarna 2001] A. Kaarna. *Integer PCA and Wavelet Transforms for Multipectral Image Compression*. In International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE IGARSS'2001, volume 4, pages 1853–1855, 2001. 50, 55
- [Kaarna 2006] A. Kaarna, P. Toivanen et P. Keränen. *Compression and classification methods for hyperspectral images*. Pattern Recognition and Image Analysis, vol. 16, no. 3, pages 413–424, 2006. 54, 55
- [Kahn 1995] D.W. Kahn. *Topology : an introduction to the point-set and algebraic areas*. Dover Publications, 1995. 33

- [Keshava 2002] N. Keshava et J.F. Mustard. *Spectral unmixing*. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 19, no. 1, pages 44–57, 2002. 59
- [Khelifi 2006] F. Khelifi, A. Bouridane et F. Kurugollu. *On the SPIHT-based multispectral image compression*. In 2006 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, pages 359–363, 2006. 50
- [Kim 1997] B.J. Kim et WA Pearlman. *An Embedded Wavelet Video Coder Using Three-Dimensional Set Partitioning in Hierarchical Trees (SPIHT)*. In Data Compression Conference, 1997. DCC'97. Proceedings, pages 251–260, 1997. 49, 50, 55, 56
- [Kim 2000] B.-J. Kim, Z. Xiong et W.A. Pearlman. *Low bit-rate scalable video coding with 3-D set partitioning in hierarchical trees(3-D SPIHT)*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 10, no. 8, pages 1374–1387, 2000. 49
- [Kinsey 1993] L.C. Kinsey. *Topology of surfaces*. Springer, 1993. 30
- [Langevin 2000] Y. Langevin et O. Forni. *Image and spectral image compression for four experiments on the ROSETTA and Mars Express missions of ESA*. In Proceedings of SPIE, volume 4115, pages 364–373, 2000. 50
- [Lathuiliere 2003] A. Lathuiliere, F.S. Marzani et Y. Voisin. *Calibration of an LCD projector with pinhole model in active stereovision applications*. In Proceedings of SPIE Photonics Technologies for Robotics, Automation and Manufacturing, volume 5265, pages 199–204, 2003. 10
- [Lathuiliere 2007] A. Lathuiliere. *Génération de mires colorées pour la reconstruction 3D couleur par système stéréoscopique de vision active*. PhD thesis, Université de Bourgogne – École Doctorale Buffon, Dijon, Juillet 2007. 8
- [Lee 2005] S. Lee, E. Lee, H. Choi et C. Lee. *Compression of hyperspectral images with 2D wavelet transform using adjacent information and SPIHT algorithm*. In 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS'05. Proceedings, volume 1, pages 117–119, 2005. 50
- [Li 2009] W. Li. *Développement d'un Système Stéréoscopique Adaptatif à l'aide de Lumière Structurée*. PhD thesis, Université de Bourgogne – École Doctorale Environnement, Santé/STIC (ED 490–E2S), Dijon, Juillet 2009. 8
- [Lim 2001] S. Lim, K.H. Sohn et C. Lee. *Compression for Hyperspectral Images Using Three Dimensional Wavelet Transform*. In International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE IGARSS'2001, volume 1, pages 109–111, 2001. 49, 55
- [Lloyd 1982] S.P. Lloyd. *Least squares quantization in PCM*. IEEE Transactions on Information Theory, vol. 28, no. 2, pages 129–137, 1982. 60
- [Lumiere Technology] Lumiere Technology. *The multispectral high definition digitization system for Fine Arts*. <http://www.lumiere-technology.com/index.htm>. 4, 44
- [Luong 1997] Q.T. Luong et O. Faugeras. *Camera calibration, scene motion and structure recovery from point correspondences and fundamental matrices*. IJCV, vol. 22, no. 3, pages 261–289, 1997. 10
- [Maître 1996] H. Maître, F. Schmitt, J. Crettez, Y. Wu et J.Y. Hardeberg. *Spectrophotometric image analysis of fine art paintings*. In Proc. IS&T/SID Fourth Color Imaging Conference : Color Science, Systems and Applications, volume 50, 1996. 14

- [Mansouri 2005a] A. Mansouri. *Étude, conception et réalisation d'un système multispectral de vision pour des applications de proximité, et développement d'algorithmes de reconstruction de la réflectance*. PhD thesis, Université de Bourgogne – École Doctorale Buffon, Dijon, Décembre 2005. 11, 20
- [Mansouri 2005b] A. Mansouri, A. Lathuiliere, F.S. Marzani, Y. Voisin et P. Gouton. *A Neural Network-Based Algorithm for 3D Multispectral Scanning Applied to Multimedia*. Lecture notes in computer science, vol. 3656, pages 635–642, 2005. 20
- [Mansouri 2005c] A. Mansouri, F. Marzani et P. Gouton. *Using neural networks in cascade schemes for spectral reflectance reconstruction*. IEEE Proc. of International Conference on Image Processing (ICIP), 2005. 20
- [Mansouri 2005d] A. Mansouri, FS Marzani et P. Gouton. *Development of a protocol for CCD calibration : application to a multispectral imaging system*. International Journal of Robotics and Automation (IJRA), vol. 20, no. 2, pages 94–100, 2005. 11
- [Mansouri 2005e] A. Mansouri, M. Sanchez, F. Marzani et P. Gouton. *Spectral Reflectance Estimation From Multispectral Images using Neural Networks*. Physics in Signal and Image Processing (PSIP), 2005. 20
- [Mansouri 2007] A. Mansouri, A. Lathuiliere, F.S. Marzani, Y. Voisin et P. Gouton. *Toward a 3d multispectral scanner : an application to multimedia*. IEEE multimedia, vol. 14, no. 1, pages 40–47, 2007. 4
- [Mansouri 2008] A. Mansouri, T. Sliwa, J.Y. Hardeberg et Y. Voisin. *Representation and estimation of spectral reflectances using projection on PCA and wavelet bases*. Color Research and Application, vol. 33, no. 6, pages 485–493, 2008. 55, 63
- [Marquardt 1963] D.W. Marquardt. *An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters*. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, pages 431–441, 1963. 11
- [Maslen 2000] M. Maslen et P. Abbott. *Automation of the lifting factorisation of wavelet transforms*. Computer Physics Communications, vol. 127, no. 2-3, pages 309–326, 2000. 87, 88
- [Mielikäinen 2002] J. Mielikäinen et A. Kaarna. *Improved back end for integer PCA and wavelet transforms for lossless compression of multispectral images*. Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, pages 257–260, 2002. 50, 53, 54, 55
- [Motta 2003] G. Motta, F. Rizzo et JA Storer. *Compression of hyperspectral imagery*. In Data Compression Conference, 2003. Proceedings. DCC 2003, pages 333–342, 2003. 49
- [Motta 2006] G. Motta, F. Rizzo, J.A. Storer et J.A. Storer. *Hyperspectral data compression*. Springer-Verlag New York Inc, 2006. 47
- [Murakami 2001] Y. Murakami, H. Manabe, T. Obi, M. Yamaguchi et N. Ohyama. *Multispectral image compression for color reproduction ; weighted KLT and adaptive quantization based on visual color perception*. In Proc. IS&T/SID 2 «Color Imaging Conference, IS&T, Springfield, VA, pages 66–72, 2001. 49
- [NASA (National Aeronautics and Space Administration)] NASA (National Aeronautics and Space Administration). *Landsat*. <http://landsat.gsfc.nasa.gov/>. 53

- [Nusillard 2006] L. Nusillard. Réalisation d'une caméra multi spectrale avec filtres intercalés entre le capteur et le système optique. Master's thesis, Conservatoire National des Arts et Métiers, 2006. 9
- [Page 2003] D.L. Page. *Part decomposition of 3D surfaces*. PhD thesis, University of Tennessee, Knoxville, USA, 2003. 29
- [Penna 2005] B. Penna, T. Tillo, E. Magli, G. Olmo et D. di Elettronica. *Embedded lossy to lossless compression of hyperspectral images using JPEG 2000*. In 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS'05. Proceedings, volume 1, pages 140–143, 2005. 50
- [Penna 2006] B. Penna, T. Tillo, E. Magli et G. Olmo. *Progressive 3-D coding of hyperspectral images based on JPEG 2000*. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 3, no. 1, pages 125–129, 2006. 50, 55, 56, 80
- [Peyré 2003] G. Peyré et L.D. Cohen. *Geodesic remeshing using front propagation*. Proceedings of VLSM'03 (Variational, Geometric and Level Set Methods in Computer Vision 2003), pages 33–40, 2003. 37
- [Peyré 2004] G. Peyré et L.D. Cohen. *Remaillage géodésique par propagation de fronts*. RFIA'04 (14ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), 2004. 37
- [Prieto 2000] E. Prieto. *Métriologie assistée par ordinateur : apport des capteurs 3D sans contact*. Doctoral en ingénierie ph. d, Université du Québec, Ecole de Technologie Supérieure – Montréal, janvier 2000. 21
- [Qian 2000] Shen-En Qian, A.B. Hollinger, D. Williams et D. Manak. *Vector quantization using spectral index-based multiple subcodebooks for hyperspectral data compression*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, no. 3, pages 1183–1190, 2000. 49
- [Qian 2003] Shen-En Qian, M. Bergeron, C. Serele, I. Cunningham et A. Hollinger. *Evaluation and comparison of JPEG2000 and vector quantization based onboard data compression algorithm for hyperspectral imagery*. In 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS'03. Proceedings, volume 3, pages 1820–1822, 2003. 49
- [Qian 2004] Shen-En Qian. *Hyperspectral data compression using a fast vector quantization algorithm*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 42, no. 8, pages 1791–1798, 2004. 49
- [Ready 1973] P. Ready et P. Wintz. *Information extraction, SNR improvement, and data compression in multispectral imagery*. Communications, IEEE Transactions on [legacy, pre-1988], vol. 21, no. 10, pages 1123–1131, 1973. 53
- [Ribés Cortés 2003] A. Ribés Cortés. *Analyse multispectrale et reconstruction de la réflectance spectrale de tableaux de maître*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, 2003. 4, 18
- [Rössl 2000] C. Rössl, L. Kobbelt et H.P. Seidel. *Extraction of feature lines on triangulated surfaces using morphological operators*. In Proceedings of the AAAI Symposium on Smart Graphics, pages 71–75, 2000. 29
- [Roudet 2008] C. Roudet. *Compression adaptative de surfaces par ondelettes géométriques*. PhD thesis, Université Claude Bernard-Lyon I, Lyon, 2008. 36

- [Rusinkiewicz 2001] S. Rusinkiewicz et M. Levoy. *Efficient variants of the ICP algorithm*. In Proceedings of the Third Intl. Conf. on 3D Digital Imaging and Modeling, pages 145–152. Citeseer, 2001. 21
- [Rusinkiewicz 2002] S. Rusinkiewicz, O. Hall-Holt et M. Levoy. *Real-time 3d model acquisition*. ACM Transactions on Graphics (TOG), vol. 21, no. 3, pages 438–446, 2002. 8
- [Ryan 1997a] M.J. Ryan et J.F. Arnold. *Lossy compression of hyperspectral data using vector quantization*. Remote Sensing of Environment, vol. 61, no. 3, pages 419–436, 1997. 49
- [Ryan 1997b] MJ Ryan, JF Arnold, A.D.F. Acad et ACT Canberra. *The lossless compression of AVIRIS images by vector quantization*. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol. 35, no. 3, pages 546–550, 1997. 49
- [Ryan 2000] MJ Ryan et MR Pickering. *An improved M-NVQ algorithm for the compression of hyperspectral data*. In IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2000. Proceedings. IGARSS 2000, volume 2, pages 600–602, 2000. 49
- [Saghri 1991] J.A. Saghri et A.G. Tescher. *Near-lossless bandwidth compression for radiometric data (Journal Paper)*. Optical Engineering, vol. 30, no. 07, pages 934–939, 1991. 53
- [Said 1996] A. Said et W.A. Pearlman. *A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees*. IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, vol. 6, no. 3, pages 243–250, 1996. 49
- [Schelkens 2004] P. Schelkens et C. Brislawn. *JP3D Working Draft V5.0*. Technical report : ISO/IEC WD 15444-10, JTC1/SC29/WG1N 3467, vol. 12, 2004. 51
- [Shapiro 1993] J. Shapiro. *Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients*. Wavelet Image and Video Compression, pages 123–155, 1993. 49
- [Shrestha 2005] B. Shrestha, C.G. O’Hara et N.H. Younan. *JPEG2000 : Image Quality Metrics*. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing. Baltimore, USA, 2005. 56
- [Spanier 1994] E.H. Spanier. *Algebraic topology (1st ed. 1981 Corr 3rd printing)*. Springer Verlag, 1994. 30
- [Sweldens 1994] W. Sweldens. *construction and applications of wavelets in numerical analysis*. PhD thesis, Katholieke universiteit Leuven, Belgium, 1994. 86
- [Sweldens 1996] W. Sweldens et P. Schroder. *Building your own wavelets at home*. ACM SIGGRAPH course notes, pages 15–87, 1996. 86
- [Sweldens 1998] W. Sweldens. *The lifting scheme : A construction of second generation wavelets*. SIAM Journal on Mathematical Analysis, vol. 29, no. 2, pages 511–546, 1998. 86
- [Tang 2003] X. Tang, S. Cho et W.A. Pearlman. *3D Set Partitioning Coding Methods in Hyperspectral Image Compression*. In Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP’03), volume 2, pages 239–242, 2003. 50, 55
- [Taubman 2000] D. Taubman. *High performance scalable image compression with EBCOT*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, no. 7, pages 1158–1170, 2000. 49
- [Taubman 2002a] D.S. Taubman et M.W. Marcellin. *JPEG 2000 Image Compression Fundamentals, Standards and Practice*, volume 642. Massachusetts : Kluwer Academic Publishers, 2002. 49

- [Taubman 2002b] D.S. Taubman, M.W. Marcellin et M. Rabbani. *JPEG2000 : Image compression fundamentals, standards and practice*. Journal of Electronic Imaging, vol. 11, page 286, 2002. 49, 50
- [Tsai 1987] Y. Tsai. *A Versatile Camera Calibration Techniaue for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-shelf TV Cameras and Lenses*. IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. 3, no. 4, pages 323–344, 1987. 16
- [University of Joensuu Color Group] University of Joensuu Color Group. *Spectral Database*. <http://spectral.joensuu.fi/>. 61
- [Van Gool 2003] L. Van Gool, T. Jaeggli et T.P. Koninckx. *Online 3d acquisition and model integration*. In IEEE international workshop on projector-camera systems (in conjunction with ICCV 2003), 2003. 8
- [Walter 2001] J.D. Walter et C.G. Healey. *Attribute preserving dataset simplification*. In Proceedings of the conference on Visualization'01, page 120. IEEE Computer Society, 2001. 32
- [Wang 2002] Z. Wang et AC Bovik. *A universal image quality index*. IEEE Signal Processing Letters, vol. 9, no. 3, pages 81–84, 2002. 59
- [Wang 2003] Z. Wang G. andHu, F. Wu et H.T. Tsui. *Projector-camera based system for fast object modeling*. IEEE international workshop on projector-camera systems (in conjunction with ICCV 2003), 2003. 8
- [X-Rite] X-Rite. *X-Rite (anciennement GretagMacbeth)*. <http://www.xrite.com/>. 20

Un système intégré d'acquisition 3D multispectral : acquisition, codage et compression des données

Nous avons développé un système intégré permettant l'acquisition simultanée de la forme 3D ainsi que de la réflectance des surfaces des objets scannés. Nous appelons ce système un scanner 3D multispectral du fait qu'il combine, dans un couple stéréoscopique, une caméra multispectrale et un système projecteur de lumière structurée. Nous voyons plusieurs possibilités d'application pour un tel système mais nous mettons en avant des applications dans le domaine de l'archivage et la diffusion numériques des objets du patrimoine.

Dans le manuscrit, nous présentons d'abord ce système ainsi que tous les calibrages et traitements nécessaires à sa mise en oeuvre. Ensuite, une fois que le système est fonctionnel, les données qui en sont générées sont riches d'informations, hétérogènes (maillage + réflectances, etc.) et surtout occupent beaucoup de place. Ce fait rend problématiques le stockage et la transmission, notamment pour des applications en ligne de type musée virtuel. Pour cette raison, nous étudions les différentes possibilités de représentation et de codage des données acquises par ce système pour en adopter la plus pertinente. Puis nous examinons les stratégies les plus appropriées à la compression de telles données, sans toutefois perdre la généralité sur d'autres données (type satellitaire). Nous réalisons un benchmark des stratégies de compression en proposant un cadre d'évaluation et des améliorations sur les stratégies classiques existantes. Cette première étude nous permettra de proposer une approche adaptative qui se révélera plus efficace pour la compression et notamment dans le cadre de la stratégie que nous appelons Full-3D.

Mots clés :

Scanner 3D multispectral, Compression d'images multi/hyperspectrales, Ondelettes 3D anisotropes, Analyse multirésolution adaptative, SPIHT, SPIHT 3D, Cadre d'évaluation.

Abstract

A 3D multispectral integrated acquisition system : acquisition, data coding and compression

We have developed an integrated system permitting the simultaneous acquisition of the 3D shape and the spectral reflectance of scanned object surfaces. We call this system a 3D multispectral scanner because it combines within a stereopair, a multispectral video camera and a structured light projector. We see several application possibilities for a such acquisition system but we want to highlight applications in the field of digital archiving and broadcasting for heritage objects.

In the manuscript we first introduce the acquisition system and its necessary calibrations and treatments needed for his use. Then, once the acquisition system is functional, data that are generated are rich in information, heterogeneous (mesh + reflectance, etc.) and in particular require lots of memory space. This fact makes data storage and transmission problematic, especially for applications like on line virtual museum. For this reason we study the different possibilities of representation and coding of data acquired by this system to adopt the most appropriate one. Then we examine the most appropriate strategies to compress such data, without lost the generality on other data (satellite type). We perform a benchmark of compression strategies by providing an evaluation framework and improvements on existing conventional strategies. This first study will allow us to propose an adaptive approach that will be most effective for compression and particularly in the context of the compression strategy that we call Full-3D.

Keywords :

3D multispectral scanner, Multi/hyperspectrales image compression, Anisotropic 3D wavelets, Adaptive multiresolution analysis , SPIHT, 3D SPIHT, Comparison framework.
