



HAL
open science

Reconstruction 3-D de surfaces à partir de séquences d'images 2-D acquises par sectionnement optique - Application à l'endothélium cornéen humain ex-vivo observé en microscopie optique conventionnelle

Mathieu Fernandes Farnandes

► To cite this version:

Mathieu Fernandes Farnandes. Reconstruction 3-D de surfaces à partir de séquences d'images 2-D acquises par sectionnement optique - Application à l'endothélium cornéen humain ex-vivo observé en microscopie optique conventionnelle. Autre. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2011. Français. NNT: 2011EMSE0597 . tel-00665581

HAL Id: tel-00665581

<https://theses.hal.science/tel-00665581v1>

Submitted on 2 Feb 2012

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.



NNT : 2011 EMSE 0597

THÈSE

présentée par

Mathieu FERNANDES

pour obtenir le grade de
Docteur de l'École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne

Spécialité : **Image, Vision, Signal**

RECONSTRUCTION 3-D DE SURFACES À PARTIR DE SÉQUENCES D'IMAGES 2-D ACQUISES PAR SECTIONNEMENT OPTIQUE

**Application à l'endothélium cornéen humain *ex-vivo* observé en
microscopie optique conventionnelle**

soutenue à Saint-Étienne, le 1^{er} février 2011

Membres du jury :

Ernest HIRSCH	Professeur, Université de Strasbourg, LSIIT, Illkirch (Président)
Laure BLANC-FÉRAUD	Directrice de recherche CNRS, INRIA, I3S, Sophia-Antipolis (Rapporteur)
Fabrice MÉRIAUDEAU	Professeur, Université de Bourgogne, LE2I, Le Creusot (Rapporteur)
Gilles THURET	Professeur, Faculté de médecine, BiiGC, Saint-Étienne (Examineur)
Yann GAVET	Docteur, ENS des Mines, CIS, Saint-Étienne (Co-encadrant)
Jean-Charles PINOLI	Professeur, ENS des Mines, CIS, Saint-Étienne (Directeur)

Spécialités doctorales :

SCIENCES ET GENIE DES MATERIAUX
 MECANIQUE ET INGENIERIE
 GENIE DES PROCEDES
 SCIENCES DE LA TERRE
 SCIENCES ET GENIE DE L'ENVIRONNEMENT
 MATHEMATIQUES APPLIQUEES
 INFORMATIQUE
 IMAGE, VISION, SIGNAL
 GENIE INDUSTRIEL
 MICROELECTRONIQUE

Responsables :

J. DRIVER	Directeur de recherche	Centre SMS
A. VAUTRIN	Professeur	Centre SMS
G. THOMAS	Professeur	Centre SPIN
B. GUY	Maître de recherche	Centre SPIN
J. BOURGOIS	Professeur	Centre SITE
E. TOUBOUL	Ingénieur	Centre G2I
O. BOISSIER	Professeur	Centre G2I
J.C. PINOLI	Professeur	Centre CIS
P. BURLAT	Professeur	Centre G2I
P. COLLOT	Professeur	Centre CMP

Enseignants-chercheurs et chercheurs autorisés à diriger des thèses de doctorat (titulaires d'un doctorat d'État ou d'une HDR)

AVRIL	Stéphane	MA	Mécanique & Ingénierie	CIS
BATTON-HUBERT	Mireille	MA	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
BENABEN	Patrick	PR 1	Sciences & Génie des Matériaux	CMP
BERNACHE-ASSOLANT	Didier	PR 0	Génie des Procédés	CIS
BIGOT	Jean-Pierre	MR	Génie des Procédés	SPIN
BILAL	Essaïd	DR	Sciences de la Terre	SPIN
BOISSIER	Olivier	PR 1	Informatique	G2I
BORBELY	Andras	MR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
BOUCHER	Xavier	MA	Génie Industriel	G2I
BOUDAREL	Marie-Reine	PR 2	Génie Industriel	DF
BOURGOIS	Jacques	PR 0	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
BRODHAG	Christian	DR	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
BURLAT	Patrick	PR 2	Génie Industriel	G2I
COLLOT	Philippe	PR 1	Microélectronique	CMP
COURNIL	Michel	PR 0	Génie des Procédés	SPIN
DAUZERE-PERES	Stéphane	PR 1	Génie Industriel	CMP
DARRIEULAT	Michel	IGM	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
DECHOMETS	Roland	PR 1	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
DESRAYAUD	Christophe	MA	Mécanique & Ingénierie	SMS
DELAFOSE	David	PR 1	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
DOLGUI	Alexandre	PR 1	Génie Industriel	G2I
DRAPIER	Sylvain	PR 2	Mécanique & Ingénierie	SMS
DRIVER	Julian	DR 0	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
FEILLET	Dominique	PR 2	Génie Industriel	CMP
FOREST	Bernard	PR 1	Sciences & Génie des Matériaux	CIS
FORMISYN	Pascal	PR 1	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
FORTUNIER	Roland	PR 1	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
FRACZKIEWICZ	Anna	DR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
GARCIA	Daniel	MR	Génie des Procédés	SPIN
GIRARDOT	Jean-Jacques	MR	Informatique	G2I
GOEURIOT	Dominique	MR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
GRAILLOT	Didier	DR	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
GROSSEAU	Philippe	MR	Génie des Procédés	SPIN
GRUY	Frédéric	MR	Génie des Procédés	SPIN
GUY	Bernard	MR	Sciences de la Terre	SPIN
GUYONNET	René	DR	Génie des Procédés	SPIN
HERRI	Jean-Michel	PR 2	Génie des Procédés	SPIN
INAL	Karim	PR 2	Microélectronique	CMP
KLÖCKER	Helmut	DR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
LAFOREST	Valérie	CR	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
LERICHE	Rodolphe	CR CNRS	Mécanique & Ingénierie	SMS
LI	Jean-Michel	EC (CCI MP)	Microélectronique	CMP
LONDICHE	Henry	MR	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
MALLIARAS	George Grégory	PR 1	Microélectronique	CMP
MOLIMARD	Jérôme	MA	Mécanique & Ingénierie	SMS
MONTHELLET	Frank	DR 1 CNRS	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
PERIER-CAMBY	Laurent	PR 2	Génie des Procédés	SPIN
PIJOLAT	Christophe	PR 1	Génie des Procédés	SPIN
PIJOLAT	Michèle	PR 1	Génie des Procédés	SPIN
PINOLI	Jean-Charles	PR 0	Image, Vision, Signal	CIS
STOLARZ	Jacques	CR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
SZAFNICKI	Konrad	MR	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
THOMAS	Gérard	PR 0	Génie des Procédés	SPIN
TRIA	Assia		Microélectronique	CMP
VALDIVIESO	François	MA	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
VAUTRIN	Alain	PR 0	Mécanique & Ingénierie	SMS
VIRICELLE	Jean-Paul	MR	Génie des Procédés	SPIN
WOLSKI	Krzysztof	DR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
XIE	Xiaolan	PR 1	Génie Industriel	CIS

Glossaire :

PR 0	Professeur classe exceptionnelle
PR 1	Professeur 1ère classe
PR 2	Professeur 2ème classe
MA(MDC)	Maître assistant
DR	Directeur de recherche
Ing.	Ingénieur
MR(DR2)	Maître de recherche
CR	Chargé de recherche
EC	Enseignant-chercheur
IGM	Ingénieur général des mines

Centres :

SMS	Sciences des Matériaux et des Structures
SPIN	Sciences des Processus Industriels et Naturels
SITE	Sciences Information et Technologies pour l'environnement
G2I	Génie Industriel et Informatique
CMP	Centre de Microélectronique de Provence
CIS	Centre Ingénierie et Santé

À Julie

À mes parents

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de thèse, Jean-Charles Pinoli, pour la confiance qu'il m'a accordée au cours de ces trois années. Par ses conseils, ses analyses pertinentes et sa disponibilité, il m'a guidé dans ce périple.

Mes remerciements vont ensuite à Yann Gavet, co-encadrant, qui a su m'épauler et m'encourager dans mon travail. Malgré des débuts difficiles (en stage de master recherche), notre collaboration s'est grandement améliorée durant la thèse pour finalement devenir presque « optimale » : en définitive, nous étions faits pour travailler ensemble.

Je témoigne toute ma gratitude et mon amitié la plus sincère à ces deux personnes, qui m'ont encadré pendant ces quelques années enrichissantes et constructives.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Laure Blanc-Féraud et Fabrice Mériaudeau de m'avoir fait l'honneur d'être rapporteur de cette thèse, mais aussi pour l'attention et les remarques constructives portées à ce travail. Je remercie Ernest Hirsch d'avoir examiné ce travail et accepté de présider le jury de soutenance.

Je remercie tout particulièrement Philippe Gain et Gilles Thuret du laboratoire BiiGC de la faculté de médecine de Saint-Étienne pour leur dynamisme, leur enthousiasme et leur aide si précieuse en particulier concernant l'aspect médical de cette thèse. Un grand merci à Gilles Thuret d'avoir également examiné ce travail.

Merci aux collègues de l'ENSM.SE : Marthy, Séverine, Ben, David (et Sophie), Mélanie, Martin, Jérémie, Johan, Laurent et Hélène, Antoine, Barry et Murray... Certains comptent aujourd'hui parmi mes amis les plus proches.

Je remercie également les techniciens du laboratoire BiiGC et de la banque de cornées (EFS) de Saint-Étienne pour leur gentillesse et leur disponibilité (relative notamment aux nombreuses acquisitions).

Merci à mes amis : Bash et Céline, l'Ours et Tetelle, Teule et Fafa, Z et Claire, Tobu et Ramion, Jef et Marion, Aurélie et Sylvain, JiB... et leurs enfants : Martin, Anaëlle et ma filleule Elisa.

Merci à la musique et à Nazca.

Je remercie mes parents et ma sœur Maud pour le soutien et les encouragements qu'ils m'ont toujours apporté. Plus généralement, je remercie ma famille et ma belle-famille.

Enfin, mes derniers remerciements vont à ma compagne, Julie, qui m'a soutenu, aidé et aussi supporté durant toute cette aventure. Un grand merci à toi Julie pour ta patience et ton amour, pour ces derniers mois et les prochaines années.

Table des matières

Introduction	1
Avant-propos	1
Problématique médicale	1
Contexte scientifique	2
Objectif scientifique	2
Aboutissement (médical)	2
I ÉTUDE BIBLIOGRAPHIQUE	3
1 Formation des images	5
1.1 Projection et perception de la scène	6
1.1.1 Projection de la scène	6
1.1.2 Perception de la scène	7
1.2 Approche géométrique	8
1.2.1 Bases de l'optique géométrique	8
1.2.2 Formation d'une image	11
1.2.3 Formation d'une séquence d'images	14
1.2.4 Profondeur de champ	15
1.2.5 Aberrations	15
1.3 Approche ondulatoire	16
1.3.1 Généralités sur les ondes optiques	16
1.3.2 Théorie de la diffraction	18
1.4 Conclusions	21
2 Modélisation de la caméra	23
2.1 Source ponctuelle idéale	24
2.2 Fonction d'étalement du point	24

2.3	Fonction de transfert optique	24
2.4	Système linéaire	25
2.5	Système invariant par translation	25
2.5.1	Système invariant par translation 2-D	25
2.5.2	Système invariant par translation 3-D	26
2.6	Formation d'une image	26
2.6.1	Section objet focalisée	26
2.6.2	Section objet défocalisée	27
2.6.3	Scène 3-D	27
2.7	Formation d'une séquence d'images	28
2.8	Modèles de PSF-OTF	29
2.8.1	Modèle géométrique	29
2.8.2	Modèles ondulatoires	29
2.8.3	Inversions de contraste	33
2.8.4	Remarques supplémentaires	36
2.9	Profondeur de champ, résolutions et échantillonnage 3-D	36
2.10	Conclusions	38
3	Reconstruction et restauration de scènes 3-D	39
3.1	Scène 2-D : focalisation automatique	40
3.2	Scène 3-D transparente : déconvolution 3-D	40
3.2.1	Suppression du flou	40
3.2.2	Restauration de l'image 3-D	40
3.3	Scène 3-D surfacique (opaque ou transparente)	41
3.3.1	Informations topographiques 3-D	43
3.3.2	Informations texturales	45
3.4	Conclusions	47
4	Reconstruction 3-D de surfaces à partir de sectionnements optiques	49
4.1	Mesure de netteté	50
4.1.1	Approche 1-D	51
4.1.2	Approche 2-D	51
4.1.3	Approche 3-D	53
4.2	Reconstruction surfacique 3-D	54
4.2.1	Topographie	54
4.2.2	Texture	56

4.2.3	Reconstruction 3-D	57
4.3	Conclusions	58
II DÉVELOPPEMENT		59
5	Contexte expérimental	61
5.1	Méthodes retenues	62
5.1.1	Mesure de netteté 2-D	62
5.1.2	Mesure de netteté 3-D	63
5.1.3	Optimisation globale 3-D	63
5.1.4	Interpolation de la topographie	63
5.2	Séquences d'images tests	64
5.2.1	Données simulées	64
5.2.2	Acquisitions réelles	65
5.3	Comparaisons des résultats	66
5.4	Conclusions	67
6	Mesures psychophysiques de netteté 2-D dans le cadre du modèle LIP	69
6.1	Modèle LIP	70
6.1.1	Fondamentaux mathématiques	70
6.1.2	Justifications physiques	71
6.2	Mesures psychophysiques de netteté LIP	72
6.2.1	Tenengrad LIP	72
6.2.2	Somme de Laplaciens modifiés LIP	73
6.2.3	Variance LIP	74
6.3	Résultats et discussions	76
6.3.1	Données simulées	76
6.3.2	Acquisitions réelles	77
6.4	Conclusions	78
7	Mesure de netteté 3-D par des analyses statistiques multivariées	85
7.1	Préliminaires mathématiques	86
7.1.1	Matrice multivariée	86
7.1.2	Matrice de covariance	86
7.1.3	Décomposition en valeurs propres	87
7.2	Mesure de netteté 3-D par des analyses statistiques multivariées	87

7.2.1	Définitions préliminaires d'ensembles	88
7.2.2	Matrice multivariée	88
7.2.3	Décomposition de la matrice multivariée	89
7.2.4	Réduction de dimension	90
7.2.5	Mesure de netteté 3-D	90
7.2.6	Robustesse vs. sensibilité	90
7.2.7	Complexité informatique	91
7.3	Résultats	92
7.3.1	Données simulées	92
7.3.2	Acquisitions réelles	95
7.4	Discussion	96
7.5	Conclusion	102
 III APPLICATION		103
 8 Problématique médicale		105
8.1	L'œil et la cornée	105
8.2	Observation de l'endothélium cornéen	106
8.3	Caractérisation des cellules de l'endothélium cornéen	108
8.4	Problématique et objectif	110
 9 Reconstruction 3-D d'endothéliums cornéens humains <i>ex-vivo</i>		113
9.1	Séquences d'images « perturbées »	113
9.2	Mise à l'épreuve des différentes méthodes de SFF/EDF	116
9.3	Processus itératif de reconstruction	121
9.3.1	Principe	125
9.3.2	Paramétrage	127
9.3.3	Résultats et discussions	127
9.4	Conclusions	130
 IV CONCLUSION ET PERSPECTIVES		133
 10 Profondeur de champ étendue par croissance de VAG		135
10.1	Voisinages adaptatifs généraux (VAG)	135
10.2	Profondeur de champ étendue par croissance de VAG	138

10.2.1 Ébauche de méthode	138
10.2.2 Résultats et discussion	140
10.3 Conclusions	142
11 Conclusion et perspectives	143
11.1 Conclusion générale	143
11.2 Perspectives	144
11.3 Publications et communications	145
Bibliographie	147

Table des figures

1.1	Première configuration simplifiée de caméra	6
1.2	Illustration de la loi de Snell-Descartes	9
1.3	Déviation d'un faisceau de rayons lumineux parallèles par une lentille mince idéale convergente	9
1.4	Formation de l'image d'un objet par une lentille mince idéale convergente . . .	10
1.5	Formation de l'image d'un objet par une lentille épaisse idéale convergente . . .	10
1.6	Deuxième configuration simplifiée de caméra	12
1.7	Région d'intégration pour l'intégrale d'Helmholtz-Kirchhoff	18
1.8	Illustration pour l'approximation de Fresnel-Kirchhoff	18
1.9	Ultime configuration simplifiée de caméra	21
2.1	Abstraction de la caméra par un système	24
2.2	Formation d'une image 2-D	28
2.3	Formation d'une séquence d'images 2-D ou image 3-D	29
2.4	PSF et OTF 2-D	35
2.5	OTF 1-D	36
2.6	OTF 3-D	37
3.1	Abstraction d'une scène « épaisse » surfacique	42
4.1	Séquence d'images originale et sa fonctionnelle 3-D de netteté	50
4.2	Interpolation Gaussienne de la profondeur	55
4.3	Informations topographiques, texturales et reconstruction 3-D restaurées	58
5.1	Génération d'une séquence simulée (1)	64
5.2	Séquence d'images du greffon cornéen humain	65
5.3	Séquence d'images du grain de sable	65
5.4	Séquence d'images du test de Vickers	66

5.5	Masques binaires pour l'exclusion des arrière-plans des processus de reconstruction 3-D	66
6.1	Voisinage \mathfrak{B}_1 d'un pixel (x, y)	73
6.2	Génération d'une séquence simulée (2)	76
6.3	Performances des mesures de netteté pour la séquence synthétique (2)	77
6.4	Cartes des profondeurs pour la séquence du greffon cornéen humain (LIP)	79
6.5	Cartes des profondeurs pour la séquence du grain de sable (LIP)	80
6.6	Cartes des profondeurs pour la séquence du test de Vickers (LIP)	81
6.7	Reconstructions surfaciques 3-D pour les acquisitions réelles (LIP)	82
7.1	Construction de la matrice multivariée	89
7.2	Génération d'une séquence simulée (3)	92
7.3	Performances de la méthode 3-D EIG pour la séquence synthétique (3)	93
7.4	Performances de la méthode 3-D EIG pour la séquence synthétique (3) en présence de bruit	93
7.5	Résolutions en profondeur σ^2 de la méthode 3-D EIG pour la séquence synthétique (3)	94
7.6	Performances des méthodes de SFF/EDF pour la séquence synthétique (3) en présence ou non de bruit (EIG)	94
7.7	Cartes des profondeurs reconstruites par la mesure de netteté 3-D EIG pour les acquisitions réelles	97
7.8	Cartes des profondeurs pour la séquence du greffon cornéen (EIG)	98
7.9	Cartes des profondeurs pour la séquence du grain de sable (EIG)	99
7.10	Cartes des profondeurs pour la séquence du test de Vickers (EIG)	100
8.1	Schéma de l'œil humain	106
8.2	Vue histologique en coupe de la cornée	107
8.3	Œil humain avant et après une greffe de cornée	108
8.4	Polymégéthisme vs. pléomorphisme	108
8.5	Endothélium cornéen humain en microscopie optique conventionnelle	109
8.6	Comptage cellulaire manuel	110
8.7	Greffon cornéen humain et plis postérieurs	111
9.1	Séquence d'images I d'un endothélium cornéen humain	115
9.2	Séquence d'images II d'un endothélium cornéen humain	115
9.3	Séquence d'images III d'un endothélium cornéen humain	115
9.4	Inversions de contraste	116

9.5	Cartes des profondeurs pour la séquence d'images I	118
9.6	Cartes des profondeurs pour la séquence d'images II	119
9.7	Cartes des profondeurs pour la séquence d'images III	121
9.8	Textures pour la séquence d'images I	122
9.9	Textures pour la séquence d'images II	123
9.10	Textures pour la séquence d'images III	124
9.11	Schéma fonctionnel du processus itératif de <i>shape-from-focus</i>	126
9.12	Reconstruction 3-D finale pour la séquence d'images I	128
9.13	Dérivées premières de la carte des profondeurs finale pour la séquence I	128
9.14	Reconstruction 3-D finale pour la séquence d'images II	129
9.15	Dérivées premières de la carte des profondeurs finale pour la séquence II	129
9.16	Reconstruction 3-D finale pour la séquence d'images III	130
9.17	Textures finales pour les séquences d'images I, II et III	131
10.1	Voisinages adaptatifs généraux	136
10.2	Voisinages classiques vs. voisinages adaptatifs	137
10.3	Construction d'un voisinage adaptatif en 1-D	138
10.4	Cartes des profondeurs pour la séquence d'images I (GANIP)	140
10.5	Cartes des profondeurs pour la séquence d'images II (GANIP)	140
10.6	Textures pour la séquence d'images I (GANIP)	141
10.7	Textures pour la séquence d'images II (GANIP)	141

Liste des tableaux

3.1	Classification des méthodes de restauration d'une scène « épaisse » surfacique .	42
6.1	Résolutions en profondeur σ^2 des mesures de netteté pour les acquisitions réelles (LIP)	82
7.1	Résolutions en profondeur σ^2 des mesures de netteté pour les acquisitions réelles (EIG)	101

Introduction

Avant-propos

Cette thèse a été réalisée au sein de l'équipe Imagerie et Morphologie du laboratoire LPMG (Laboratoire de Procédés en Milieux Granulaires, UMR CNRS 5148) de l'École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne et du Centre Ingénierie et Santé (CIS), en partenariat avec le laboratoire Biologie, Ingénierie et Imagerie de la Greffe de Cornée de la Faculté de Médecine de Saint-Étienne dans le cadre des recherches coordonnées par l'IFRESIS (Institut Fédératif de Recherche En Sciences et Ingénierie de la Santé, IFR INSERM 143).



Problématique médicale

Ce travail de thèse a initialement été motivé par une problématique pratique dans le domaine médical. Celle-ci concerne l'amélioration de la qualité et de l'efficacité des contrôles de tissus humains, et tout particulièrement ceux appliqués à la cornée humaine.

La greffe de cornée consiste à remplacer un fragment de cornée opaque par une cornée saine, transparente, venant d'un donneur décédé. En effet, la cornée peut s'opacifier et menacer la fonction visuelle dans de nombreuses circonstances pathologiques ou suites à une opération (chirurgie réfractive). C'est la plus ancienne greffe de tissu réalisée avec succès chez l'homme (1887 - Von Hippel). Cette technique de chirurgie ophtalmologique est aujourd'hui tout à fait au point et est pratiquée dans de nombreuses cliniques et hôpitaux en France et à l'étranger. Contrairement aux autres tissus humains, la cornée est validée histologiquement avant une greffe.

Les cellules de l'endothélium cornéen humain sont particulières car la transparence de la cornée est directement liée à leur densité. Outre les contrôles bactériologiques, la banque de cornées vérifie donc la qualité de l'endothélium. Ces cellules sont observées en microscopie optique conventionnelle. Cependant, leur examen, au travers de la profondeur de champ limitée du microscope, est difficile, voire biaisé. En effet, le greffon cornéen conservé se gorge de liquide physiologique et présente alors des plis. L'objectif premier de cette thèse est la reconstruction et la restauration de l'image de la surface endothéliale dans le but d'améliorer l'observation et

donc l'examen de sa mosaïque cellulaire.

Contexte scientifique

Face à cette problématique, une recherche bibliographique a initialement été effectuée et naturellement orientée vers la reconstruction et la restauration d'une scène observée et dégradée par un système d'acquisition offrant une profondeur de champ limitée. Ce travail bibliographique a favorisé l'appréhension de la problématique. Au vu des différentes contraintes mises en jeu, il s'est progressivement affiné sur les approches de reconstruction et de restauration de surfaces travaillant à partir de séquences de nombreuses images acquises par sectionnement optique (approches dites de *shape-from-focus* et de profondeur de champ étendue (*extended-depth-of-field*)), identifiant ainsi précisément le sujet de cette thèse. Toute cette étude, ainsi que des rappels introductifs sur la formation des images, ont finalement abouti à la [première partie : ÉTUDE BIBLIOGRAPHIQUE](#) de ce manuscrit.

Objectif scientifique

Malgré son origine pratique et applicative, cette thèse a également l'ambition d'un travail théorique sur les concepts précédemment ciblés par l'étude bibliographique. L'objectif de cette thèse est aussi de mettre en place des méthodes génériques et efficaces permettant la reconstruction 3-D d'images de surfaces à partir d'une séquence d'images acquise par sectionnement optique, tout en veillant évidemment à la pertinence applicative. En effet, les acquisitions de l'endothélium cornéen apparaissent inéluctablement perturbées et parasitées, notamment par d'intenses inversions de contraste, et des méthodes particulièrement robustes doivent donc être développées. Ces contributions génériques et originales seront introduites dans la [deuxième partie : DÉVELOPPEMENT](#) de ce manuscrit.

Aboutissement (médical)

Afin de résoudre la problématique médicale, les différents apports précédemment établis (parties I et II) sont appliqués aux problèmes concrets rencontrés en banque de cornées lors du contrôle qualité des greffons cornéens humains. La [troisième partie : APPLICATIONS](#) de ce manuscrit répond à la problématique première de cette thèse par une procédure complète de reconstruction 3-D de l'image de la surface endothéliale, aboutissant à des résultats tout à fait exploitables en routine dans les banques de cornées. Cette organisation du manuscrit permet de souligner le caractère générique des différentes contributions de la partie II.

Enfin, la [quatrième partie : CONCLUSION ET PERSPECTIVES](#) révèle tout d'abord une perspective avancée présentant une ébauche de méthode de reconstruction / restauration originale et intéressante. Ensuite, une conclusion générale et plusieurs perspectives sont exposées.

Première partie

ÉTUDE BIBLIOGRAPHIQUE

Chapitre 1

Formation des images

Cette première partie de manuscrit expose une étude bibliographique. Les deux premiers chapitres introductifs synthétisent des rappels sur la formation d'une image par un système d'acquisition, indispensables pour une bonne compréhension de la suite du manuscrit et notamment des deux autres chapitres de cette partie. Ces derniers présenteront quant à eux un état de l'art sur les approches de reconstruction et de restauration des images d'une scène observée et dégradée par une caméra, afin de répondre au mieux à la problématique de cette thèse. Particulièrement, ce premier chapitre aborde progressivement les différentes notions physiques mises en jeu lors de la formation d'une image par un système d'acquisition (caméra), son but est d'aboutir à une configuration simple de caméra.

Sommaire

1.1	Projection et perception de la scène	6
1.1.1	Projection de la scène	6
1.1.2	Perception de la scène	7
1.2	Approche géométrique	8
1.2.1	Bases de l'optique géométrique	8
1.2.2	Formation d'une image	11
1.2.3	Formation d'une séquence d'images	14
1.2.4	Profondeur de champ	15
1.2.5	Aberrations	15
1.3	Approche ondulatoire	16
1.3.1	Généralités sur les ondes optiques	16
1.3.2	Théorie de la diffraction	18
1.4	Conclusions	21

Une caméra permet d'acquérir des images d'une scène, d'un objet, d'un échantillon observés. Comme représentée dans la Fig. 1.1, elle est constituée d'un système optique qui forme une image de la scène et d'un capteur qui enregistre cette image. Tout d'abord, considérons un système optique simple : un sténopé¹ modélisé par un centre optique O et un axe optique. Le capteur, souvent appelé plan image et dénoté Π_i , est généralement une surface réceptrice

¹Petit trou percé dans une mince plaque métallique, faisant office d'objectif photographique.

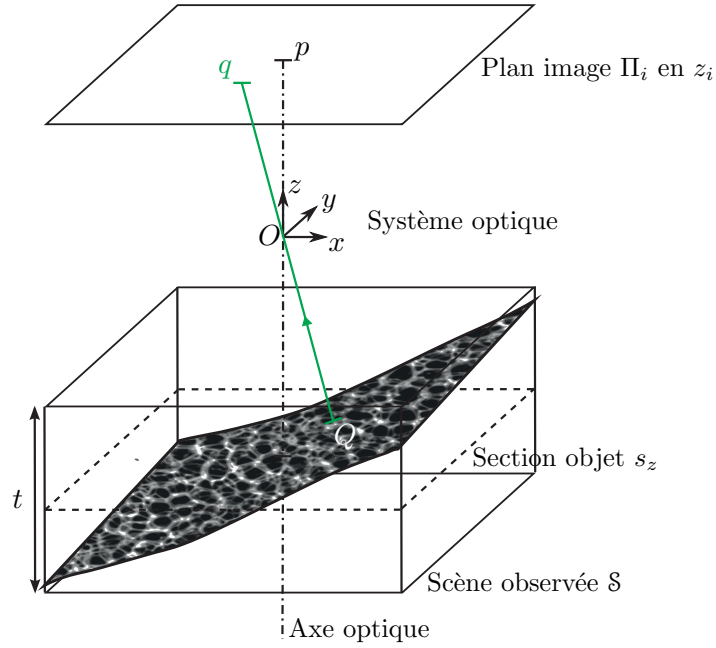


Fig. 1.1 – Première configuration simplifiée de caméra : projection sur le capteur plan Π_i par le système optique (centre optique O) de la scène observée \mathcal{S} préalablement sectionnée.

photosensible plane. Soit (O, x, y, z) un repère 3-D local attaché à la caméra. Le centre optique O est pris comme origine, l'axe optique coïncide avec l'axe \vec{z} et le plan image Π_i est positionné en z_i .

Soit $\mathcal{S} \subset \mathbb{R}^3$ la scène observée. Celle-ci peut être découpée en une pile de sections successives perpendiculaires à l'axe \vec{z} , appelées sections objet et dénotées s :

$$\mathcal{S} = \bigcup_{z \in t} s_z, \quad (1.1)$$

où t est l'épaisseur de \mathcal{S} dans la direction de l'axe \vec{z} et $s_z \subset \mathbb{R}^2$ la section objet positionnée en z (voir Fig. 1.1).

1.1 Projection et perception de la scène

1.1.1 Projection de la scène

L'acquisition sur le capteur (sur le plan image Π_i) de la scène 3-D observée \mathcal{S} implique une notion de projection : l'image 2-D acquise est la projection de la scène \mathcal{S} sur Π_i via le système optique. Soit la fonction projective p de \mathbb{R}^3 vers \mathbb{R}^2 définissant la projection d'un point de la scène \mathcal{S} en un point du plan image Π_i .

1.1.1.a Projection perspective

Une caméra produit une image sur Π_i qui est la projection perspective de la scène observée par le centre optique O du système optique. Le centre optique O est aussi appelé centre de

projection. La projection d'un point Q de la scène \mathcal{S} sur le plan image Π_i est alors l'intersection q du rayon de projection (OQ) avec Π_i . La fonction projective p est donc définie par :

$$p : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$$

$$Q = (x, y, z) \mapsto p(Q) = q = \left(-z_i \frac{x}{z}, -z_i \frac{y}{z} \right). \quad (1.2)$$

1.1.1.b Projection orthographique

La projection orthographique est un cas limite de la projection perspective. Par le déplacement du centre de projection O vers l'infini, la fonction projective devient p^\perp :

$$p^\perp : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$$

$$Q = (x, y, z) \mapsto p^\perp(Q) = q = (-\gamma x, -\gamma y), \quad (1.3)$$

avec γ le grossissement du système optique.

1.1.2 Perception de la scène

1.1.2.a Eclairage énergétique

Les intensités d'une image sont liées aux flux énergétiques incidents sur le plan image lors de l'acquisition. Individuellement, l'intensité d'un point donné de l'image est fonction de son éclairage énergétique et de la sensibilité spectrale du capteur au point considéré. L'éclairage énergétique E ($W.m^{-2}$) est la puissance de l'énergie rayonnante $\delta\Phi_i$ incidente sur une surface infinitésimale d'aire δA :

$$E = \frac{\delta\Phi_i}{\delta A}. \quad (1.4)$$

Il dépend de la scène observée \mathcal{S} et résulte principalement du flux énergétique émit par la scène dans la direction du capteur : la luminance énergétique (voir 1.1.2.b).

Soit la fonction d'éclairage e définie sur \mathbb{R}^+ et à valeur dans \mathbb{R}^+ associant un éclairage énergétique E à une luminance énergétique L :

$$e : \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$L \mapsto e(L) = E. \quad (1.5)$$

1.1.2.b Luminance énergétique

La luminance énergétique L ($W.m^{-2}.sr^{-1}$) est la puissance de l'énergie rayonnante $\delta^2\Phi_r$ émise par une surface infinitésimale δA dans un angle solide infinitésimal $\delta\omega$:

$$L = \frac{\delta^2\Phi_r}{\delta A \delta\omega}. \quad (1.6)$$

La luminance énergétique considère seulement un angle solide fini dans une direction donnée. Elle varie donc avec la direction d'observation de la scène \mathcal{S} .

Soit la fonction de luminance l définie sur \mathbb{R}^3 et à valeur dans \mathbb{R}^+ associant une luminance énergétique L_Q à un point Q de la scène observée \mathcal{S} :

$$l : \quad \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$Q = (x, y, z) \mapsto l(Q) = \frac{\delta^2 \Phi_r}{\delta A_Q \delta \omega_{(OQ)}} = L_Q, \quad (1.7)$$

avec δA_Q l'élément de surface infinitésimal associé au point Q et $\omega_{(OQ)}$ l'angle solide infinitésimal dans la direction du rayon de projection (OQ) . La fonction de luminance $l|_{\mathcal{S}}$ restreinte à \mathcal{S} correspond donc à la répartition 3-D de luminances énergétiques dans la direction du centre optique O de la scène observée \mathcal{S} . Similairement, la fonction de luminance $l|_{s_z}$ restreinte à s_z renseigne sur la répartition 2-D de luminances énergétiques dans la direction du centre optique O de la section objet s_z en z .

1.2 Approche géométrique

Cette première configuration simplifiée de caméra, et plus particulièrement son système optique (sténopé O), intercepte trop peu de lumière et acquiert en conséquence des images souvent sombres. De plus, le phénomène de diffraction (voir section 1.3) causant du flou sur les images acquises est important, étant donné la nécessité de petitesse de l'ouverture. Le système optique de la caméra doit donc être modifié.

1.2.1 Bases de l'optique géométrique

1.2.1.a Rayons lumineux

L'optique géométrique étudie la propagation de la lumière en utilisant la notion de rayons lumineux. Un rayon lumineux est la trajectoire suivant laquelle se propage la lumière. Les rayons sont indépendants les uns des autres et se déplacent en ligne droite dans un milieu homogène, transparent et isotrope. Ils sont infiniment fins, localisés et transportent de l'énergie.

1.2.1.b Lois de Snell-Descartes

Un milieu transparent permet le passage de la lumière et possède donc un indice de réfraction. A la surface de séparation de deux milieux d'indices différents n_1 et n_2 , les rayons lumineux sont déviés selon les lois de Snell-Descartes (voir Fig. 1.2). Considérons un rayon incident sur la surface de séparation. Le point de rencontre de ce rayon et de la surface est appelé point d'incidence. La droite orthogonale à la surface au point d'incidence est appelée normale et le plan contenant le rayon incident et la normale est dit plan d'incidence. Les angles sont pris par rapport à la normale. Au rayon incident correspond un rayon réfléchi dans le premier milieu et un rayon réfracté dans le second milieu. Le rayon réfléchi est dans le plan d'incidence et son angle est égal à l'angle d'incidence. Le rayon réfracté est dans le plan d'incidence et la relation liant l'angle d'incidence i_1 et l'angle réfracté i_2 est la suivante :

$$n_1 \sin i_1 = n_2 \sin i_2 \quad \text{si } i_1 < i_L, \quad (1.8)$$

avec $\sin i_L = n_2/n_1$. L'Eq. 1.8 signifie que si un angle d'incidence limite i_L est dépassé, le rayon n'est alors plus transmis (réfracté) : il y a réflexion totale. Par contre, en deçà de cet angle limite, la plus grande partie de l'énergie incidente est réfractée. De plus, lorsque $n_1 > n_2$, il ne peut y avoir réflexion totale.

1.2.1.c Système optique

Le système optique produit une image de la scène observée, qui est ensuite acquise par le capteur (plan image Π_i).

Lentilles minces

Une lentille est un des systèmes les plus simples à réaliser : un milieu homogène, isotrope, transparent et limité principalement par deux dioptries. La droite joignant les centres des deux dioptries est l'axe optique. Une lentille est dite mince lorsque son épaisseur est très petite par rapport à la différence des rayons de courbure des dioptries.

En optique géométrique, certaines conditions particulières d'observation sont nécessaires pour permettre quelques approximations. Les conditions de Gauss (ou approximation de l'optique paraxiale) consistent à ne considérer que les rayons paraxiaux, c'est-à-dire proches et faiblement inclinés par rapport à l'axe optique. Dans le cadre de cette approximation, la loi de Snell-Descartes de la réfraction est linéaire. Le système optique est considéré comme idéal.

Une lentille idéale permet de dévier un faisceau de rayons lumineux parallèles incidents de façon à ce qu'ils se recoupent tous en un même point F' , le foyer image (voir Fig. 1.3). Une lentille dont le point focal image F' se trouve sur la face opposée à la lumière incidente est dite convergente. Le centre optique O de la lentille rencontre l'axe optique et un rayon lumineux incident sur ce point n'est pas dévié. Enfin, un rayon incident passant par le foyer objet F de cette lentille ressort parallèle à l'axe optique, avec $OF' = OF = f$ où f est la focale de la lentille.

Comme dans la Fig. 1.4, considérons un objet vertical fini AB placé à une distance algébrique \overline{OA} en amont de la lentille idéale, la position $\overline{OA'}$ (distance algébrique) de son image $A'B'$ est

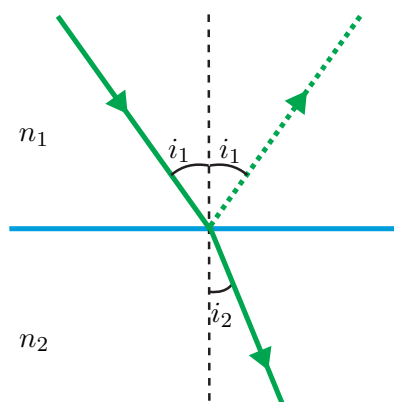


Fig. 1.2 – Illustration de la loi de Snell-Descartes.

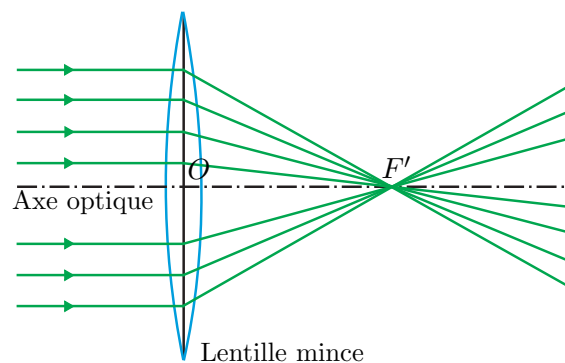


Fig. 1.3 – Schéma de la déviation d'un faisceau de rayons lumineux parallèles par une lentille mince idéale convergente.

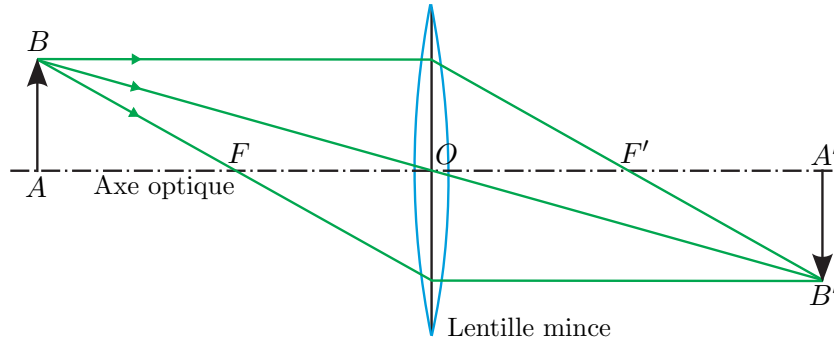


Fig. 1.4 – Schéma de la formation de l’image $A'B'$ d’un objet AB par une lentille mince idéale convergente.

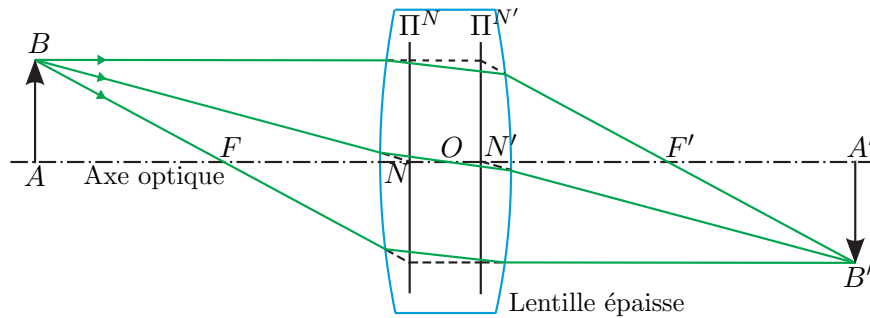


Fig. 1.5 – Schéma de la formation de l’image $A'B'$ d’un objet AB par une lentille épaisse idéale convergente.

telle que :

$$\frac{1}{OA} + \frac{1}{OA'} = \frac{1}{OF'} = \frac{1}{f}. \quad (1.9)$$

L’image obtenue est de taille différente par rapport à l’objet initial AB . Le grossissement γ est ainsi défini :

$$\gamma = \frac{A'B'}{AB} = \frac{OA'}{OA} = \frac{OA' - f}{f} = \frac{f}{OA - f}, \quad (1.10)$$

et varie en fonction de la position de l’objet et/ou de son image. Les relations linéaires Eq. 1.9 et Eq. 1.10 sont uniquement valables pour une source lumineuse monochromatique dans les conditions de Gauss.

Lentilles épaisses

En pratique, les lentilles doivent être suffisamment rigides (et donc épaisses) pour être réalisables. Une lentille épaisse idéale fournit alors un modèle réaliste pour la plupart des lentilles réelles. Cependant, l’épaisseur de la lentille étant fréquemment négligeable par rapport à leur distance focale, l’approximation par des lentilles minces reste parfois suffisante.

Une lentille épaisse est définie par deux plans principaux, objet Π^N et image $\Pi^{N'}$, perpendiculaires à l’axe optique (Fig. 1.5). Ces plans principaux objet et image coupent l’axe optique en deux points P et P' appelés respectivement points principaux objet et image. Les points nodaux objet N et image N' de la lentille sont définis comme appartenant à l’axe optique et tels qu’un rayon incident sur N coupe l’axe optique en O et ressorte par N' parallèle à sa direction initiale (pour une lentille mince, $N \equiv N' \equiv O$). Ici, le milieu (air) étant identique des deux cotés de la lentille, points nodaux et points principaux sont confondus. Dans les mêmes

conditions que précédemment, les Eq. 1.9 et Eq. 1.10 sont valables à partir des deux plans principaux de la lentille, c'est à dire avec \overline{NA} , $\overline{N'A'}$ et $\overline{N'F'} = f$.

Systemes optiques

Un système optique est souvent composé d'une association de lentilles centrées et juxtaposées. De la même manière qu'une lentille épaisse, ce système de lentilles est abstrait par ses plans principaux objet et image globaux.

1.2.2 Formation d'une image

Enrichissons le système optique précédemment établi (Fig. 1.1) d'une lentille convergente idéale. La caméra simplifiée est maintenant composée d'un système optique constitué d'une lentille biconvexe idéale de centre optique O , qui forme une image de la scène observée, et d'un capteur plan ou plan image, qui enregistre cette image (Fig. 1.6). La lentille biconvexe idéale est de focale f et de diamètre D .

1.2.2.a Section objet focalisée

La focalisation d'une lentille idéale (depuis un point particulier de la scène, le rayon lumineux passant par le centre de la lentille O n'est pas dévié alors que les autres rayons le sont afin de converger en un même point du rayon central) permet de collecter une quantité suffisante de luminosité (éclairagements énergétiques). Cependant, le plan image Π_i étant fixe en z_i , une lentille de focale f ne focalise sur Π_i que les rayons émanant d'un même plan de l'espace objet, le plan objet focalisé Π_f , positionné en z_f tel que :

$$\frac{1}{z_i} - \frac{1}{z_f} = \frac{1}{f}. \quad (1.11)$$

Cette relation est équivalente à l'Eq. 1.9 avec $\overline{OA} = -z_f$ et $\overline{OA'} = z_i$. Par conséquent, seuls les rayons qui proviennent d'une même section objet s spécifique, la section objet focalisée $s_z \in \Pi_f$, sont correctement réfractés et focalisés sur le plan image Π_i (voir Fig. 1.6). L'image de $s_{z=z_f}$ formée et enregistrée sur Π_i apparaît nette.

Spécifions maintenant les fonctions de projection p et d'éclairément e dans le cas du nouveau système optique enrichi d'une lentille convexe idéale. Par projection perspective, un point Q de la scène \mathcal{S} est projeté sur le plan image Π_i par la fonction p :

$$p : \quad \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$$

$$Q = (x, y, z) \mapsto p(Q) = q = \left(-z_i \frac{x}{z_f}, -z_i \frac{y}{z_f} \right) = (-\gamma x, -\gamma y). \quad (1.12)$$

avec γ le grossissement de la lentille convexe du système optique :

$$\gamma = \frac{z_i}{z_f}. \quad (1.13)$$

Ce comportement converge vers une projection orthographique lorsque l'épaisseur t de la scène observée \mathcal{S} devient très faible par rapport à la distance frontale WD (*Working Distance*) $|z_f|$.

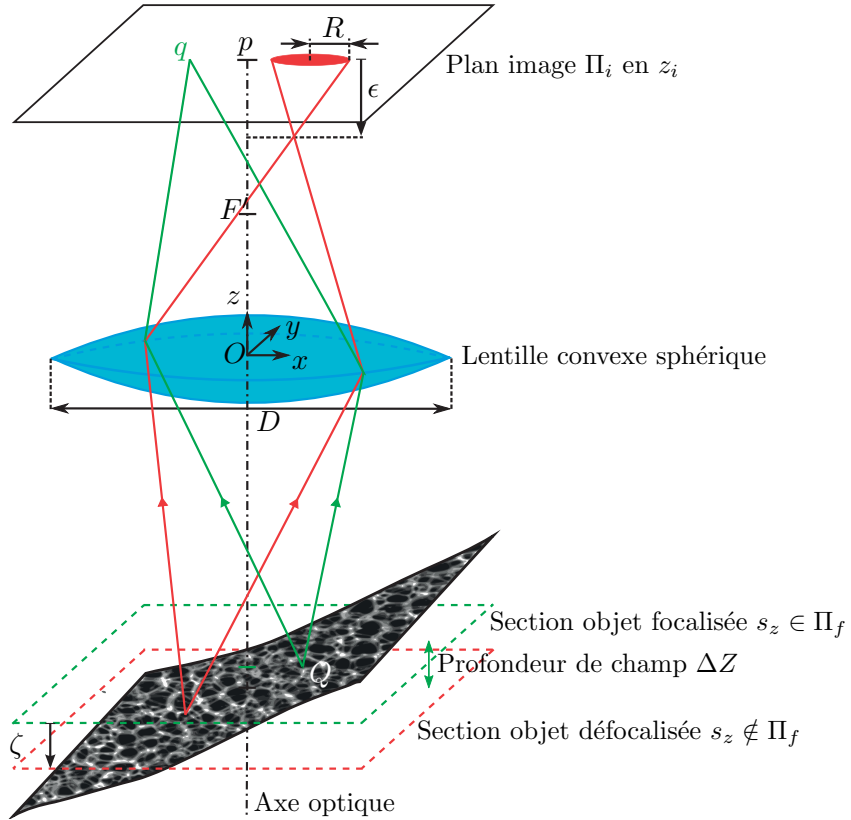


Fig. 1.6 – Deuxième configuration simplifiée de caméra : formation de l’image de la scène observée (sectionnée) \mathcal{S} sur le capteur plan Π_i par le nouveau système optique, c’est-à-dire avec ajout d’une lentille mince idéale convergente.

La fonction d’éclairement e , quant à elle, associe alors l’éclairement énergétique E_q de l’élément de surface infinitésimal q du plan image Π_i à la luminance énergétique L_Q de l’élément de surface infinitésimal Q de la scène \mathcal{S} via la lentille :

$$e : \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$L \mapsto e(L_Q) = \frac{\pi}{4} \left(\frac{f}{D} \right)^2 \cos^4(\widehat{pOq}) L_Q = E_q. \quad (1.14)$$

avec \widehat{pOq} l’angle entre l’axe optique et le rayon connectant q et Q , q étant le projeté sur Π_i de Q . Par conséquent, l’éclairement énergétique E_q du point q est proportionnel à la luminance énergétique L_Q du point Q . Pour une image à signal transmis (respectivement réfléchi), cette dernière dépend de la quantité de lumière incidente sur la surface, de la fraction transmise (respectivement réfléchie) et de la géométrie de la transmission (respectivement réflexion). La fraction transmise (respectivement réfléchie) est fonction des propriétés d’absorption et de transmission (respectivement réflexion) des matériaux constituant la scène.

1.2.2.b Section objet défocalisée

Au contraire, les rayons lumineux émanant d’une section objet dite défocalisée ($s_z = z_f + \zeta \notin \Pi_f$ avec ζ la distance algébrique depuis le plan objet focalisé Π_f) sont réfractés en amont ou

en aval du plan image Π_i en $z_i + \epsilon$, avec ϵ la distance algébrique depuis le plan image (voir (Fig. 1.6)) :

$$\epsilon = \frac{(z_f + \zeta)f}{z_f + \zeta + f} - z_i. \quad (1.15)$$

En conséquence, ces rayons lumineux se projettent et distribuent leurs énergies en une tache sur le plan image Π_i , qui peut être approximée dans le cas d'une lentille sphérique par un disque de rayon R :

$$R = \frac{|\epsilon|D}{|2z_i + 2\epsilon|}. \quad (1.16)$$

Ce phénomène génère du flou dans l'image acquise. Le rayon R augmente avec $|\epsilon|$ et donc avec la défocalisation $|\zeta|$. Néanmoins, remarquons que la fonction ϵ n'est pas symétrique par rapport à la distance de défocalisation ζ . En effet, ϵ présente de plus grandes variations en valeur absolue pour un ζ positif que pour un ζ négatif.

1.2.2.c Scène 3-D

Jusqu'à présent, seule la formation sur le plan Π_i de l'image d'une section objet s a été traitée. Etudions maintenant la formation de l'image de la scène 3-D observée \mathcal{S} dans son intégralité, qui, pour rappel, est une pile de sections objet s successives perpendiculaires à l'axe \vec{z} .

Comme expliqué précédemment, chaque section objet s de l'empilement résulte en une image (ou répartition plane d'éclairements énergétiques) sur le plan image Π_i que nous appelons imagerie et dénotons $\iota : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^+$. Une section objet défocalisée $s_{z=z_f+\zeta} \notin \Pi_f$ d'une distance $\zeta = z - z_f$ donne une imagerie plus ou moins floue $\iota_{\zeta=z-z_f}$, tandis que la section objet focalisée $s_{z_f} \in \Pi_f$ forme une imagerie nette ι_0 . L'image finale acquise sur le capteur, dénotée $i|_{z_f}(x, y)$, est la contribution des imageries de toutes les sections objet constituant \mathcal{S} :

$$\begin{aligned} i|_{z_f} : \quad \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathbb{R}^+ \\ (x, y) &\mapsto i|_{z_f}(x, y) = \int_{z \in \mathcal{S}} \iota_{\zeta}(x, y) dz. \end{aligned} \quad (1.17)$$

La notation $i|_{z_f}(x, y)$ précise que l'image finale est acquise avec le plan objet focalisé Π_f positionné en z_f .

Lors de l'acquisition d'une image 2-D, chaque imagerie est la projection perspective de sa section objet respective et l'image globale acquise sur le capteur est la contribution nette et floue de toutes les imageries. La défocalisation et la projection ont pour conséquence la modification et la perte d'informations.

Scène opaque

Si la scène 3-D observée \mathcal{S} est opaque, elle est éclairée de front et seule sa surface est alors visible, c'est-à-dire que seules les parties des sections objet appartenant à sa surface sont visibles. En effet, ces parties opaques masquent les informations présentes projectivement derrière elles. Finalement, elles influent seules sur l'image 2-D acquise par l'intermédiaire de leurs imageries.

Scène translucide

Contrairement au cas opaque, la totalité des sections objet d'une scène 3-D \mathcal{S} translucide observée en éclairage transmis sont visibles et contribuent à l'image finale via leurs imagettes. Au final, les zones nettes de l'image acquise sont plus difficilement identifiables car l'imagette nette est fortement plus « diluée » et bruitée par les imagettes floues. Par conséquent, l'étude d'une scène 3-D translucide entraîne des difficultés supplémentaires [Dey 02].

1.2.3 Formation d'une séquence d'images

Le concept de « sectionnement optique » (*optical sectioning*) permet d'acquérir une séquence d'images de la scène observée \mathcal{S} . Il consiste à faire varier la position z du plan objet focalisé Π_f d'un bout à l'autre de la scène \mathcal{S} et d'acquérir, pour chaque position, une image $i|_z$. Chacune de ces images constitue une section de la séquence d'images ou image 3-D finale dénotée \mathcal{J} :

$$\begin{aligned} \mathcal{J} : \quad \mathbb{R}^3 &\rightarrow \mathbb{R}^+ \\ (x, y, z) &\mapsto \mathcal{J}(x, y, z) = i|_z(x, y), \end{aligned} \quad (1.18)$$

avec $i|_z$ la section ou image 2-D acquise comme décrit précédemment (section 1.2.2.c) avec le plan objet focalisé Π_f positionné en z .

En d'autres termes, la scène observée \mathcal{S} est scannée à l'aide du plan objet focalisé Π_f de la caméra. Pour ce faire, plusieurs solutions existent.

Modification de z_i ou f . D'après l'Eq. 1.11, modifier la focale de la lentille f ou la position z_i du plan image Π_i par rapport à la lentille permet de faire varier z_f et donc de décaler Π_f . En revanche, ces solutions entraînent une variation des grossissements de la caméra lors du balayage de la scène par Π_f . En effet, le grossissement du plan objet focalisé Π_f ($\gamma = z_f/z_i$) et les multiples grossissements des plans défocalisés ne sont pas constants au cours de l'acquisition 3-D. Ceci entraîne des décalages et des pertes d'informations entre les différentes acquisitions 2-D successives. Ces effets sont étudiés en détails dans [Willson 91].

Déplacement de la scène. Dans le but d'éviter ces effets, [Nayar 90] [Nayar 94] proposent, si possible, de déplacer la scène étudiée \mathcal{S} le long de l'axe \vec{z} en laissant fixe la configuration de la caméra (z_i , z_f et f). Cette approche assure un grossissement γ du plan objet focalisé Π_f (relatif à l'information nette de l'image) constant au cours de l'acquisition 3-D. En revanche, les grossissements des plans objet défocalisés ne sont pas égaux à celui du plan objet focalisé, compte tenu de la projection perspective effectuée par la caméra. Les grossissements des plans objet mitoyens au plan objet focalisé sont considérés comme identiques.

Système optique télécentrique afocal. [Streibl 84] [Streibl 85] [Nayar 96] et [Watanabe 97] utilisent une configuration d'optique différente appelée optique télécentrique afocale. Ce montage est réalisé en faisant coïncider le foyer image d'une première lentille avec le foyer objet d'une seconde et en incorporant une pupille en ce point. Ce montage permet une projection orthographique de la scène sur le capteur. Ainsi, les grossissements des différents plans objet sont constants au cours de l'acquisition 3-D et égaux à f_2/f_1 avec

f_1 et f_2 les distances focales de la première et la deuxième lentille, respectivement. En effet, notons que les grossissements sont indépendants de z_i et z_f .

En résumé, chaque section image de la séquence \mathcal{J} contient des informations nettes correspondant à la section objet focalisée mais également du flou provenant de toutes les autres sections objet visibles et défocalisées.

1.2.4 Profondeur de champ

Précédemment, ce chapitre supposait que seul le plan objet focalisé Π_f était correctement focalisé et apparaissait net sur le plan image Π_i . En pratique, une union de plans objet, dont l'épaisseur dans la direction de l'axe \vec{z} est appelée profondeur de champ et dénotée ΔZ , paraît nette sur Π_i . La profondeur de champ peut être définie comme la zone de l'axe optique à l'intérieur de laquelle l'image formée sur le plan image Π_i est nette. Au contraire, à l'extérieur de cette zone, la scène apparaît floue. Un plan objet peut donc être défocalisé sans pour autant apparaître flou, comme par exemple les plans objet mitoyens au plan objet focalisé Π_f et compris dans la profondeur de champ ΔZ . La limite entre flou et netteté et, en conséquence, la profondeur de champ, sont des notions très subjectives. Cette dernière nécessite une définition plus rigoureuse et sera étudiée plus précisément dans la section 2.9.

1.2.5 Aberrations

Pour des systèmes optiques réels, la lumière est le plus souvent polychromatique et les rayons incidents peuvent être relativement éloignés de l'axe optique et/ou fortement inclinés (c'est-à-dire non conformes aux conditions de Gauss). Certains défauts sur l'image appelés aberrations chromatique et géométriques apparaissent alors [Mahajan 98].

1.2.5.a Aberration chromatique

L'indice de réfraction d'un matériau transparent dépend de la longueur d'onde de la lumière transmise. Pour une source lumineuse polychromatique, la déviation due à la lentille est différente en fonction de la longueur d'onde de la composante considérée (phénomène de dispersion du prisme). Par exemple, les composantes bleues sont plus déviées que les composantes rouges.

1.2.5.b Aberrations géométriques

Dans le cadre des conditions de Gauss, des approximations du premier ordre sont faites. Au contraire, pour des rayons éloignés et/ou fortement inclinés par rapport à l'axe optique, l'erreur introduite est importante et des aberrations apparaissent :

Aberration sphérique Les rayons périphériques parallèles à l'axe optique sont plus déviés que les rayons proches et parallèles à l'axe optique.

Coma Un point de la scène légèrement éloigné de l'axe optique forme une tache en forme d'aigrette.

Astigmatisme Les rayons émanant d'un point de la scène éloigné de l'axe optique et appartenant au plan tangentiel (contenant l'axe optique et le point) ne convergent pas à la même distance que ceux appartenant au plan sagittal (perpendiculaire au plan tangentiel).

Courbure de champ L'image d'une scène plane de grande dimension se forme sur une surface paraboloidale et non sur un plan.

1.3 Approche ondulatoire

L'étude de la formation d'une image par l'optique géométrique (rayons lumineux) n'est pas suffisante. D'autres phénomènes, comme principalement la diffraction, dégradent l'image acquise et nécessitent de prendre en compte la nature ondulatoire de la lumière.

1.3.1 Généralités sur les ondes optiques

Cette approche ne considère plus la lumière comme étant composée de rayons lumineux. La lumière est une onde se propageant de proche en proche.

1.3.1.a Ondes optiques - Propagation

Dans un milieu linéaire, isotrope, transparent, non conducteur et non magnétique, les équations de propagation de Maxwell d'un champ électromagnétique (\vec{E}, \vec{H}) s'écrivent :

$$\nabla^2(\vec{E}) = \frac{1}{\vartheta^2} \frac{\partial^2 \vec{E}}{\partial t^2}, \quad \nabla^2(\vec{H}) = \frac{1}{\vartheta^2} \frac{\partial^2 \vec{H}}{\partial t^2}, \quad (1.19)$$

avec ϑ la vitesse de propagation de l'onde dans le milieu. ϑ obéit à $\vartheta = c/n$ avec c la vitesse de propagation de l'onde dans le vide et n l'indice de réfraction du milieu.

Une onde optique monochromatique de longueur d'onde λ est solution de ces équations de propagation. Elle est décrite à la position \vec{r} et au temps t par un champ scalaire $\Psi(\vec{r}, t)$ représentant l'amplitude complexe du champ électromagnétique :

$$\Psi(\vec{r}, t) = \psi(\vec{r})e^{-j\omega t}, \quad (1.20)$$

avec ω la pulsation de l'onde et j la notation complexe usuelle ($j^2 = -1$). La pulsation de l'onde obéit à $\omega = k\vartheta$ avec $k = \|\vec{k}\| = 2\pi/\lambda$ le vecteur d'onde. La direction du vecteur d'onde indique la direction de propagation de l'onde. L'intensité d'une onde monochromatique au point \vec{r} est définie comme le module au carré de son amplitude complexe,

$$I(\vec{r}) = |\Psi(\vec{r}, t)|^2. \quad (1.21)$$

L'équation de propagation d'une onde monochromatique peut alors s'écrire :

$$\nabla^2\psi - k^2\psi = 0. \quad (1.22)$$

L'Eq. 1.22 est connue sous le nom d'équation d'Helmholtz. Une lumière polychromatique est composée d'un ensemble d'ondes monochromatiques de longueurs d'onde différentes.

1.3.1.b Ondes sphériques et ondes planes

Une onde sphérique monochromatique est une solution particulière des équations de Maxwell et concerne une onde émise par une source ponctuelle. Elle est caractérisée par la symétrie sphérique de son champ électromagnétique : ces fronts d'onde sont des sphères. Le champ scalaire de l'amplitude complexe d'une onde sphérique monochromatique est défini par :

$$\Psi(\vec{r}, t) = \frac{\psi_0}{\|\vec{r}\|} e^{j(\vec{k}\vec{r} - \omega t)}. \quad (1.23)$$

Loin du point source, les fronts d'onde ont un rayon de plus en plus grand. En considérant uniquement une petite partie de l'espace, les fronts d'onde ressemblent à des plans et l'onde approche alors une onde plane :

$$\Psi(\vec{r}, t) = \psi_0 e^{j(\vec{k}\vec{r} - \omega t)}. \quad (1.24)$$

Ainsi, une source ponctuelle positionnée au foyer objet F d'une lentille convergente émet une onde sphérique en direction de la lentille. La partie de l'onde sphérique interceptée par la lentille est transformée en onde plane après son franchissement. Inversement, une onde plane incidente sur la lentille, par exemple une source ponctuelle à l'infini, devient après franchissement de la lentille une onde sphérique convergeant vers le foyer image F' .

1.3.1.c Principe d'Huygens-Fresnel

Contribution d'Huygens (1678) La lumière se propage de proche en proche. Chaque élément de surface atteint par elle se comporte comme une source secondaire qui émet des ondelettes sphériques dont l'amplitude est proportionnelle à cet élément.

Contribution de Fresnel (1818) L'amplitude complexe de la vibration lumineuse en un point est la somme des amplitudes complexes des vibrations produites par toutes les sources secondaires. Autrement dit toutes ces vibrations interfèrent pour former la vibration au point considéré.

1.3.1.d Cohérence - Incohérence

Cohérence - Incohérence temporelle

La fréquence d'une onde est définie comme le quotient de sa vitesse de propagation ϑ par sa longueur d'onde λ , $\nu = \vartheta/\lambda$. Une source théorique émettant seulement des ondes de même fréquence est dite temporellement cohérente. En pratique, une source émet dans une bande spectrale, c'est à dire des ondes avec des fréquences comprises dans un intervalle limité. La cohérence temporelle de cette source est liée à sa largeur de bande spectrale et renseigne sur la plus ou moins monochromaticité de l'onde émise.

Cohérence - Incohérence spatiale

Considérons une source lumineuse étendue composée d'une multitude de sources ponctuelles émettant chacune dans une certaine bande spectrale. La source lumineuse étendue est dite cohérente si toutes les sources ponctuelles la constituant émettent de manière ordonnée. Par

exemple, une des sources ponctuelles P émet une onde composée du champ (\vec{E}_P, \vec{H}_P) . Si seule cette source ponctuelle est considérée, l'intensité I_P de l'onde au point \vec{r} est alors égale à :

$$I_P(\vec{r}) = \frac{n\vartheta}{4\pi} \left| \overline{\langle \vec{E}_P, \vec{H}_P \rangle} \right|, \quad (1.25)$$

où $\overline{\langle \vec{E}_P, \vec{H}_P \rangle}$ dénote la moyenne temporelle du produit vectoriel $\langle \vec{E}_P, \vec{H}_P \rangle$ entre \vec{E}_P et \vec{H}_P . Si maintenant toute la source étendue est considérée, les champs électromagnétiques sont sommés et l'intensité totale en un point \vec{r} est fonction des champs électromagnétiques globaux :

$$I(\vec{r}) = \frac{n\vartheta}{4\pi} \left| \sum_P \overline{\langle \vec{E}_P, \vec{H}_P \rangle} + \sum_{Q \neq P} \overline{\langle \vec{E}_P, \vec{H}_Q \rangle} \right|, \quad (1.26)$$

avec P et Q les sources ponctuelles constituant la source étendue. Lorsque P est différent de Q , les cohérences mutuelles (ou termes d'interférence) sont sommés. Si les différents points source émettent de façon cohérente, la résultante globale des cohérences mutuelles affecte *in fine* l'intensité au point \vec{r} .

Lorsque les différentes sources ponctuelles émettent de manière totalement indépendantes et désordonnées, la moyenne temporelle des termes d'interférence est nulle. La lumière est alors dite spatialement incohérente.

1.3.2 Théorie de la diffraction

La diffraction est le phénomène d'éparpillement de la lumière dû à la limitation matérielle des ondes, c'est-à-dire lorsque les rayons lumineux rencontre un obstacle. Elle joue dans la formation des images un rôle décisif puisque tout système optique limite irrémédiablement les ondes incidentes.

1.3.2.a Intégrale d'Helmholtz-Kirchhoff

Soit une onde scalaire monochromatique Ψ de la forme de l'Eq. 1.20. Cette onde satisfait les équations de Maxwell (Eq. 1.19) et sa partie indépendante du temps ψ satisfait l'équation d'Helmholtz (Eq. 1.22). Soit une surface fermée \mathcal{C} délimitant un volume \mathcal{V} et un point P_f

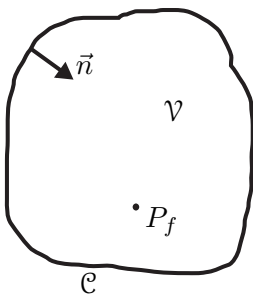


Fig. 1.7 – Région d'intégration pour l'intégrale d'Helmholtz-Kirchhoff.

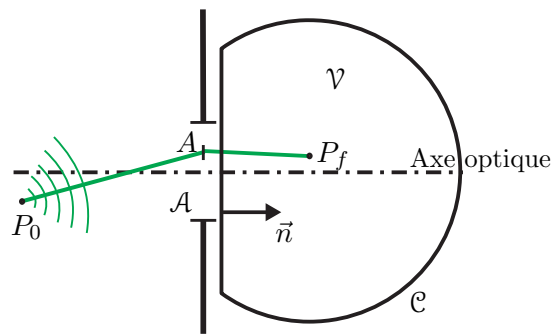


Fig. 1.8 – Illustration pour l'approximation de Fresnel-Kirchhoff.

dans \mathcal{V} (voir Fig. 1.7). Nous supposons que ψ satisfait les conditions usuelles de continuité et d'intégration dans \mathcal{V} et sur \mathcal{C} . L'intégrale d'Helmholtz-Kirchhoff associe alors la valeur de la fonction scalaire d'onde $\psi(P_f)$ au point P_f situé à l'intérieur de la surface fermée \mathcal{C} à la valeur de cette même fonction d'onde sur la surface $\psi(\vec{s})$:

$$\psi(P_f) = \frac{1}{4\pi} \iint_{\mathcal{C}} \left(\psi(\vec{s}) \frac{\partial}{\partial n} \left(\frac{e^{jks}}{s} \right) - \frac{e^{jks}}{s} \frac{\partial \psi(\vec{s})}{\partial n} \right) d\mathcal{C}, \quad (1.27)$$

avec \vec{s} la position d'un point sur \mathcal{C} ($s = \|\vec{s}\|$) et $\partial/\partial n$ la composante normale du gradient à la surface fermée \mathcal{C} .

1.3.2.b Approximation de Fresnel-Kirchhoff

Appliquons l'intégrale d'Helmholtz-Kirchhoff (Eq. 1.27) au problème de la diffraction de la lumière. Soit une ouverture plane \mathcal{A} de forme arbitraire dans un écran plan opaque (voir Fig. 1.8). L'écran sépare la source ponctuelle P_0 du point d'observation P_f . P_0 étant ponctuelle, elle émet une onde sphérique de fonction d'onde scalaire $\psi(\vec{r}) = \psi_0 e^{jkr}/r$ sur un point A de l'ouverture \mathcal{A} tel que $r = \|\vec{r}\| = \|\overrightarrow{P_0 A}\|$. Une surface fermée d'intégration \mathcal{C} incluant l'ouverture \mathcal{A} et délimitant un volume \mathcal{V} incluant P_f est choisie.

Pour déterminer la perturbation optique $\psi(P_f)$ provenant de P_0 et incidente sur le point d'observation P_f , plusieurs conditions aux limites sont posées :

- sur la surface \mathcal{C} , ψ et $\partial\psi/\partial n$ sont négligeables, excepté sur l'ouverture \mathcal{A} ,
- sur un point de l'ouverture \mathcal{A} , ψ et $\partial\psi/\partial n$ sont les mêmes en présence ou non de l'écran, avec $\partial/\partial n$ la composante du gradient normale à la surface d'intégration \mathcal{C} .

Après quelques simplifications ($r \gg \lambda$ et $s \gg \lambda$), l'Eq. 1.27 devient :

$$\psi(P_f) = -\frac{j}{2\lambda} \iint_{\mathcal{A}} \psi(\vec{r}) \frac{e^{jks}}{s} [\cos(\vec{n}, \vec{r}) - \cos(\vec{n}, \vec{s})] d\mathcal{A} \quad (1.28)$$

$$= -\frac{j\psi_0}{2\lambda} \iint_{\mathcal{A}} \frac{e^{jk(r+s)}}{rs} [\cos(\vec{n}, \vec{r}) - \cos(\vec{n}, \vec{s})] d\mathcal{A}, \quad (1.29)$$

avec $s = \|\vec{s}\| = \|\overrightarrow{AP_f}\|$, (\vec{n}, \vec{r}) et (\vec{n}, \vec{s}) les angles entre \vec{r} et \vec{s} et la normale \vec{n} à la surface \mathcal{A} . Cette équation intégrale est connue comme étant l'approximation de Fresnel-Kirchhoff. Excepté le facteur multiplicatif devant l'intégrale et le facteur d'obliquité $[\cos(\vec{n}, \vec{r}) - \cos(\vec{n}, \vec{s})]$, l'Eq. 1.28 correspond exactement au principe d'Huyghens-Fresnel : l'onde produite en P_f résulte de la superposition d'ondes sphériques issues de chaque point de la surface \mathcal{A} avec des amplitudes proportionnelles à l'amplitude de l'onde sur la surface.

1.3.2.c Diffraction de Fraunhofer

Considérons que la source ponctuelle $P_0 = (x_0, y_0, z_0)$ et le point d'observation $P_f = (x_f, y_f, z_f)$ soient proches de l'axe optique (de l'ordre des dimensions de l'ouverture \mathcal{A}) et que les distances r et s soient grandes par rapport aux dimensions de l'ouverture \mathcal{A} . Par

conséquent, les termes $[\cos(\vec{n}, \vec{r}) - \cos(\vec{n}, \vec{s})]$ et $1/s$ ou $1/rs$ des Eq. 1.28 et Eq. 1.29 varient peu sur l'ouverture \mathcal{A} . Les Eq. 1.28 et Eq. 1.29 deviennent alors respectivement :

$$\psi(P_f) \sim -\frac{j}{2\lambda} \iint_{\mathcal{A}} \psi(\vec{r}) e^{jks} d\mathcal{A} \quad (1.30)$$

$$\sim -\frac{j\psi_0}{2\lambda} \iint_{\mathcal{A}} e^{jk(r+s)} d\mathcal{A}. \quad (1.31)$$

Les termes s ou $(r+s)$ des exponentielles (Eq. 1.30 ou Eq. 1.31) dépendent du point A de \mathcal{A} et causent de rapides fluctuations dans les intégrales. Dans le but de les approximer pour tous les points A de \mathcal{A} , chacun de ses termes peut être exprimé par un développement limité en fonction des coordonnées (x, y) de A et (x_f, y_f, z_f) du point d'observation P_f . Lorsque les ordres supérieurs ou égaux à deux sont négligés, la diffraction est dite de Fraunhofer et correspond au cas limite de la diffraction à l'infini, c'est-à-dire lorsque que $|z_0|$ et $|z_f|$ tendent vers l'infini. Ainsi, les ondes sphériques émises par la source ponctuelle P_0 apparaissent planes sur l'ouverture \mathcal{A} . Lorsque les termes quadratiques ne sont pas négligés, la diffraction est dite de Fresnel. En optique, le cas simple de l'approximation de Fraunhofer est largement prépondérant [Born 91].

1.3.2.d Optique de Fourier

L'approximation de Fraunhofer de l'Eq. 1.30 est :

$$\psi(P_f) \sim \iint_{\mathcal{A}} \psi_+(x, y) e^{-jk \frac{x_f}{z_f} x + \frac{y_f}{z_f} y} d\mathcal{A}, \quad (1.32)$$

où $\psi_+(x, y)$ est appelée fonction pupille et correspond à la fonction d'onde scalaire juste après l'ouverture diffractante plane \mathcal{A} . En introduisant les fréquences spatiales $\rho_x = \frac{x_f}{\lambda z_f}$ et $\rho_y = \frac{y_f}{\lambda z_f}$, l'Eq. 1.32 devient :

$$\psi(P_f) \sim \iint_{\mathcal{A}} \psi_+(x, y) e^{-2j\pi(\rho_x x + \rho_y y)} d\mathcal{A} = \tilde{\psi}_+(\rho_x, \rho_y), \quad (1.33)$$

où

$$\tilde{\psi}_+(\rho_x, \rho_y) = \text{TF}[\psi_+(x, y)] = \iint_{-\infty}^{\infty} \psi_+(x, y) e^{-2j\pi(\rho_x x + \rho_y y)} dx dy, \quad (1.34)$$

est la transformée de Fourier (TF) de $\psi_+(x, y)$. Par conséquent, la diffraction de Fraunhofer observée en P_f est la transformée de Fourier de la fonction pupille ou fonction d'onde scalaire juste après l'ouverture diffractante plane \mathcal{A} .

1.3.2.e Système optique

Jusqu'à présent, une source ponctuelle P_0 émettait des ondes incidentes sur une ouverture \mathcal{A} (Fig. 1.8). La diffraction observée au point P_f était la superposition des ondes émanant de chacun des points de \mathcal{A} et dans la direction de P_f .

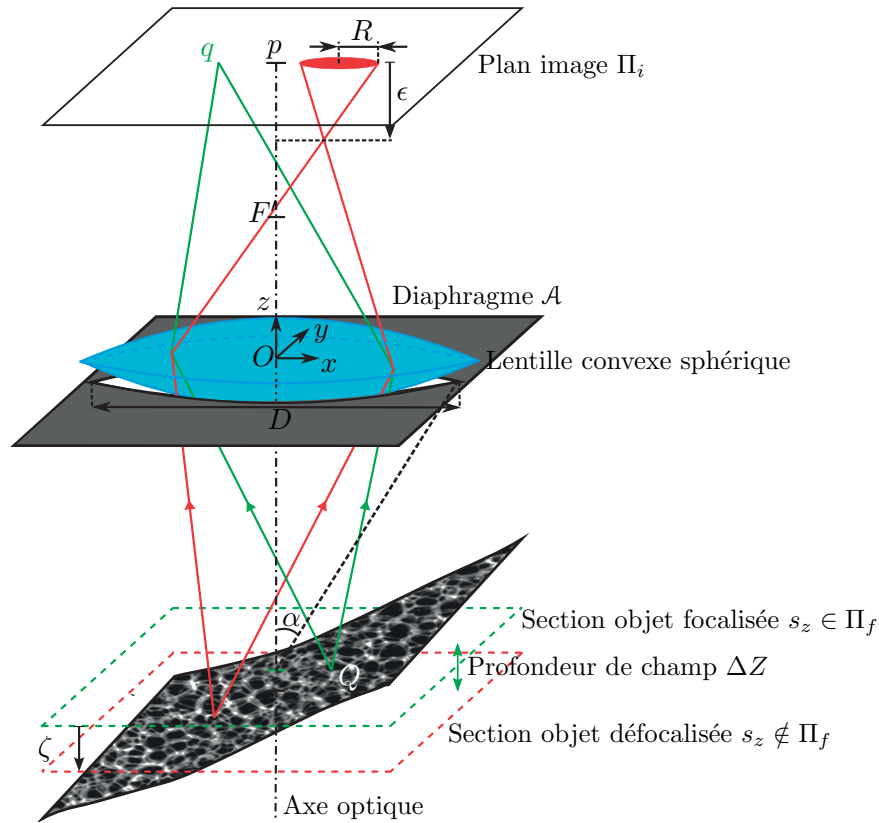


Fig. 1.9 – Ultime configuration simplifiée de caméra : ajout d'un diaphragme \mathcal{A} au système optique qui provoque le phénomène de diffraction.

Plaçons maintenant une lentille convergente idéale après l'ouverture diffractante \mathcal{A} . Tout d'abord, les ondes sphériques émises par la source ponctuelle (à l'infini) P_0 apparaissent planes sur l'ouverture \mathcal{A} . Ensuite, la lentille, en supposant qu'elle soit suffisamment large par rapport à \mathcal{A} pour ne pas introduire de diffraction additionnelle, fait converger les rayons lumineux diffractés par \mathcal{A} (rayons lumineux perpendiculaires aux fronts d'onde émanant des points de \mathcal{A}) vers un même point de convergence P_f : le foyer image F' (voir Fig. 1.3). En d'autres termes, les ondes planes diffractées par \mathcal{A} et incidentes sur la lentille convexe idéale sont transformées en ondes sphériques convergeant vers le point P_f . Au final, la diffraction observée en P_f est identique au cas sans lentille. En effet, les longueurs des chemins optiques de P_0 vers P_f sont substantiellement les mêmes pour tous les rayons [Born 91].

1.4 Conclusions

Notre ultime configuration de caméra est schématisée Fig. 1.9 : un système optique composé d'un diaphragme ou ouverture sphérique \mathcal{A} puis d'une lentille convexe idéale, et un plan image ou capteur Π_i . Le diaphragme bloque les rayons périphériques trop éloignés et/ou inclinés par rapport à l'axe optique, réduisant ainsi les aberrations géométriques (sous-section 1.2.5.b). Cependant, il limite inéluctablement la lumière incidente et agit donc comme ouverture diffractante. Le demi angle d'ouverture α est le demi angle du cône de lumière entrant dans la

caméra. L'ouverture numérique NA (*Numerical Aperture*) de la caméra est définie par :

$$\text{NA} = n_i \sin \alpha, \quad (1.35)$$

avec n_i l'indice de réfraction du milieu d'immersion. Enfin, le diamètre D est maintenant mesuré pour l'ouverture ou diaphragme \mathcal{A} .

Considérons l'observation avec cette caméra d'une scène « épaisse », c'est-à-dire dont l'épaisseur t est supérieure à la profondeur de champ ΔZ de la caméra. Tous les plans objet (focalisés ou non) influent via leurs imagerie respectives, nettes ou floues, sur l'image 2-D finale acquise (voir section 1.2.2.c). Cette dernière présente donc bien des régions nettes correspondant aux parties focalisées (ou plutôt incluses dans la profondeur de champ ΔZ) de la scène observée mais « immergées et brouillées » dans des informations floues. A cet égard, cette configuration de caméra est dite « conventionnelle », par opposition par exemple à un système « confocal » offrant une profondeur de champ infime et dont l'information nette n'est que très peu parasitée par quelques rares plans objet défocalisés.

Chapitre 2

Modélisation de la caméra

Ce chapitre poursuit les rappels introductifs et propose de modéliser la caméra simplifiée précédemment établie, afin de comprendre plus amplement son caractère « conventionnel » et ainsi mieux appréhender certains phénomènes inhérents à ses acquisitions et importants pour cette thèse, notamment le flou et les inversions de contraste, plus complexes.

Sommaire

2.1	Source ponctuelle idéale	24
2.2	Fonction d'étalement du point	24
2.3	Fonction de transfert optique	24
2.4	Système linéaire	25
2.5	Système invariant par translation	25
2.5.1	Système invariant par translation 2-D	25
2.5.2	Système invariant par translation 3-D	26
2.6	Formation d'une image	26
2.6.1	Section objet focalisée	26
2.6.2	Section objet défocalisée	27
2.6.3	Scène 3-D	27
2.7	Formation d'une séquence d'images	28
2.8	Modèles de PSF-OTF	29
2.8.1	Modèle géométrique	29
2.8.2	Modèles ondulatoires	29
2.8.3	Inversions de contraste	33
2.8.4	Remarques supplémentaires	36
2.9	Profondeur de champ, résolutions et échantillonnage 3-D	36
2.10	Conclusions	38

Le principe physique de formation d'une image peut être abstrait à un système, la camera équipée d'un système optique et d'un capteur plan, qui transforme un signal d'entrée, la scène observée, en un signal de sortie, l'image acquise. Considérons ce système comme déterministe, c'est-à-dire pour lequel, dans les mêmes conditions, les mêmes causes produisent les mêmes effets. Ce système peut être modélisé simplement par un opérateur mathématique C agissant sur un signal d'entrée, la scène observée, et produisant un signal de sortie, l'image ou la

séquence d'images acquise (Fig. 2.1). Soit \mathcal{S} la scène observée en entrée, le résultat de C sur \mathcal{S} est dénoté $C[\mathcal{S}]$. Lors de l'acquisition de \mathcal{S} par C , la scène observée \mathcal{S} est projetée sur le capteur plan Π_i et dégradée par les phénomènes de défocalisation et de diffraction, des aberrations optiques (géométriques et chromatique) et des bruits (optiques et électroniques).

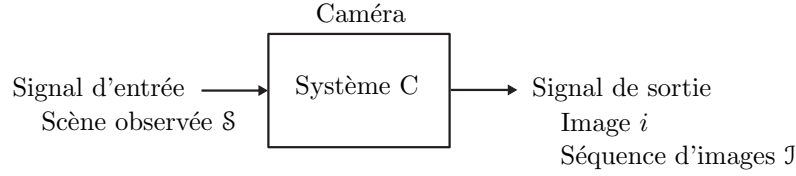


Fig. 2.1 – Abstraction de la caméra par un système.

2.1 Source ponctuelle idéale

Soit $\delta(x, y, z)$ une source ponctuelle idéale, cette impulsion lumineuse a les propriétés suivantes :

$$\delta(x, y, z) = \begin{cases} 0 & \text{si } (x, y, z) \neq (0, 0, 0) \\ \infty & \text{si } (x, y, z) = (0, 0, 0) \end{cases} \quad (2.1)$$

et

$$\iiint_{-\infty}^{\infty} \delta(x, y, z) \, dx dy dz = 1. \quad (2.2)$$

L'impulsion δ ainsi définie correspond à une distribution de Dirac en $(0, 0, 0)$.

2.2 Fonction d'étalement du point

L'image $h_{x,y,z}(x, y) = C[\delta(x, y, z)]$ ou la séquence d'images $H_{x,y,z}(x, y, z) = C[\delta(x, y, z)]$, réponses du système C à une source ponctuelle idéale $\delta(x, y, z)$, sont appelées fonctions d'étalement du point (PSF : *Point Spread Function*) 2-D et 3-D, respectivement. Elles sont les réponses impulsionnelles du système C et renseignent sur la dégradation de l'impulsion causée par C lors de l'acquisition.

2.3 Fonction de transfert optique

La fonction de transfert optique \tilde{h} (OTF : *Optical Transfert Function*) est la transformée de Fourier de la PSF h : $\tilde{h} = \text{TF}[h]$. Elle décrit, quant à elle, la détérioration par le système C des fréquences spatiales de l'impulsion lors de l'acquisition. Dans le cas 2-D, l'OTF $\tilde{h}(x, y)$ est donc définie comme la transformée de Fourier de la PSF 2-D $h(x, y)$:

$$\tilde{h}(\rho_x, \rho_y) = \text{TF}[h(x, y)] = \iint_{-\infty}^{\infty} h(x, y) e^{2\pi j(\rho_x x + \rho_y y)} \, dx \, dy, \quad (2.3)$$

avec ρ_x et ρ_y les fréquences spatiales dans les directions de \vec{x} et \vec{y} respectivement. A partir de l'OTF 2-D $\tilde{h}(x, y)$, la PSF 2-D $h(x, y)$ est retrouvée par transformée de Fourier inverse :

$$h(x, y) = \text{TF}^{-1}[\tilde{h}(\rho_x, \rho_y)] = \iint_{-\infty}^{\infty} \tilde{h}(\rho_x, \rho_y) e^{-2\pi j(\rho_x x + \rho_y y)} d\rho_x d\rho_y. \quad (2.4)$$

Ces définitions sont naturellement transférables au cas 3-D.

2.4 Système linéaire

Le système C est linéaire s'il vérifie la propriété de superposition suivante pour toutes sources ponctuelles δ_1 et δ_2 de l'espace objet et tous réels a et b :

$$C[a\delta_1 + b\delta_2] = aC[\delta_1] + bC[\delta_2]. \quad (2.5)$$

Soit E_s l'éclairement énergétique d'un point s du plan image Π_i et, $E_s(\delta_1)$ et $E_s(\delta_2)$ les éclairagements énergétiques en s dus respectivement aux points source δ_1 et δ_2 . D'après l'Eq. 1.14, ces éclairagements sont respectivement proportionnels aux luminances énergétiques L_{δ_1} et L_{δ_2} . La superposition linéaire nécessite que l'éclairement énergétique total E_s au point s soit la somme :

$$E_s = E_s(\delta_1) + E_s(\delta_2). \quad (2.6)$$

Cette condition est satisfaite si les points sources δ_1 et δ_2 émettent mutuellement de façon totalement incohérente. Par conséquent, le système caméra est linéaire si son illumination est spatialement incohérente.

2.5 Système invariant par translation

2.5.1 Système invariant par translation 2-D

Le système C est dit invariant par translation 2-D (ou encore 2-D stationnaire) si la réponse impulsionnelle 2-D $h_{x,y,z}(x, y)$ à une source ponctuelle $\delta(x, y, z)$ positionnée dans un plan z quelconque de l'espace objet change seulement de position et non de forme lorsque la source $\delta(x, y, z)$ est translatée dans ce même plan. La réponse 2-D $h_{x,y,z}(x, y) = C[\delta(x, y, z)]$ à la source ponctuelle $\delta(x, y, z)$ vérifie alors pour tout z de l'espace objet et pour tous réels a et b :

$$h_{x,y,z}(x - a', y - b') = C[\delta(x - a, y - b, z)], \quad (2.7)$$

avec $a' = az_i/z$, $b' = bz_i/z$. Le dénominateur z étant fixe, ces facteurs multiplicatifs sont constants et résultent de la projection de la source ponctuelle sur le capteur Π_i . En pratique, le système optique d'une caméra est entaché d'aberrations et est, par conséquent, rarement stationnaire sur l'intégralité d'un plan z de l'espace objet.

2.5.2 Système invariant par translation 3-D

Le système C est dit invariant par translation 3-D (ou 3-D stationnaire) si la réponse impulsionnelle 3-D $H_{x,y,z}(x, y)$ à une source ponctuelle $\delta(x, y, z)$ change seulement de position et non de forme lorsque la source $\delta(x, y, z)$ est translatée dans l'espace objet. La réponse 3-D $H_{x,y,z}(x, y, z) = C[\delta(x, y, z)]$ à la source ponctuelle $\delta(x, y, z)$ vérifie alors pour tous réels a, b et c :

$$H_{x,y,z}(x - a', y - b', z - c') = C[\delta(x - a, y - b, z - c)], \quad (2.8)$$

avec a', b' et c' trois réels respectivement fonction de a, b et c . Par projection perspective, $a' = az_f/z$ et $b' = bz_f/z$ varient en fonction de z . Ainsi, un système invariant par translation dans l'espace objet 3-D nécessite des facteurs multiplicatifs constants et non fonction de z . Pour cela, le système C doit effectuer une projection orthographique, et ainsi exposer un grossissement γ constant dans l'espace objet : $a' = \gamma a, b' = \gamma b$ et $c' = \gamma c$. Pour obtenir un système invariant par translation 3-D, Streibl utilise un microscope équipé d'une optique télécentrique afocale qui effectue une projection orthographique [Streibl 84] [Streibl 85].

2.6 Formation d'une image

Tout d'abord, introduisons la fonction image idéale o associant un éclairement énergétique E_q au projeté q sur le plan image Π_i du point Q de la scène observée \mathcal{S} :

$$\begin{aligned} o : \quad \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathbb{R}^+ \\ q = (x, y) &\mapsto o(q) = o(p(Q)) = o \circ p(Q) \\ &= E_q = e(l(Q)) = e \circ l(Q), \end{aligned} \quad (2.9)$$

où p, e et l sont les fonctions de projection, d'éclairement et de luminance, respectivement (chapitre 1). Par conséquent, la fonction image idéale restreinte $o|_{p(s_z)}$ ainsi définie : $o|_{p(s_z)}(x, y) = e \circ l|_{s_z}(x, y)$ correspond à la répartition d'éclairements énergétiques sur le plan image Π_i résultant de la projection $p(s_z)$ de la section objet s_z par le système optique. Cependant, cette fonction image idéale est dégradée par le système optique C.

2.6.1 Section objet focalisée

Considérons une caméra C linéaire. Ainsi, la propriété de superposition permet de modéliser la réponse de C en décomposant le signal d'entrée arbitraire (la scène) en une combinaison linéaire de fonctions élémentaires simples δ . Restreignons ce signal d'entrée à une section objet focalisée $s_{z=z_f} \in \Pi_f$ qui forme une imagette nette ι_0 sur le plan image Π_i de C. En supposant que le bruit $n(x, y)$ introduit par C soit seulement additif, l'imagette $\iota_0(x, y)$ résultante est :

$$\iota_0(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} o|_{p(s_{z_f})}(x', y') h_{x,y,z_f}(x', y') dx' dy' + n(x, y), \quad (2.10)$$

avec h_{x,y,z_f} la réponse 2-D de la caméra C à une source ponctuelle idéale $\delta(x, y, z_f)$ positionnée en (x, y, z_f) et donc parfaitement focalisée : $h_{x,y,z_f}(x', y') = C[\delta(x, y, z_f)]$. Pratiquement, une imagette est limitée spatialement en x et y .

De plus, si le système C est 2-D stationnaire dans le plan objet focalisé Π_f , l'Eq. 2.10 devient :

$$\begin{aligned} \iota_0(x, y) &= \iint_{-\infty}^{\infty} o_{|p(s_{z_f})}(x', y') h_{z_f}(x - x', y - y') dx' dy' + n(x, y) \\ &= o_{|p(s_{z_f})}(x, y) * h_{z_f}(x, y) + n(x, y), \end{aligned} \quad (2.11)$$

où $*$ dénote l'opérateur de convolution 2-D. Par conséquent, l'image acquise par un système linéaire et invariant par translation C d'une section objet focalisée s_{z_f} est le résultat de la convolution de cette section projetée sur le capteur Π_i avec la PSF du système.

2.6.2 Section objet défocalisée

Intéressons-nous maintenant à une section objet défocalisée $s_{z=z_f+\zeta} \notin \Pi_f$ d'une distance $\zeta = z - z_f$ qui forme une imagerie plus ou moins floue sur le plan image Π_i de C. Le système C est supposé linéaire et stationnaire dans le plan objet contenant cette section. La PSF et donc la réponse du système C sont modifiées. L'Eq. 2.11 devient :

$$\iota_{\zeta}(x, y) = o_{|p(s_{z_f+\zeta})}(x, y) * h_{z_f+\zeta}(x, y) + n(x, y), \quad (2.12)$$

où $h_{z_f+\zeta}(x, y)$ est la réponse du système C à une source ponctuelle idéale défocalisée de ζ . Cette défocalisation entraîne une perte de séparation des détails : c'est l'apparition du flou.

2.6.3 Scène 3-D

Examinons maintenant la scène 3-D observée \mathcal{S} dans son intégralité, c'est-à-dire la totalité de l'empilement des sections objet s_z le long de l'axe optique. Chacune de ses sections objet résulte donc en une imagerie sur le plan image Π_i . L'imagerie ι_{ζ} , correspondant à la section objet $s_{z=z_f+\zeta}$ défocalisée de $\zeta = z - z_f$, est le résultat de la convolution de la répartition d'éclairiments énergétiques $o_{|p(s_{z_f+\zeta})}$ de la projection sur le capteur Π_i de cette même section objet avec la PSF 2-D $h_{z_f+\zeta}(x, y)$ relative à cette défocalisation. L'image finale $i|_{z_f}(x, y)$ acquise par le système C avec le plan objet focalisé Π_f positionné en z_f est alors la contribution, via leurs imageries, de toutes les sections objet visibles :

$$\begin{aligned} i|_{z_f}(x, y) &= \int_{z \in t} \iota_{\zeta}(x, y) dz + n(x, y) \\ &= \int_{z \in t} o_{|p(s_{z_f+\zeta})}(x, y) * h_{z_f+\zeta}(x, y) dz + n(x, y). \end{aligned} \quad (2.13)$$

Par commodité, l'image 2-D idéale $o_{|p(s_{z_f+\zeta})}$ est souvent simplifiée par la fonction de luminance $l|_{s_{z_f+\zeta}}$ restreinte à la section objet $s_{z_f+\zeta}$ dans l'Eq. 2.13 (abusement indiquée par $s_{z_f+\zeta}$ dans la Fig. 2.2). Dès lors, cette équation est schématiquement décrite dans la Fig. 2.2.

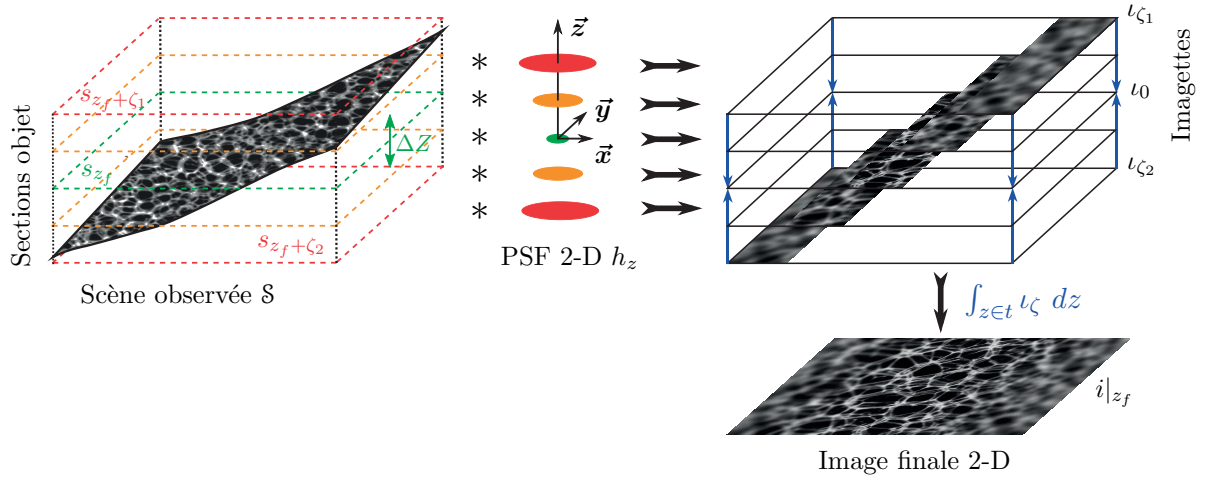


Fig. 2.2 – Schéma de la formation d’une image 2-D $i|_{z_f}$ avec le plan objet focalisé Π_f en z_f . Chaque section objet $s_{z_f} + \zeta$ de la scène \mathcal{S} est convoluée avec la PSF 2-D respective $h_{z_f + \zeta}$ de la caméra \mathcal{C} et résulte en une imagette u_{ζ} , avec $\zeta = z - z_f$ et $\zeta_1 = -\zeta_2$. L’image formée $i|_{z_f}$ résulte de l’intégration de toutes les imagettes u_{ζ} .

2.7 Formation d’une séquence d’images

Notre système \mathcal{C} étant toujours linéaire et invariant par translation 2-D, une séquence d’image \mathcal{J} de la scène observée \mathcal{S} est acquise par « sectionnement optique ». Pour ce faire, la scène \mathcal{S} est sectionnée optiquement au moyen du plan objet focalisé Π_f du système \mathcal{C} . Précisément, ce dernier est déplacé au travers de la totalité de la scène \mathcal{S} et pour chaque position une image est acquise. Finalement, chaque image constitue une section de la séquence et une séquence d’images ou image 3-D est finalement obtenue :

$$\mathcal{J}(x, y, z) = i|_z(x, y). \quad (2.14)$$

Par conséquent, chaque section de la séquence \mathcal{J} correspond à une image $i|_z$ résultat de l’Eq. 2.13 avec une position différente du plan objet focalisé Π_f .

Considérons maintenant notre système \mathcal{C} comme linéaire et invariant par translation dans l’espace objet 3-D. En plus des hypothèses précédentes (intrinsèques au système linéaire et invariant par translation 2-D), le système projette orthographiquement la scène observée \mathcal{S} sur le plan image Π_i (section 2.5.2). La séquence d’images ou image 3-D \mathcal{J} acquise par le système \mathcal{C} peut alors être modélisée par une convolution 3-D comme suit :

$$\mathcal{J}(x, y, z) = \mathcal{O}(x, y, z) * H(x, y, z) + n(x, y, z), \quad (2.15)$$

avec $H(x, y, z)$ la PSF 3-D du système \mathcal{C} et \mathcal{O} la fonction séquence d’images idéale définie comme une répartition 3-D d’éclairements énergétiques :

$$\mathcal{O}(x, y, z) = o|_{p^\perp(s_z)}(x, y), \quad (2.16)$$

où la fonction image idéale restreinte $o|_{p^\perp(s_z)}(x, y)$ est la répartition 2-D d’éclairements énergétiques sur le plan image Π_i de la projection orthographique de la section objet s_z . Ainsi, tout comme la scène \mathcal{S} est un empilement de sections objet (Eq. 1.1), \mathcal{O} est un empilement le long de l’axe optique de répartitions planes d’éclairements énergétiques. Au final, la séquence

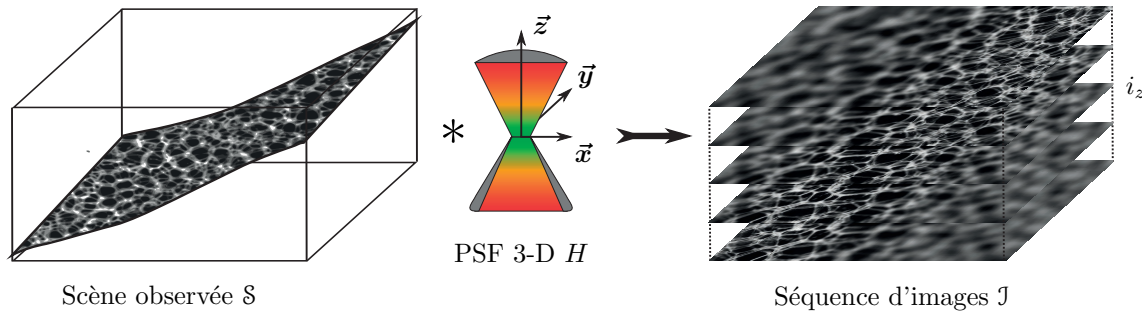


Fig. 2.3 – Schéma de la formation d’une séquence d’images 2-D ou image 3-D \mathcal{J} , qui est le résultat de la convolution de la scène observée \mathcal{S} avec la PSF 3-D H de la caméra C .

d’images \mathcal{J} est donc le résultat de la convolution 3-D de cette répartition 3-D d’éclairiments énergétiques \mathcal{O} avec la PSF 3-D H du système C . Dans l’Eq. 2.15, la séquence d’images idéale \mathcal{O} est souvent commodément simplifiée par la fonction luminance $l_{|\mathcal{S}|}$ restreinte à la scène \mathcal{S} (abusement indiquée par \mathcal{S} dans la Fig. 2.3). La formation de la séquence d’images \mathcal{J} est alors schématiquement décrite dans la Fig. 2.3.

2.8 Modèles de PSF-OTF

La PSF d’un système linéaire invariant par translation suffit à le modéliser. Voici donc quelques modélisations de PSF-OTF.

2.8.1 Modèle géométrique

Le modèle géométrique considère un système optique idéal et néglige les phénomènes de diffraction. Par conséquent, l’image d’une source ponctuelle focalisée $\delta(x, y, z_f)$ sur le plan image Π_i est un point. Dans le cas d’un système optique constitué d’un diaphragme circulaire, l’image d’une source ponctuelle défocalisée est une tache circulaire et homogène dont le rayon R augmente avec la défocalisation $|\zeta|$ et est défini dans l’Eq. 1.16. En effet, le point de convergence de la lumière étant situé en amont ou en aval du plan image Π_i , ce dernier coupe le cône lumineux en un disque. Horn [Horn 01] modélise ainsi la PSF d’un tel système :

$$h_{z_f+\zeta}(x, y) = \begin{cases} 1/\pi R^2 & \text{si } \sqrt{x^2 + y^2} \leq R \\ 0 & \text{si } \sqrt{x^2 + y^2} > R. \end{cases} \quad (2.17)$$

Il précise également l’OTF correspondante :

$$\tilde{h}_{z_f+\zeta}(\rho_x, \rho_y) = 2 \frac{J_1(R\rho)}{R\rho}, \quad (2.18)$$

avec $\rho = \sqrt{\rho_x^2 + \rho_y^2}$ et J_1 la fonction de Bessel d’ordre 1.

2.8.2 Modèles ondulatoires

Au contraire, les modèles ondulatoires de PSF prennent en compte le phénomène de diffraction. Le diaphragme \mathcal{A} du système C (voir Fig. 1.9) agit comme ouverture diffractante lors

d'une acquisition. Pour une source ponctuelle, la formulation de Fresnel-Kirchhoff (Eq. 1.28 ou Eq. 1.29) est particulièrement adaptée pour décrire les figures de diffraction créées sur le plan image Π_i (voir paragraphe 1.3.2.e) et donc pour caractériser la PSF du système C.

Replaçons-nous donc dans la situation de la Fig. 1.8 du chapitre 1 illustrant l'approximation de Fresnel-Kirchhoff. La source ponctuelle P_0 émet une onde sphérique monochromatique de fonction d'onde scalaire $\psi(\vec{r}) = \psi_0 e^{jkr}/r$ sur un point $A = (x, y)$ du diaphragme \mathcal{A} tel que $r = \|\vec{r}\| = \|\overrightarrow{P_0A}\|$. Soit une surface fermée d'intégration \mathcal{C} incluant l'ouverture \mathcal{A} et la lentille convexe idéale (placée juste après \mathcal{A}), et délimitant un volume \mathcal{V} contenant le point de convergence $P_f = (x_f, y_f, z_f)$, tel que $s = \|\vec{s}\| = \|\overrightarrow{AP_f}\|$. Enfin, (\vec{n}, \vec{r}) et (\vec{n}, \vec{s}) sont les angles entre \vec{r} et \vec{s} et la normale \vec{n} à la surface fermée \mathcal{C} .

2.8.2.a Approche de Hopkins

Pour exprimer l'OTF d'un instrument optique, Hopkins [Hopkins 55] suppose son système linéaire et invariant par translation 2-D, c'est-à-dire constitué d'une lentille idéale et d'un éclairage spatialement incohérent. La lentille idéale joue le rôle d'ouverture diffractante. Hopkins propose une méthode analytique basée sur la propriété suivante d'un système optique : la figure de diffraction de Fraunhofer observée au point de convergence P_f est la transformée de Fourier de la fonction pupille (voir section 1.3.2.d).

Focalisation

Supposons que le point de convergence post-lentille P_f , où la diffraction de Fraunhofer est observée, appartienne au plan image Π_i et que la pupille d'entrée du système optique soit circulaire et de rayon $D/2$, la fonction pupille est alors :

$$\psi_+(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sqrt{x^2 + y^2} \leq D/2 \\ 0 & \text{si } \sqrt{x^2 + y^2} > D/2. \end{cases} \quad (2.19)$$

La perturbation résultante ψ sur le plan image Π_i est égale à la transformée de Fourier de la fonction pupille ci-dessus :

$$\psi(x, y) = \text{TF}[\psi_+(x, y)] = \pi \left(\frac{D}{2}\right)^2 \left(\frac{2J_1 \left(k \frac{D}{2} \sqrt{\left(\frac{x}{\lambda z}\right)^2 + \left(\frac{y}{\lambda z}\right)^2} \right)}{k \frac{D}{2} \sqrt{\left(\frac{x}{\lambda z}\right)^2 + \left(\frac{y}{\lambda z}\right)^2}} \right), \quad (2.20)$$

avec J_1 la fonction de Bessel d'ordre 1. La PSF h_{z_f} est alors proportionnelle à la répartition de l'intensité lumineuse I sur le plan image Π_i :

$$h_{z_f}(x, y) \sim I(x, y) = |\psi(x, y)|^2. \quad (2.21)$$

La figure ainsi observée est la diffraction de Fraunhofer par une ouverture circulaire : une tache d'Airy. L'OTF correspondante est sa transformée de Fourier :

$$\tilde{h}_{z_f}(\rho_x, \rho_y) = \text{TF}[h_{z_f}(x, y)] = \frac{1}{\pi} (2\beta - \sin(2\beta)), \quad (2.22)$$

avec $\beta = \cos^{-1}(\frac{\rho}{2\rho_c})$, où $\rho = \sqrt{\rho_x^2 + \rho_y^2}$ est la composante radiale des fréquences spatiales ρ_x et ρ_y , et $\rho_c = \frac{D}{\lambda z_f} \sim 2\frac{\text{NA}}{\lambda}$ est la fréquence de coupure de l'instrument optique.

Modèle de Hopkins (défocalisation)

En présence d'une aberration de défocalisation ζ de la source ponctuelle, la fonction pupille ψ_+ est entachée d'une fonction d'aberration $W(x, y)$:

$$\psi_+(x, y) = \begin{cases} e^{jW(x, y)} = e^{jk(x^2+y^2)w} & \text{si } \sqrt{x^2 + y^2} \leq D/2 \\ 0 & \text{si } \sqrt{x^2 + y^2} > D/2. \end{cases} \quad (2.23)$$

La fonction w mesure la distance maximale entre un front d'onde focalisé et un front d'onde défocalisé de ζ . Hopkins propose $w = \frac{1}{2}\epsilon \sin^2 \alpha$, où α est le demi angle d'ouverture du système. L'OTF d'un instrument optique étant l'autocorrelation de sa fonction pupille :

$$\tilde{h}_{z_f+\zeta}(\rho_x, \rho_y) \sim \text{TF}[|\psi(x, y)|^2] = \text{TF}[\psi(x, y)\psi(x, y)^*] = \psi_+(\rho_x, \rho_y) * \psi_+(\rho_x, \rho_y)^*, \quad (2.24)$$

avec $\psi(x, y)^*$ dénotant le complexe conjugué de $\psi(x, y)$, Hopkins [Hopkins 55] suggère l'expression analytique suivante pour un instrument à pupille circulaire défocalisé de ζ :

$$\begin{aligned} \tilde{h}_{z_f+\zeta}(U, V) = & \frac{4}{\pi\bar{w}} \cos\left(\frac{\bar{w}\rho}{2}\right) \left(\beta J_1(\bar{w}) + \sum_{n=1}^{\infty} \left(\frac{(-1)^{n+1}}{2n} \sin(2n\beta) [J_{2n+1}(\bar{w}) - J_{2n+1}(\bar{w})] \right) \right) \\ & - \frac{4}{\pi\bar{w}} \sin\left(\frac{\bar{w}\rho}{2}\right) \sum_{n=0}^{\infty} \left(\frac{(-1)^n}{2n+1} \sin((2n+1)\beta) [J_{2n}(\bar{w}) - J_{2n+2}(\bar{w})] \right), \end{aligned} \quad (2.25)$$

avec $\bar{w} = 2kw\rho$ et J_n la fonction de Bessel d'ordre n . Lorsque ζ tend vers 0, l'Eq. 2.25 tend vers l'Eq. 2.22 (tache d'Airy).

2.8.2.b Approche de Born et Wolf

Born et Wolf [Born 91] supposent également un système optique à ouverture circulaire constitué d'une lentille idéale et d'un éclairage monochromatique, la lentille jouant le rôle d'ouverture diffractante. Ils adoptent une toute autre stratégie pour décrire la figure de diffraction observée après franchissement du système optique, afin d'en déduire directement la PSF 3-D H de la caméra C . Ils proposent une méthode basée sur l'approximation de Fresnel-Kirchhoff ci-dessous (Eq. 2.27), qui considère un second point d'observation après la lentille.

Prélude

Considérons un autre point d'observation après la lentille dénoté $P_d = (x_d, y_d, z_d)$. P_f est toujours le point de convergence des ondes sphériques post-lentille diffractées par l'ouverture \mathcal{A} . D'après la formulation de Fresnel-Kirchhoff (Eq. 1.29), l'amplitude complexe au point P_d est définie comme :

$$\psi(P_d/P_f) = -\frac{j\psi_0}{2\lambda} \iint_{\mathcal{A}} \frac{e^{-jk(r-s)}}{rs} [\cos(\vec{n}, \vec{r}) - \cos(\vec{n}, \vec{s})] d\mathcal{A}, \quad (2.26)$$

avec $r = \|\vec{r}\| = \|\vec{AP}_f\|$ et $s = \|\vec{s}\| = \|\vec{P}_d\vec{A}\|$. Les termes $[\cos(\vec{n}, \vec{r}) - \cos(\vec{n}, \vec{s})]$ et $1/r$ de cette équation varient lentement sur l'ouverture \mathcal{A} (en effet, un microscope offre, par exemple, un petit angle de champ). Par conséquent, l'amplitude complexe $\psi(P_d/P_f)$ observée en P_d est approximée par :

$$\psi(P_d/P_f) \sim -\frac{j\psi_0}{\lambda} \iint_{\mathcal{A}} \frac{e^{-jk(r-s)}}{s} d\mathcal{A}. \quad (2.27)$$

Modèle de Born et Wolf

Dans l'Eq. 2.27, le facteur $(r - s)$ de l'exponentielle dépend du point A de \mathcal{A} et cause de rapides fluctuations. Dans le but de l'approximer, ce facteur est exprimé par un développement limité en fonction de z_d et de z_f , la distance $\epsilon = z_d - z_f$ correspondant à la défocalisation entre le plan image Π_i et le plan contenant le point de convergence P_f . Les termes quadratiques des développements sont ensuite négligés et le facteur $1/s$ de l'équation est approximé par $1/z_f$. La figure de diffraction observée pour une défocalisation nulle étant une tache d'Airy (diffraction de Fraunhofer par une ouverture circulaire), ils obtiennent après transformation en coordonnées cylindriques :

$$\psi(P_d/P_f) = -\frac{jkD^2\psi_0}{4z_f} e^{ik\epsilon} \int_0^1 J_0 \left(\frac{kD\rho' \sqrt{x_d^2 + y_d^2}}{2z_f} \right) e^{-\frac{jkD^2\rho'^2\epsilon}{8z_f^2}} \rho' d\rho'. \quad (2.28)$$

Ils en déduisent la PSF 3-D du système C :

$$H(x_d, y_d, z_d) = |\psi(P_d/P_f)|^2. \quad (2.29)$$

2.8.2.c Autres formulations

Stokseth [Stokseth 69] améliore le modèle de Hopkins en montrant que l'OTF n'est pas symétrique en fonction de la défocalisation, contrairement à ce qu'Hopkins avait avancé. En effet, ϵ et w sont asymétriques par rapport à la défocalisation ζ et Stokseth propose :

$$w = -z_i - \epsilon \cos \alpha + \sqrt{z_i^2 + 2z_i\epsilon + \epsilon^2 \cos^2 \alpha}. \quad (2.30)$$

De plus, Stokseth établit une approximation avec des coefficients empiriques plus simple et plus rapide à utiliser :

$$\tilde{h}_{z_f+\zeta}(\rho_x, \rho_y) = (1 - 0,69\rho + 0,0076\rho^2 + 0,43\rho^3) Jinc \left(4kw \left(1 - \frac{\rho}{2} \right) \frac{\rho}{2} \right), \quad (2.31)$$

avec $Jinc(x) = 2J_1(x)/x$. Cette approximation est précise pour de larges défocalisations. [Li 84] étudient également le cas d'un système avec des optiques idéales et pour des grandes valeurs de défocalisation. [Castleman 96] suggère de remplacer l'expression polynomiale de l'Eq. 2.31 par l'expression correcte de l'OTF focalisée (Eq. 2.22) dans le but d'être plus précis pour des petites défocalisations :

$$\tilde{h}_{z_f+\zeta}(\rho_x, \rho_y) = \frac{1}{\pi} (2\beta - \sin(2\beta)) Jinc \left(4kw \left(1 - \frac{\rho}{2} \right) \frac{\rho}{2} \right). \quad (2.32)$$

Les modèles classiques [Hopkins 55] (section 2.8.2.a) et [Born 91] (section 2.8.2.b) considérant des systèmes optiques idéaux, leurs formulations traitent ainsi uniquement du cas où la source ponctuelle et P_f sont proches de l'axe optique. [Frieden 67] [Hopkins 70] [Pedersen 83] et [Sheppard 86] proposent des formulations avec une source ponctuelle éloignée de l'axe optique, c'est-à-dire en présence d'aberrations optiques. Dans [Gibson 89], les auteurs proposent une étude comparative de la plupart des travaux évaluant la PSF en considérant l'aspect ondulatoire de la lumière. L'approximation de Fresnel-Kirchhoff (Eq. 2.27) constitue la base de

toutes les estimations étudiées. Ces dernières diffèrent seulement par l'approximation des facteurs $(r + s)$ de l'exponentielle et $1/s$. Dans l'intégrale, $1/s$ varie lentement contrairement à $(r + s)$ de l'exponentielle qui cause de rapides fluctuations. La justesse des différents modèles est fixée par la précision de ces approximations. Enfin, l'étude de Sheppard [Sheppard 86] constitue la base du modèle de [Gibson 91] connu pour être le plus complet.

2.8.2.d Approche de Pentland : flou Gaussien

Pentland [Pentland 87] propose un modèle de PSF 2-D h considérant les phénomènes de diffraction et un éclairage polychromatique. La PSF, déjà très compliquée pour une lumière monochromatique, l'est encore plus lorsqu'elle doit être sommée sur différentes longueurs d'onde. En lumière blanche, Pentland montre que la PSF peut être approximée par une gaussienne :

$$h_{z_f+\zeta}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}}, \quad (2.33)$$

dont l'écart-type σ est proportionnel au rayon du cercle de flou R (Eq. 1.16), la constante de proportionnalité dépendant du système C (dans son étude, Pentland utilise $\sigma = R$). [Horn 01] présente également ce modèle assez répandu en vision par ordinateur et calcule l'OTF correspondante :

$$\tilde{h}_{z_f+\zeta}(\rho_x, \rho_y) = e^{-\frac{1}{2}\rho^2\sigma^2}, \quad (2.34)$$

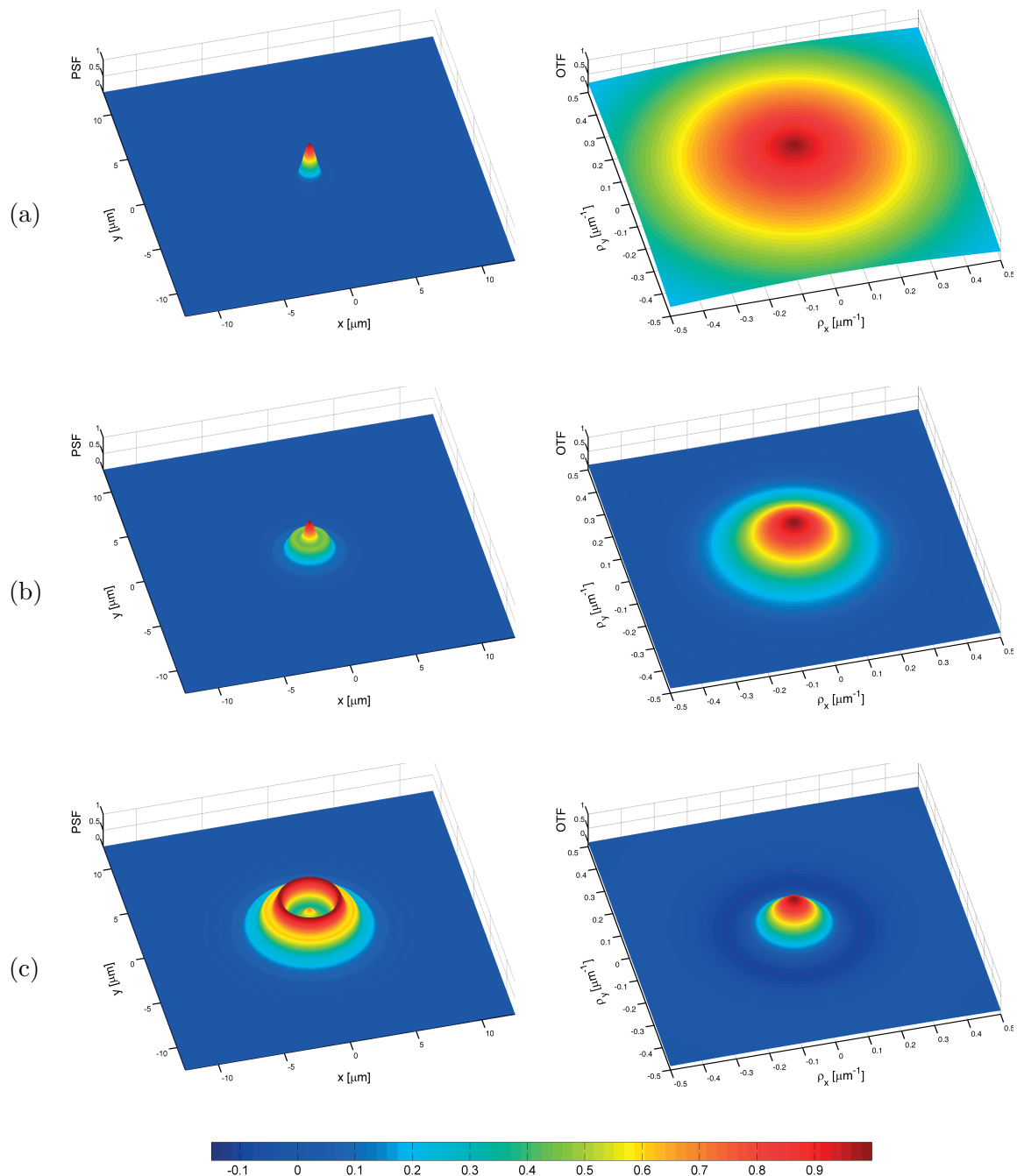
avec $\rho = \sqrt{\rho_x^2 + \rho_y^2}$.

2.8.2.e Conclusions

En résumé, quelle que soit la modélisation retenue, PSFs et OTFs agissent comme un filtrage passe-bas dont la fréquence de coupure diminue lorsque la défocalisation $|\zeta|$ augmente. Quelques PSFs et OTFs 2-D approximées selon la formulation de Castleman [Castleman 96] (Eq. 2.32) sont affichées Fig. 2.4. Les PSFs 2-D peuvent également être observées comme des sections latérales x-y d'une PSF 3-D, dont la forme caractéristique en double cône (schématisée Fig. 2.3) est alors facilement imaginable.

2.8.3 Inversions de contraste

Certaines PSFs et OTFs 2-D peuvent provoquer des inversions de contraste sur l'image 2-D acquise : un contraste clair-sombre de la scène observée qui s'inverse en sombre-clair sur l'image 2-D acquise et vice-versa. Au-delà d'un certain degré de défocalisation, l'OTF 2-D de la Fig. 2.4 devient effectivement négative pour des bandes de fréquences spatiales très spécifiques, causant alors des inversions de contraste [Mahajan 01]. Ainsi défocalisées, les éléments texturaux correspondant à ces bandes de fréquences spatiales spécifiques subissent une inversion de contraste sur l'image 2-D acquise : les uns clairs deviennent sombres et inversement pour les autres. Pour une meilleure visualisation, le lecteur pourra se référer à la Fig. 2.5, où une version 1-D de l'OTF 2-D de la Fig. 2.4 est présentée. Au delà d'une distance de défocalisation bien distincte, l'OTF présente des résonances négatives pour certaines bandes de fréquences spatiales, qui sont alors sujettes à des inversions de contraste sur l'image. Lorsque la



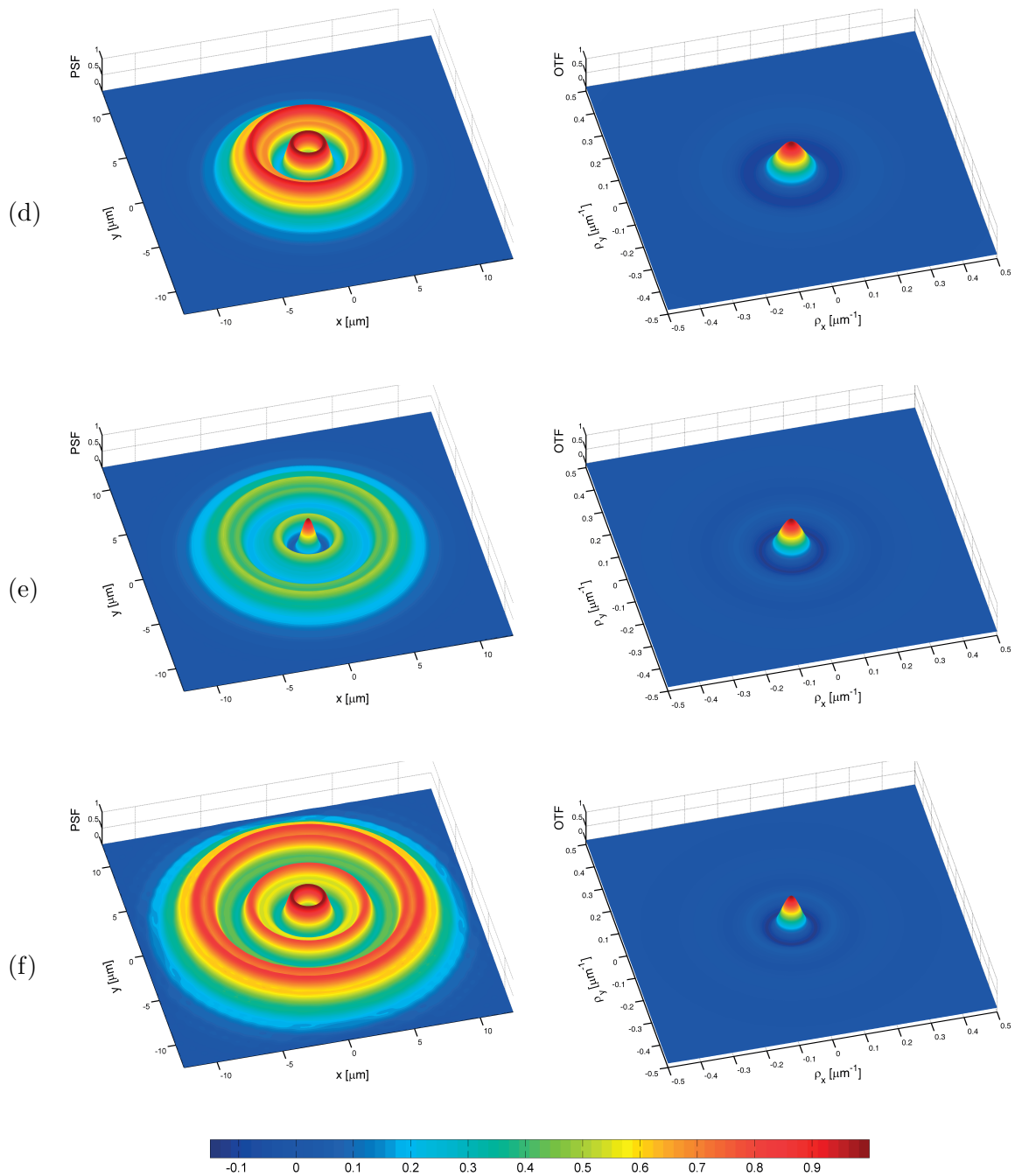


Fig. 2.4 – PSF (colonne de gauche) et OTF (colonne de droite) 2-D d'un système $10\times / 0.25$ NA, WD 10.5 mm avec $\lambda = 500$ nm pour quelques distances de défocalisation : (a) $\zeta = 0$; (b) $\zeta = 10 \mu\text{m}$; (c) $\zeta = 20 \mu\text{m}$; (d) $\zeta = 30 \mu\text{m}$; (e) $\zeta = 40 \mu\text{m}$; (f) $\zeta = 50 \mu\text{m}$. Elles agissent comme des filtres passe-bas dont la fréquence de coupure diminue lorsque la défocalisation $|\zeta|$ augmente.

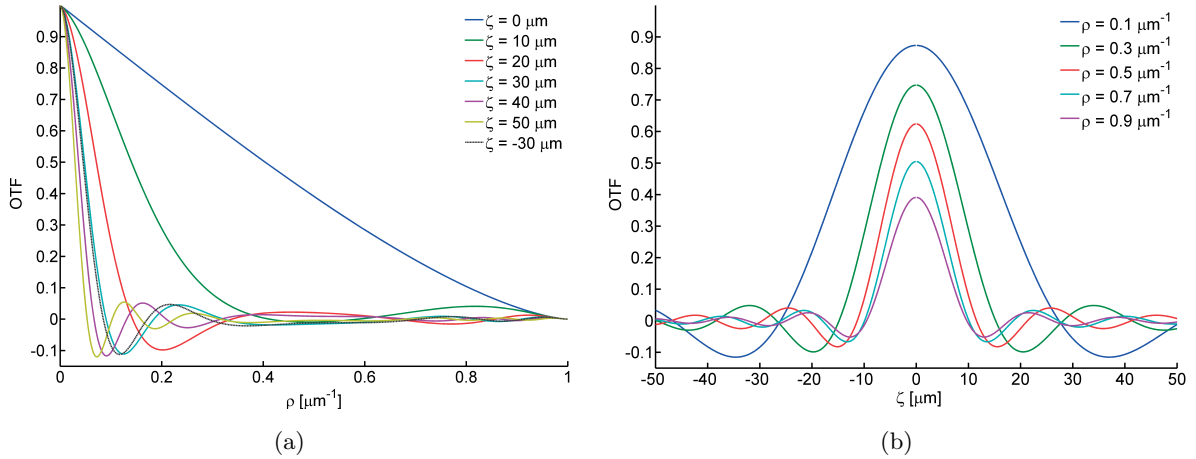


Fig. 2.5 – OTF d'un système $10\times / 0.25$ NA, WD 10.5 mm avec $\lambda = 500$ nm en fonction de la fréquence spatiale latérale ρ et de la distance de défocalisation ζ . Elle exhibe des résonances négatives responsables pour les fréquences spatiales correspondantes d'inversions de contraste sur les images acquises. Notez l'asymétrie de l'OTF par rapport à la focalisation ($\zeta = 0$).

distance de défocalisation augmente, l'OTF devient de plus en plus oscillante et les inversions de contraste affectent des fréquences spatiales de plus en plus basses.

2.8.4 Remarques supplémentaires

L'OTF 3-D, plus précisément sa section longitudinale x-z (rappelons que PSFs et OTFs sont symétriques par rapport à l'axe optique) toujours approximée selon la formulation de Castleman [Castleman 96], est quant à elle représentée Fig. 2.6. $\vec{\eta}$ est l'axe des fréquences longitudinales, c'est-à-dire dans la direction de l'axe optique; les fréquences latérales ρ_x et ρ_y sont toujours représentées par ρ , tel que $\rho = \sqrt{\rho_x^2 + \rho_y^2}$. D'une part, les fréquences latérales et longitudinales sont liées. Quand les fréquences latérales sont nulles, aucune information longitudinale ne passe et pour une fréquence longitudinale donnée, seules certaines fréquences latérales contribuent à la formation de l'image [Streibl 84]. L'OTF 3-D révèle alors des cônes de fréquences spatiales manquantes délimités par le demi angle α de l'ouverture [Streibl 84] [Streibl 85]. Les « cônes manquants » constituent une restriction importante de l'imagerie traditionnelle 3-D. Leurs existences génèrent également des artefacts sur l'image acquise et notamment son élongation dans la direction de l'axe optique [McNally 94]. D'autre part, l'OTF 3-D présente une singularité $\delta(0, 0, 0)$ à l'origine. Cette particularité se traduit par le fait que l'intensité totale dans l'espace image est le produit de $\delta(0, 0, 0)$ par l'intensité totale de l'espace objet. Ceci entraîne une constance de l'intensité sur chaque plan de l'espace image [Frieden 67].

2.9 Profondeur de champ, résolutions et échantillonnage 3-D

De nombreuses expressions différentes de la profondeur de champ ΔZ existent dans la littérature [Sheppard 88]. Pour de faibles ouvertures numériques NA, la profondeur de champ

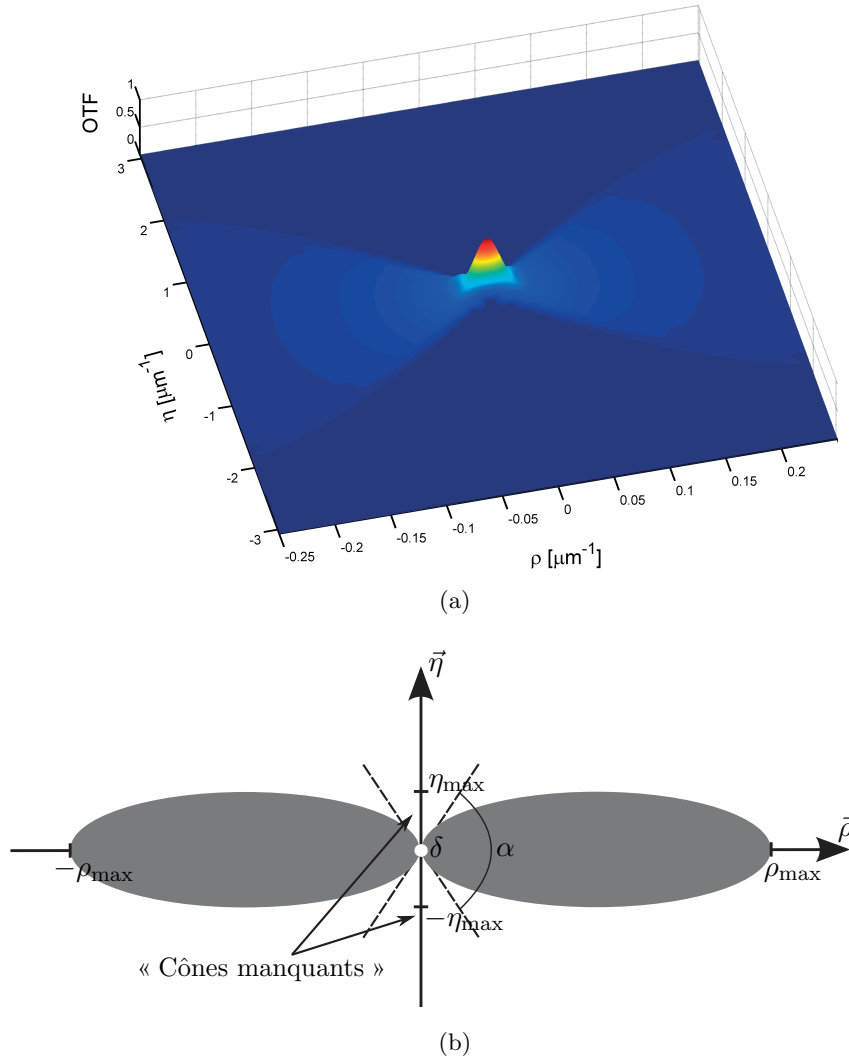


Fig. 2.6 – OTF 3-D : (a) d'un système $10\times / 0.25$ NA, WD 10.5 mm avec $\lambda = 500$ nm ; (b) schématisée par son support borné par la bande passante $(2\rho_{\max}, 2\eta_{\max})$. Elle souffre de cônes de fréquences manquants et présente une singularité δ à l'origine.

ΔZ est souvent simplifiée par [Sheppard 88] [Born 91] :

$$\Delta Z = C \frac{\lambda}{\text{NA}^2}, \quad (2.35)$$

avec C une constante, égale, par exemple, à $1/2$ dans [Born 91]. Autrement, elle est souvent exprimée de la sorte [Inoue 86] [Sheppard 88] [Young 93] :

$$\Delta Z = C \frac{\lambda}{4n_i \sin^2 \frac{\alpha}{2}}, \quad (2.36)$$

avec C une constante, égale, par exemple, à 1.77 dans [Sheppard 88]. Dans tous les cas, la profondeur de champ ΔZ du système diminue lorsque l'ouverture numérique NA et en conséquence le grossissement γ augmentent.

D'après la Fig. 2.6(b), les résolutions latérale et longitudinale sont ainsi déduites [Streibl 84] :

$$\delta z = \frac{1}{2\eta_{\max}} = \frac{\lambda}{\tan \alpha^2}, \quad (2.37)$$

et

$$\delta x = \delta y = \frac{1}{2\rho_{\max}} = \frac{\lambda}{4 \tan \alpha}. \quad (2.38)$$

Ainsi, le volume d'échantillonnage 3-D théorique est défini par les relations suivantes :

$$\frac{\delta z}{\delta x} = \frac{4}{\tan \alpha}; \quad \frac{\delta z}{\delta x \delta y} = \frac{16}{\lambda}; \quad \delta x \delta y \delta z = \frac{\lambda^3}{(2 \tan \alpha)^4}. \quad (2.39)$$

D'un point de vue pratique, la séquence d'images \mathcal{J} acquise par le système \mathcal{C} est échantillonnée : le capteur plan est une matrice finie de capteurs élémentaires avec des tailles c_x et c_y le long des directions orthogonales \vec{x} et \vec{y} , respectivement, et lors du sectionnement optique, un nombre fini N de sections image i est acquis avec un certain pas d'acquisition c_z dans la direction de l'axe optique \vec{z} . De plus, les intensités des voxels de \mathcal{J} , fonctions des éclairagements énergétiques et de la sensibilité spectrale du capteur, sont quantifiées. Finalement, la séquence d'images \mathcal{J} est donc définie sur le support spatial $\mathbb{D} = \mathbb{D}_x \times \mathbb{D}_y \times \mathbb{D}_z \subset c_x \mathbb{Z} \times c_y \mathbb{Z} \times c_z \mathbb{Z}$ et à valeurs dans l'intervalle \mathbb{Z}^+ .

2.10 Conclusions

Ce chapitre concernait la modélisation mathématique d'une caméra et notamment celle établie dans le chapitre 1. En définitive, un système optique peut être caractérisé par sa réponse impulsionnelle (PSF), complètement dans le cas d'un système linéaire et invariant par translation. Idéalement, un système optique devrait former une image ponctuelle 3-D parfaite d'une impulsion lumineuse source observée. Cependant, ceci est pratiquement impossible : il se produit toujours un étalement de l'image du point le long de l'axe optique. Cette étude est restreinte aux caméras dites « conventionnelles », c'est-à-dire dont les PSFs 3-D exhibent un étalement conséquent, voire infini le long de l'axe optique (forme typique en double cône). Par exemple, un microscope optique conventionnel a une PSF 3-D qui s'étend ainsi infiniment. Par conséquent, de la lumière est encore visible même si le point source est longuement défocalisé. En fait, l'intensité totale sur chaque plan de l'espace image est la même quelle que soit sa défocalisation. Au contraire, un microscope confocal rejette la lumière émanant des plans défocalisés et présente une PSF 3-D avec un étalement très limité (proche d'un Dirac). Enfin, ce chapitre a permis de mieux appréhender certains phénomènes inhérents aux acquisitions avec une caméra « conventionnelle » offrant une profondeur de champ limitée que sont le flou et les inversions de contraste (sous-section 2.8.3), ces dernières étant singulièrement prépondérantes sur les acquisitions concernant la problématique médicale première de cette thèse.

Chapitre 3

Reconstruction et restauration de scènes 3-D

Face à la problématique posée, ce chapitre expose une revue bibliographique des méthodes de reconstruction et de restauration (des images) d'une scène observée et dégradée par une caméra « conventionnelle » offrant une profondeur de champ limitée. Il présente un contexte bibliographique global en rapport avec la problématique affichée et permettra, après une bonne compréhension générale, au chapitre suivant d'affiner les recherches.

Sommaire

3.1	Scène 2-D : focalisation automatique	40
3.2	Scène 3-D transparente : déconvolution 3-D	40
3.2.1	Suppression du flou	40
3.2.2	Restauration de l'image 3-D	40
3.3	Scène 3-D surfacique (opaque ou transparente)	41
3.3.1	Informations topographiques 3-D	43
3.3.2	Informations texturales	45
3.4	Conclusions	47

Cette revue bibliographique s'intéresse aux méthodes de reconstruction 3-D d'une scène observée \mathcal{S} par l'intermédiaire d'une caméra « conventionnelle » offrant une profondeur de champ limitée. La scène est dite « épaisse » (ou 3-D) : son épaisseur t est largement supérieure à la profondeur de champ de la caméra ΔZ ($t \gg \Delta Z$). Dès lors, la stratégie consiste à acquérir plusieurs images d'un même point de vue à différentes focalisations, parfois même une séquence de nombreuses images \mathcal{J} par sectionnement optique. Les notions de flou et de netteté prennent alors tout leur sens au long des différentes acquisitions. Excepté la première section 3.1 brève (mais nécessaire) concernant l'observation d'une scène « fine » (ou 2-D), c'est-à-dire dont l'épaisseur t est incluse dans la profondeur de champ ΔZ de la caméra ($t < \Delta Z$), ce chapitre est donc consacré (sections 3.2 et 3.3) à la restauration et à la reconstruction 3-D d'une scène « épaisse » à partir de multiples images monoscopiques à différentes focalisations. Particulièrement, la section 3.2 s'intéresse à une scène 3-D transparente tandis que la section 3.3 concerne une scène 3-D surfacique, opaque ou transparente. Depuis un point de vue unique,

une scène 3-D opaque apparaît forcément surfacique, avec ou sans discontinuités.

3.1 Scène 2-D : focalisation automatique

La focalisation automatique consiste à trouver la section image i la plus nette d'une séquence d'image J . Elle est, par exemple, très utile pour trouver la meilleure visualisation d'une scène « fine » \mathcal{S} , c'est-à-dire dont l'épaisseur t est inférieure à la profondeur de champ ΔZ de la caméra ($t < \Delta Z$). De nombreux algorithmes de focalisation ont été proposés en microscopie [Brenner 76] [Groen 85] [Vollath 87] [Firestone 91] [Yeo 93] [Boddeke 94] [Price 94] [Santos 97] [Yang 03] [Sun 04], photographie numérique [Krotkov 87] [Subbarao 93] [Zhang 00] [Kautsky 02] [Yap 04] [Kristan 06] [Wee 07] et imagerie télescopique [Kautsky 02]. Ils cherchent à maximiser dans la séquence J une mesure de netteté appliquée à chaque section image i , la mesure de netteté évaluant globalement le degré de netteté d'une section image. En microscopie, ils s'appliquent à des objets transparents ou opaques avec différentes modalités (classique, fluorescence, contraste de phase, contraste interférentiel différentiel); des études comparatives sont réalisées dans [Santos 97] [Sun 04].

3.2 Scène 3-D transparente : déconvolution 3-D

Le problème consistant à retrouver les informations nettes d'une scène observée depuis une acquisition floue et bruitée est référé comme un problème de « déconvolution ». Les méthodes de déconvolution cherchent à restaurer l'image dégradée par l'ouverture limitée NA de la caméra. L'usage de plusieurs images à différentes focalisations est particulièrement adapté pour améliorer la déconvolution. En microscopie optique, la déconvolution d'une séquence d'images J acquise par sectionnement optique, dite déconvolution 3-D, permet essentiellement la reconstruction 3-D d'une scène « épaisse » transparente. Elle consiste à retrouver la séquence d'images idéale inconnue \mathcal{O} à partir de l'image acquise brute J dégradée par la convolution avec la PSF H de la caméra et l'introduction d'un bruit n (Eq. 2.15) [McNally 99] [Swedlow 07].

3.2.1 Suppression du flou

Un premier concept simple, introduit par Weinstein et Castleman [Weinstein 71], consiste à supprimer le flou d'une section image $i|_z$ à l'aide des sections image voisines $i|_{z\pm k}$ [Castleman 96] [Agard 84]. Plus précisément, Weinstein et Castleman [Weinstein 71] convoluent les sections images moyennes $i|_{z\pm 1}$ avec une PSF h approximée par le modèle de Stokseth, puis soustraient ces dernières à la section image considérée $i|_z$. Cette opération de suppression du flou est répétée sur toutes les sections image $i|_z$ constituant la séquence J .

3.2.2 Restauration de l'image 3-D

Un autre concept, plus complexe, traite le flou comme un problème de restauration d'image 3-D. Au lieu de « soustraire » le flou, la stratégie consiste à « réassigner » les intensités des rayons lumineux défocalisés causant du flou à leurs positions focalisées. Celle-ci est réalisée en

inversant l'opération de convolution de l'Eq. 2.15. Idéalement, l'image 3-D restaurée correspond alors à $\mathcal{O}(x, y, z)$. Notons que la reconstruction 3-D totale est impossible compte tenu de la présence de « cônes manquants » dans l'OTF 3-D \tilde{H} (voir section 2.8.4).

Ainsi, les algorithmes, dits « filtres inverses » (ou filtres de Wiener), procèdent en divisant la transformée de Fourier \tilde{J} de l'image 3-D à restaurer par la transformée de Fourier \tilde{H} de la PSF [Erhardt 85] [Tommasi 93] [Castleman 96] :

$$\tilde{\mathcal{O}}(x, y, z) = \frac{\tilde{J}(x, y, z)}{\tilde{H}(x, y, z)}, \quad (3.1)$$

puisque, dans l'espace des fréquences spatiales de Fourier, l'opération de convolution se transforme en une multiplication simple. Cependant, cette approche est limitée par l'amplification du bruit de la transformée de Fourier \tilde{J} lors de la division par \tilde{H} et également par l'introduction d'artefacts (« halos ») à proximité des fortes variations d'intensités (phénomène de Gibbs). Ces phénomènes peuvent être réduits par des hypothèses sur la séquence d'image idéale \mathcal{O} , comme par exemple une certaine régularité en intensité, éliminant ainsi les solutions bruitées avec des transitions brutales. Cette approche, appelée régularisation, consiste donc à imposer des contraintes de régularité sur les solutions possibles. Elle peut être appliquée directement avec le filtre inverse (filtre inverse régularisé) [Preza 92] ou de façon itérative (algorithmes itératifs contraints).

Les algorithmes itératifs contraints posent mathématiquement le problème de déconvolution comme une minimisation/maximisation itérative contrainte [Agard 84] [Swedlow 97]. Une première estimation de l'image restaurée est établie (généralement l'image brute J). Cette estimation est ensuite convoluée avec une PSF et le résultat est comparé avec l'image brute J via un critère d'erreur. Ce dernier est alors utilisé pour rectifier l'estimation, en considérant les différentes contraintes imposées (la régularité, et même la non-négativité et la saturation des intensités [Agard 84]), afin de réduire l'erreur. Enfin, une nouvelle itération intervient et la boucle est répétée jusqu'à ce que la valeur fournie par le critère d'erreur soit minimale. La PSF peut être expérimentale [Hiraoka 90] [Swedlow 97], théorique [Agard 84] [Erhardt 85] [Preza 92] puis parfois même réestimée à chaque itération (déconvolution aveugle) [Holmes 92]. Fay, Carrington, et al. ont notamment développé une méthode régularisée des moindres carrés [Fay 89] [Carrington 90]. Contrairement aux algorithmes itératifs cités ci-dessus qui utilisent des critères d'erreurs additifs ou multiplicatifs lors de la rectification de l'estimation, d'autres algorithmes emploient des critères statistiques (estimation par maximum de vraisemblance et algorithme d'espérance-maximisation) [Conchello 96] [Conchello 98] [Markham 01]. Ces derniers ont l'avantage de pouvoir imposer des contraintes statistiques sur le bruit n de l'Eq. 2.15 (distribution Gaussienne ou de Poisson).

3.3 Scène 3-D surfacique (opaque ou transparente)

Cette section concerne la reconstruction 3-D d'une scène « épaisse » surfacique, opaque ou transparente. Notons que dans le cas d'une scène transparente, seule sa surface doit être visible sur les différentes acquisitions, la scène n'est pas considérée comme surfacique dans le cas contraire. Une scène « épaisse » surfacique peut être complètement définie par deux informa-

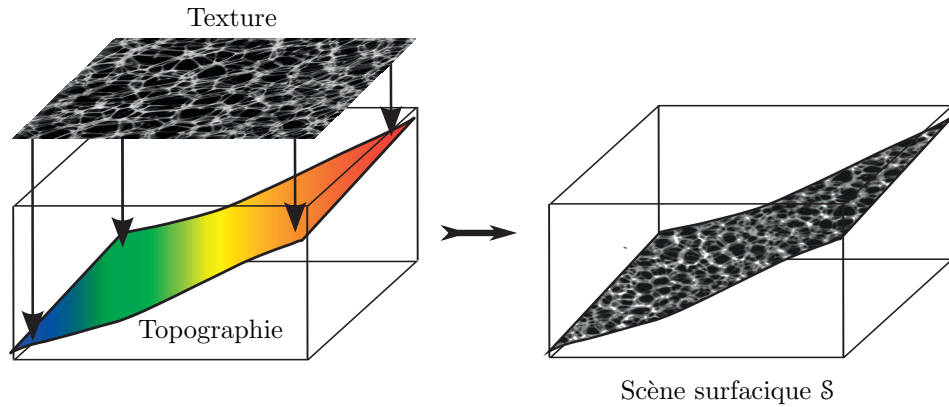


Fig. 3.1 – Illustration d’une scène « épaisse » surfacique S , qui est abstraite en une texture projetée et une topographie, support de la projection.

tions complémentaires comme illustré en Fig. 3.1 : la topographie et la texture de la surface. Dès lors, la reconstruction 3-D est directement satisfaite par une projection (plaquage) de la texture sur la topographie. La section 3.3.1 s’intéressera à la reconstruction de la topographie et la section 3.3.2 à la restauration de la texture. D’une part, les sections 3.3.1.a et 3.3.2.a exposeront des approches appliquées principalement en photographie numérique (profondeur de champ ΔZ moyenne) à des scènes macroscopiques, où seulement quelques images à différentes focalisations sont utilisées. D’autre part, les sections 3.3.1.b et 3.3.2.b présenteront des méthodes plutôt destinées à la microscopie optique (profondeur de champ ΔZ très faible) et des scènes microscopiques, pour lesquelles une séquence acquise par sectionnement optique et constituée de beaucoup plus d’images est nécessaire. En effet, plus l’ouverture numérique NA augmente (Eq. 1.35), et en conséquence le grossissement γ de la caméra (Eq. 1.13), plus la profondeur de champ ΔZ diminue. Pour une meilleure lisibilité, le Tab. 3.1 établit une classification des différentes méthodes de restauration d’une scène « épaisse » surfacique.

Scène S	Macroscopique	Microscopique	
Profondeur de champ ΔZ	Intermédiaire/faible	Très faible	
Application	Photographie numérique	Microscopie optique	
Ressources	Quelques images	Séquence d’images J	
	<i>Shape-from-defocus</i> Section 3.3.1.a	<i>Shape-from-focus</i> Section 3.3.1.b	Topographie
	Fusion d’images Section 3.3.2.a	Profondeur de champ étendue Section 3.3.2.b	Texture

Tab. 3.1 – Classification des méthodes de restauration d’une scène « épaisse » surfacique.

3.3.1 Informations topographiques 3-D

Les méthodes suivantes ont pour but de retrouver les informations topographiques d'une scène « épaisse » surfacique \mathcal{S} ($t > \Delta Z$) en analysant les effets de focalisation/défocalisation engendrés par la caméra sur des images monoscopiques à différentes focalisations. Ils permettent de calculer localement des distances caméra-objet, souvent appelées profondeurs z (*depths*). Cette nouvelle source d'informations de profondeurs a été introduite par Pentland [Pentland 82]. Deux stratégies coexistent : les approches actives et passives. D'une part, les approches actives nécessitent une illumination particulière de la scène pour aider à la reconstruction, en projetant par exemple des motifs structurés connus sur la scène, réduisant ainsi l'influence de sa texture (*shape from active illumination*) [Nayar 96] [Zhang 06]. La texture étant cependant dégradée, nous ne développerons pas plus cette approche trop éloignée de notre travail. D'autre part, les méthodes qui nous intéressent agissent passivement et peuvent être divisées en deux classes différentes : *shape* (ou *depth*) *from defocus* et *shape* (ou *depth*) *from focus*. La première cherche à déduire la topographie de la scène par l'examen de la défocalisation sur quelques images nécessairement acquises avec une profondeur de champ intermédiaire pour exposer suffisamment d'informations, alors que la seconde exploite les conséquences d'une très faible profondeur de champ en recherchant la focalisation d'un bout à l'autre d'une séquence de nombreuses images.

3.3.1.a Shape (ou depth) from defocus

Les méthodes de *shape-from-defocus* travaillent sur quelques images d'une scène opaque \mathcal{S} préférentiellement photographiques et acquises à différentes focalisations (au moins deux images préalablement recalées sont nécessaires). Elles sont basées sur le modèle de formation d'une image 2-D suivant :

$$i|_{z_f}(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} o_{|p^\perp(\mathcal{S}(x,y,z))}(x, y) h_z(x, y) dx dy, \quad (3.2)$$

où l'image 2-D idéale $o_{|p^\perp(\mathcal{S}(x,y,z))}(x, y)$ est une image entièrement focalisée de \mathcal{S} . Parfois appelée image « sténopé », elle correspond à la texture de la scène \mathcal{S} . Dans cette équation, notons que la PSF h dépend de la distance de défocalisation $\zeta = z - z_f$ (et donc des profondeurs z de la scène \mathcal{S}) et est conséquemment variante par translation dans le plan de $o_{|p^\perp(\mathcal{S}(x,y,z))}$. Ces méthodes supposent que la topographie de \mathcal{S} et la défocalisation des images sont liées et, par conséquent, tentent d'évaluer les degrés de défocalisation (de flou) des images, afin d'apprécier l'opérateur de défocalisation h et d'en déduire des profondeurs z . Elles nécessitent des connaissances sur la caméra et une modélisation de la PSF (elles optent très souvent pour une approximation Gaussienne (section 2.8.2.d)).

Etant donné que le flou n'est pas une propriété ponctuelle, certaines approches considèrent l'opérateur de défocalisation h comme localement invariant par translation. Elles agissent alors dans une fenêtre d'analyse, en y ajustant un modèle convolutif de défocalisation, afin d'isoler l'opérateur de défocalisation h [Pentland 87] [Subbarao 88] [Ens 93] [Subbarao 94] [Watanabe 98] [Chalumeau 04] [Favaro 05]. Cette stratégie impose une hypothèse assez commune (*equifocal assumption*) : la scène observée \mathcal{S} doit pouvoir être localement approximée par

un plan parallèle au capteur plan Π_i . Par conséquent, ces approches ne peuvent pas traiter des scènes dont les topographies présentent des fortes pentes ou plus encore des discontinuités. La méthode classique est le filtrage inverse. Par exemple, Pentland [Pentland 87] compare deux images d'un objet \mathcal{S} : une est acquise avec une très faible ouverture et est donc focalisée (image « sténopé »), l'autre avec une ouverture plus grande. Localement, la PSF h approximée par une Gaussienne est retrouvée par la division dans le domaine fréquentiel de deux fenêtres d'analyse extraites des deux images. Dans [Subbarao 88], Subbarao a proposé une méthode plus générale en supprimant la contrainte forte de l'image focalisée. De plus, des contraintes de régularité sont souvent imposées à la topographie reconstruite [Ens 93] [Watanabe 98] [Favaro 05].

Basées sur ce même modèle de défocalisation (Eq. 3.2), d'autres méthodes formulent le problème de restauration de la topographie comme une minimisation itérative globale sur les images, alternant entre l'estimation de la topographie (liée à la PSF h) et de la texture (image « sténopé » $o_{|p^\perp(\mathcal{S}(x,y,z))}$) [Rajagopalan 99] [Bhasin 01] [Jin 02] [Favaro 03a] [Favaro 03c]. Cependant, ces deux dernières informations étant inconnues, le problème est mal posé. Comme précédemment, des contraintes de régularité sont ainsi souvent imposées sur les solutions possibles comme, par exemple, une topographie relativement lisse. Malgré tout, ces méthodes préservent généralement mieux les discontinuités topographiques. Favaro et al. [Favaro 03b] [Favaro 08] ont développé une méthode qui modélise la défocalisation comme un procédé de diffusion, permettant d'éliminer la texture du problème et donc d'avoir une seule inconnue : la topographie. Quelques méthodes récentes modélisent mieux la défocalisation dans le but de considérer les phénomènes d'occlusions [Bhasin 01] [Favaro 03c]. En effet, lors d'une acquisition, l'occlusion des rayons lumineux par une discontinuité de la scène peut entraîner une forte troncature de la PSF h . Notons que la plupart de ces algorithmes globaux effectuent également une restauration de la texture de la scène surfacique \mathcal{S} , par déconvolution des quelques images à disposition.

3.3.1.b Shape (ou depth) from focus

Contrairement aux méthodes précédentes qui tentent de déduire des profondeurs de la scène observée \mathcal{S} en analysant le flou présent sur quelques images, les méthodes de *shape-from-focus* exploitent seulement les informations nettes mais d'une séquence \mathcal{J} (acquise par sectionnement optique) constituées d'un nombre beaucoup plus important d'images. Cette approche est ordinairement utilisée en microscopie optique sur des objets opaques. Exceptionnellement, Kaufhold et Karl l'appliquent à un objet microscopique transparent [Kaufhold 98].

Une mesure de netteté est appliquée localement (dans une fenêtre d'analyse) sur la séquence d'images \mathcal{J} . Le long de chaque pile longitudinale de voxels (dans la direction \vec{z}) de la séquence résultante, la mesure maximale est recherchée et sa coordonnée (ou index) z renseigne sur la profondeur locale de \mathcal{S} [Nayar 90] [Nayar 94] [Kaufhold 98] [Helmlí 01] [Niederöst 03] [Hocaoglu 08] [Malik 08] [Mahmood 08a] [Mahmood 08b] [Mahmood 09b] [Mahmood 10b] [Minhas 10]. L'union de toutes ces estimations de profondeur révèle la topographie de \mathcal{S} . Etant donné la discrétisation plutôt grossière de \mathcal{J} dans la direction \vec{z} , de nombreuses méthodes cherchent ensuite à approximer/interpoler/lisser la topographie [Nayar 94] [Subbarao 95] [Yun 99] [Asif 01] [Niederöst 03] [Ahmad 05] [Ahmad 07] [Shim 09] [Mahmood 10a] [Shim 10].

3.3.1.c Stéréo confocale

Hasinoff et Kutulakos [Hasinoff 09] ont récemment proposé une approche singulière et difficilement classifiable (Tab. 3.1), qu'ils rapprochent cependant des méthodes de *shape-from-focus* puisque maximisant une mesure de netteté. Cette approche requiert une séquence d'images particulières : une image 4-D constituées d'images 2-D (recalées) à différentes focalisations et à différentes ouvertures relatives (f/D). Plus précisément, la scène observée \mathcal{S} est comme précédemment scannée à l'aide du plan objet focalisé Π_f de la caméra, mais pour chaque position de ce dernier, plusieurs images correspondant à différentes ouvertures relatives sont également acquises. Cette méthode est appliquée en photographie numérique et apparait comme difficilement transférable au microscope optique conventionnel, compte tenu du procédé d'acquisition. Contrairement aux approches de *shape-from-focus* classiques qui « puisent » localement leurs informations dans une fenêtre d'analyse (voisinage), elle utilise uniquement des informations ponctuelles (pixel) mais provenant de différentes ouvertures relatives. Elle permet ainsi de retrouver la topographie d'une scène opaque \mathcal{S} avec une résolution spatiale très fine (de l'ordre du pixel), et donc de travailler avec des scènes complexes constituées de nombreuses discontinuités.

3.3.2 Informations texturales

Toujours à partir d'images monoscopiques à différentes focalisations, les concepts suivants s'intéressent cette fois-ci à restaurer l'information texturale de la scène « épaisse » surfacique observée \mathcal{S} . En effet, chacune des images contient des zones floues et, si elles existent, des zones nettes se rapportant aux parties de la scène \mathcal{S} contenues dans la profondeur de champ ΔZ de la caméra. L'idée est de fusionner numériquement ces zones nettes en une image 2-D unique, qui est donc davantage voire entièrement nette, et constitue l'information texturale accessible de \mathcal{S} . Notons que des méthodes actives existent, c'est-à-dire avec des systèmes optiques dédiés et des procédés d'acquisitions non-standards [Sheppard 83] [Poon 87] [Castro 04] [Botcherby 06], mais celles-ci sont trop éloignées de notre problématique.

3.3.2.a Fusion d'images

Les méthodes, dites de fusion d'images, cherchent à restaurer une image nette d'une scène opaque \mathcal{S} à partir de quelques images monoscopiques de préférence photographiques, acquises à différentes focalisations (et préalablement recalées). Elles sont également couramment appliquées à de la fusion d'images multimodales [Toet 89] [Toet 92] [Burt 93] [Li 95] [Zhang 99] [Liu 01] [Piella 09].

La méthode la plus simpliste consiste à effectuer un moyennage pixel par pixel de toutes les images à fusionner. Des approches, plus élaborées, travaillent par l'intermédiaire d'une mesure de netteté appliquée dans des fenêtres d'analyse plus ou moins locales sur les images : par pixels à l'aide des voisins [Eltoukhy 03], par blocs partitionnant [Li 01] [Li 02] [Huang 07a] [Huang 07b], par régions segmentées [Li 08]. L'image restaurée est ensuite la fusion de ces fenêtres d'analyse via des moyennages pondérés par la mesure de netteté ou l'union des fenêtres d'analyse les plus nettes.

D'autres méthodes pratiquent une analyse multi-échelle [Toet 89] [Toet 92] [Burt 93] [Li 95] [Zhang 99] [Liu 01] [Pajares 04] [Li 04] [De 06a]. Chacune des images à fusionner est décrite par une représentation pyramidale, résultat d'une décomposition par filtrages et sous-échantillonnages successifs. Par des filtrages adéquats, la recombinaison (ou décomposition inverse) d'une représentation pyramidale composite, fusion des représentations pyramidales originales, aboutit à une image restaurée. De et al. [De 06b] ont également introduit une autre approche basée non plus sur une décomposition pyramidale mais sur une transformation morphologique multi-échelle.

Récemment, Piella [Piella 09] a introduit une méthode basée sur des structures de tenseurs. Une structure de tenseur (*structure tensor*) est une matrice décrivant les variations locales (gradients) de l'information texturale d'une image. Sa décomposition en valeurs singulières (*Singular Values Decomposition* SVD) les décrit plus précisément, et notamment leurs géométries (contraste et direction). L'image finale est alors fusionnée via une structure de tenseur approximant une autre structure multi-valuée correspondant aux images originales. De plus, cette restauration est associée à une amélioration perceptuelle du contraste (c'est-à-dire se rapportant à des mécanismes fondamentaux de la perception visuelle).

3.3.2.b Profondeur de champ étendue

Les méthodes de profondeur de champ étendue (*Extended depth of focus* ou *Extended depth of field*) cherchent à fusionner numériquement les zones nettes d'une séquence de nombreuses images \mathcal{J} en une image 2-D unique. Ils sont traditionnellement appliqués en microscopie optique sur des objets opaques [Pieper 83] [Sugimoto 85] [Itoh 89] [Goldsmith 00] [Forster 04] et plus récemment sur des objets transparents [Tympel 97] [Valdecasas 01] [Aguet 08]. Valdecasas et al. [Valdecasas 01] proposent une étude comparative de différentes méthodes numériques de profondeur de champ étendue.

Classiquement, une mesure de netteté est tout d'abord appliquée localement (dans une fenêtre d'analyse) sur la séquence d'images \mathcal{J} . Le long de chaque pile longitudinale (dans la direction \vec{z}) de voxels de la séquence résultante, la mesure maximale est recherchée et l'intensité dans \mathcal{J} correspondante est reportée dans l'image 2-D reconstruite, créant ainsi la texture [Pieper 83] [Sugimoto 85] [Itoh 89] [Tympel 97] [Goldsmith 00] [Valdecasas 01]. Ce procédé se rapproche fortement du concept de *shape-from-focus*.

D'autre part, Valdecasas et al. [Valdecasas 01] et Forster et al. [Forster 04] ont amélioré et adapté certaines méthodes multi-échelles de fusion d'images précédemment citées et basées sur les ondelettes pour des applications de profondeur de champ étendue en microscopie optique classique, nécessitant donc la fusion d'un nombre d'images plus important. Meneses et al. [Meneses 08] ont proposé une mesure de netteté basée sur une décomposition en « shapelet ».

Dernièrement, Aguet et al. [Aguet 08] ont formulé la restauration de la texture comme un problème itératif d'optimisation basé sur le modèle convolutif de formation d'une séquence d'images 3-D (Eq. 2.15). Ce dernier est modifié de manière à décrire la séquence idéale \mathcal{O} , ou plutôt l'objet observé \mathcal{S} , par sa topographie et sa texture. Une fonction coût quadratique dépendant de la séquence idéale \mathcal{O} (Eq. 2.15 modifiée) et acquise \mathcal{J} est définie. Après initialisation de la topographie, cette fonction coût est minimisée par la méthode des moindres

carrés en actualisant alternativement la texture et la topographie, ce qui nécessite néanmoins une approximation de la PSF H de la caméra. La texture est restaurée par déconvolution « 2.5-D », qui n'est que « pseudo-3-D » puisqu'aboutissant à une image 2-D unique de texture. Ce concept est finalement assez proche des approches globales de *shape-from-defocus* (section 3.3.1.a). Aguet et al. travaillent cependant avec un nombre d'images beaucoup plus grand, leur permettant notamment d'être moins sensible à l'approximation de la PSF.

3.4 Conclusions

Au cours de cette étude bibliographique, plusieurs concepts de reconstruction et restauration d'une scène « épaisse » (microscopique ou macroscopique), observée par une caméra exhibant une profondeur de champ plus ou moins fine, ont été présentés. Ce chapitre a permis d'établir un contexte bibliographique global à cette thèse, d'avoir une vision d'ensemble des méthodes existantes en rapport avec la problématique affichée afin, après une bonne compréhension générale, d'affiner les recherches. Le chapitre suivant sera ainsi davantage consacré aux méthodes de reconstruction 3-D de surfaces travaillant à partir de séquences de nombreuses images \mathcal{J} acquises par sectionnement optique principalement en microscopie optique conventionnelle, que sont les méthodes de *shape-from-focus* et de profondeur de champ étendue (voir Tab.3.1). En effet, ces approches permettent *a priori* d'appréhender au mieux la problématique médicale première de cette thèse : la reconstruction surfacique 3-D d'endothéliums cornéens humains *ex-vivo*.

Chapitre 4

Reconstruction 3-D de surfaces à partir de sectionnements optiques

Dans ce chapitre, l'étude bibliographique se précise et va concerner exclusivement les approches de reconstruction 3-D surfacique travaillant à partir d'une séquence de nombreuses images acquise par sectionnement optique que sont les méthodes de *shape-from-focus* et de profondeur de champ étendue. Elle concerne donc des caméras « conventionnelles » avec des profondeurs de champ très faibles, comme celles typiquement rencontrées avec un microscope optique conventionnel.

Sommaire

4.1	Mesure de netteté	50
4.1.1	Approche 1-D	51
4.1.2	Approche 2-D	51
4.1.3	Approche 3-D	53
4.2	Reconstruction surfacique 3-D	54
4.2.1	Topographie	54
4.2.2	Texture	56
4.2.3	Reconstruction 3-D	57
4.3	Conclusions	58

Les approches de *shape-from-focus* (section 3.3.1.b) et de profondeur de champ étendue (3.3.2.b) sont principalement appliquées en microscopie optique sur des objets microscopiques opaques ou transparents. Elles sont finalement très proches, presque confondues : la topographie et la texture de la surface étudiée S sont étroitement liées. Elles agissent très majoritairement par l'intermédiaire d'une mesure de netteté appliquée localement à l'ensemble de la séquence J (section 4.1). Grâce à ces mesures, les informations de topographie et de texture sont déduites presque similairement et une reconstruction 3-D est finalement produite (section 4.2). L'exemple illustratif « fil rouge » de ce chapitre (Fig. 4.1, Fig. 4.2 et Fig. 4.3) est purement pédagogique et ne relève d'aucune expérimentation.

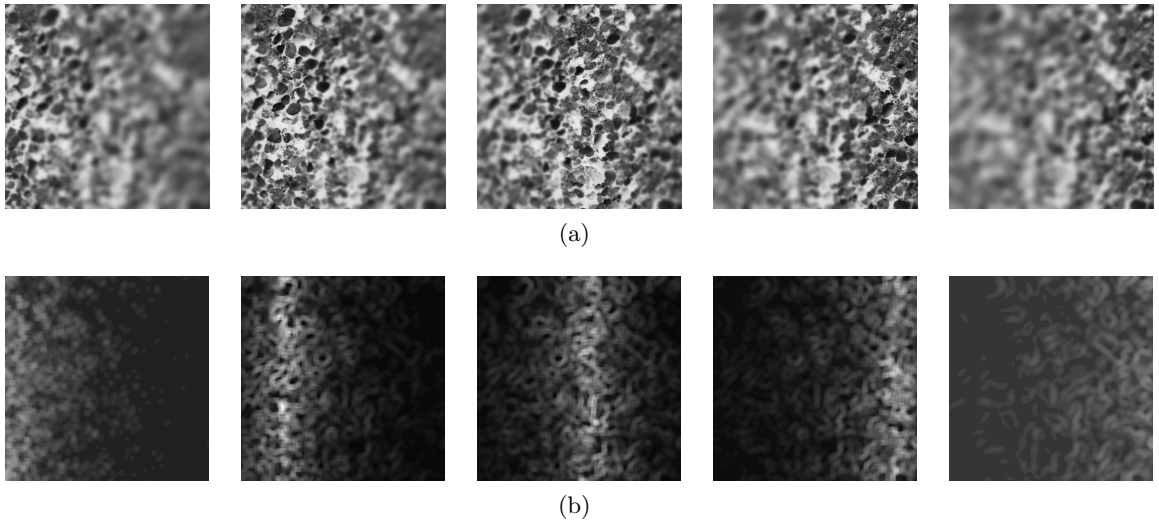


Fig. 4.1 – Exemple (a) de sections image individuelles d’une séquence originale de 10 images \mathcal{J} : (de gauche à droite) section 2, section 4, section 6, section 8 et section 10, et (b) les sections respectives de la fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} de \mathcal{J} . Ces séquences laissent imaginer une surface en plan incliné.

4.1 Mesure de netteté

Comme expliqué dans le chapitre 2, la PSF h de la caméra agit comme un filtrage passe-bas dont la fréquence de coupure diminue lorsque la distance de défocalisation ζ augmente (voir section 2.8). Par conséquent, plus une image, ou plutôt une partie de l’image, est focalisée et nette, plus elle contient de composantes haute-fréquence. Localement, ces dernières se traduisent par des variations d’intensités, c’est-à-dire des régions contrastées et des transitions prononcées. Une mesure de netteté cherche donc généralement à amplifier et quantifier ces composantes haute-fréquence (voir Fig. 4.1(b)).

La mesure de netteté (MN) s’applique sur la séquence d’images originale \mathcal{J} et résulte en une fonctionnelle de netteté 3-D, notée \mathcal{F} :

$$\begin{aligned} \mathcal{F} : \quad \mathbb{D} &\rightarrow \mathbb{R}^+ \\ (x, y, z) &\mapsto \mathcal{F}(x, y, z) = \text{MN}(x, y, z). \end{aligned} \quad (4.1)$$

Chacun des voxels de la fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} expose un degré de netteté local estimé par MN (voir Fig. 4.1(b)). Une sous-fonctionnelle longitudinale de netteté $F_{x,y}$ associe alors un degré de netteté à chaque position z d’une pile longitudinale de voxels localisée en (x, y) :

$$\begin{aligned} F_{x,y} : \mathbb{D}_z &\rightarrow \mathbb{R}^+ \\ z &\mapsto F_{x,y}(z) = \mathcal{F}(x, y, z). \end{aligned} \quad (4.2)$$

Par conséquent, une sous-fonctionnelle longitudinale de netteté renseigne sur la variation locale des degrés de netteté dans la direction \vec{z} .

Au final, une mesure de netteté, et ses sous-fonctionnelles longitudinales de netteté résultantes, doivent satisfaire les propriétés suivantes :

- indépendante du contenu de l’image : la mesure de netteté ne doit pas être basée sur des structures texturales particulières de l’image ;

- strictement monotone : plus l'image est nette, plus la mesure de netteté prend une valeur forte ;
- unimodale, c'est à dire présenter un seul maximum ;
- précise : le maximum correspond bien à l'image la plus nette de la séquence ;
- discriminante : être capable de discriminer deux positions longitudinales proches, et cela même pour des positions très éloignées de la focalisation ;
- robuste au bruit : en effet, comme les indices de netteté, le bruit se traduit également souvent en composantes haute-fréquence des images ;
- complexité informatique minimale : la mesure de netteté doit être peu coûteuse en calculs.

Notons simplement que Majid et al. [Majid 10] ont récemment proposé une mesure MN composite combinant plusieurs mesures de netteté classiques, cherchant ainsi à unifier les avantages de chacune. Dans la suite, les mesures de netteté (MN) sont étudiées et classées selon la dimensionnalité de la stratégie adoptée.

4.1.1 Approche 1-D

Dès le début des années 80, quelques approches 1-D ont été proposées [Pieper 83] [Sugimoto 85]. En effet, ces mesures de netteté, notées alors MN_{1-D} , s'appliquent indépendamment sur chacune des piles longitudinales (dans la direction \vec{z}) de voxels constituant la séquence d'images originale \mathcal{J} . La fonctionnelle 3-D des degrés de netteté est donc obtenue ainsi :

$$\mathcal{F}(x, y, z) = MN_{1-D}(r_{x,y}(z)), \quad (4.3)$$

avec $r_{x,y}$ la pile (longitudinale) de voxels dans la direction \vec{z} et positionnée en (x, y) dans \mathcal{J} :

$$\begin{aligned} r_{x,y} : \mathbb{D}_z &\rightarrow \mathbb{Z}^+ \\ z &\mapsto r_{x,y}(z) = \mathcal{J}(x, y, z). \end{aligned} \quad (4.4)$$

Par exemple, Pieper et Korpel [Pieper 83] ont introduit une mesure de netteté MN_{1-D} correspondant simplement aux intensités des voxels comme suit :

$$MN_{1-D}(r_{x,y}) = \begin{cases} r_{x,y}(z) & \text{si } |\max(r_{x,y}(z)) - \bar{r}_{x,z}| - |\min(r_{x,y}(z)) - \bar{r}_{x,z}| \geq 0 \\ \max(r_{x,y}(z)) - r_{x,y}(z) & \text{sinon,} \end{cases} \quad (4.5)$$

avec $\max(r_{x,y}(z))$, $\min(r_{x,y}(z))$ et $\bar{r}_{x,z}$ respectivement le maximum, le minimum et la moyenne de la pile $r_{x,y}(z)$. Cette approche est cependant trop peu robuste.

4.1.2 Approche 2-D

Les mesures de netteté 2-D (MN_{2-D}) travaillent, quant à elles, indépendamment sur chacune des sections i de la séquence originale \mathcal{J} . La fonctionnelle de netteté 3-D \mathcal{F} est ainsi recueilli :

$$\mathcal{F}(x, y, z) = MN_{2-D}(i|_z(x, y)). \quad (4.6)$$

De nombreuses mesures de netteté 2-D ont été introduites ces trente dernières années. En opposition à l'approche précédente 1-D dite « voxel », les mesures de netteté 2-D peuvent être classées en deux approches différentes dites « voisinage » et « multi-échelle ».

4.1.2.a Approche « voisinage »

L'approche « voisinage » consiste à évaluer le degré de netteté d'un voxel (x, y, z) à l'aide de ses voxels voisins dans la section image i_z . Cette estimation est effectuée pour tous les pixels de la section i_z en se fixant au préalable des conditions aux limites et résulte en une mesure sectionnelle 2-D des degrés de netteté de i_z . Généralement, un voisinage 2-D carré \mathfrak{B}_r est utilisé :

$$\mathfrak{B}_r(x, y, z) = \{(x', y', z') \in \mathbb{D} / |x - x'| \vee |y - y'| \leq r, z' = z\}, \quad (4.7)$$

avec r sa taille. Notons que ce voisinage 2-D \mathfrak{B}_r est dit sectionnel ou latéral, puisque s'étalant uniquement sur la section image i_z contenant le voxel considéré (x, y, z) . La taille r du voisinage considéré est un paramètre important du procédé de reconstruction surfacique. En effet, le voisinage doit être le plus petit possible pour éviter de trop lisser la carte des profondeurs reconstruite, et donc de dégrader les fortes pentes ou même les discontinuités de la topographie réelle de la surface observée \mathcal{S} [Malik 07]. En revanche, il doit être assez grand pour « capturer » des indices de netteté (ou composantes haute fréquence) sur une surface \mathcal{S} composée de larges éléments texturaux. Enfin, plus la taille du voisinage est grande, plus la robustesse au bruit affichée par la mesure de netteté 2-D est forte.

La plupart des mesures de netteté 2-D sont basées sur un filtrage passe-haut préalable de la section image. Ensuite, une mesure d'énergie est généralement effectuée, qui consiste habituellement en la somme des valeurs absolues des résultats du filtrage dans les voisinages \mathfrak{B}_r de chacun des pixels de la section. Cette opération de sommation des énergies, assez classique pour les approches « voisinage », permet à la mesure de gagner en robustesse en présence de bruit ou de larges éléments texturaux. De nombreuses mesures opèrent à partir de normes de dérivées : le gradient de Brenner [Brenner 76], le gradient de Tenenbaum (tenengrad) [Krotkov 87], l'énergie du Laplacien [Subbarao 93], la somme des Laplaciens modifiés [Nayar 94], ou encore les algorithmes de Pieper, Tympel et Ryall [Pieper 83] [Tympel 97] [Goldsmith 00]. Wu et al. [Wu 96] ont proposé un filtre passe-haut (dérivé de la théorie de Fourier) égal à la différence d'une source ponctuelle discrète δ avec une PSF h approximée par une Gaussienne.

D'ailleurs, d'autres méthodes travaillent dans un domaine fréquentiel, autre que le domaine spatial, comme : la transformée de Fourier discrète [Kaufhold 98] [Boddeke 94] [Malik 08], la transformée en cosinus discrète [Baina 95] [Shen 06] [Kristan 06], la transformée en S discrète [Mahmood 10b], la transformée en ondelettes discrète [Mahmood 09b]. Cette dernière est presque toujours utilisée dans un schéma « multi-échelle » et sera donc exposée dans la section suivante. Dans ces domaines, elles exécutent une mesure d'énergie au sein du voisinage \mathfrak{B}_r considéré, qui est généralement soit la somme des valeurs absolues, soit un ratio des hautes fréquences sur les basses fréquences. Par exemple, certaines méthodes appliquent des filtres passe-bande dans le domaine de Fourier, localement [Kaufhold 98] ou globalement [Boddeke 94] [Malik 08]. Selon Boddeke et al. [Boddeke 94], la bande de fréquence optimale se situe aux fréquences moyennes, proches de la demi-fréquence de coupure du microscope $\rho_c/2$ (voir section 2.8.2.a). Les filtres passe-bande garantissent une meilleure robustesse au bruit que les filtres passe-haut. D'autres méthodes exploitent les coefficients AC¹ (somme, ratio ou entropie) de

¹Par analogie avec un signal électrique, les composantes alternatives (*Alternating Current*) de la transformée en cosinus discrète.

la transformée en cosinus discrète [Baina 95] [Shen 06] [Kristan 06] [Mahmood 08b].

Enfin, des mesures de netteté généralement plus robustes au bruit utilisent des outils statistiques au sein du voisinage \mathfrak{B}_r considéré : la variance normalisée [Groen 85] ou non [Groen 85] [Sugimoto 85], l'autocorrelation [Vollath 87], la somme des valeurs propres [Wee 07] ou des moments géométriques [Zhang 00] et de Chebyshev [Yap 04].

4.1.2.b Approche « multi-échelle »

Les approches « multi-échelle » supposent toujours qu'une région focalisée de la section image contient plus de composantes haute-fréquence et donc de détails. Simplement, la mesure de netteté est accomplie via une analyse multi-échelle : la section image est décomposée en une représentation pyramidale par filtrages et sous-échantillonnages successifs [Zhang 99]. Par des filtrages passe-haut, la décomposition multi-échelle permet de décrire les détails de la section image à différentes échelles. Différentes décompositions basées sur des : Laplaciens [Burt 83], gradients [Burt 93], ratios de passe-bas [Toet 89] [Toet 92], « steerable » [Liu 01], transformées en ondelettes [Li 95] [Valdecasas 01] [Kautsky 02] [Yang 03] [Pajares 04] [Forster 04], ondelettes morphologiques [De 06b], « shapelet » [Meneses 08] et « curvelet » [Minhas 10], ont été étudiées. Zhang et Blum [Zhang 99] et Pajares et De La Cruz [Pajares 04] proposent des études comparatives, la seconde étant spécifique aux transformées en ondelettes. Le choix de l'ondelette adaptée n'est cependant jamais aisé. Par ailleurs, De et al. [De 06a] utilisent une approche multi-échelle basée non plus sur une décomposition pyramidale mais sur des opérateurs morphologiques (chapeau haut-de-forme) avec des éléments structurants de taille croissante. Il est important de noter que ces méthodes sont assez peu utilisées sur une séquence de nombreuses images [Valdecasas 01] [Forster 04] [Meneses 08] [Minhas 10].

Cette décomposition pyramidale, après exécution d'une mesure de saillance (*saliency measurement*) en considérant (maximum, somme ou variance des valeurs absolues) ou non (valeur absolue) un voisinage d'analyse dont la taille et/ou la forme sont déterminées et fixées *a priori* pour chaque échelle donnée, constitue une mesure sectionnelle 2-D multi-échelle des degrés de netteté de la section image considérée [Burt 93] [Li 95] [Zhang 99] [Kautsky 02] [Yang 03]. La prise en compte d'un voisinage d'analyse permet d'augmenter la robustesse de la mesure.

4.1.3 Approche 3-D

Tout d'abord, Asif et Choi [Asif 01] suggèrent de maximiser dans un petit volume 3-D préalablement défini l'orientation et la position de la fenêtre d'analyse plane au sein de laquelle est effectuée une mesure de netteté 2-D. Cette approche sera plus compréhensible lors de sa description ultérieure, brève mais exposée dans le contexte de la sous-section 4.2.1.b. Ahmad et Choi [Ahmad 07] proposent, quant à eux, de simplement employer un voisinage 3-D cubique pour la mesure d'énergie post-filtre passe-haut des approches voisinage (sous-section 4.1.2.a).

Récemment, Mahmood et Choi [Mahmood 08a] ont développé une réelle mesure de netteté 3-D, c'est-à-dire agissant directement en 3-D. Elle exploite les trois dimensions de la séquence originale \mathcal{J} et résulte en une fonctionnelle 3-D \mathcal{F} de netteté comme suit :

$$\mathcal{F}(x, y, z) = \text{MN}_{3\text{-D}}(\mathcal{J}(x, y, z)). \quad (4.8)$$

Elle est basée sur une analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis* PCA) dans des voisinages 3-D de la séquence \mathcal{J} . Ces derniers sont des unions de voisinages 2-D sectionnels le long de la direction \vec{z} , par exemple à la position $(x, y) : \bigcup_{z \in \mathbb{D}_z} \mathfrak{B}_r(x, y, z)$. Elle estime donc un degré de netteté donné en prenant en compte toutes les informations longitudinales, nettes ou floues. Cependant, cette analyse statistique multivariée utilisée seule apparaît comme irrégulière pour évaluer correctement des degrés de netteté pertinents [Mahmood 08a]. Les auteurs effectuent alors une transformation préalable, en cosinus discrète [Mahmood 08b], en ondelettes discrète [Mahmood 09b] ou dernièrement non linéaire (*kernel function*) [Khan 10], pour accentuer les indices de netteté haute-fréquence de \mathcal{J} et améliorer la précision de la mesure. Mais cette transformation risque également d'accroître la sensibilité de la mesure au bruit. Les auteurs l'associent autrement à un prétraitement [Mahmood 09a] ou un post-traitement [Mahmood 10a]. En effet, ils appliquent préalablement un filtrage bilatéral² (*bilateral filtering*) [Mahmood 09a] ou ils « raffinent » la carte des profondeurs résultantes par l'intermédiaire d'une régression non paramétrique (*kernel regression*) [Mahmood 10a].

4.2 Reconstruction surfacique 3-D

A partir de cette analyse préliminaire de la netteté, les informations topographiques (section 4.2.1) et texturales (section 4.2.2) sont déduites, conduisant finalement à une reconstruction 3-D (section 4.2.3 et Fig. 4.3).

4.2.1 Topographie

4.2.1.a Définition

La topographie de la surface observée \mathcal{S} , plus précisément la topographie de la vue orthographique de \mathcal{S} le long de l'axe optique, coïncide avec les degrés de netteté maximums de la fonctionnelle 3-D \mathcal{F} dans la direction \vec{z} . La carte des profondeurs, dénotée \mathcal{D} , décrit cette topographie et est constituée des coordonnées z des maximums de toutes les sous-fonctionnelles longitudinales de netteté $F_{x,y}$ de \mathcal{F} :

$$\begin{aligned} \mathcal{D} : \mathbb{D}_x \times \mathbb{D}_y &\rightarrow \mathbb{D}_z \\ (x, y) &\mapsto \mathcal{D}(x, y) = \operatorname{argmax}_{z \in \mathbb{R}} F_{x,y}(z) = \operatorname{argmax}_{z \in \mathbb{R}} \mathcal{F}(x, y, z). \end{aligned} \quad (4.9)$$

Chaque pixel de la carte des profondeurs \mathcal{D} indique une profondeur (ou altitude) z locale (voir Fig. 4.3(a)). La topographie de la surface \mathcal{S} est une représentation 3-D de la carte des profondeurs \mathcal{D} .

Concernant les approches 2-D multi-échelles, chacune section latérale x-y de la fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} expose en fait une mesure 2-D multi-échelle, c'est-à-dire une représentation pyramidale. La carte des profondeurs \mathcal{D} est en conséquence toujours construite en maximisant longitudinalement les degrés de netteté de \mathcal{F} , mais en considérant tous les niveaux des décompositions pyramidales via une mesure de saillance.

²Filtrage non-linéaire permettant de supprimer le bruit des régions lisses de l'image tout en conservant les transitions brutales d'intensités.

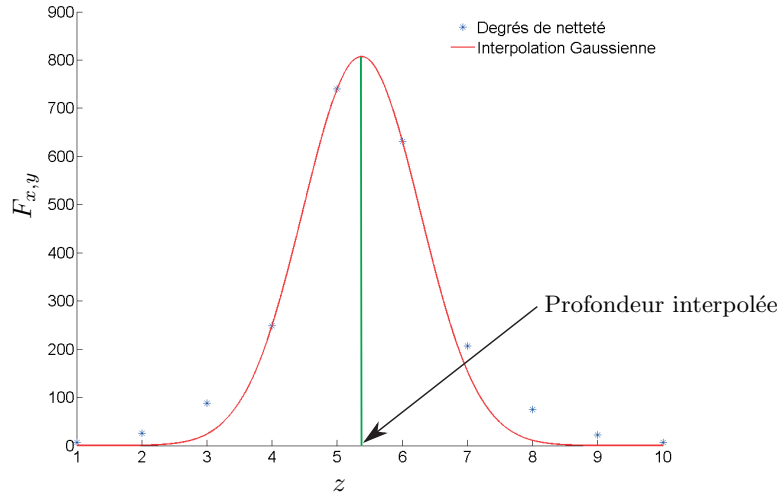


Fig. 4.2 – Exemple d’interpolation Gaussienne (non calibrée) de la profondeur pour une sous-fonctionnelle longitudinale de netteté $F_{x,y}$ particulière des séquences de la Fig. 4.1. Le degré maximal de netteté et ses deux voisins sont ajustés à une distribution Gaussienne dont la moyenne constitue la nouvelle profondeur interpolée.

4.2.1.b Interpolation et approximation

En pratique, l’acquisition résulte en une séquence d’images \mathcal{J} échantillonnée et discrète. Notamment, lors du sectionnement optique, un nombre fini N de sections image est acquis avec un pas constant c_z et des pertes d’informations interviennent entre des sections image successives. Etant donné cette discrétisation plutôt grossière dans la direction \vec{z} limitée par la profondeur de champ de la caméra, la carte des profondeurs \mathcal{D} (topographie) souffre principalement d’artefacts en marches d’escalier. Pour pallier ce problème, elle doit subir des interpolations/approximations (voir Fig. 4.3(a)).

La méthode traditionnelle, introduite par Nayar et Nakagawa [Nayar 94], fonctionne comme suit : pour chacune des sous-fonctionnelles longitudinales de netteté $F_{x,y}$ de \mathcal{F} , le degré maximal de netteté et ses deux voisins sont ajustés à une distribution Gaussienne dont la moyenne constitue la nouvelle profondeur interpolée (voir Fig. 4.2). Similairement, un polynôme de degré deux (parabole) peut être ajusté [Kaufhold 98] [Niederöst 03] ou même un polynôme de degré trois ou quatre [Subbarao 95], en considérant parfois plus de voisins au degré de netteté maximal [Niederöst 03]. Par ailleurs, Pradeep and Rajagopalan [Pradeep 07] agissent localement en sélectionnant deux fenêtres d’analyse sur les deux sections image les plus nettes. Considérant l’opérateur de défocalisation h comme localement invariant par translation, chacune d’elles peut être définie par la convolution d’une fenêtre idéale inconnue (de l’image « sténopé ») avec une PSF h approximée par une Gaussienne. Dans le domaine de Fourier, le quotient de ces deux modèles convolutifs permet d’éliminer l’inconnue et d’estimer une différence d’écart type entre les deux PSFs. Ces écart types étant proportionnels aux rayons de la tache de flou, la profondeur z est interpolée via l’ Eq. 1.16. Le coefficient de proportionnalité doit être calibré au préalable.

Subbarao et Choi [Subbarao 95] ont introduit un nouveau concept (*Focused Image Surface FIS*) pour approximer la topographie de la surface observée \mathcal{S} depuis la fonctionnelle 3-D de

netteté \mathcal{F} , qui consiste à maximiser longitudinalement les degrés de netteté de \mathcal{F} dans des petites fenêtres planes orientées. Plus précisément, des premières approximations de profondeurs z sont faites comme précédemment en interpolant les sous-fonctionnelles longitudinales de netteté $F_{x,y}$, puis elles sont raffinées en ajustant les positions et les orientations de petites fenêtres planes de manière à maximiser l'énergie (somme) des degrés de netteté. Ce concept a ensuite été étendu à des fenêtres courbes, estimées par interpolations de Lagrange [Yun 99]. Similairement, Asif et Choi [Asif 01] approximent localement la topographie de \mathcal{S} par la maximisation, via un réseau de neurones (*neural networks*), d'une mesure de netteté 2-D dans un petit volume cubique 3-D de la séquence originale \mathcal{J} . Semblablement, Shim et al. [Shim 09] raffinent une première estimation classique de la carte des profondeurs en améliorant grâce à cette dernière le voisinage considéré pour estimer la mesure de netteté.

Ahmad et Choi [Ahmad 05] approximent la topographie de \mathcal{S} par une maximisation globale des degrés de netteté de \mathcal{F} par programmation dynamique. Shim et Choi [Shim 10] ont dernièrement suggéré une méthode itérative simple pour « raffiner » la topographie de \mathcal{J} . Tout d'abord, une estimation initiale de la topographie est traditionnellement reconstruite depuis la séquence \mathcal{J} . Cette dernière est ensuite réduite localement à quelques sections image environnantes à la topographie estimée et une nouvelle topographie est reconstruite comme précédemment. Ce processus est répété jusqu'à que les changements entre deux topographies successives soient minimales.

4.2.1.c Lissage

La topographie souffre souvent de nombreux petits bruits sous forme de pointes ou de pics aigus, parfois élevés et même assez étendus. Ces artefacts sont généralement supprimés par un simple filtrage médian [Niederöst 03] [Mahmood 08a] [Mahmood 08b], un filtre moyennneur [Niederöst 03] [Shim 09] [Shim 10] ou dernièrement un filtrage bilatéral (*bilateral filtering*) [Khan 10]. Les approches multi-échelles réalisent souvent une vérification dite de cohérence sur la carte des altitudes \mathcal{D} : dans un voisinage local, si la majorité des pixels expose une même profondeur différente de celle du pixel central, alors la profondeur de ce dernier est remplacée [Li 95] [Zhang 99] [Pajares 04] [Forster 04]. Mahmood et Choi [Mahmood 10a] affinent la topographie par une régression non paramétrique (*kernel regression*). Ce dernier post-traitement ainsi que, dans une moindre mesure, les filtrages moyennneur permettent également de pallier les problèmes inhérents des artefacts en marches d'escalier. Néanmoins, toutes les méthodes de lissage dégradent les discontinuités et les fortes pentes de la topographie. Helmlí et Scherer [Helmlí 01] ont tenté de perfectionner le filtre médian, dans le but de ne lisser que les régions relativement planes de la topographie mais ne corrigeant donc pas les artefacts élevés.

4.2.2 Texture

4.2.2.a Définition

La texture (de la vue orthographique) de la surface \mathcal{S} est l'union en une image 2-D unique \mathcal{T} des régions les plus nettes de la séquence originale \mathcal{J} . Elle est directement déduite de la carte

des profondeurs \mathcal{D} :

$$\begin{aligned} \mathcal{T} : \mathbb{D}_x \times \mathbb{D}_y &\rightarrow \mathbb{Z}^+ \\ (x, y) &\mapsto \mathcal{T}(x, y) = \mathcal{J}(x, y, \mathcal{D}(x, y)). \end{aligned} \quad (4.10)$$

Elle est l'image 2-D la plus nette possible de la surface \mathcal{S} , restaurée numériquement par profondeur de champ étendue (voir Fig. 4.3(b)). Elle expose l'information texturale accessible de \mathcal{S} . Idéalement (lorsque le pas d'acquisition c_z est inférieur à la profondeur de champ ΔZ : $c_z < \Delta Z$), elle équivaut à une acquisition 2-D de \mathcal{S} d'épaisseur t avec une profondeur de champ ΔZ supérieure à t . L'état de restauration de la texture \mathcal{T} est étroitement lié à la qualité de la carte des profondeurs associée. Notons que certains algorithmes de fusion d'images réalisent un moyennage des quelques images à fusionner, pondéré par la mesure de netteté (voir sous-section 3.3.2.a).

Les approches 2-D « multi-échelles » procèdent différemment. Lors de la mesure de netteté, chaque section image de la séquence est représentée par une décomposition pyramidale, sur laquelle est effectuée une mesure de saillance (voir 4.1.2.b). L'image de texture est restaurée par recombinaison (ou décomposition inverse) d'une décomposition pyramidale composite, qui est le résultat de la fusion des décompositions originales. Cette fusion consiste généralement à garder les valeurs des décompositions originales maximisant la mesure de saillance, ou encore à prendre des moyennes pondérées par la mesure de saillance des valeurs des décompositions originales. Par ailleurs, Piella [Piella 03a] a investigué une approche « région » pour cette étape de fusion : l'idée est de réaliser une segmentation multi-échelle des décompositions originales et d'utiliser cette segmentation pour leurs fusions.

4.2.2.b Déconvolution

Compte tenu du sectionnement optique inéluctablement fini lors de l'acquisition, la texture se rapporte parfois, par endroits, à des zones de la surface observée \mathcal{S} n'appartenant pas à la profondeur de champ de la caméra. Par conséquent, en considérant un modèle convolutif de formation d'image, elle est quelquefois ponctuellement déconvoluée pour encore améliorer sa restauration et son rendu (voir Fig. 4.3(b)). En plus de l'interpolation de la topographie précédemment décrite (sous-section 4.2.1.b), Pradeep and Rajagopalan [Pradeep 07] réalisent également une déconvolution de la texture. La section image la plus nette est localement déconvoluée par un simple filtre de Wiener (sous-section 3.2.2 et Eq. 3.1 définie localement). En effet, la PSF h est approximée par une Gaussienne dont l'écart type est déduit de la première étape d'interpolation. Notons que l'interpolation de la topographie et la déconvolution de la texture (déconvolution 2.5-D) sont intrinsèques à la méthode de profondeur de champ étendue par optimisation itérative globale d'Aguet et al. [Aguet 08].

4.2.3 Reconstruction 3-D

Finalement, une reconstruction 3-D de la surface observée \mathcal{S} est obtenue simplement en projetant la texture \mathcal{T} sur la topographie ou représentation 3-D de la carte des profondeurs \mathcal{D} [Niederöst 03] (voir Fig. 4.3(c)).

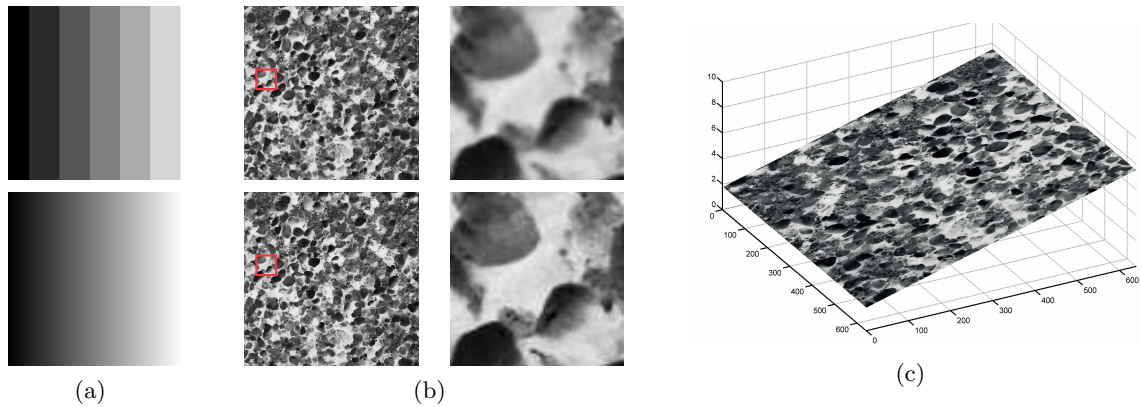


Fig. 4.3 – Informations topographiques, texturales et reconstruction 3-D restaurées à partir des séquences de la Fig. 4.1(b). (a) Carte des profondeurs brute (en haut), pour laquelle les artefacts en marches d’escalier sont clairement visibles, et interpolée (en bas); (b) texture brute (en haut) et déconvoluée (en bas) munies de zooms dans les régions marquées (rectangles rouges); (c) reconstruction 3-D en plaquant la texture déconvoluée sur la carte des profondeurs (ou topographie) interpolée.

4.3 Conclusions

Les concepts de *shape-from-focus* et de profondeur de champ étendue exposés longuement dans ce chapitre semblent adaptés à la problématique médicale affichée. Comme noté précédemment, l’état de restauration de la texture \mathcal{T} est étroitement lié à la qualité de la carte des profondeurs \mathcal{D} associée, qui elle-même dépend de la mesure de netteté préliminaire. En définitive, la carte des profondeurs et son interpolation, la texture et sa déconvolution, et en conséquence la reconstruction 3-D finale, dépendent avant tout de l’exactitude de la mesure de netteté initiale. Il a été décidé d’investiguer principalement cette étape essentielle du processus de reconstruction 3-D, afin notamment de mettre en place des mesures génériques, efficaces, et particulièrement robustes pour convenir au côté applicatif de cette thèse.

Deuxième partie

DÉVELOPPEMENT

Chapitre 5

Contexte expérimental

La première partie de ce manuscrit rappelait la théorie de formation des images et présentait un état de l’art sur les approches, méthodes et concepts en rapport avec la reconstruction et la restauration d’une scène observée et dégradée par une caméra « conventionnelle », et plus spécifiquement d’une surface après sectionnement optique. Cette seconde partie est consacrée aux différents développements réalisés durant cette thèse dans ce domaine précis. Elle concerne des travaux de recherche finalisés et en cours de publications [Fernandes 11a] [Fernandes 11c] [Fernandes 11b]. Tout d’abord, ce premier chapitre établit le contexte expérimental : il liste les méthodes de la littérature retenues comme référence et les séquences d’images tests, et décrit finalement le procédé de comparaisons des résultats obtenus par les méthodes « référence » et les nouvelles contributions. Ces dernières seront introduites dans les deux chapitres suivants, qui effectivement traitent véritablement des apports originaux.

Sommaire

5.1	Méthodes retenues	62
5.1.1	Mesure de netteté 2-D	62
5.1.2	Mesure de netteté 3-D	63
5.1.3	Optimisation globale 3-D	63
5.1.4	Interpolation de la topographie	63
5.2	Séquences d’images tests	64
5.2.1	Données simulées	64
5.2.2	Acquisitions réelles	65
5.3	Comparaisons des résultats	66
5.4	Conclusions	67

Voici les méthodes de la littérature retenues comme références (section 5.1), les séquences synthétiques ou réelles (section 5.2) soumises aux méthodes « référence » et mises en place, et enfin leur procédé de comparaisons (section 5.3).

5.1 Méthodes retenues

Parmi les nombreuses méthodes de la littérature dans les domaines du *shape-from-focus* et de la profondeur de champ étendue (sous-sections 3.3.1.b et 3.3.2.b, et chapitre 4), les sept suivantes ont été retenues. Elles forment un panel représentatif de la littérature, d'un point de vue à la fois stratégique et chronologique. Quatre méthodes agissent par l'intermédiaire d'une mesure de netteté 2-D. Les trois premières (2-D VAR, 2-D TEN et 2-D SML) apparaissent comme des méthodes de référence, très largement utilisées. La première est basée sur un outil statistique classique, les deux suivantes sur des filtres passe-haut (Sobel et Laplacien). La dernière méthode 2-D (2-D OPT), beaucoup plus récente, utilise un filtre passe-bande et est beaucoup plus robuste au bruit. La cinquième méthode (2-D DWT), également étiquetée comme mesure de netteté 2-D, réalise une analyse multi-échelle. Enfin, les deux dernières sont plus récentes et originales : 3-D DCT-PCA est une première mesure de netteté 3-D et 2.5-D DEC rejette une quelconque mesure de netteté en minimisant un modèle de formation d'images 3-D.

5.1.1 Mesure de netteté 2-D

5.1.1.a Approche voisinage

2-D VAR (VARiance) - Initialement introduite pour des applications de profondeur de champ étendue, elle est depuis devenue une méthode référence en *shape-from-focus*. Elle équivaut à la variance empirique des intensités des pixels dans un voisinage local \mathfrak{B}_r de taille r [Sugimoto 85] [Groen 85].

2-D TEN (TENegrad) - Initialement employée comme algorithme d'autofocalisation, elle est depuis très utilisée en *shape-from-focus* et en est même devenue une méthode référence. Elle correspond à la somme dans un voisinage local \mathfrak{B}_r de taille r des carrés des deux dérivées premières des intensités dans les directions \vec{x} et \vec{y} , en utilisant les opérateurs de Sobel pour approximer les gradients d'une image [Krotkov 87].

2-D SML (Somme des Laplaciens Modifiés) - Elle est une méthode référence en *shape-from-focus*. Elle est égale à la somme dans un voisinage local \mathfrak{B}_r de taille r des Laplaciens modifiés, lesquels correspondent à la somme des valeurs absolues des deux dérivées secondes des intensités dans les directions \vec{x} et \vec{y} , en utilisant une approximation discrète du Laplacien pour calculer les dérivées secondes d'une image [Nayar 94].

2-D OPT (mesure de netteté OPTique) - Développée par Malik et Choi [Malik 08] pour des applications de *shape-from-focus*, elle est obtenue en sommant la valeur absolue des énergies dans un voisinage local \mathfrak{B}_r de taille r après un filtrage passe-bande de l'image. Ce dernier, exécuté dans le domaine de Fourier, est basé sur le traitement bipolaire incohérent d'une image. Il équivaut à l'OTF « bipolaire » qui elle-même est l'intercorrélacion de deux fonctions pupille d'entrée (cas bipolaire de Eq. 2.24). La première est une différence de deux fonctions pupille Gaussiennes (Eq. 2.23) et la seconde est une impulsion de Dirac (ouverture « sténopé »). Cette approche est décrite comme très robuste au bruit.

5.1.1.b Approche multi-échelle

2-D DWT (*Discrete Wavelet Transform*) - Introduite par Forster et al. [Forster 04] et appliquée en profondeur de champ étendue, cette approche multi-échelle utilise une transformée en ondelettes discrète (ondelettes complexes de Daubechies). La mesure de saillance est la valeur absolue des coefficients des sous-images de détails (résultantes de filtrages passe-haut) de la décomposition en ondelettes (comportant 10 niveaux) et constitue la mesure de netteté. Lors de la construction de la décomposition composite, une vérification de cohérence des coefficients est faite : si deux des trois coefficients des sous-images de détails d'un même niveau de décomposition proviennent de la même section image, alors le troisième coefficient est également pris de cette même section image. Enfin, l'image de texture est la transformée en ondelettes discrète inverse de la décomposition composite.

5.1.2 Mesure de netteté 3-D

3-D DCT-PCA (*Discrete Cosine Transform et Principal Component Analysis*) - Cette méthode 3-D de *shape-from-focus* a été proposée par Mahmood et al. [Mahmood 08b]. Premièrement, dans le but d'accentuer les indices de netteté haute-fréquence, une transformation en cosinus discrète de voisinages locaux sectionnels \mathfrak{B}_r de la séquence d'images \mathcal{J} est effectuée et seules les composantes AC sont conservées. Deuxièmement, ces dernières sont transformées dans un espace propre, résultat d'une analyse en composantes principales de l'union des voisinages sectionnels précédents le long de la direction \vec{z} , et discriminées via la première composante principale. Cette seconde étape est similaire à l'étude statistique multivariée accomplie dans [Mahmood 08a].

5.1.3 Optimisation globale 3-D

2.5-D DEC (DEConvolution 2.5-D) - Mise en place par Aguet et al. [Aguet 08] et appliquée en profondeur de champ étendue, cette approche pose le problème de restauration de la texture comme une minimisation itérative globale basée sur le modèle convolutif 3-D de formation d'une séquence d'images (voir section 3.3.2.b). Rappelons qu'elle nécessite une approximation de la PSF 2-D h de la caméra, malgré le fait qu'elle soit assez peu sensible à cette dernière.

5.1.4 Interpolation de la topographie

Contrairement aux approches basées sur une mesure de netteté (2-D VAR, 2-D TEN, 2-D SML, 2-D OPT, 2-D DWT et 3-D DCT-PCA), la méthode 2.5-D DEC réalise directement une interpolation de la topographie et une déconvolution de la texture. Pour les autres, la carte des profondeurs est interpolée traditionnellement, c'est-à-dire via des ajustements de Gaussiennes [Nayar 94] (voir section 4.2.1.b).

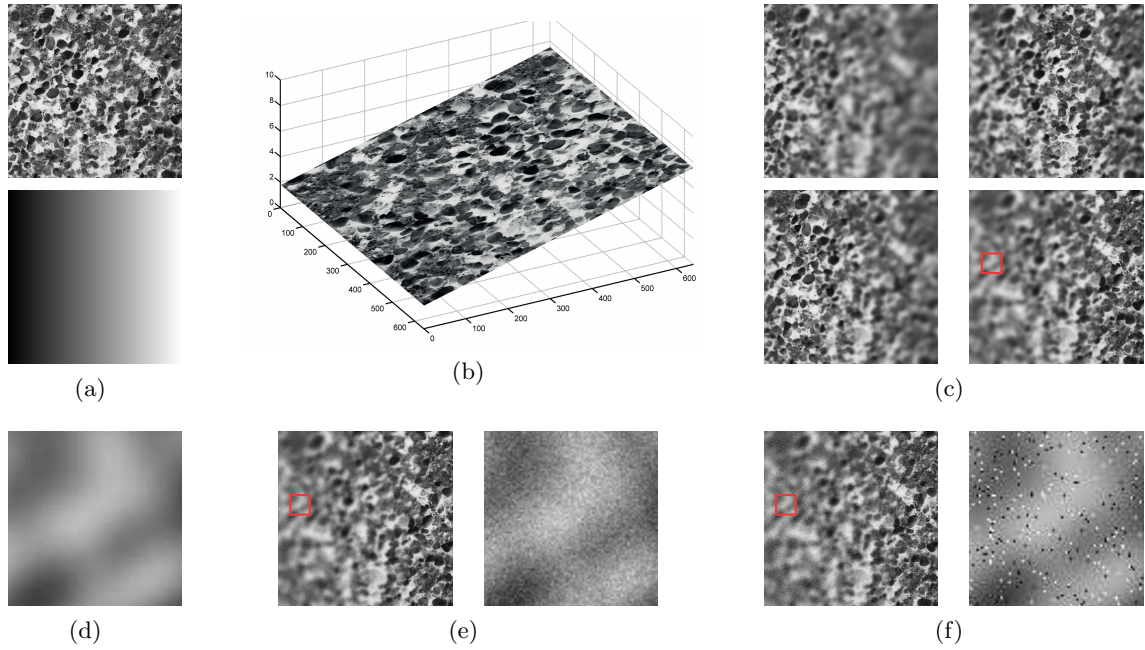


Fig. 5.1 – Génération d’une séquence simulée de 10 sections image. (a) Texture Brodatz D27 (en haut) et carte des profondeurs simulée (en bas) ; (b) surface 3-D synthétique ; (c) exemples de sections image individuelles de la séquence synthétique : sections 2 et 4 (en haut) et sections 6 et 8 (en bas) ; (d) zoom dans la région marquée (rectangle rouge) de la section 8 ; (e) exemple de section 8 dégradée d’un bruit Gaussien centré d’écart type 0.06 et munie d’un zoom dans la région marquée (rectangle rouge) ; (f) exemple de section 8 dégradée d’un bruit impulsif (poivre et sel) de densité 0.04 et munie d’un zoom dans la région marquée (rectangle rouge).

5.2 Séquences d’images tests

5.2.1 Données simulées

Depuis une texture arbitraire (dans notre cas, référencée dans [Brodatz 66]) et une carte des profondeurs simulée (voir Fig. 5.1(a)), une séquence d’images synthétique peut-être produite. Tout d’abord, une surface 3-D artificielle est construite en projetant la texture sur la carte des profondeurs (voir Fig. 5.1(b)). Cette dernière est ensuite discrétisée dans la direction \vec{z} avec un pas constant c_z en N positions successives du plan objet focalisée Π_f . Une image 2-D est créée suivant l’Eq. 2.13 pour chacune de ces positions et au final une séquence de N sections image est collectée (voir Fig. 5.1(c)). La PSF h est modélisée par une fonction Gaussienne 2-D, dont l’écart type croît avec la distance de défocalisation ζ . Ici, comme proposé dans [Aguet 08], l’écart type est une fonction affine de $|\zeta|$. Dans le but de considérer une illumination uniforme, chaque approximation 2-D de la PSF est normalisée afin d’exposer une énergie identique quelle que soit la défocalisation ζ (les coefficients sont normalisés par leur somme totale sur le support spatial de la PSF) [Forster 04]. En effet, un microscope classique est équipé d’une illumination de Köhler, qui est effectivement conçue pour illuminer uniformément l’échantillon indépendamment de la défocalisation. Parfois, différents types de bruits additifs, comme du bruit Gaussien ou impulsif (poivre et sel) [Gonzalez 08], sont introduits sur chacune des sections image de la séquence synthétique, de manière à tester la robustesse au bruit des différentes méthodes de reconstruction (voir Fig. 5.1(e) et Fig. 5.1(f)).

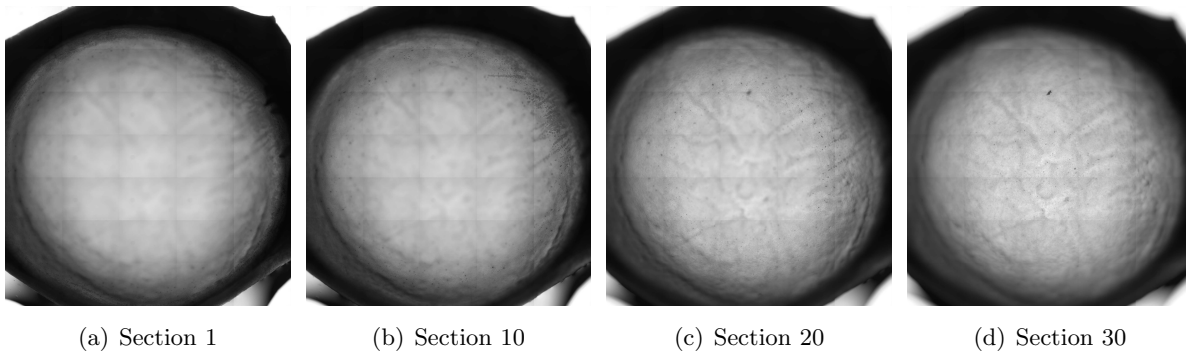


Fig. 5.2 – Séquence d'images d'un greffon cornéen humain acquise avec un microscope motorisé inversé IX81 en lumière blanche transmise, équipé d'un objectif $4\times / 0.1$ NA et couplé avec un capteur CCD (Olympus, Tokyo, Japon). Cette séquence est composée de 32 sections image collectées par pas de $c_z = 9.33 \mu\text{m}$. Chaque section, constituée de 1932×2029 pixels représentant un champ de 10.62×11.11 mm, est en fait une version sous-échantillonnée d'une mosaïque composée de 5×7 images recalées.

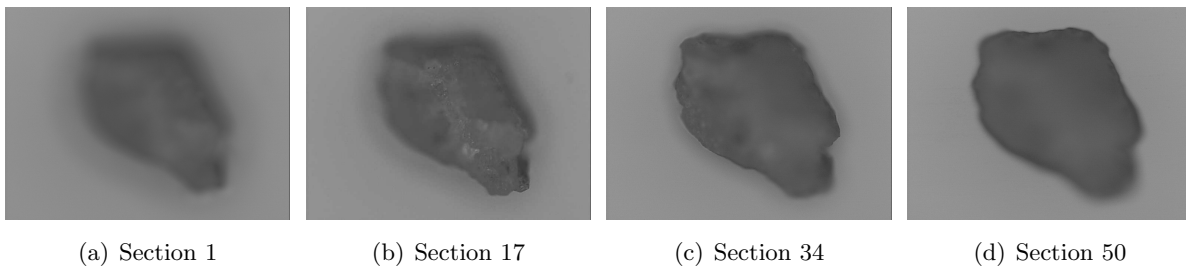


Fig. 5.3 – Séquence d'images d'un grain de sable acquise avec un microscope motorisé BX60M en lumière blanche réfléchie, équipé d'un objectif $10\times / 0.3$ NA et couplé avec un capteur CCD (Olympus, Tokyo, Japon). Cette séquence est composée de 50 sections image collectées par pas de $c_z = 9 \mu\text{m}$. Chaque section, constituée de 766×573 pixels, représente un champ de $1262 \times 944 \mu\text{m}$.

5.2.2 Acquisitions réelles

Les acquisitions réelles sont réalisées en microscopie optique conventionnelle et concernent les deux types d'illumination possibles, par transmission et par réflexion, et différents grossissements.

Greffon cornéen humain Le premier échantillon consiste en un greffon cornéen humain. La cornée est la partie antérieure transparente du globe oculaire, en forme de calotte sphérique et légèrement saillante. Le greffon est regardé par l'arrière en lumière transmise. C'est donc la face postérieure du greffon cornéen qui est observée. La cornée étant constituée de plusieurs couches cellulaires, elle correspond à la couche la plus interne de la cornée : l'endothélium. L'endothélium cornéen est une monocouche de cellules hexagonales, formant une mosaïque. Le greffon est préalablement coloré au rouge alizarine pour rougir les contours des cellules endothéliales qui sont alors plus opaques et apparaissent plus sombres. La séquence du greffon cornéen humain est présentée Fig. 5.2.

Grain de sable Le second échantillon est un grain de sable et sa séquence d'images est présentée Fig. 5.3.

Indentation de Vickers Le dernier échantillon est une plaque d'aluminium préalablement

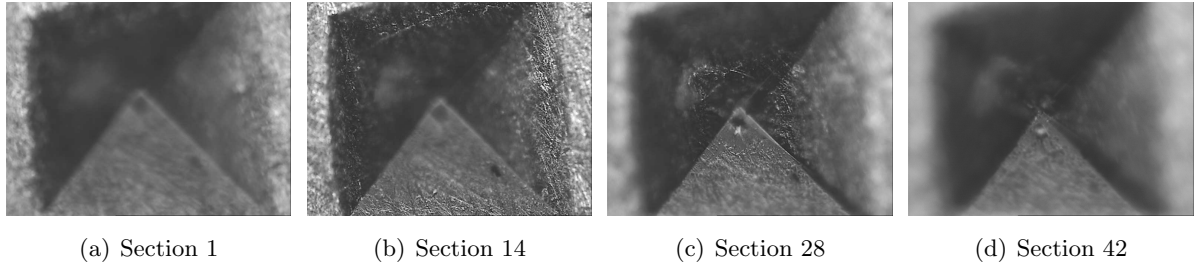


Fig. 5.4 – Séquence d’images d’un test de Vickers acquise avec un microscope motorisé BX60M en lumière blanche réfléchie, équipé d’un objectif $20\times / 0.46$ NA et couplé avec un capteur CCD (Olympus, Tokyo, Japon). Cette séquence est composée de 42 sections image collectées par pas de $c_z = 3.2 \mu\text{m}$. Chaque section, constituée de 766×573 pixels, représente un champ de $635 \times 475 \mu\text{m}$. L’indentation pyramidale de base carrée est clairement visible.



Fig. 5.5 – Masques binaires utilisés pour exclure les arrière-plans des processus de reconstruction 3-D pour les séquences : (a) du greffon cornéen ; (b) du grain de sable.

polie sur laquelle est effectuée un test de dureté de Vickers [Tabor 00]. Sa séquence d’images est présentée Fig. 5.4. L’indentation se fait avec une pointe pyramidale normalisée en diamant, de base carrée et d’angle au sommet entre faces égal à 136° .

Contrairement aux deux autres, l’échantillon du grain de sable révèle une topographie plus complexe, escarpée et présentant des discontinuités. Pour les séquences du greffon cornéen humain et du grain de sable, un masque binaire est utilisé dans le but d’exclure l’arrière-plan du processus de reconstruction 3-D [Niederöst 03]. En effet, dans ces deux cas, le fond est presque idéalement transparent et n’apparaît donc jamais focalisé dans la séquence (Fig. 5.2 ou Fig. 5.3). Ces masques binaires, exposés Fig. 5.5, sont créés manuellement. Les deux dernières acquisitions paraissent plus bruitées que la première, elle nécessiteront donc une taille r de voisinage \mathfrak{B}_r , plus grande. De plus, leurs topographies seront présentées après un filtrage médian dans un voisinage \mathfrak{B}_2 .

5.3 Comparaisons des résultats

Les méthodes de reconstruction seront principalement évaluées par l’examen des cartes des profondeurs résultantes. Les tests avec des données simulées nous permettent de disposer de références à partir desquelles des comparaisons quantitatives peuvent être effectuées. La

référence ou réalité du terrain (*ground truth*) est la carte des profondeurs synthétique préalablement utilisée lors de la simulation (voir sous-section 5.2.1). Les erreurs sont quantifiées en termes de racine carrée de l'erreur quadratique moyenne RMSE (*root-mean-square-error*) par rapport à la *ground truth* [Gonzalez 08]. Au contraire des cartes des profondeurs reconstruites à partir des acquisitions réelles qui, en l'absence de *ground truth*, seront uniquement examinées visuellement et comparées qualitativement.

En revanche, les mesures de netteté (2-D VAR, 2-D TEN, 2-D SML, 2-D OPT, 2-D DWT et 3-D DCT-PCA) seront également comparées en utilisant la définition analytique suivante de la résolution en profondeur σ^2 (Eq. 5.1). Supposons une sous-fonctionnelle longitudinale de netteté $F(z)$ variant avec la profondeur z à travers une fonctionnelle 3-D \mathcal{F} des degrés de netteté. Soit z_0 la position de F exposant le degré de netteté maximal. La résolution en profondeur σ^2 de F est définie comme :

$$\sigma^2 = \frac{1}{\|F\|^2} \int_{-\infty}^{\infty} (z - z_0)^2 |F(z)|^2 dz, \quad (5.1)$$

avec $\|\cdot\|$ la norme Euclidienne. C'est la définition standard de la résolution utilisée dans le principe d'incertitude d'Heisenberg [Yang 03]. De plus, elle est similaire à la mesure d'incertitude d'autofocalisation AUM (*Autofocusing Uncertainty Measure*) proposée dans [Subbarao 98]. Dans notre cas, la résolution en profondeur σ^2 sera calculée pour toutes les sous-fonctionnelles longitudinales de netteté $F_{x,y}$ de \mathcal{F} et une moyenne en sera faite. Elle ne traduit pas l'exactitude d'une mesure de netteté mais plutôt sa finesse et sa robustesse. Une résolution en profondeur σ^2 petite tend à révéler une sous-fonctionnelle longitudinale présentant un seul pic fin et élevé à une position donnée, correspondant effectivement à la netteté ou pas.

5.4 Conclusions

Ce chapitre a posé le contexte expérimental. Les développements ultérieurs seront testés sur les séquences d'images tests et comparés aux méthodes « référence ». Le chapitre 6 introduira des nouvelles mesures psychophysiques de netteté 2-D dans le cadre du modèle LIP et le chapitre 7 une nouvelle mesure de netteté 3-D basée sur des analyses statistiques multivariées.

Chapitre 6

Mesures psychophysiques de netteté 2-D dans le cadre du modèle LIP

Ce chapitre propose d'améliorer quelques mesures de netteté 2-D classiques du chapitre 5 précédent en utilisant le modèle LIP (*Logarithmic Image Processing*).

Sommaire

6.1	Modèle LIP	70
6.1.1	Fondamentaux mathématiques	70
6.1.2	Justifications physiques	71
6.2	Mesures psychophysiques de netteté LIP	72
6.2.1	Tenengrad LIP	72
6.2.2	Somme de Laplaciens modifiés LIP	73
6.2.3	Variance LIP	74
6.3	Résultats et discussions	76
6.3.1	Données simulées	76
6.3.2	Acquisitions réelles	77
6.4	Conclusions	78

Ces quarante dernières années, de nombreuses mesures de netteté ont été proposées (section 4.1). Leur objectif est d'estimer des degrés de netteté d'une image 2-D ou d'une séquence d'images 2-D en essayant généralement d'accentuer et de quantifier les indices haute-fréquence de ces dernières. Simultanément, un cadre mathématique original, le modèle LIP (*Logarithmic Image Processing*), a été introduit au milieu des années quatre-vingt pour un traitement d'images stable sur un intervalle d'intensités borné. Ce modèle est cohérent physiquement, notamment avec des modèles de formations d'images et plusieurs lois et caractéristiques de la perception visuelle humaine. Dès lors, ce chapitre propose de réinterpréter en utilisant le modèle LIP les trois mesures 2-D les plus communément employées (et décrites dans le chapitre 5) : 2-D VAR, 2-D TEN et 2-D SML. Dans le contexte de la perception visuelle humaine, ces réinterprétations essaient d'estimer des degrés de netteté en termes de sensation perçue (phanie) à une intensité lumineuse stimulante (stimulus). Les mesures de netteté psychophysiques LIP ainsi introduites sont ensuite illustrées et validées par différentes expérimentations sur

des données simulées et des acquisitions réelles, comme décrit dans le chapitre 5. Elles sont principalement comparées à leurs mesures traditionnelles respectives, dites de référence.

6.1 Modèle LIP

Le modèle LIP (*Logarithmic Image Processing*) est un cadre mathématique permettant des traitements d'images stables sur un intervalle d'intensités borné [Pinoli 87], [Jourlin 87], [Jourlin 88]. Il est non seulement rigoureusement établi mathématiquement (section 6.1.1), mais il est aussi cohérent physiquement (section 6.1.2).

6.1.1 Fondamentaux mathématiques

Le lecteur pourra se référer à [Pinoli 87], [Pinoli 92] et [Pinoli 97a] pour une théorie mathématique complète du modèle LIP.

Dans le modèle LIP, l'intensité d'une image est complètement représentée par sa fonction en tons de gris f associée. Une telle fonction est définie sur le support spatial \mathbb{R}^2 et à valeurs dans l'intervalle réel borné $[0, M)$, appelé l'intervalle des tons de gris, où M est strictement positif. La valeur d'une fonction en tons de gris en un pixel (x, y) du support spatial \mathbb{R}^2 est appelée un ton de gris.

L'ensemble des fonctions en tons de gris définies sur le support spatial \mathbb{R}^2 et à valeurs dans l'intervalle borné $[0, M)$ est noté S . Cet ensemble S est structuré comme un cône positif pour les opérations spécifiques \triangleleft et \triangle , respectivement l'addition interne et la multiplication scalaire par un nombre réel positif, définies par :

$$\forall f, g \in S \quad f \triangleleft g = f + g - \frac{fg}{M}, \quad (6.1)$$

et

$$\forall f \in S, \forall \lambda \in \mathbb{R} \quad \lambda \triangle f = M - M \left(1 - \frac{f}{M}\right)^\lambda. \quad (6.2)$$

En effet, ces opérations sont bornées dans $[0, M)$, l'addition LIP \triangleleft est commutative et associative, la multiplication LIP \triangle est associative et distributive par rapport à l'addition LIP \triangleleft et le ton de gris nul $0_\triangle = 0$ est l'élément neutre de l'addition LIP \triangleleft .

Dans le but d'élargir le cône positif S à un espace vectoriel réel, une signification mathématique doit être donnée à l'opposé $\triangle f$ d'une fonction en tons de gris f et la multiplication LIP \triangle doit être étendue à une multiplication scalaire par n'importe quel nombre réel. Pour cela, l'opposé \triangle d'une fonction en tons de gris est immédiat par :

$$\forall f \in S \quad \triangle f = \frac{-Mf}{M-f}, \quad (6.3)$$

et permet la différence entre deux fonctions en tons de gris :

$$\forall f, g \in S \quad f \triangle g = M \frac{f-g}{M-g}. \quad (6.4)$$

Par conséquent, le cône positif S élargi à l'ensemble des fonctions en tons de gris définies sur le support spatial \mathbb{R}^2 et à valeurs dans $(-\infty, M)$ devient un espace vectoriel réel pour les opérations algébriques spécifiques \triangle et \triangle . En plus de l'algèbre linéaire et abstraite, l'espace vectoriel S est ordonné pour la relation d'ordre usuelle \geq . Il est important de remarquer que la différence LIP \triangle est positive pour deux fonctions en tons de gris f et g qui vérifient l'inégalité suivante $f \geq g$.

L'espace vectoriel S des fonctions en tons de gris est algébriquement et topologiquement isomorphe à l'espace vectoriel classique, défini sur le support spatial \mathbb{R}^2 et à valeurs dans l'ensemble des réels \mathbb{R} , par l'application φ (transformation isomorphique) suivante :

$$\forall f \in S \quad \varphi(f) = -M \ln \left(1 - \frac{f}{M} \right). \quad (6.5)$$

Le nombre réel $\varphi(f)$ est la transformation isomorphique du ton de gris f . La transformation isomorphique inverse φ^{-1} de $\varphi(f)$ est alors définie par la relation suivante :

$$f = \varphi^{-1}(\varphi(f)) = M \left(1 - \exp \left(-\frac{\varphi(f)}{M} \right) \right). \quad (6.6)$$

Cet isomorphisme fondamental permet l'introduction de notions et structures de l'analyse fonctionnelle, comme les opérations sur des tons de gris suivantes :

- Produit scalaire entre tons de gris :

$$\forall f, g \in S \quad \langle f, g \rangle_{\triangle} = \varphi(f)\varphi(g); \quad (6.7)$$

- Norme Euclidienne d'un ton de gris :

$$\forall f \in S \quad \|f\|_{\triangle} = |\varphi(f)|_{\mathbb{R}}, \quad (6.8)$$

où $|\cdot|_{\mathbb{R}}$ dénote la valeur absolue usuelle.

6.1.2 Justifications physiques

Le lecteur pourra se référer à [Pinoli 97a] pour de nombreuses compatibilités et justifications physiques et/ou psychophysiques du modèle LIP et, plus exactement, pour une étude comparative de plusieurs modèles linéaires généralisés, typiquement des espaces vectoriels, pour le traitement des images.

Dans l'approche LIP, l'échelle des tons de gris $[0, M)$ est inversée par rapport à la convention classique : la valeur 0 correspond au blanc « total » tandis que le nombre réel positif M représente le noir « absolu ». Une fonction en tons de gris $f(x, y)$ est alors simplement liée à la fonction classique des niveaux de gris, dénotée $\bar{f}(x, y)$, par la relation suivante :

$$f(x, y) = M - \bar{f}(x, y). \quad (6.9)$$

Cette inversion d'échelle est justifiée d'un point de vue mathématique [Pinoli 92], physique (évidente pour les images obtenues en lumière transmise) [Jourlin 88] et psychophysique [Pinoli 97b].

La structure LIP est cohérente avec les lois physiques de formation d'images par transmission [Jourlin 88] [Mayet 96] [Jourlin 01], et les modèles de formations d'images par réflexion et transmission multiplicatives [Deng 93] [Pinoli 97a].

Dans le contexte de la perception visuelle humaine, une fonction en tons de gris $f(x, y)$ correspond à une fonction d'intensité lumineuse incidente $F(x, y)$ par la relation suivante :

$$f(x, y) = M \left(1 - \frac{F(x, y)}{F_{\max}} \right), \quad (6.10)$$

où F_{\max} est l'intensité lumineuse de saturation (*glare limit*) [Pinoli 97b]. Tout d'abord, Weber a décrit la capacité de l'œil humain à détecter deux intensités lumineuses incidentes F et G avec une différence $F - G$ juste perceptible (ou liminaire). La soustraction LIP $f \triangle g$ (Eq. 6.3) est cohérente avec la loi visuelle de Weber [Pinoli 97b]. En fait, le modèle LIP définit des opérations spécifiques pour agir directement sur la fonction d'intensité de la lumière (stimulus) via la notion de fonction en tons de gris. Quelques années après Weber, Fechner a établi une relation logarithmique entre l'intensité lumineuse F (stimulus) et la phanie « subjective » B (intensité lumineuse perçue ou sensation relative au stimulus). Il a été montré que B est une fonction affine de la transformation isomorphe $\varphi(f)$ de la fonction en tons de gris f [Pinoli 97b]. Par conséquent, l'isomorphisme fondamental (Eq. 6.5), et donc la norme euclidienne LIP (Eq. 6.8), du modèle LIP permettent de manipuler des phanies (avec les opérations usuelles). Les mesures de netteté LIP suivantes essaient notamment d'estimer des degrés de netteté en termes de phanie (intensité lumineuse perçue) et de sensation.

6.2 Mesures psychophysiques de netteté LIP

Cette section propose des réinterprétations psychophysiques en utilisant le modèle LIP de trois mesures de netteté 2-D classiques présentées dans la section 5.1. Cette approche n'est évidemment pas restreinte à une classe spécifique de mesures de netteté mais, par commodité, ce travail s'est limité aux trois mesures « référence » les plus largement utilisées. Les deux premières mesures revisitées, appelées tenengrad LIP (section 6.2.1) et somme de Laplaciens modifiés LIP (section 6.2.2), sont des méthodes basées sur des différentiations de fonctions en tons de gris. Précédemment, Deng et Pinoli avaient déjà étudié des méthodes de détection de contours usant de dérivées au sens LIP [Deng 98]. La troisième et dernière mesure est une approche statistique, généralement plus robuste au bruit, basée sur la variance et donc référée comme variance LIP (section 6.2.3).

6.2.1 Tenengrad LIP

Une fonction en tons de gris $f(x, y)$ est dite différentiable au point (x, y) de \mathbb{R}^2 dans la direction du vecteur non-nul $\vec{\nu} = (\nu_x, \nu_y)$ de \mathbb{R}^2 si l'expression suivante existe :

$$\partial_{\Delta\vec{\nu}} f(x, y) = \lim_{\substack{t > 0 \\ t \rightarrow 0}} \frac{1}{t \|\vec{\nu}\|_{\mathbb{R}^2}} \triangle (f(x + t\nu_x, y + t\nu_y) \triangle f(x, y)), \quad (6.11)$$

où $\|\cdot\|_{\mathbb{R}^2}$ est la norme euclidienne sur \mathbb{R}^2 . $\partial_{\Delta\vec{\nu}} f(x, y)$ est donc la dérivée première directionnelle de la fonction en tons de gris $f(x, y)$ au point (x, y) et dans la direction du vecteur plan $\vec{\nu}$. Les deux dérivées premières partielles de la fonction en tons de gris $f(x, y)$, dénotées $\partial_{\Delta\vec{x}} f(x, y)$ et $\partial_{\Delta\vec{y}} f(x, y)$, sont des cas particuliers de l'Eq. 6.11 dans les directions des vecteurs $\vec{x} = (1, 0)$ et

$$\begin{array}{ccc}
 f_1 & f_2 & f_3 \\
 f_4 & f(x, y) & f_5 \\
 f_6 & f_7 & f_8
 \end{array}$$

Fig. 6.1 – Voisinage \mathfrak{B}_1 d'un pixel (x, y) d'une fonction en tons de gris discrète f .

$\vec{y} = (0, 1)$, respectivement. Dans le cas discret (support spatial $\mathbb{D}_x \times \mathbb{D}_y \subset \mathbb{Z}^2$), ces deux dérivées possèdent plusieurs approximations, notamment les opérateurs de Sobel. Similairement au cas usuel, les opérateurs de Sobel LIP d'une fonction en tons de gris discrète $f(x, y)$ en utilisant le voisinage \mathfrak{B}_1 (voir Fig. 6.1) sont donnés par :

$$\begin{aligned}
 \partial_{\Delta\vec{x}}f(x, y) &= \frac{1}{4} \triangle ((f_1 \triangle 2 \triangle f_4 \triangle f_6) \triangle (f_3 \triangle 2 \triangle f_5 \triangle f_8)), \\
 \partial_{\Delta\vec{y}}f(x, y) &= \frac{1}{4} \triangle ((f_1 \triangle 2 \triangle f_2 \triangle f_3) \triangle (f_6 \triangle 2 \triangle f_7 \triangle f_8)).
 \end{aligned} \tag{6.12}$$

En accord avec la stratégie classique [Krotkov 87], les normes Euclidiennes LIP (Eq. 6.8) des deux premières dérivées partielles $\partial_{\Delta\vec{x}}f(x, y)$ et $\partial_{\Delta\vec{y}}f(x, y)$ sont prises puis élevées au carré. Finalement, une mesure d'énergie dans un voisinage \mathfrak{B}_r de taille r est effectuée en sommant dans \mathfrak{B}_r toutes les valeurs résultantes. Par conséquent, la mesure de netteté tenengrad LIP, dénotée TEN_Δ , est obtenue comme suit :

$$\text{TEN}_\Delta(x, y) = \sum_{(x, y) \in \mathfrak{B}_r} \|\partial_{\Delta\vec{x}}\|_\Delta^2 + \|\partial_{\Delta\vec{y}}\|_\Delta^2. \tag{6.13}$$

6.2.2 Somme de Laplaciens modifiés LIP

La dérivée seconde directionnelle, dénotée $\partial_{\Delta\vec{v}}^2f(x, y)$, d'une fonction en tons de gris $f(x, y)$ au point (x, y) dans la direction du vecteur non-nul plan $\vec{v} = (\nu_x, \nu_y)$, si elle existe, est égale à :

$$\partial_{\Delta\vec{v}}^2f(x, y) = \lim_{\substack{t > 0 \\ t \rightarrow 0}} \frac{1}{t \|\vec{v}\|_{\mathbb{R}^2}} \triangle (\partial_{\Delta\vec{v}}f(x + t\nu_x, y + t\nu_y) \triangle \partial_{\Delta\vec{v}}f(x, y)), \tag{6.14}$$

Comme pour le premier ordre, les dérivées secondes partielles $\partial_{\Delta\vec{x}}^2f(x, y)$ et $\partial_{\Delta\vec{y}}^2f(x, y)$ sont respectivement calculées dans les directions des vecteurs $\vec{x} = (1, 0)$ et $\vec{y} = (0, 1)$ dans l'Eq. 6.14. L'opérateur Laplacien LIP, dénoté ∇_Δ^2 , est défini pour une fonction en tons de gris $f(x, y)$ deux fois différentiable comme :

$$\nabla_\Delta^2f(x, y) = \partial_{\Delta\vec{x}}^2f(x, y) \triangle \partial_{\Delta\vec{y}}^2f(x, y). \tag{6.15}$$

Malgré la présence d'indices de netteté (c'est-à-dire de composantes haute-fréquence), les deux dérivées secondes $\partial_{\Delta\vec{x}}^2f(x, y)$ et $\partial_{\Delta\vec{y}}^2f(x, y)$ dans les directions \vec{x} et \vec{y} peuvent présenter des valeurs élevées mais de signes opposés. Leur somme (Laplacien) ∇_Δ^2 est donc faible, ce qui est un comportement instable pour une mesure de netteté. Dans le but de résoudre ce problème, Nayar and Nakagawa [Nayar 94] ont introduit le Laplacien modifié, dont l'expression LIP, dénotée ML_Δ , est directement définie en utilisant la norme euclidienne LIP (Eq. 6.8) :

$$\text{ML}_\Delta(x, y) = \|\partial_{\Delta\vec{x}}^2f(x, y)\|_\Delta + \|\partial_{\Delta\vec{y}}^2f(x, y)\|_\Delta. \tag{6.16}$$

Son approximation discrète dans un voisinage \mathfrak{B}_1 est la suivante :

$$\text{ML}_\Delta(x, y) = \|2 \triangle f(x, y) \triangle f_4 \triangle f_5\|_\Delta + \|2 \triangle f(x, y) \triangle f_2 \triangle f_7\|_\Delta. \quad (6.17)$$

Finalemnt et comme précédemment, la mesure de netteté dite somme de Laplaciens modifiés LIP et dénotée SML_Δ est calculée en effectuant une mesure d'énergie au sein d'un voisinage \mathfrak{B}_r de taille r , c'est-à-dire en sommant dans \mathfrak{B}_r toutes les valeurs ML_Δ :

$$\text{SML}_\Delta(x, y) = \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \text{ML}_\Delta(x, y). \quad (6.18)$$

6.2.3 Variance LIP

6.2.3.a Définition

Etant donné le caractère strictement croissant de la transformation isomorphe inverse φ^{-1} , la définition de la mesure de netteté variance LIP est réduite à la variance usuelle dans un voisinage \mathfrak{B}_r des transformées isomorphiques (Eq. 6.5) des tons de gris :

$$\text{VAR}_\Delta(x, y) = \underset{(x,y) \in \mathfrak{B}_r}{\text{E}} \left[\left(\varphi(f(x, y)) - \underset{(x',y') \in \mathfrak{B}_r}{\text{E}} [\varphi(f(x', y'))] \right)^2 \right], \quad (6.19)$$

où l'opérateur $\text{E}[\cdot]$ traduit la moyenne usuelle des transformées isomorphiques (Eq. 6.5) des tons de gris dans un voisinage \mathfrak{B}_r , qui est définie par :

$$\underset{(x,y) \in \mathfrak{B}_r}{\text{E}} [\varphi(f(x, y))] = \frac{1}{\#\mathfrak{B}_r} \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \varphi(f(x, y)), \quad (6.20)$$

avec $\#\mathfrak{B}_r$ le cardinal de \mathfrak{B}_r . Ainsi, cette définition est cohérente avec la volonté d'établir des mesures de netteté LIP en termes de phanie, de sensation (voir section 6.1.2).

6.2.3.b Interprétation en termes « d'informations de Shannon »

Dans le but d'améliorer sa compréhension, cette troisième mesure de netteté LIP peut être interprétée différemment au sens de la théorie statistique de l'information de Shannon. En effet, Deng a récemment établi une interprétation du contraste LIP en termes « d'informations de Shannon » [Deng 09]. Nous allons similairement étudier la mesure de netteté VAR_Δ .

Dans un voisinage $\mathfrak{B}_r(x, y)$, la probabilité de la fonction en niveaux de gris classique \bar{f} au pixel (x, y) , dénotée $p(x, y)$, est égale à :

$$p(x, y) = \frac{\bar{f}(x, y)}{\sum_{(x',y') \in \mathfrak{B}_r} \bar{f}(x', y')}. \quad (6.21)$$

Ce modèle probabiliste est appelé modèle P . D'après le modèle P , l'information de Shannon $I_P(x, y)$ du pixel (x, y) est définie par :

$$I_P(x, y) = -\ln(p(x, y)). \quad (6.22)$$

Soit un autre modèle probabiliste nommé modèle Q , qui utilise une distribution uniforme dans le même voisinage $\mathfrak{B}_r(x, y)$. Comme telles, la probabilité et l'information de Shannon du pixel (x, y) sont respectivement $q(x, y) = 1/\#\mathfrak{B}_r$ et $I_Q(x, y) = -\ln(q(x, y))$. Dès lors, l'information relative $I_{Q|P}(x, y)$ et l'entropie relative $D_{Q||P}$ du modèle Q sachant P sont définies comme suit :

$$I_{Q|P}(x, y) = I_P(x, y) - I_Q(x, y) = \ln \left(\frac{q(x, y)}{p(x, y)} \right), \quad (6.23)$$

et

$$D_{Q||P} = \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} q(x, y) \ln \left(\frac{q(x, y)}{p(x, y)} \right), \quad (6.24)$$

respectivement. Toutes deux apparaissent comme de bons moyens de comparer les deux distributions P et Q . En effet, elles indiquent comment le modèle « uniforme » fictif Q s'accorde au véritable modèle P . De faibles (resp. fortes) valeurs de $I_{Q|P}(x, y)$ et $D_{Q||P}$ révèlent une adéquation médiocre (resp. importante) des données de P avec le modèle Q . Si l'adéquation est parfaite, c'est-à-dire $p(x, y) = q(x, y) = 1/\#\mathfrak{B}_r$ pour toutes les données de P , alors tous les pixels du voisinage \mathfrak{B}_r ont le même niveau de gris. Par conséquent, $I_{Q|P}(x, y)$ et $D_{Q||P}$ quantifient les contrastes des niveaux de gris des pixels de \mathfrak{B}_r . Finalement, la mesure de netteté LIP VAR_Δ est équivalente à :

$$\begin{aligned} \text{VAR}_\Delta(\mathfrak{B}_r) &= M^2 \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} (q(x, y)I_{Q|P}(x, y) - q(x, y)D_{Q||P})^2 \\ &= M^2 \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \left(q(x, y) \ln \left(\frac{q(x, y)}{p(x, y)} \right) - q(x, y)^2 \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \ln \left(\frac{q(x, y)}{p(x, y)} \right) \right)^2. \end{aligned} \quad (6.25)$$

Une faible valeur du terme au carré sommé ci-dessus révèle un voisinage \mathfrak{B}_r de pixels avec des niveaux de gris similaires et, au contraire, une forte valeur indique un voisinage \mathfrak{B}_r contenant plus de détails contrastés.

Démonstration de l'Eq. 6.25 :

D'une part, en combinant les Eq. 6.5 et Eq. 6.9, la relation entre une fonction en niveaux de gris \bar{f} et la transformation isomorphe $\varphi(f)$ d'une fonction en tons de gris f au pixel (x, y) est donnée par :

$$\varphi(f(x, y)) = -M \ln \frac{\bar{f}(x, y)}{M}. \quad (6.26)$$

Après quelques manipulations algébriques simples en utilisant l'Eq. 6.26, la définition de la mesure de netteté VAR_Δ devient :

$$\begin{aligned} \text{VAR}_\Delta(\mathfrak{B}_r) &= \mathbb{E}_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \left[\left(\varphi(f(x, y)) - \mathbb{E}_{(x',y') \in \mathfrak{B}_r} [\varphi(f(x', y'))] \right)^2 \right] \\ &= \frac{M^2}{\#\mathfrak{B}_r} \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \left(-\ln(\bar{f}(x, y)) + \frac{1}{\#\mathfrak{B}_r} \sum_{(x',y') \in \mathfrak{B}_r} \ln(\bar{f}(x', y')) \right)^2. \end{aligned} \quad (6.27)$$

D'autre part, l'information relative (Eq. 6.23) et l'entropie relative (Eq. 6.24) peuvent être respectivement développées en :

$$I_{Q|P}(x, y) = \ln \left(\sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \bar{f}(x, y) \right) - \ln(\#\mathfrak{B}_r) - \ln(\bar{f}(x, y)), \quad (6.28)$$

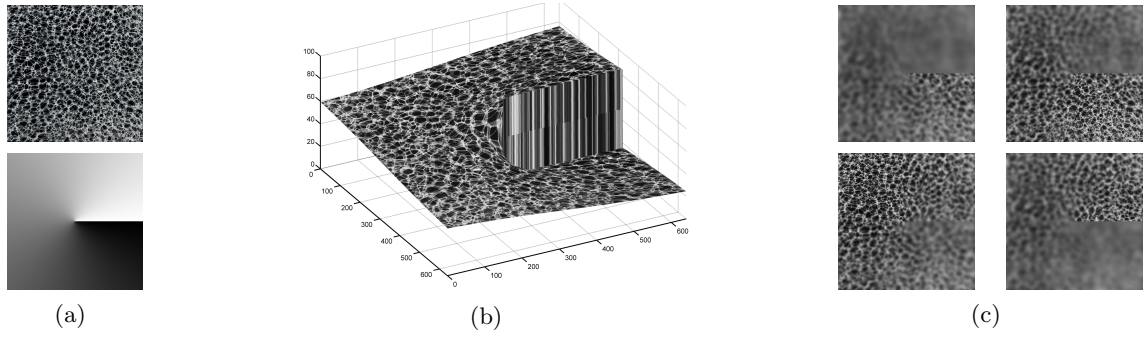


Fig. 6.2 – Génération d'une séquence simulée de 32 images. (a) Texture Brodatz D111 (en haut) et carte des profondeurs simulée (en bas); surface 3-D synthétique; (c) sections image individuelles de la séquence synthétique : sections 1 et 11 (en haut) et sections 20 et 30 (en bas). Il est à noter que cette surface synthétique présente une discontinuité.

et

$$D_{Q||P} = \ln \left(\sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \bar{f}(x,y) \right) - \ln(\#\mathfrak{B}_r) - \frac{1}{\#\mathfrak{B}_r} \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \ln(\bar{f}(x,y)). \quad (6.29)$$

La soustraction de l'entropie relative (Eq. 6.29) à l'information relative (Eq. 6.28) est alors :

$$I_{Q|P}(x,y) - D_{Q||P} = -\ln(\bar{f}(x,y)) + \frac{1}{\#\mathfrak{B}_r} \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} \ln(\bar{f}(x,y)). \quad (6.30)$$

En incorporant l'Eq. 6.30 dans l'Eq. 6.27, cette dernière aboutit finalement à l'Eq. 6.25 :

$$\begin{aligned} \text{VAR}_{\Delta}(\mathfrak{B}_r) &= \frac{M^2}{\#\mathfrak{B}_r} \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} (I_{Q|P}(x,y) - D_{Q||P})^2 \\ &= M^2 \sum_{(x,y) \in \mathfrak{B}_r} (q(x,y)I_{Q|P}(x,y) - q(x,y)D_{Q||P})^2. \end{aligned} \quad (6.31)$$

■

6.3 Résultats et discussions

Nous allons maintenant illustrer le potentiel des mesures psychophysiques de netteté 2-D proposées exploitant le modèle LIP (2-D VAR_{Δ} , 2-D TEN_{Δ} et 2-D SML_{Δ}) sur une séquence synthétique puis sur quelques acquisitions réelles. Elles seront comparées à leurs mesures « référence » respectives (2-D VAR, 2-D TEN et 2-D SML).

6.3.1 Données simulées

La séquence synthétique utilisée pour ces tests, et simulée via le procédé décrit dans le chapitre précédent (chapitre 5), est présentée Fig. 6.2. Les performances (RMSE et σ^2) des mesures psychophysiques de netteté 2-D LIP proposées et de leurs versions de référence respectives en fonction de la taille r du voisinage \mathfrak{B}_r utilisé sont présentées Fig. 6.3. Le but n'est pas de

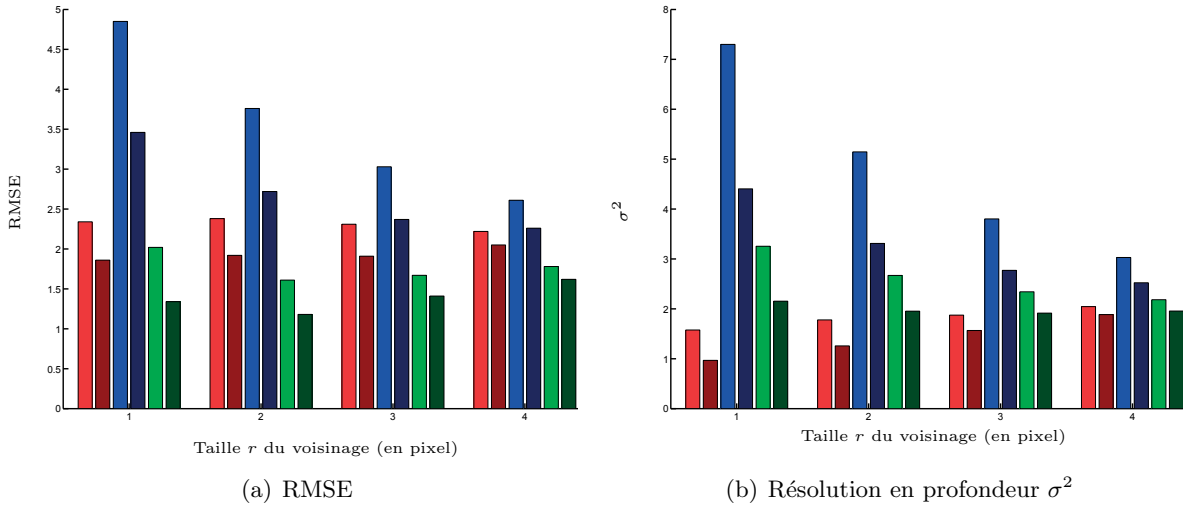


Fig. 6.3 – Performances des mesures de netteté pour la séquence synthétique de la figure Fig.6.2 en fonction de la taille r du voisinage \mathfrak{B}_r utilisé. Légende : ■ 2-D VAR ■ 2-D VAR $_{\Delta}$ ■ 2-D TEN ■ 2-D TEN $_{\Delta}$ ■ 2-D SML ■ 2-D SML $_{\Delta}$. Les mesures psychophysiques de netteté LIP commettent moins d’erreurs lors de la construction de la carte des profondeurs et exposent des résolutions en profondeur plus fines et précises que leurs méthodes traditionnelles respectives.

choisir la taille r optimale mais de comparer chaque mesure de netteté traditionnelle avec sa réinterprétation LIP. Les différentes instances de r doivent donc être discutées indépendamment. Remarquons simplement qu’une taille r trop grande risque de dégrader la discontinuité exhibée par la topographie (Fig.6.2(a)). Pour chacune des instances de r , les réinterprétations LIP surpassent clairement leurs mesures respectives : elles commettent moins d’erreurs sur l’estimation de la carte des profondeurs et exposent des résolutions en profondeur plus fines et précises. Les améliorations sont encore plus évidentes pour de faibles tailles de voisinage. En effet, même au sein d’un petit voisinage \mathfrak{B}_r , les mesures de netteté LIP sont encore capables de capturer des indices de netteté dans des régions texturales vastes et homogènes, donc constituées de peu de composantes haute-fréquence. Plus généralement, elles offrent une meilleure capacité à distinguer et discriminer la position focalisée d’une région faiblement contrastée, texturée : elles révèlent une sensibilité plus fine. La sensibilité d’une mesure de netteté est sa capacité à distinguer une donnée focalisée la plus médiocrement contrastée. Elles permettent ainsi d’employer de plus petits voisinages \mathfrak{B}_r , qui lissent moins la carte des profondeurs résultante et préservent mieux les fortes pentes et les discontinuités de la topographie réelle.

6.3.2 Acquisitions réelles

Les séquences réelles, présentées et décrites dans le chapitre 5, concernent les deux types d’illumination possibles en microscopie optique conventionnelle : par transmission et par réflexion, et différents grossissements. Les séquences du grain de sable et du test de Vickers apparaissent légèrement plus bruitées et, en prime, exposent des contenus texturaux avec de plus larges éléments, dus en partie aux plus forts grossissements utilisés. Par conséquent, elles requièrent des tailles r de voisinages \mathfrak{B}_r plus grandes, respectivement fixées à 4 et 3 pixels, que la séquence du greffon cornéen, pour laquelle r est de 1 pixel. Rappelons également que pour

ces deux premières, un post-filtrage médian dans un voisinage \mathfrak{B}_2 est également appliqué. Les cartes des profondeurs reconstruites pour les séquences du greffon cornéen humain, du grain de sable et du test de Vickers sont respectivement exposées Fig. 6.4, Fig. 6.5 et Fig. 6.6.

Les cartes des profondeurs estimées en utilisant le modèle LIP révèlent de notables améliorations : elles exposent clairement moins d'artefacts, notamment de faux pics aigus. Ces améliorations sont plus particulièrement visibles aux bordures abruptes du grain de sable et aux arêtes ou au fond de l'indentation pyramidale de Vickers, les régions les plus difficiles à traiter. Similairement au test simulé précédent, les mesures de netteté LIP affichent une meilleure capacité à discriminer les positions focalisées de régions plus complexes de l'échantillon observé, comme des régions peu texturées et/ou mal illuminées, quelle que soit la configuration d'illumination. Elles offrent des comportements plus sensibles et précis, qui plus est attestés par leurs résolutions en profondeur plus fines listées Tab. 6.1. Elles garantissent alors l'emploi de plus petits voisinages, qui préservent mieux la topographie réelle de l'échantillon. Cette meilleure sensibilité a pour contrepartie une légère perte de robustesse. Cette dernière reste cependant largement suffisante en présence d'un niveau de bruit « ordinaire », correspondant à la plupart des acquisitions réelles. En effet, l'usage du modèle LIP n'altère ici en rien la robustesse des mesures, notamment pour les acquisitions les plus bruitées (grain de sable et test de Vickers). Enfin, il est à noter que les méthodes basées sur la variance (2-D VAR et 2-D VAR $_{\Delta}$) obtiennent les meilleures reconstructions pour les deux dernières acquisitions compte tenu de leurs meilleures robustesses au bruit, alors que les méthodes 2-D SML et 2-D SML $_{\Delta}$ surpassent les autres pour le cas simulé et le premier exemple réel.

Finalement, les cartes des profondeurs sont interpolées et légèrement lissées par des B-splines cubiques, les textures respectives sont restaurées et des reconstructions 3-D sont effectuées en projetant les textures sur les cartes des profondeurs post-traitées. Quelques reconstructions surfaciques 3-D sont exposées Fig. 6.7.

6.4 Conclusions

Des réinterprétations utilisant le modèle LIP (2-D VAR $_{\Delta}$, 2-D TEN $_{\Delta}$ et 2-D SML $_{\Delta}$) de trois mesures de netteté 2-D classiques (2-D VAR, 2-D TEN et 2-D SML) ont été introduites. Les mesures de netteté LIP suggérées essayent de travailler en termes de phanie (intensité lumineuse perçue). Leurs intérêts ont été clairement démontrés sur des données simulées et quelques acquisitions réelles en microscopie optique conventionnelle avec les deux types possibles de configurations d'illumination et différents grossissements. L'utilisation du modèle LIP permet d'améliorer chacune des mesures de netteté classiques considérée. En effet, les mesures de netteté psychophysiques LIP offrent de meilleures sensibilités et des résolutions plus fines. Par conséquent, elles permettent de traiter des régions plus complexes (mal illuminées et/ou pauvrement texturées) de l'échantillon observé. D'un point de vue informatique, le coût des mesures de netteté LIP est similaire au cas traditionnel. En effet, soit C la complexité informatique d'une mesure de netteté classique (par exemple, 2-D VAR), celle de sa réinterprétation LIP (2-D VAR $_{\Delta}$) est alors : $C + O(\#\mathfrak{B}_r)$, où $\#\mathfrak{B}_r$ est le cardinal de \mathfrak{B}_r (c'est-à-dire le nombre de pixels dans le voisinage considéré).

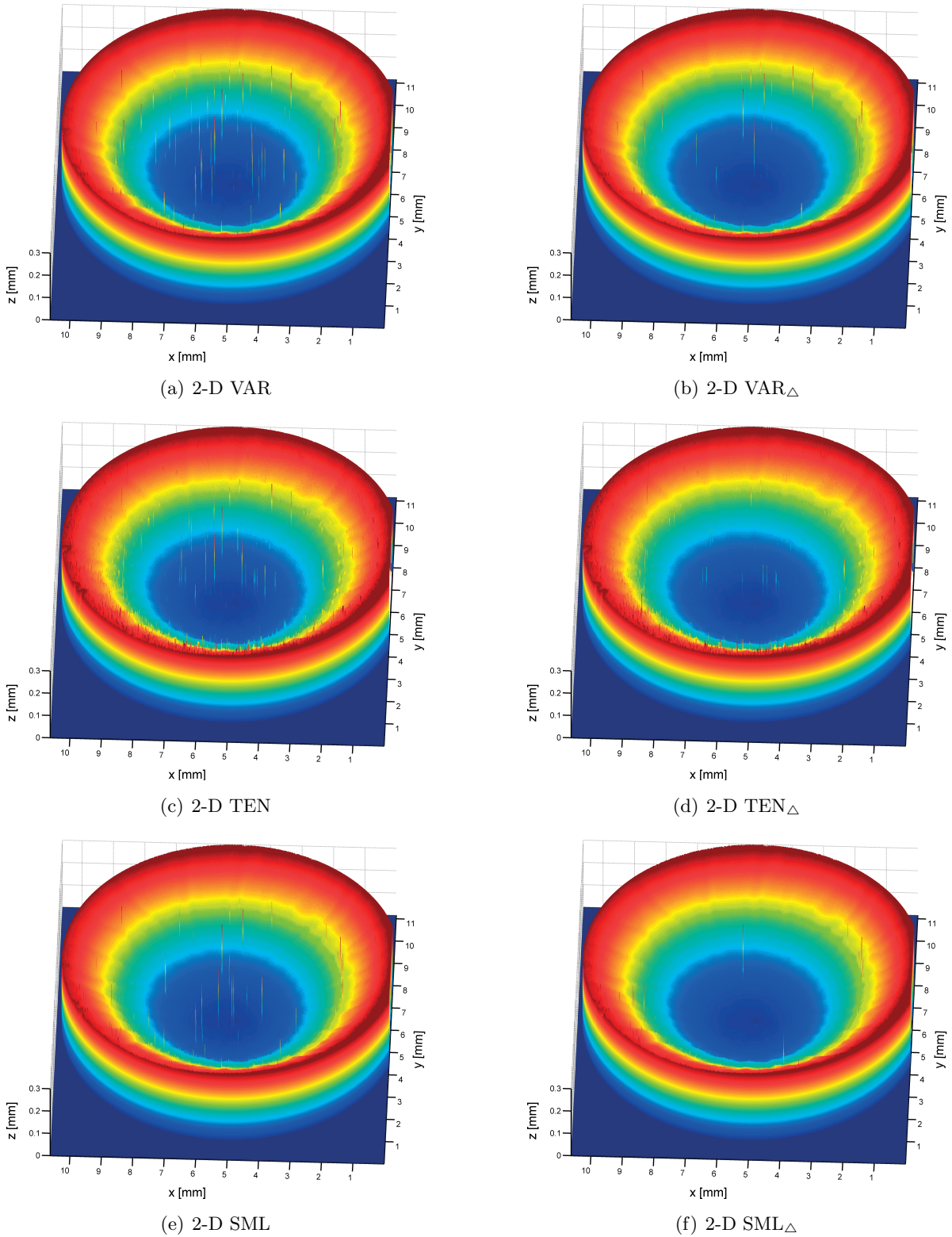


Fig. 6.4 – Cartes des profondeurs reconstruites pour la séquence du greffon cornéen humain ($r = 1$ pixel). Échelle des couleurs en z : 0 ●●●● 0.1 ●●●● 0.2 ●●●● 0.3 mm. Les mesures psychophysiques de netteté LIP exposent de meilleures reconstructions (composées de moins d'artefacts comme des faux pics aigus) que leurs méthodes traditionnelles respectives.

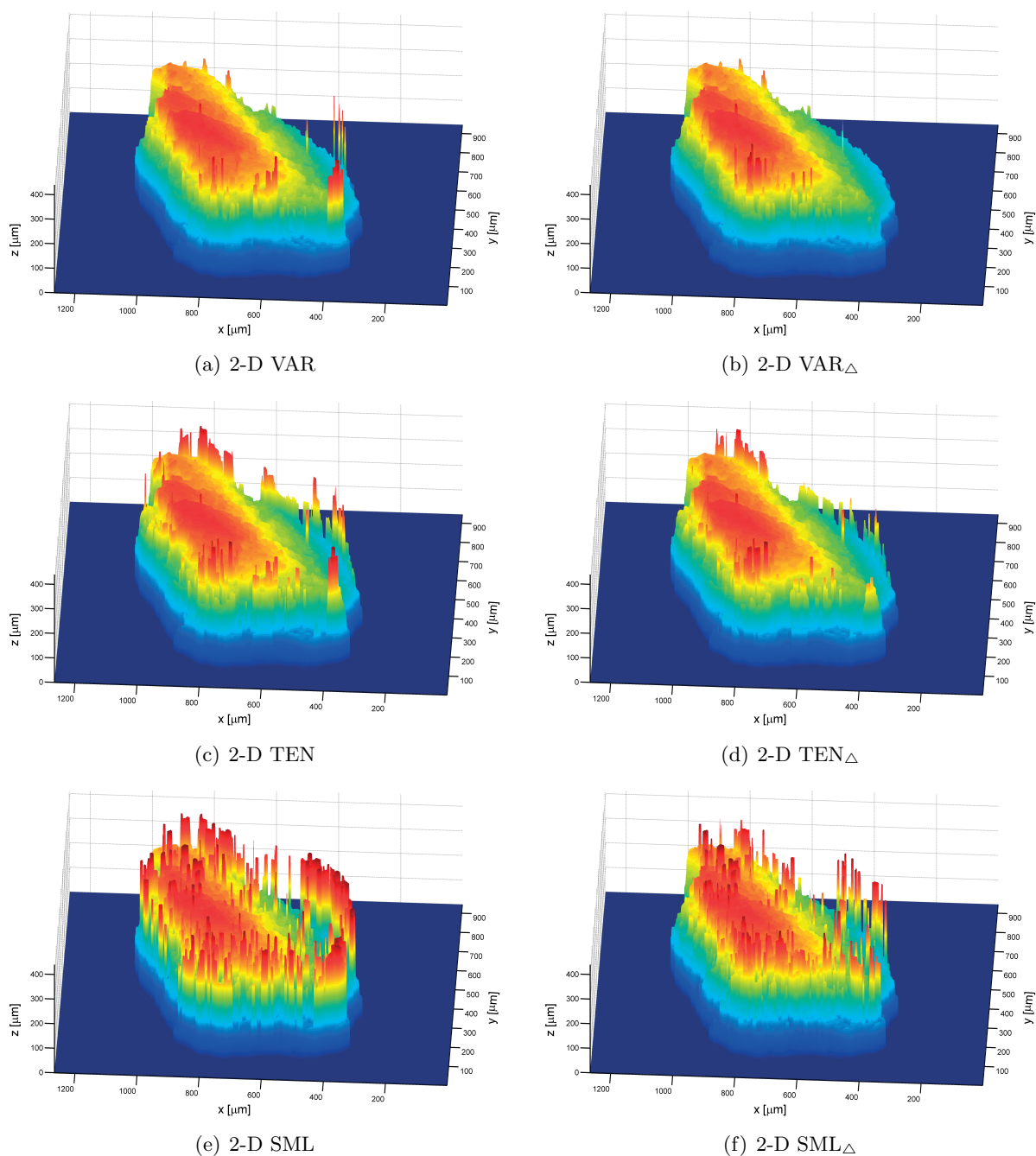


Fig. 6.5 – Cartes des profondeurs reconstruites pour la séquence du grain de sable ($r = 4$ pixels). Échelle des couleurs en z : 0 ● ● ● 110 ● ● ● 220 ● ● ● 330 ● ● ● 440 μm . Les mesures psychophysiques de netteté LIP exposent de meilleures reconstructions (composées de moins d'artefacts comme des faux pics aigus) que leurs méthodes traditionnelles respectives.

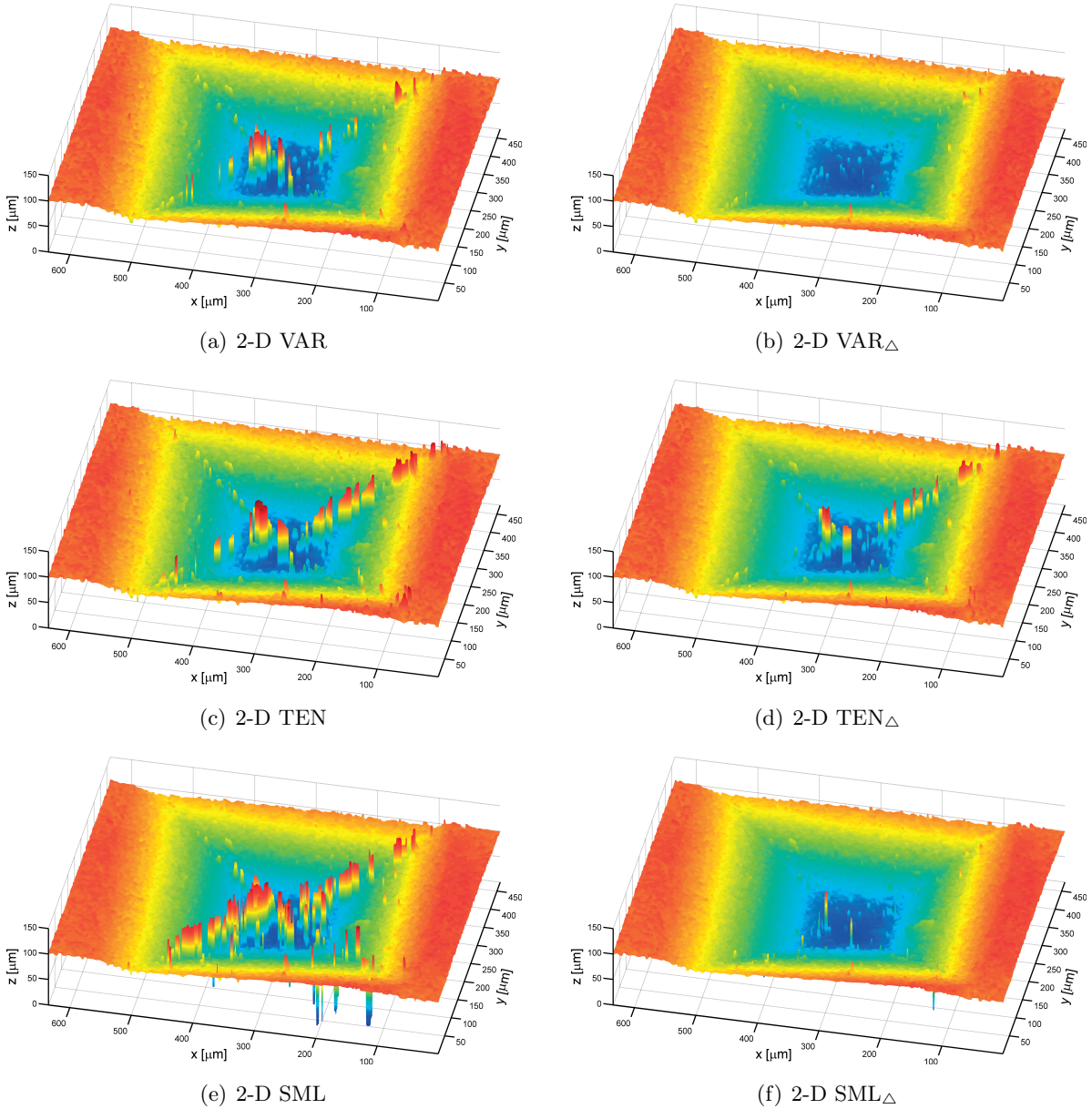


Fig. 6.6 – Cartes des profondeurs reconstruites pour la séquence du test de Vickers ($r = 3$ pixels). Échelle des couleurs en z : 0 • • 30 • • 60 • • 90 • • 120 μm •. Les mesures psychophysiques de netteté LIP exposent clairement de meilleures reconstructions (composées de moins d'artefacts comme des faux pics aigus) que leurs méthodes traditionnelles respectives.

	2-D VAR	2-D VAR $_{\Delta}$	2-D TEN	2-D TEN $_{\Delta}$	2-D SML	2-D SML $_{\Delta}$
Greffon cornée	7.83	6.46	8.95	7.45	50.78	47.36
Grain de sable	117.18	107.1	112.81	103.44	328.77	287.54
Test de Vickers	8.87	6.17	9.28	7.04	69.52	59.34

Tab. 6.1 – Résolutions en profondeur σ^2 des mesures de netteté pour les acquisitions réelles. Les mesures psychophysiques de netteté LIP exposent des résolutions en profondeur plus fines et précises que leurs méthodes traditionnelles respectives.

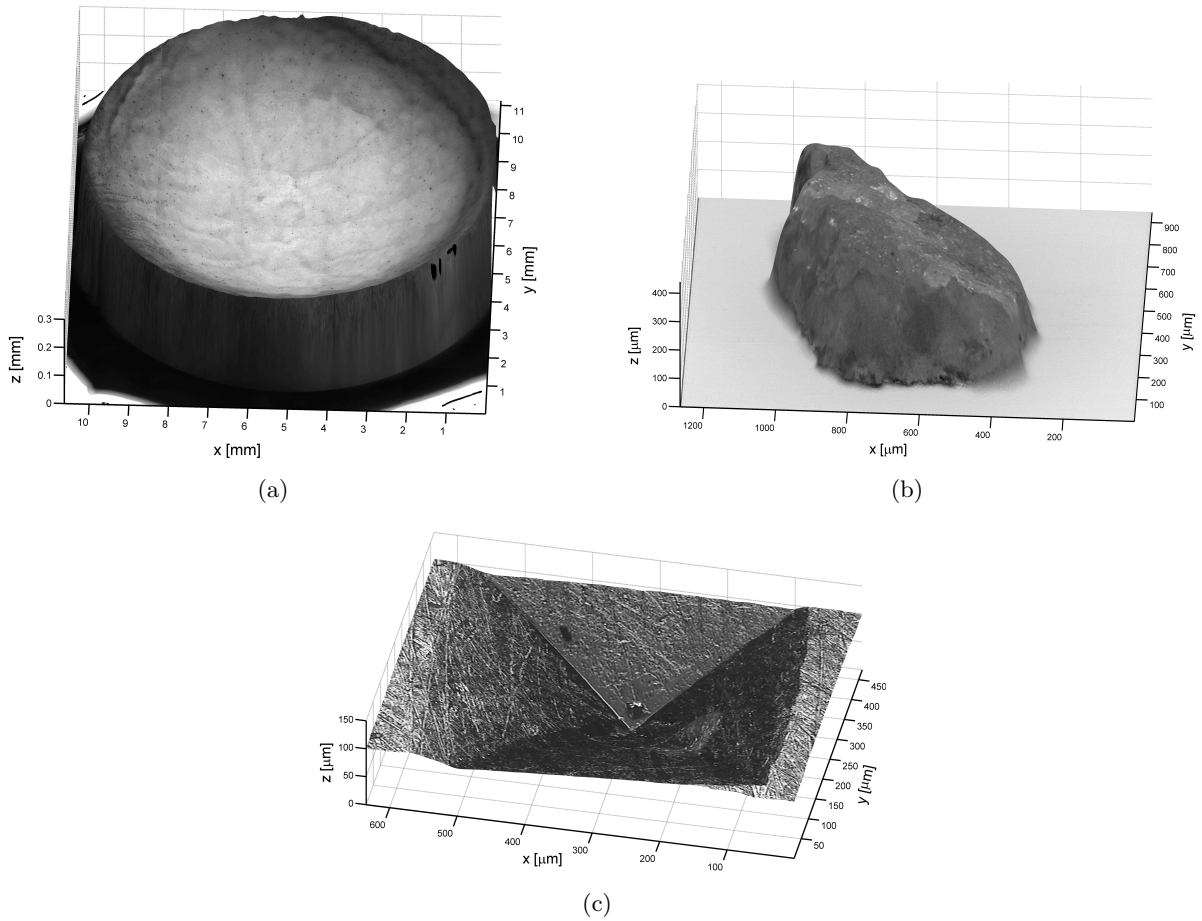


Fig. 6.7 – Reconstitutions surfaciques 3-D : (a) du greffon cornéen humain en utilisant SML $_{\Delta}$; (b) du grain de sable en utilisant VAR $_{\Delta}$ (c) du test de Vickers en utilisant VAR $_{\Delta}$.

Nous pouvons faire les remarques suivantes. Premièrement, bien que les mesures de netteté psychophysiques LIP aient été présentées dans un contexte de *shape-from-focus* ou encore de profondeur de champ étendue, elles peuvent être appliquées à tous les problèmes nécessitant une information de netteté, par exemple en autofocalisation ou en segmentation d'images (pour extraire uniquement les objets les plus nets d'une image). Deuxièmement, la stratégie consistant à utiliser le modèle LIP pour calculer une mesure de netteté apparaît comme pertinente et efficace. Elle n'est évidemment pas restreinte à un modèle ou une mesure de netteté en particulier. Enfin, pour aller encore plus loin, une nouvelle mesure de netteté LIP prometteuse, qui ne serait pas une simple réinterprétation d'une mesure existante, pourrait être développée (par exemple, basée sur la définition du contraste LIP [Jourlin 89] [Pinoli 91]).

Chapitre 7

Mesure de netteté 3-D par des analyses statistiques multivariées

Ce chapitre introduit une nouvelle mesure de netteté 3-D basée sur des analyses statistiques multivariées.

Sommaire

7.1	Préliminaires mathématiques	86
7.1.1	Matrice multivariée	86
7.1.2	Matrice de covariance	86
7.1.3	Décomposition en valeurs propres	87
7.2	Mesure de netteté 3-D par des analyses statistiques multivariées	87
7.2.1	Définitions préliminaires d'ensembles	88
7.2.2	Matrice multivariée	88
7.2.3	Décomposition de la matrice multivariée	89
7.2.4	Réduction de dimension	90
7.2.5	Mesure de netteté 3-D	90
7.2.6	Robustesse vs. sensibilité	90
7.2.7	Complexité informatique	91
7.3	Résultats	92
7.3.1	Données simulées	92
7.3.2	Acquisitions réelles	95
7.4	Discussion	96
7.5	Conclusion	102

Une nouvelle mesure de netteté 3-D, dénotée 3-D EIG, est introduite. Elle permet des reconstructions 3-D via les concepts de *shape-from-focus* (SFF) et de profondeur de champ étendue (*extended-depth-of-field* EDF) depuis une séquence d'images acquise par sectionnement optique. Contrairement aux méthodes 2-D classiques, cette approche exploite les trois dimensions spatiales de la séquence d'images originale. Pour estimer un degré de netteté sectionnel donné, elle agit via une analyse statistique multivariée sur toutes les informations longitudinales (dans la direction de l'axe optique) à disposition. Cette nouvelle mesure de netteté 3-D EIG a été initialement développée afin d'aborder l'application médicale première de

cette thèse, elle n'en demeure pas moins générique. Comme précédemment, elle est illustrée et validée par différentes expérimentations sur des données simulées et les acquisitions réelles (décrites chapitre 5).

7.1 Préliminaires mathématiques

Tout d'abord, cette section rappelle brièvement la théorie d'analyse statistique multivariée [Strang 80], [Fukunaga 90], [Jolliffe 02], utilisée dans cette nouvelle approche de SFF/EDF qui sera proposée dans la section suivante 7.2.

7.1.1 Matrice multivariée

Soit $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ une matrice $m \times n$ à valeurs réelles. Les lignes et les colonnes de \mathbf{X} sont respectivement dénotées $\mathbf{X} = {}^t(\mathbf{r}_i)_{i \in [1, m]}$ et $\mathbf{X} = (\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$, où ${}^t(\mathbf{r}_i)_{i \in [1, m]}$ dénote la transposée de $(\mathbf{r}_i)_{i \in [1, m]}$.

Considérons l'espace m -dimensionnel de Hilbert \mathbb{R}^m dont le produit interne $\langle \cdot, \cdot \rangle : \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ défini comme suit :

$$(\mathbf{c}_{j_1}, \mathbf{c}_{j_2}) \mapsto \langle \mathbf{c}_{j_1}, \mathbf{c}_{j_2} \rangle = \sum_{i=1}^m c_{ij_1} c_{ij_2}, \quad (7.1)$$

induit sa norme $\| \cdot \|$, tel que $\|c\|^2 = \langle c, c \rangle$. La base canonique E de cet espace de Hilbert \mathbb{R}^m est :

$$\mathbf{E} = (\mathbf{e}_j)_{j \in [1, m]} = (\delta_{ij})_{(i, j) \in [1, m]^2}, \quad (7.2)$$

où les vecteurs colonnes \mathbf{e} sont les vecteurs canoniques tel que δ traduise le symbole de Kronecker :

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{if } i \neq j \\ 1 & \text{if } i = j. \end{cases} \quad (7.3)$$

De la même manière, un espace n -dimensionnel de Hilbert \mathbb{R}^n sera également considéré.

Supposons que chaque colonne $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ de \mathbf{X} constitue un ensemble de m variables. L'inertie de ces vecteurs colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$, dénotée I , est définie par :

$$I = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \|\tilde{\mathbf{c}}_j\|^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \|(\mathbf{c}_j - \bar{\mathbf{c}}_j)_{j \in [1, n]}\|^2, \quad (7.4)$$

où l'opérateur $\bar{\mathbf{c}}$ représente la moyenne ou centre de gravité du vecteur de variables \mathbf{c} . L'inertie apparaît donc comme la somme des variances de chacun des n vecteurs colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ de m variables. Cette quantité réelle mesure la dispersion des vecteurs colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ dans l'espace de Hilbert \mathbb{R}^n .

7.1.2 Matrice de covariance

Supposons que chaque vecteur colonne $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ de \mathbf{X} constitué de m variables soit préalablement centré : $(\mathbf{c}_j - \bar{\mathbf{c}}_j)_{j \in [1, n]}$. La matrice de covariance $\mathbf{C}_\mathbf{X}$ des colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ de \mathbf{X}

est définie par :

$$\mathbf{C}_X = \frac{1}{m-1} {}^t \mathbf{X} \mathbf{X}. \quad (7.5)$$

Elle est une matrice $n \times n$ réelle carrée et symétrique où le ij^e élément est proportionnel au produit interne $\langle \mathbf{c}_i, \mathbf{c}_j \rangle$ entre les i^e et j^e vecteurs centrés avec $(i, j) \in [1, n]^2$. Les termes non diagonaux sont donc les covariances entre tous les vecteurs colonnes alors que les termes diagonaux constituent particulièrement leurs variances. Une grande covariance révèle des vecteurs fortement liés, tandis qu'une covariance nulle se rapporte à des vecteurs non corrélés. L'inertie I des colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ de \mathbf{X} est simplement la trace de \mathbf{C}_X : $I = \text{tr}(\mathbf{C}_X)$.

7.1.3 Décomposition en valeurs propres

La décomposition en valeurs propres (*EigenValues Decomposition* EVD) de la matrice de covariance $\mathbf{C}_X \in \mathbb{R}^{n \times n}$ des colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ de \mathbf{X} satisfait l'équation suivante :

$$\mathbf{C}_X \mathbf{G} = \mathbf{\Lambda} \mathbf{G}, \quad (7.6)$$

avec une matrice diagonale $\mathbf{\Lambda} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ et une matrice $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Les termes diagonaux $(\lambda_{ij})_{i=j \in [1, n]}$ de $\mathbf{\Lambda}$ sont non négatifs et constituent les valeurs propres de \mathbf{C}_X . Les colonnes de $\mathbf{G} = (\mathbf{g}_j)_{j \in [1, n]}$ sont les vecteurs propres de \mathbf{C}_X , vérifiant $\langle \mathbf{g}_{j_1}, \mathbf{g}_{j_2} \rangle = 1$ pour $j_1 = j_2$, ou $\langle \mathbf{g}_{j_1}, \mathbf{g}_{j_2} \rangle = 0$ autrement. La base propre $\mathbf{G} = (\mathbf{g}_j)_{j \in [1, n]}$ forme une nouvelle base orthonormée pour les lignes ${}^t(\mathbf{r}_j)_{j \in [1, n]}$ de \mathbf{X} . Chacun de ses vecteurs propres \mathbf{g}_k avec $k \in [1, n]$ est associé à une valeur propre particulière $\lambda_k = \lambda_{kk}$, qui révèle la variance qu'il considère parmi l'inertie I des vecteurs colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$. En effet, la valeur propre λ_k est la variance des vecteurs colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$ orthogonalement projetés sur le vecteur propre associé \mathbf{g}_k :

$$\lambda_k = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \|\langle \tilde{\mathbf{c}}_j, \mathbf{g}_k \rangle \mathbf{g}_k\|^2. \quad (7.7)$$

Notons que $I = \text{tr}(\mathbf{C}_X) = \text{tr}(\mathbf{\Lambda}) = \sum_{k=1}^n \lambda_k$. Par convention, les vecteurs propres sont classés par ordre décroissant des valeurs propres associées, avec la plus grande valeur propre en haut à gauche de la matrice $\mathbf{\Lambda}$. Ainsi, le premier vecteur propre \mathbf{g}_1 considère la plus grande variance λ_1 possible parmi l'inertie I présentée par les vecteurs colonne $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, n]}$. Les vecteurs propres suivants maximisent alors la variance qu'ils considèrent parmi l'inertie restante, dans l'ordre décroissant et contraints par la condition mutuelle d'orthogonalité.

7.2 Mesure de netteté 3-D par des analyses statistiques multivariées

Basée sur la théorie mathématique résumée dans la section précédente, une nouvelle mesure de netteté 3-D, dénoté 3-D EIG, est maintenant introduite. Elle est constituée de plusieurs étapes successives appliquées localement :

1. création de la matrice multivariée ;
2. décomposition de la matrice (base propre) ;

3. réduction de la dimension de la base propre ;
4. mesure de netteté 3-D.

Chacune d'elles forme, entre autres, une des sous-sections suivantes.

7.2.1 Définitions préliminaires d'ensembles

Soit $\mathfrak{P}(x, y)$ une pile de N voxels en (x, y) dans la séquence d'images originale \mathcal{J} et dans la direction \vec{z} :

$$\mathfrak{P}(x, y) = \{(x', y', z'_p) \in \mathbb{D} / x' = x, y' = y, p \in [1, N]\}, \quad (7.8)$$

dont le cardinal $\#\mathfrak{P}$ est égal au nombre N de sections dans la séquence \mathcal{J} . Chaque pile longitudinale de voxels $\mathfrak{P}(x, y)$ matérialise un rayon de projection orthographique du processus de formation des images.

Pour rappel, $\mathfrak{B}_r(x, y, z)$ dénote le voisinage 2-D sectionnel (ou latéral) carré de taille r du voxel (x, y, z) (Eq. 4.7).

7.2.2 Matrice multivariée

Dans la suite, un rayon de projection orthographique $\mathfrak{P}(x, y)$ en (x, y) dans la séquence d'images \mathcal{J} est considéré. Les $\#\mathfrak{B}_r$ voxels du voisinage sectionnel $\mathfrak{B}_r(x, y, z)$ d'un voxel particulier de $\mathfrak{P}(x, y)$ peuvent être classés par ordre lexicographique (voir Fig. 7.1). Dès lors, leurs intensités (ou éclaircissements énergétiques) respectives forment le vecteur colonne, dénoté $\mathbf{b}_r(x, y, z)$, suivant :

$$\mathbf{b}_r(x, y, z) = {}^t(\mathcal{J}(x', y', z'))_{(x', y', z') \in \mathfrak{B}_r(x, y, z)}. \quad (7.9)$$

Construction non normalisée La collecte des vecteurs colonnes de voisinage $\mathbf{b}_r(x, y, z)$ de tous les voxels appartenant à $\mathfrak{P}(x, y)$ permet de constituer la matrice multivariée $\mathbf{X}(x, y)$ (Fig. 7.1) comme suit :

$$\mathbf{X}(x, y) = (\mathbf{b}_r(x, y, z_p))_{p \in [1, N]}. \quad (7.10)$$

Construction normalisée Alternativement, chacun des vecteurs de voisinage $\mathbf{b}_r(x, y, z)$ peut être préalablement normalisé par sa moyenne $\bar{\mathbf{b}}_r(x, y, z)$:

$$\mathbf{X}(x, y) = \left(\frac{\mathbf{b}_r(x, y, z_p)}{\bar{\mathbf{b}}_r(x, y, z_p)} \right)_{p \in [1, N]}. \quad (7.11)$$

Cette normalisation a pour but de compenser les différences de moyennes d'intensités entre les sections image de la séquence.

La i^e ligne \mathbf{r}_i de $\mathbf{X}(x, y)$, référée comme la i^e réponse longitudinale, est constituée de la même i^e composante de tous les vecteurs de voisinage $\mathbf{b}_r(x, y, z)$. Les éléments de la j^e colonne \mathbf{c}_j de $\mathbf{X}(x, y)$ correspondent à toutes les composantes du même vecteur de voisinage $\mathbf{b}_r(x, y, z_j)$ et constituent un ensemble de $\#\mathfrak{B}_r$ variables référée comme la j^e observation sectionnelle ou latérale (Fig. 7.1).

L'inertie I des observations sectionnelles (ou latérales) de $\mathbf{X}(x, y)$ (ou colonnes $(\mathbf{c}_j)_{j \in [1, N]}$ de $\mathbf{X}(x, y)$) est égale à la somme de leurs variances, c'est-à-dire la somme des variances des

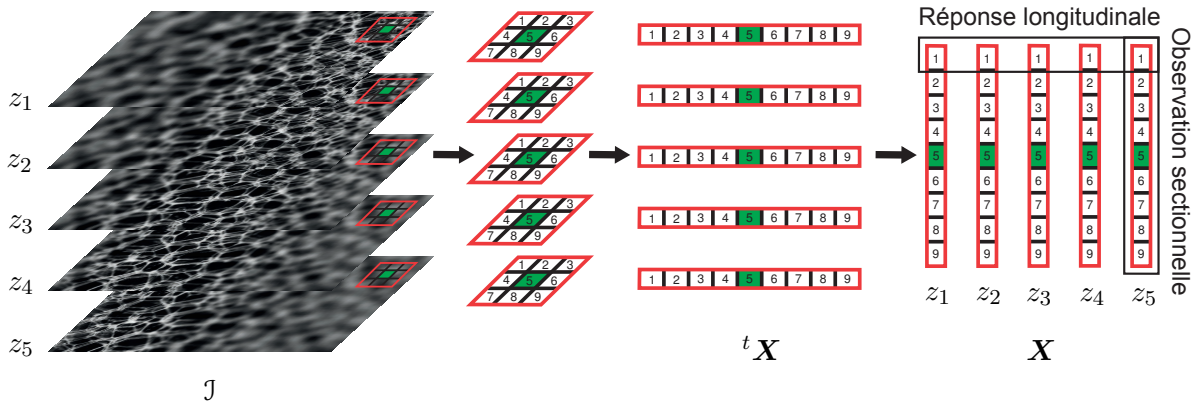


Fig. 7.1 – Illustration de la construction de la matrice multivariée \mathbf{X} . Dans cet exemple simple, les voxels de la pile longitudinale \mathfrak{P} apparaissent en vert alors que chacun des voisinages sectionnels (ou latéraux) \mathcal{B}_1 de taille 1 est bordé de rouge. Finalement, les lignes et les colonnes de la matrice \mathbf{X} constituent les réponses longitudinales et les observations sectionnelles (ou latérales), respectivement.

$\#\mathfrak{B}_r$ variables les constituant (Eq. 7.4). Elle mesure la dispersion des observations sectionnelles dans l'espace de Hilbert \mathbb{R}^N à N dimensions, où $N = \#\mathfrak{P}$ est le nombre de sections dans la séquence d'images \mathcal{J} . Par ailleurs, cet espace de Hilbert \mathbb{R}^N correspond à l'espace des réponses longitudinales de $\mathbf{X}(x, y)$ (ou lignes ${}^t(\mathbf{r}_i)_{i \in [1, N]}$ de $\mathbf{X}(x, y)$). Il peut être expliqué comme « un espace de la séquence d'images » : chacune de ses dimensions se réfère à une section différente de la séquence d'images \mathcal{J} (Fig. 7.1). Par conséquent, chaque vecteur \mathbf{e}_j de sa base canonique $\mathbf{E} = (\mathbf{e}_j)_{j \in [1, N]}$ correspond à une section différente de \mathcal{J} , et donc à un index z_j différent avec $j \in [1, N]$ dans la pile $\mathfrak{P}(x, y)$.

7.2.3 Décomposition de la matrice multivariée

Les observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$ sont tout d'abord centrées :

$$\mathbf{X}(x, y) = (\mathbf{c}_j - \bar{\mathbf{c}}_j)_{j \in [1, N]}. \quad (7.12)$$

La matrice $N \times N$ de covariance $\mathbf{C}_{\mathbf{X}}(x, y)$ des observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$ est ensuite calculée par l'Eq. 7.5. Elle quantifie les variances/covariances de toutes les observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$. Cette matrice de covariance $\mathbf{C}_{\mathbf{X}}(x, y)$ est enfin diagonalisée en utilisant l'Eq. 7.6 dans le but d'obtenir ses valeurs propres $(\lambda_{ij})_{i=j \in [1, N]}$ par ordre décroissant et ses vecteurs propres associés $\mathbf{G}(x, y) = (\mathbf{g}_j)_{j \in [1, N]}$ de taille N . Les vecteurs propres $(\mathbf{g}_j)_{j \in [1, N]}$ de $\mathbf{C}_{\mathbf{X}}(x, y)$ forment une nouvelle base orthonormée pour les réponses longitudinales de $\mathbf{X}(x, y)$. Cette base propre $\mathbf{G}(x, y) = (\mathbf{g}_j)_{j \in [1, N]}$ les décrit exhaustivement, tout en les discriminant beaucoup mieux que leur base canonique $\mathbf{E} = (\mathbf{e}_j)_{j \in [1, N]}$. En effet, le premier vecteur propre \mathbf{g}_1 explique une variance λ_1 la plus grande possible parmi l'inertie $I(x, y) = \text{tr}(\mathbf{C}_{\mathbf{X}}(x, y))$ exposée par les observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$. En d'autres termes, il indique dans l'espace de Hilbert \mathbb{R}^N des réponses longitudinales de $\mathbf{X}(x, y)$ la direction pour laquelle les observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$ exposent une variance λ_1 maximale. Les vecteurs propres suivants sont mutuellement orthogonaux et maximisent, dans l'ordre décroissant, les variances qu'ils considèrent parmi l'inertie restante. Par conséquent, la plupart de l'information (intéressante)

de l'inertie $I(x, y)$ est considérée par les vecteurs propres associés aux grandes valeurs propres [Jolliffe 02].

7.2.4 Réduction de dimension

Etant donné que les premiers vecteurs propres considèrent la majorité de l'inertie $I(x, y)$ des observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$, la base propre $\mathbf{G}(x, y) = (\mathbf{g}_j)_{j \in [1, N]}$ peut être réduite à ceux-ci, subissant ainsi une réduction de dimension [Jolliffe 02]. Une nouvelle base propre réduite $\mathbf{G}_K(x, y) = (\mathbf{g}_k)_{k \in [1, K]}$ constituée des K premiers vecteurs propres est donc construite, où K est un paramètre dont l'ajustement sera discuté dans la sous-section 7.2.6. Soit $I_{\mathbf{G}_K}(x, y)$ l'inertie des observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$ dans cette nouvelle base propre réduite $\mathbf{G}_K(x, y)$:

$$I_{\mathbf{G}_K}(x, y) = \sum_{k=1}^K \lambda_k(x, y). \quad (7.13)$$

7.2.5 Mesure de netteté 3-D

A cause du filtrage passe-bas par la PSF de défocalisation de la caméra, les parties des images correspondant à des régions défocalisées de la surface observée \mathcal{S} affichent moins de détails contrastés : leurs pixels ont des intensités plus proches dont la variance diminue. Par conséquent, les variances des observations sectionnelles le long d'une pile de voxels $\mathfrak{P}(x, y)$ de $\mathbf{X}(x, y)$ s'accordent avec les variations de la netteté [Sugimoto 85] [Groen 85].

Tout d'abord, introduisons la mesure $\lambda \|\langle \mathbf{g}, \mathbf{e} \rangle \mathbf{e}\|$ qui est la norme de la projection orthogonale du vecteur propre \mathbf{g} pondéré par sa valeur propre λ sur le vecteur canonique \mathbf{e} . Elle évalue la quantité retenue par \mathbf{e} parmi la variance λ considérée par \mathbf{g} . Plus généralement, la mesure de netteté proposée 3-D EIG pour un voxel (x, y, z_p) de $\mathfrak{P}(x, y)$ ($p \in [1, N]$) est la somme des normes des projections orthogonales des vecteurs propres de la nouvelle base propre réduite $\mathbf{G}_K(x, y)$ pondérés par leurs valeurs propres respectives sur le vecteur canonique \mathbf{e}_p . La fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} est donc ainsi obtenue :

$$\mathcal{F}(x, y, z_p) = \sum_{k=1}^K \lambda_k(x, y) \|\langle \mathbf{g}_k(x, y), \mathbf{e}_p \rangle \mathbf{e}_p\|. \quad (7.14)$$

Le long de la pile de voxels $\mathfrak{P}(x, y)$, le degré de netteté de la section d'index z_p (abstraite par son vecteur canonique \mathbf{e}_p) est la variance retenue par cette dernière parmi l'inertie réduite $I_{\mathbf{G}_K}(x, y)$, voire l'inertie totale I des observations sectionnelles de $\mathbf{X}(x, y)$.

7.2.6 Robustesse vs. sensibilité

Dans cette sous-section, l'ajustement du paramètre K , intrinsèque à la mesure de netteté 3-D EIG proposée, est discuté. Comme mentionné précédemment, les bruits résultent en des fausses informations de netteté et affectent le processus de reconstruction. Ils consistent généralement en des composantes haute-fréquence d'une image, à l'instar des indices de netteté. Cependant, ce problème peut être minimisé dans notre analyse 3-D en éliminant les derniers

vecteurs propres (associés à des petites valeurs propres). Lors de l'EVD, une donnée correcte (et bien contrastée) de l'image 3-D \mathcal{J} a une influence plus grande qu'un bruit. Ainsi, ses fausses informations sont restreintes aux derniers vecteurs propres [Fukunaga 90] et une petite valeur du paramètre K permet donc de les limiter lors du calcul de la mesure de netteté. Plus la valeur de K est petite, plus la robustesse au bruit de la méthode 3-D EIG augmente.

De la même manière, une analyse avec une petite valeur de K risque néanmoins de perdre (de « noyer ») les informations d'une donnée correcte mais peu contrastée et donc constituée de peu d'indices haute-fréquence. Par opposition, une grande valeur de K permet d'augmenter la sensibilité de la méthode 3-D EIG, aux dépens alors d'une perte de robustesse. Rappelons que la sensibilité d'une mesure de netteté est sa capacité à distinguer une donnée focalisée la plus médiocrement contrastée.

D'ailleurs, le paramètre K peut être ajusté adaptativement dans la séquence d'images \mathcal{J} . Pour chaque pile de voxels $\mathfrak{P}(x, y)$ à la position (x, y) , $K(x, y)$ peut être sélectionné afin que, par exemple, l'inertie normalisée $\widehat{I}_{\mathbf{G}_K}$ exposée sur la base propre réduite $\mathbf{G}_K(x, y) = (\mathbf{g}_j)_{j \in [1, K]}$:

$$\widehat{I}_{\mathbf{G}_K}(x, y) = \frac{I_{\mathbf{G}_K}}{I(x, y)} = \sum_{k=1}^K \widehat{\lambda}_{kk}(x, y) = \sum_{k=1}^K \frac{\lambda_{kk}(x, y)}{\text{tr}(\mathbf{\Lambda}(x, y))}, \quad (7.15)$$

soit inférieure à un seuil $s \in [0, 1]$ fixé, tel que :

$$K(x, y) = \underset{K}{\operatorname{argmax}} \left\{ \widehat{I}_{\mathbf{G}_K}(x, y) / \widehat{I}_{\mathbf{G}_K}(x, y) \leq s \right\}. \quad (7.16)$$

Le seuil s peut être choisi, par exemple, pour prendre en compte les premiers 90% de l'inertie totale $I = \text{tr}(\mathbf{\Lambda}(x, y))$, excluant les derniers 10% fortement liés à du bruit.

7.2.7 Complexité informatique

De par son approche 3-D, la méthode proposée 3-D EIG nécessite un nombre d'opérations informatiques plus grand que les méthodes 2-D classiques. Pour une pile de voxels \mathfrak{P} donnée, le calcul de la matrice de covariance et sa diagonalisation contribuent majoritairement à la complexité informatique de la méthode et nécessitent respectivement $O(\#\mathfrak{P}^2 \cdot \#\mathfrak{B}_r)$ et $O(\#\mathfrak{P}^3)$ opérations. Néanmoins, ces deux étapes impliquent seulement des multiplications matricielles, opérations facilement implémentables. Egalement, de nombreuses méthodes ont été proposées pour réduire la complexité informatique de la seconde étape de diagonalisation. Sharma et Paliwal [Sharma 07] ont notamment introduit un algorithme du point fixe (*Fast PCA*) dont la complexité informatique est estimée à $O(\#\mathfrak{P}^2 \cdot K)$. Enfin, la mesure de netteté 3-D EIG étant appliquée indépendamment sur chaque pile de voxels \mathfrak{P} de l'image 3-D \mathcal{J} , le coût informatique peut être substantiellement réduit grâce à une implémentation en parallèle, qui plus est avec une version parallèle optimisée et dédiée au GPU (*Graphics Processing Units*) [Andreucot 09].

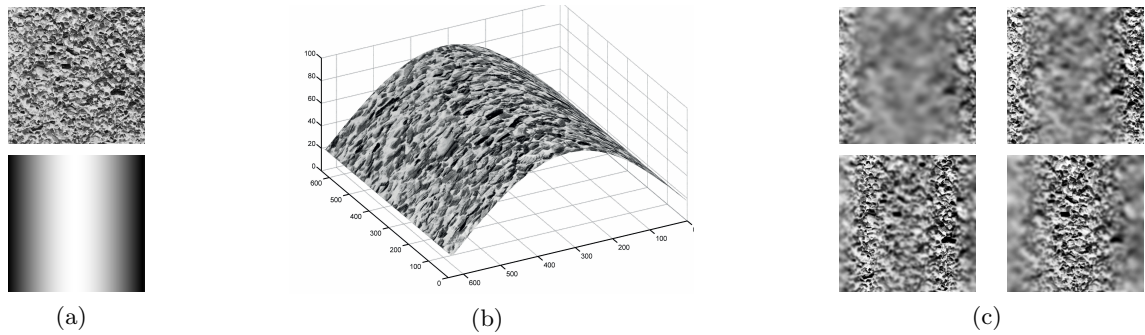


Fig. 7.2 – Génération d’une séquence simulée de 32 images. (a) Texture Brodatz D5 (en haut) et carte des profondeurs simulée (en bas); (b) surface 3-D synthétique; (c) sections image individuelles de la séquence simulée : sections 1 et 11 (en haut) et sections 20 et 30 (en bas). Cette surface synthétique ne présente ni de très fortes pentes ni même de discontinuités, à l’instar des plis rencontrés dans l’application médicale de cette thèse.

7.3 Résultats

7.3.1 Données simulées

Ces premières expérimentations sur des données simulées permettent une caractérisation précise du comportement de la méthode proposée 3-D EIG, les erreurs étant quantifiées en termes de RMSE par rapport à la *ground truth* et la séquence synthétique étant modulable. Sa robustesse « théorique » à divers bruits additifs « artificiels » sera spécialement étudiée. En effet, cette nouvelle méthode 3-D EIG a été notamment développée pour répondre à l’aspect applicatif de cette thèse. Par conséquent, la séquence synthétique utilisée pour ces tests, simulée via le processus décrit dans le chapitre 5 et présentée Fig. 7.2, vise donc à être proche de l’application médicale ultérieure. Particulièrement, sa topographie ne présente donc ni de fortes pentes ni même de discontinuités.

Les performances (RMSE) de la méthode proposée 3-D EIG sur la séquence simulée en fonction de la taille r du voisinage \mathfrak{B}_r , utilisé et pour quelques valeurs du paramètre K sont présentées en Fig. 7.3. En présence d’une séquence « propre », la normalisation lors de la construction de la matrice multivariée (voir section 7.2.2 : Eq. 7.10 vs. Eq. 7.11) améliore légèrement les performances pour les petites tailles de voisinages. L’accroissement de la valeur du paramètre K permet de diminuer les erreurs commises lors de l’estimation de la carte des profondeurs. Les quelques premiers vecteurs propres expliquant la majeure partie de l’inertie, la considération des quatre ou cinq premiers vecteurs propres est suffisante. Une augmentation du paramètre K permet donc bien d’accroître la sensibilité de la mesure de netteté 3-D EIG. De même, la considération de voisinages plus grands réduit également les erreurs; ceci n’est cependant pas généralisable, cette surface synthétique présentant une topographie relativement régulière (en opposition à celle de la Fig. 6.2 où un grand voisinage lisserait la discontinuité). Par conséquent, la discrimination des larges régions texturales homogènes composées de peu d’indices de netteté haute-fréquence requiert logiquement plus d’informations, accessibles soit en augmentant la valeur du paramètre K et donc la sensibilité de la mesure, soit en élargissant les fenêtres d’analyse \mathfrak{B}_r . Ces constatations sont vérifiées jusqu’à une certaine taille r (ici,

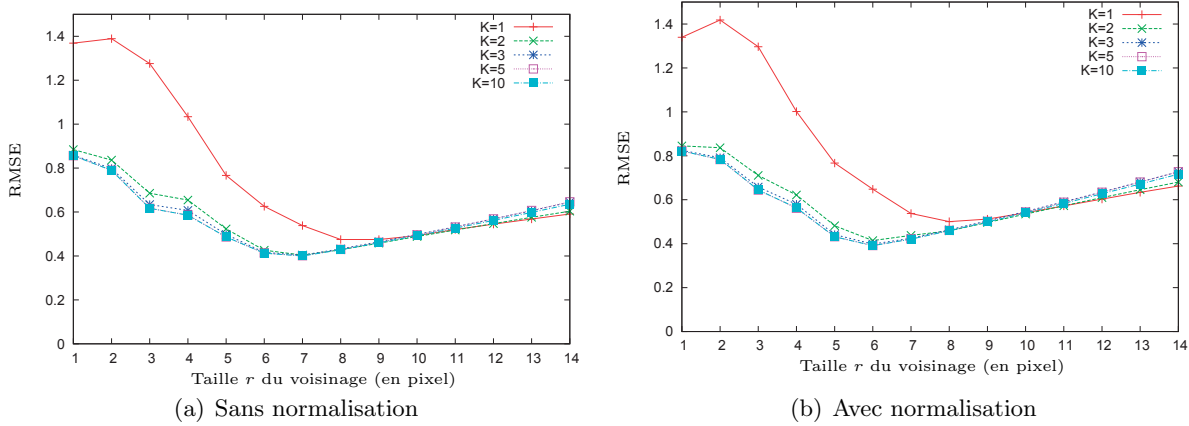


Fig. 7.3 – Performances (RMSE) de la méthode 3-D EIG pour la séquence synthétique de la figure Fig. 7.2 en fonction de la taille r du voisinage \mathfrak{B}_r utilisé et pour différentes valeurs du paramètre K . L'accroissement de cette dernière sensibilise la méthode 3-D EIG et réduit les erreurs, jusqu'à une certaine taille r à partir de laquelle les informations au sein des voisinages sont alors suffisantes. De plus, la normalisation (b) améliore légèrement les performances pour les petites tailles r .

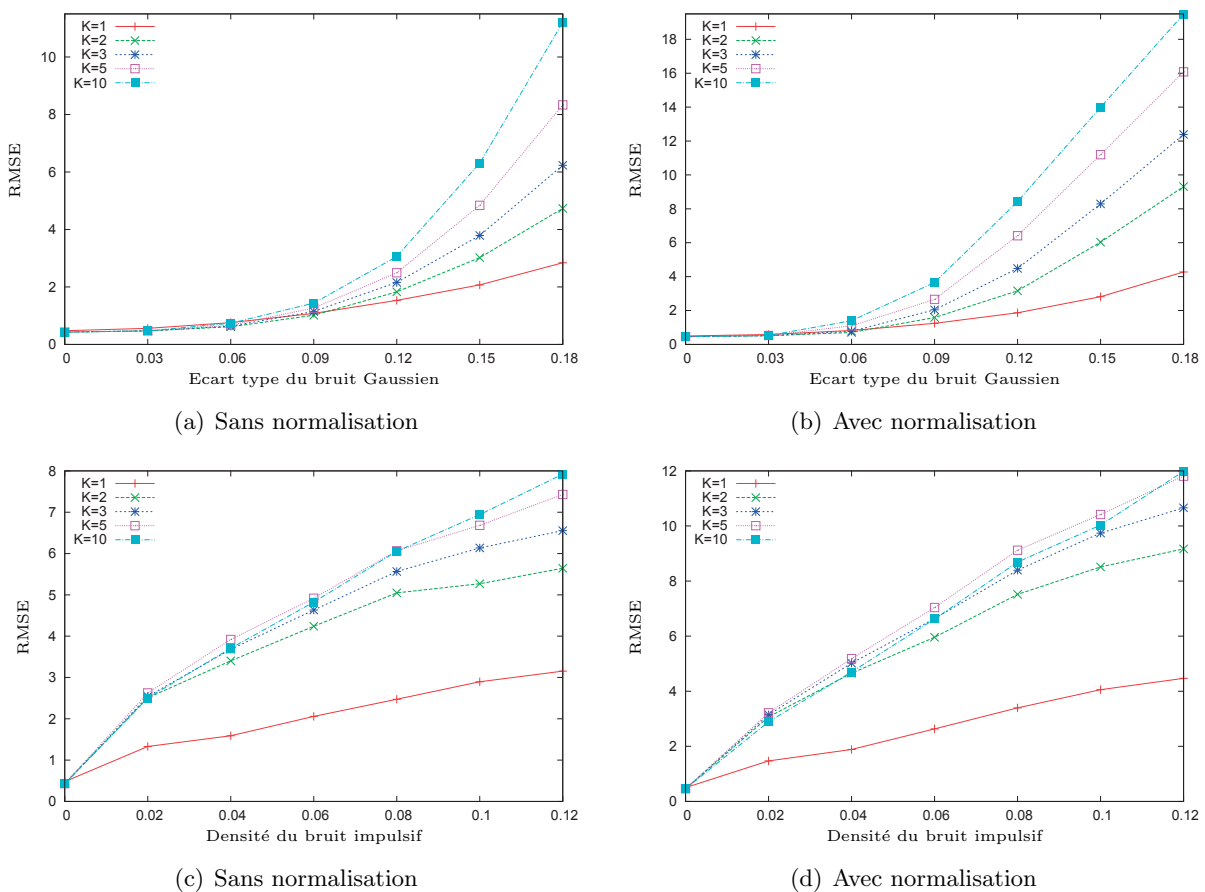


Fig. 7.4 – Performances (RMSE) de la méthode 3-D EIG en fonction du paramètre K et avec $r = 8$ pixels pour la séquence synthétique de la figure Fig. 7.2 en présence de bruit Gaussien (en haut) et impulsif (en bas). Plus la valeur du paramètre K est faible, plus la méthode 3-D EIG est robuste au bruit. La version sans normalisation (a) est clairement plus robuste.

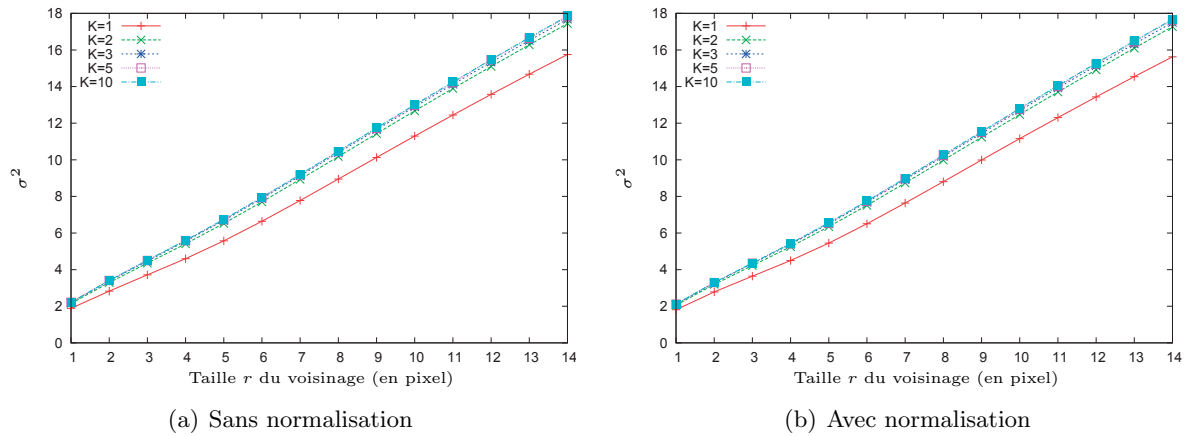


Fig. 7.5 – Résolutions en profondeur σ^2 de la méthode 3-D EIG pour la séquence synthétique de la figure Fig. 7.2 en fonction de la taille r du voisinage \mathfrak{B}_r utilisé et pour différentes valeurs du paramètre K . L'accroissement de la valeur du paramètre K élargit la résolution en profondeur σ^2 de la méthode 3-D EIG.

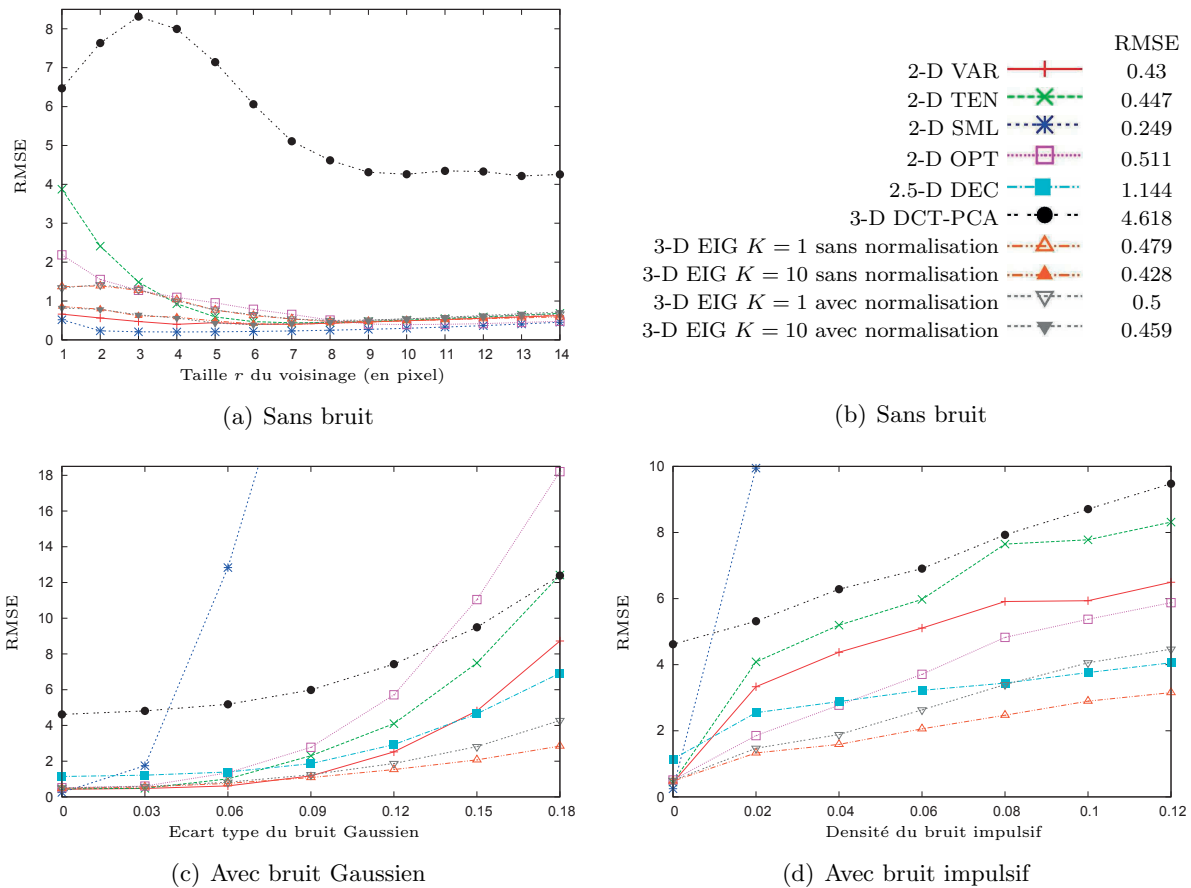


Fig. 7.6 – Performances (RMSE) des méthodes de SFF/EDF ((b-d) $r = 8$ pixels, si nécessaire) pour la séquence synthétique de la figure Fig. 7.2 en présence ou non de divers bruits additifs. Sans bruit, les performances de la méthode 3-D EIG sont proches des autres méthodes, alors qu'en présence de bruit elle les surpasse largement.

environ $r = 8$ pixels), au delà de laquelle les informations disponibles au sein des voisinages suffisent au processus de reconstruction. Dès lors, les voisinages plus grands commencent à trop lisser la carte des profondeurs résultante et nécessairement les erreurs augmentent. Il est à noter que l'ordre est alors inversé, les K plus faibles surpassent alors légèrement les autres et les meilleures performances sont obtenues pour K égal à 1. En effet, lorsque les informations disponibles sont suffisantes, plus le paramètre K est faible, plus la méthode 3-D EIG estime des degrés de netteté bien proportionnés les uns par rapport aux autres le long d'une même pile longitudinale de voxels \mathfrak{P} . Ce comportement, qui est ensuite mis en valeur par l'étape d'interpolation, résulte de la stratégie 3-D adoptée et est intrinsèque à la décomposition en valeurs propres. Il peut être imaginé comme une première interpolation des degrés de netteté le long de \mathfrak{P} , optimale lorsque K est égale à 1. De plus, plus le paramètre K est faible, plus la méthode 3-D EIG offre une résolution en profondeur σ^2 fine et donc précise (voir Fig. 7.5). L'élargissement est dû à la somme de plusieurs projections de vecteurs propres lors du calcul des degrés de netteté (Eq. 7.14). Il se stabilise toutefois rapidement puisque cette somme est pondérée par les valeurs propres, c'est-à-dire comme précédemment pour les quelques premiers vecteurs propres. En présence de différents bruits additifs (Gaussien et impulsif), les performances pour r fixé à la taille « seuil » de 8 pixels sont présentées en Fig. 7.4. Effectivement, plus le paramètre K est large, plus la sensibilité de la méthode 3-D EIG croît et moins elle est robuste au bruit. Notons que la méthode sans normalisation est significativement plus robuste aux bruits considérés.

Sur cette même séquence synthétique, la méthode proposée 3-D EIG est maintenant comparée à celles de la littérature préalablement retenues (chapitre 5); les performances sont illustrées Fig. 7.6. Tout d'abord, seules les mesures de netteté sont testées sans bruit additif, en fonction de la taille r du voisinage \mathfrak{B}_r utilisé dans le but de la fixer à une valeur « de compromis » (voir Fig. 7.6(a)). Etant donné que la surface synthétique ne présente pas de fortes pentes ou de discontinuités, les performances sont meilleures avec des tailles r relativement larges. Au vu de celles-ci, la taille r est qualitativement et approximativement ajustée à 8 pixels. Toutes les méthodes peuvent ensuite être testées (toujours sans bruit additif) et les performances sont listées Fig. 7.6(b). La méthode 2-D SML donne le meilleur résultat, mais nous verrons par la suite qu'elle est trop peu robuste au bruit. La discrimination des quelques larges régions texturales homogènes exhibant peu de composantes haute-fréquence nécessitent une forte sensibilité et la stratégie 3-D adoptée dans 3-D EIG tend à la réduire légèrement. Néanmoins, ses performances sont proches des autres méthodes et, comme expliqué précédemment, un paramètre K plus large améliore sa sensibilité. La méthode 3-D DCT-PCA obtient la plus mauvaise performance : la transformation en cosinus discrète préalable ne suffit pas à rendre l'analyse statistique suivante assez discriminante et sensible. En présence de divers bruits additifs (Gaussien et impulsif), la méthode proposée 3-D EIG avec K fixé à 1 surpassent clairement les autres (voir Fig. 7.6(c) et Fig. 7.6(d)). Cette robustesse au bruit émane de la stratégie statistique 3-D adoptée. Au contraire, la méthode 2-D SML est peu robuste au bruit.

7.3.2 Acquisitions réelles

La nouvelle méthode 3-D EIG est maintenant testée sur les acquisitions réelles présentées dans le chapitre 5. De par sa robustesse au bruit suffisante, elle offre avec normalisation (voir

section 7.2.2 : Eq. 7.10 vs. Eq. 7.11) un meilleur comportement au sein de plus petits voisinages pour des acquisitions « ordinairement » bruitées, correspondant à la plupart des acquisitions réelles. Cette amélioration déjà perçue lors des tests simulés est encore plus évidente avec des acquisitions réelles, pour lesquelles la compensation des différences d'intensités entre les sections image est naturellement nécessaire et donc plus efficace. En définitive, les résultats obtenus par la méthode 3-D EIG avec normalisation sont sensiblement meilleurs que sans dans la plupart des cas réels. Ceux-ci illustrent donc la méthode 3-D EIG dans la suite. En revanche, la méthode sans normalisation est significativement plus robuste au bruit et sera utilisée dans des cas extrêmes, comme dans l'application médicale ultérieurement étudiée.

Comme pour le chapitre 6 précédent, les reconstructions sont respectivement effectuées avec des tailles r de voisinages égales à 1, 4 et 3 pixels pour les séquences du greffon cornéen, du grain de sable et du test de Vickers, et un post-filtrage médian dans un voisinage \mathfrak{B}_2 est appliqué pour les deux dernières. Premièrement, la Fig. 7.7 expose les cartes des profondeurs produites par la méthode proposée 3-D EIG pour deux valeurs extrêmes du paramètre K . Pour la séquence relativement « propre » du greffon cornéen humain, une valeur de K plus élevée sensibilise la mesure et permet d'obtenir une meilleure reconstruction. Au contraire, une mesure 3-D EIG plus robuste est préférée pour les deux autres séquences réelles plus bruitées en fixant K à 1.

Les résultats de la méthode 3-D EIG ci-dessus sont ensuite respectivement comparés en Fig. 7.8, Fig. 7.9 et Fig. 7.10 avec ceux obtenus par les méthodes retenues de la littérature, listées et décrites dans le chapitre 5. La séquence du greffon cornéen humain nécessite une méthode avec une bonne sensibilité ce qui n'est pas forcément le cas de la nouvelle mesure 3-D EIG, de par sa stratégie 3-D. Néanmoins, avec une valeur de K élevée et fixée à 10, elle obtient un résultat convenable, qui peut encore être amélioré en élargissant légèrement la taille r du voisinage, c'est-à-dire en augmentant les informations accessibles (voir Fig. 7.8). Pour les autres séquences, la mesure 3-D EIG avec $K = 1$ produit en revanche les deux meilleures reconstructions (voir Fig. 7.9 et Fig. 7.10). Celles-ci contiennent moins d'artefacts (faux pics aigus) aux bordures abruptes du grain de sable ainsi qu'aux arêtes ou au fond de l'indentation pyramidale de Vickers. Toutes ces constatations qualitatives sont corroborées par les résolutions en profondeur σ^2 listées dans la Tab. 7.1 : 3-D EIG avec $K = 1$ offre les plus fines, excepté pour le greffon cornéen. De plus, il est à noter que ses résolutions en profondeur augmentent avec la valeur du paramètre K . La méthode 3-D DCT-PCA, trop peu sensible, résulte en les plus mauvaises reconstructions. Enfin, les cartes de profondeurs reconstruites par la méthode 2.5-D DEC apparaissent quant à elles lissées. Ceci s'explique par l'adoption d'une stratégie d'optimisation multirésolution de type « grossier à fin » (*coarse-to-fine*) qui impose une certaine régularité à la solution et permet d'apporter de la robustesse à la méthode [Aguet 08].

7.4 Discussion

Une nouvelle méthode dénotée 3-D EIG a été introduite, permettant des reconstructions surfaciques 3-D depuis une séquence d'images 2-D acquise par sectionnement optique via les concepts de *shape-from-focus* et de profondeur de champ étendue. Contrairement aux mé-

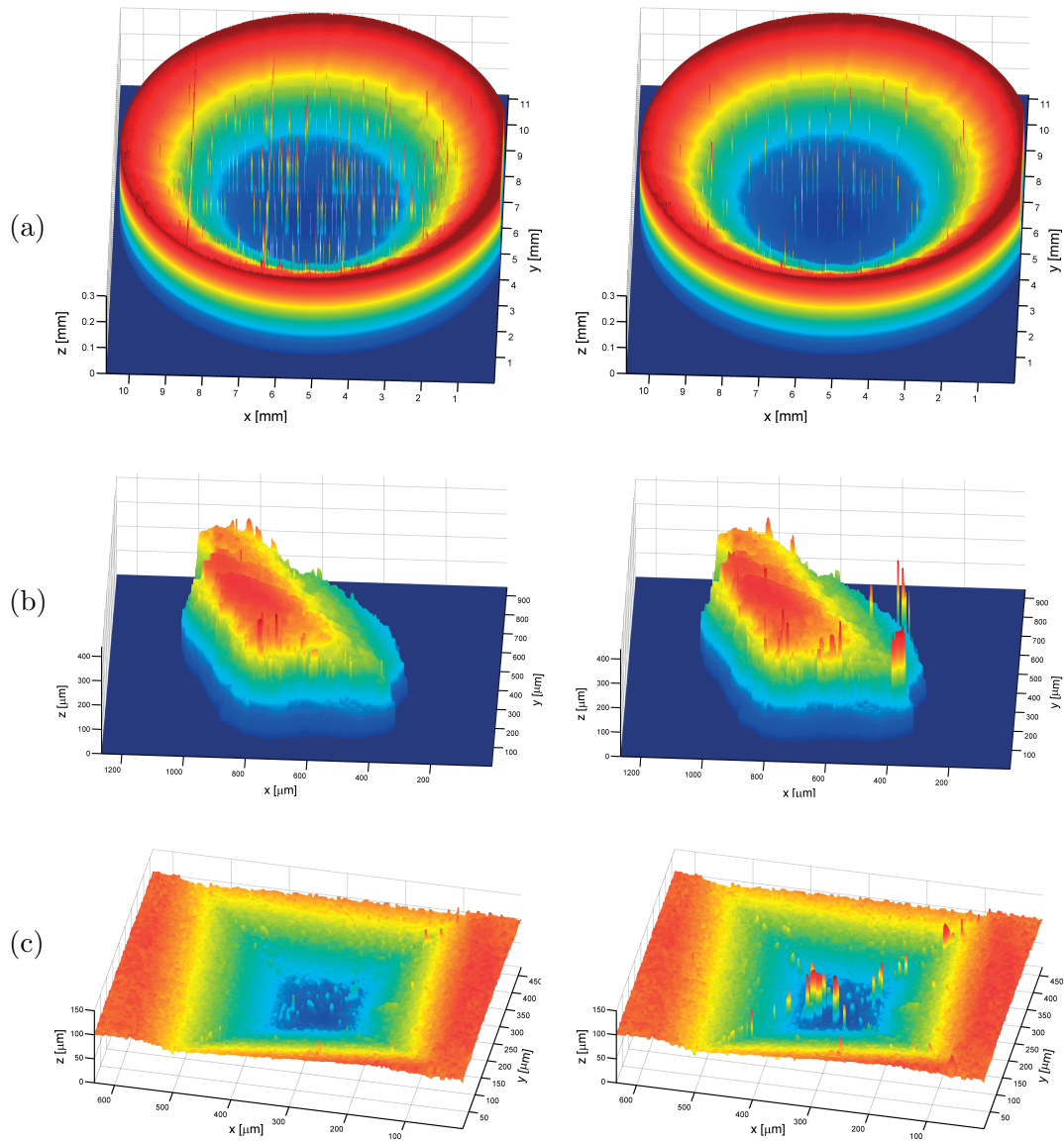


Fig. 7.7 – Cartes des profondeurs reconstruites par la mesure de netteté 3-D EIG avec K fixé à : (colonne de gauche) $K = 1$ et (colonne de droite) $K = 10$. (a) Séquence du greffon cornéen humain ($r = 1$ pixel) 0 ● ● ● ● 0.1 ● ● ● ● 0.2 ● ● ● ● 0.3 mm. (b) Séquence du grain de sable ($r = 4$ pixels) 0 ● ● ● ● 110 ● ● ● ● 220 ● ● ● ● 330 ● ● ● ● 440 μm . (c) Séquence du test de Vickers ($r = 3$ pixels) 0 ● ● ● ● 30 ● ● ● ● 60 ● ● ● ● 90 ● ● ● ● 120 μm ●. La séquence du greffon cornéen (a) nécessite une mesure plus sensible et donc une valeur du paramètre K plus élevée. Au contraire, les deux autres séquences plus bruitées exigent une certaine robustesse et en conséquence une valeur de K égale à 1 (b)-(c).

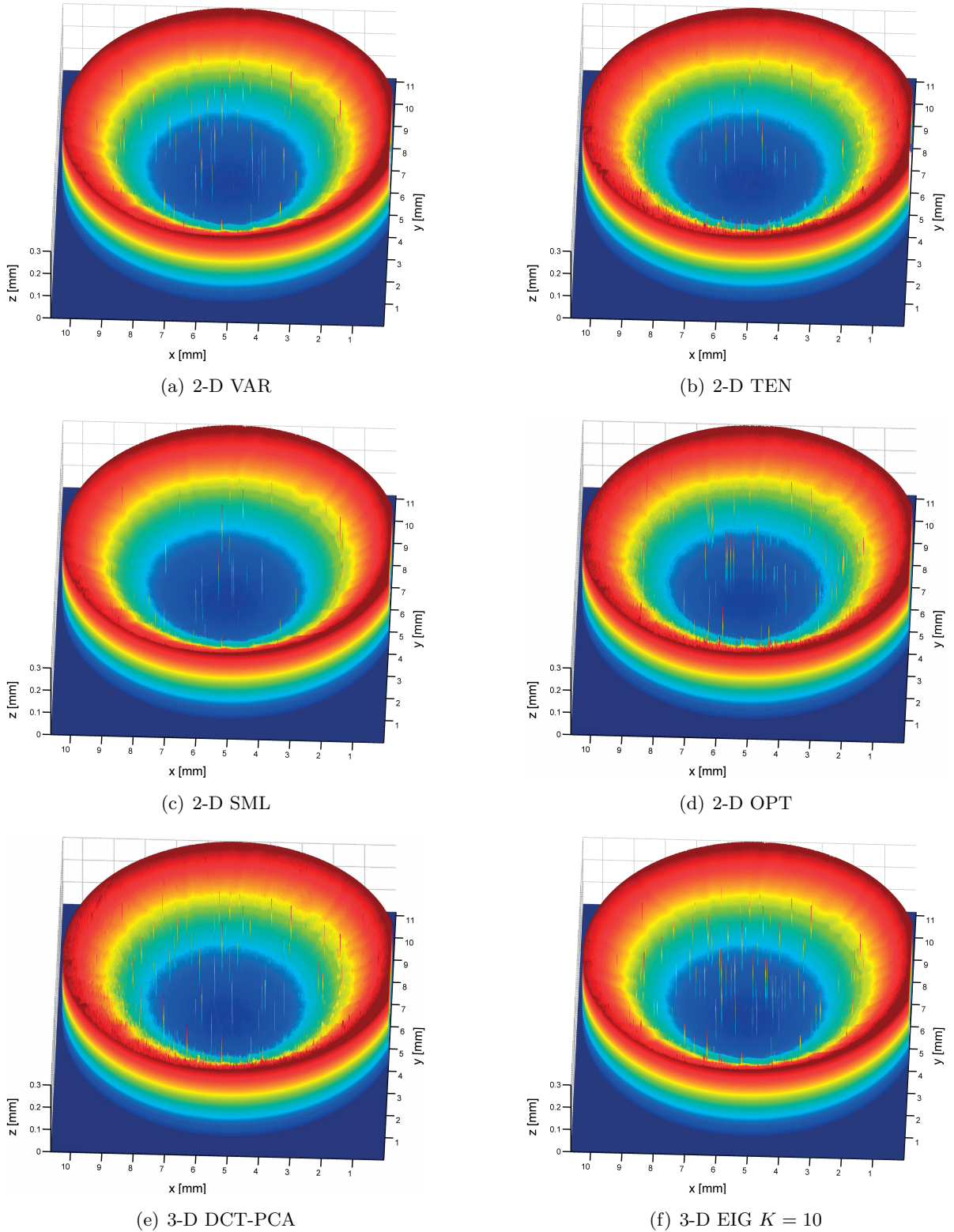


Fig. 7.8 – Cartes des profondeurs reconstruites pour la séquence du greffon cornéen ($r = 1$ pixel). Échelle des couleurs en z : 0 ●●●● 0.1 ●●●● 0.2 ●●●● 0.3 mm. Malgré une valeur du paramètre K élevée, la stratégie 3-D adoptée dans la méthode 3-D EIG entraîne une légère perte de sensibilité et donc une moins bonne reconstruction pour cette séquence d’images.

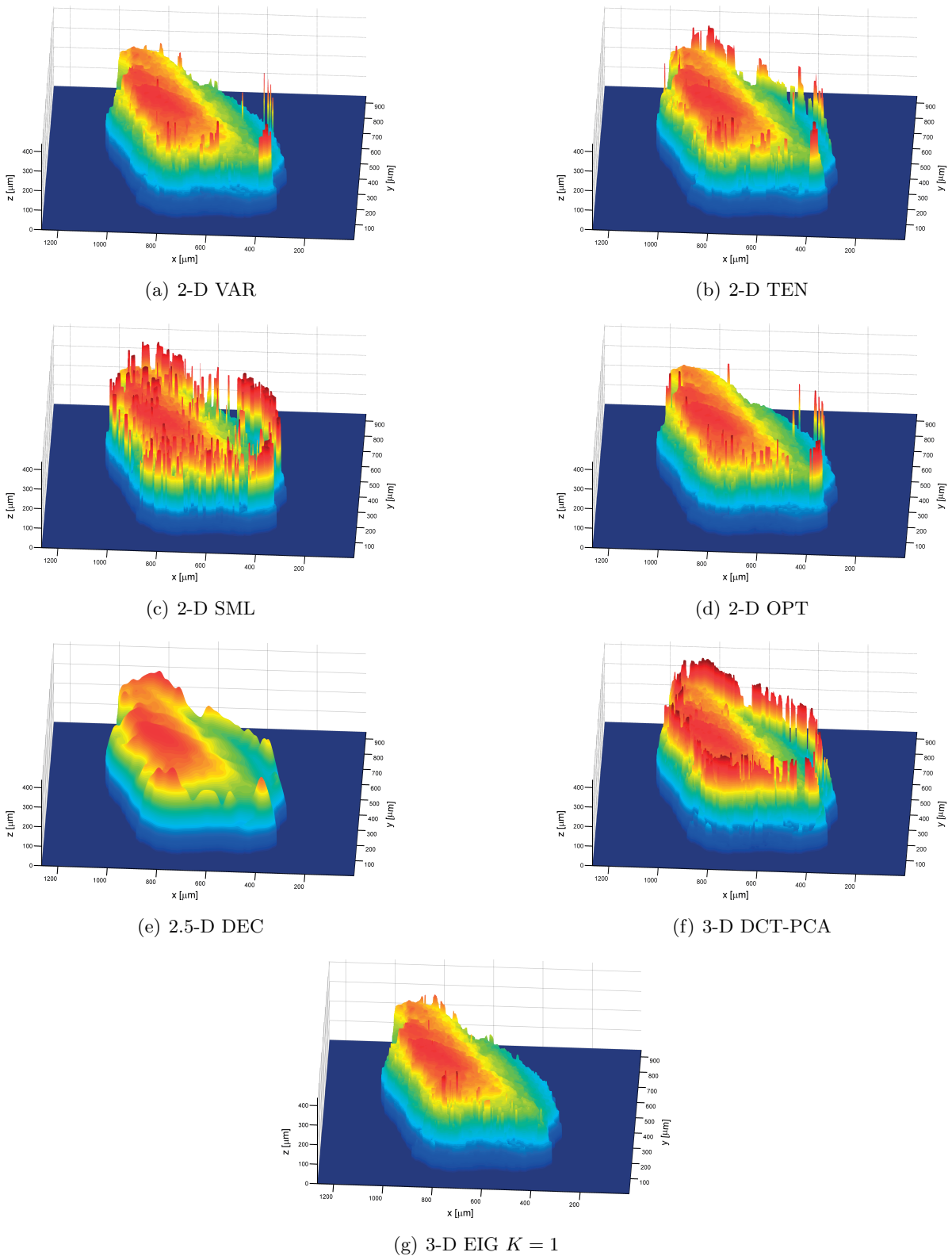


Fig. 7.9 – Cartes des profondeurs reconstruites pour la séquence du grain de sable (si nécessaire, $r = 4$ pixels). Échelle des couleurs en z : 0 ●●● 110 ●●● 220 ●●● 330 ●●● 440 μm . La robustesse affichée par la méthode 3-D EIG permet une meilleure reconstruction pour cette séquence d'images.

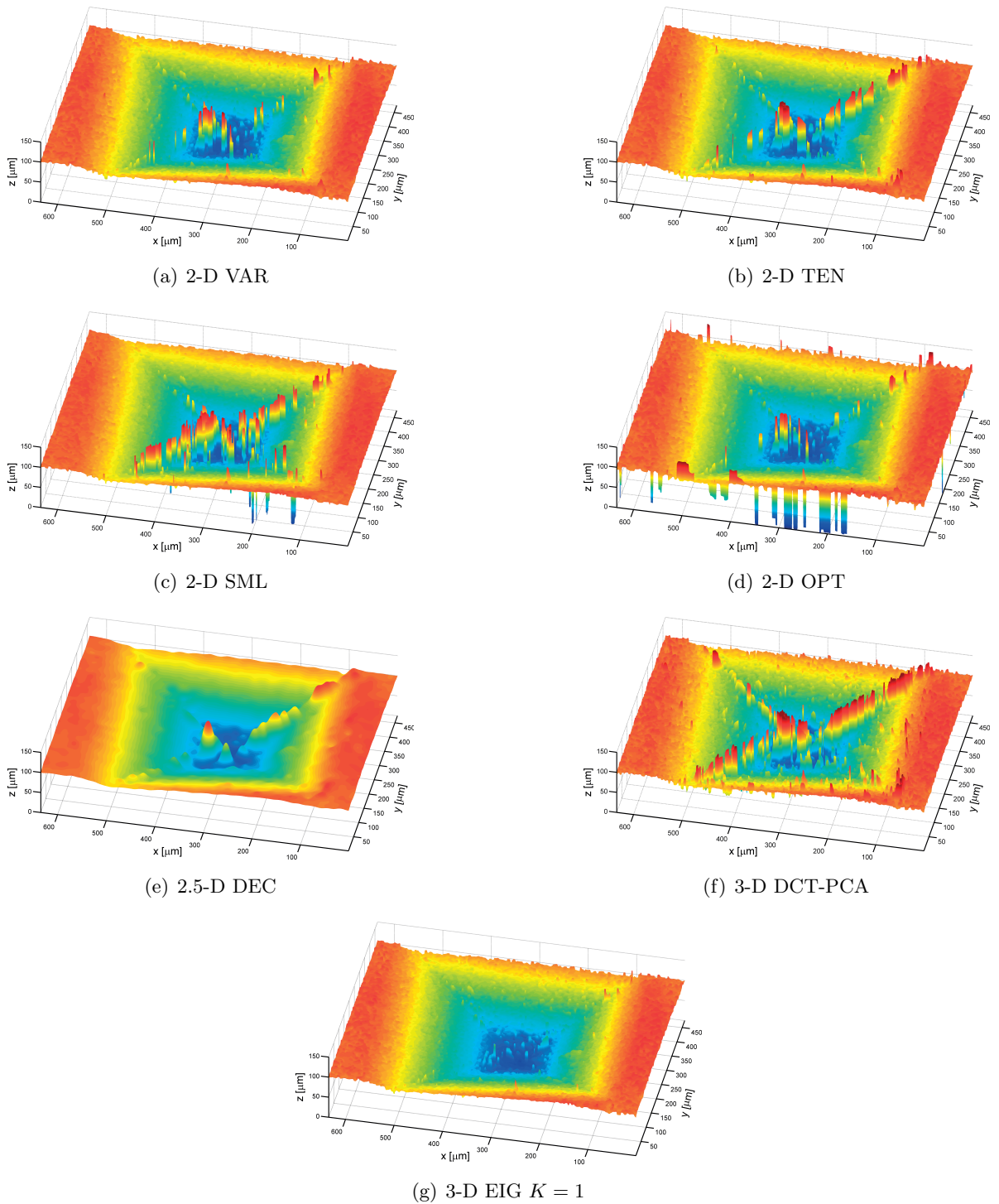


Fig. 7.10 – Cartes des profondeurs reconstruites pour la séquence du test de Vickers (si nécessaire, $r = 3$ pixels). Échelle des couleurs en z : 0 ••• 30 ••• 60 ••• 90 ••• 120 μm •. La robustesse affichée par la méthode 3-D EIG permet clairement une meilleure reconstruction pour cette séquence d’images.

	2-D VAR	2-D TEN	2-D SML	2-D OPT	3-D DCT-PCA	3-D EIG $K = 1$	3-D EIG $K = 10$
Greffon cornée	7.83	8.95	50.78	6.98	28.2	12.46	33.02
Grain de sable	117.18	112.81	328.77	128.57	147.67	47.51	143.63
Test de Vickers	8.87	9.28	69.52	19.67	44.5	5.14	15.46

Tab. 7.1 – Résolutions en profondeur σ^2 des mesures de netteté pour les acquisitions réelles. La méthode 3-D EIG avec $K = 1$ affiche les résolutions les plus fines pour les séquences plus bruitées du grain de sable et du test de Vickers.

thodes 2-D traditionnelles qui travaillent indépendamment sur chacune des sections image, cette approche tire profit de la troisième dimension spatiale de la séquence d’images originale. En effet, elle exploite localement et simultanément toutes les informations longitudinales disponibles pour estimer des degrés de netteté sectionnels. En dépit d’une légère perte de sensibilité, cette stratégie 3-D permet d’afficher une très forte robustesse, qui est une caractéristique importante de l’analyse du flou.

Tout d’abord, la méthode 3-D EIG avec normalisation offre un comportement légèrement plus sensible que sans et suffisamment robuste au bruit. Cette construction de la matrice multivariée sera préférée dans la plupart des cas, alors que celle sans normalisation, encore davantage robuste, sera utilisée pour des cas extrêmes très bruités. Deuxièmement, le paramètre K de la mesure 3-D EIG permet de réguler la robustesse au bruit par rapport à la sensibilité. Par exemple, une petite valeur de K assure une large robustesse, mais cause une légère perte de sensibilité. Il est à noter que ce paramètre K peut être ajusté automatiquement et adaptativement dans la séquence d’images, par exemple en fixant simplement un seuil sur les valeurs propres normalisées. Enfin, la taille r des voisinages réduit forcément la résolution spatiale de la reconstruction, comme dans toutes les approches dites « voisinage ». En revanche, il permet de travailler avec des acquisitions bruitées affichant des textures variées, et notamment composées de larges éléments texturaux. Au final, cette approche n’est restreinte à aucun modèle de surface et sa validité a été clairement démontrée sur des exemples divers, plus ou moins complexes, à partir de données simulées ou réelles en microscopie optique conventionnelle. D’après ces différentes expérimentations, la méthode 3-D EIG obtient ordinairement des résultats similaires aux méthodes de la littérature alors qu’en présence d’acquisitions bruitées, elle les surpasse et tout particulièrement la méthode 3-D DCT-PCA.

En effet, Mahmood et al. [Mahmood 08a] avaient récemment introduit une première mesure 3-D également basée sur analyse statistique multivariée. Apparaissant souvent comme inefficace pour évaluer correctement des degrés de netteté pertinents, les auteurs l’avaient alors associée à des transformations préalables [Mahmood 08b] [Mahmood 09b] [Khan 10] (aboutissant, par exemple, à la méthode ici testée 3-D DCT-PCA), et même à un pré- [Mahmood 09a] ou post-traitement [Mahmood 10a]. Après expérimentation, la méthode 3-D DCT-PCA offre encore

une assez faible sensibilité, en dépit de la transformation en cosinus discrète préalable. L'analyse statistique ici introduite 3-D EIG se distingue évidemment de [Mahmood 08a], malgré une idée fondamentale commune. Elles sont même « opposées » dès la construction de la matrice multivariée. Concernant les bases propres résultantes (qui sont en conséquence différentes), Mahmood et al. y transforment leurs données (la matrice multivariée) et les discriminent par la première composante principale, contrairement à la mesure 3-D EIG qui en tire directement profit de par son analyse statistique préliminaire. Au final, la nouvelle mesure 3-D EIG, sans aucune transformation préalable, affiche une plus forte robustesse au bruit que la méthode 3-D DCT-PCA [Mahmood 08b] tout en conservant une bien meilleure sensibilité.

7.5 Conclusion

La nouvelle méthode 3-D EIG présente un avantage certain : sa robustesse au bruit, qui plus est lorsqu'elle est effectuée sans normalisation. Elle sera ainsi grandement mise en valeur dans la partie suivante traitant l'aspect applicatif de cette thèse : la reconstruction 3-D d'endothéliums cornéens humains *ex-vivo*, pour lesquelles un exemple avec un ajustement adaptatif du paramètre K sera en plus présenté.

Troisième partie

APPLICATION

Chapitre 8

Problématique médicale

La partie précédente introduisait de nouveaux outils génériques pour la reconstruction et la restauration (d'images) de surfaces dégradées par une caméra dite « conventionnelle », via les concepts de SFF/EDF. Cette étude théorique a été initiée par un problème médical pratique : le contrôle qualité des greffons cornéens humains. Cette troisième partie est consacrée à cette application : ce premier chapitre pose précisément la problématique médicale et le suivant proposera une solution en mettant à exécution la théorie à travers la pratique.

Sommaire

8.1	L'œil et la cornée	105
8.2	Observation de l'endothélium cornéen	106
8.3	Caractérisation des cellules de l'endothélium cornéen	108
8.4	Problématique et objectif	110

Voici tout d'abord le contexte et la problématique médicale.

8.1 L'œil et la cornée

Les deux yeux de l'être humain (Fig. 8.1) sont les organes qui lui permettent la vue. Ce sont plus que des organes simples, puisque les connexions avec le cerveau sont si nombreuses qu'ils peuvent être considérés comme des extensions de celui-ci.

L'œil est sensible aux longueurs d'ondes allant de 390 nm (ultraviolets) à 700 nm (infrarouges) environ. Il fonctionne à la manière d'un appareil photographique (ou plutôt, l'appareil photographique fonctionne sur le principe de l'œil, Fig. 8.1(b)). Les rayons lumineux sont concentrés sur la rétine qui contient les capteurs de lumière (les cônes et les bâtonnets, les deux types de cellules réceptrices). La cornée et le cristallin jouent le rôle de lentilles (Fig. 8.1) pour concentrer les rayons au foyer optique, la fovéa. Le cristallin est une lentille adaptative, car il permet l'accommodation pour la vision de près ou de loin. L'iris est un diaphragme permettant de limiter la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil, la pupille (non représentée) est l'espace laissé par l'iris.

En plus de la réfraction des rayons lumineux, la cornée assure la protection de l'œil. Elle

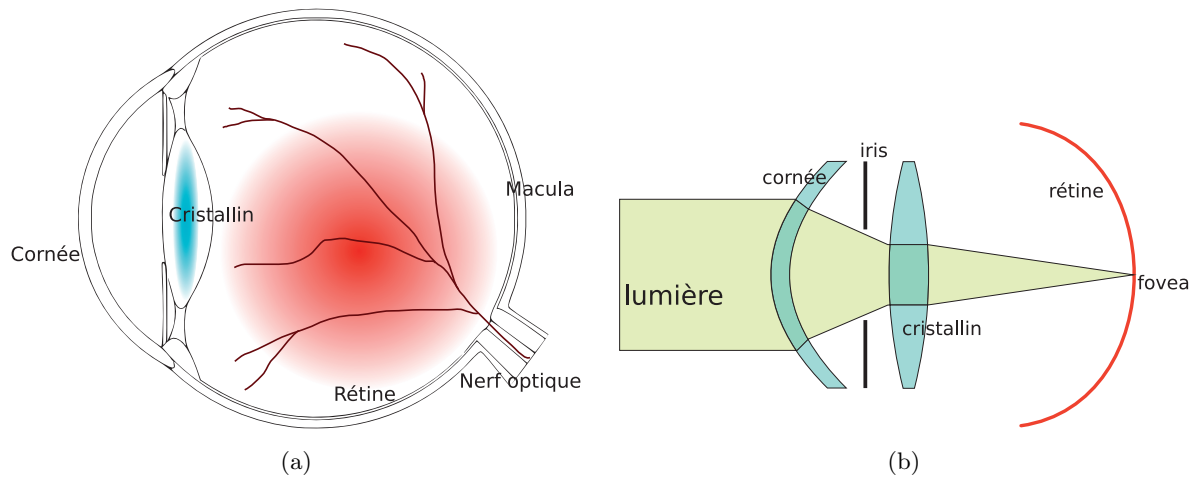


Fig. 8.1 – Schéma de l'œil humain : (a) en coupe ; (b) optique. La cornée et le cristallin jouent le rôle de lentilles. La macula est la zone de plus forte concentration des capteurs de lumière (cônes et bâtonnets) au niveau de la rétine. Elle est située sur l'axe optique. Le nerf optique permet la liaison avec le cerveau.

est constituée de plusieurs couches cellulaires (Fig. 8.2). La couche cellulaire qui nous intéresse est l'endothélium cornéen, qui est une monocouche de cellules primordiales pour le maintien de l'intégrité de l'œil. Il est situé à la face postérieure de la cornée. En régulant l'hydratation de la cornée par une déturgescence¹ permanente du stroma cornéen (voir Fig. 8.2, le stroma est la couche cellulaire principale de la cornée), il assure le maintien de sa transparence. L'endothélium est constitué d'une mosaïque de cellules hexagonales qui ne se renouvellent pas. Le capital de cellules présent à la naissance (6000 cellules/mm²) décroît tout au long de la vie, mais reste dans les circonstances physiologiques largement au-dessus du minimum requis pour garder la cornée transparente (300 à 500 cellules/mm²).

Le nombre de ces cellules diminue et peut menacer la fonction visuelle dans de nombreuses circonstances pathologiques (Fig. 8.3(a)) ou suite à une opération sur la cornée (certaines opérations de la myopie par exemple). Dès lors, et c'est une particularité de la cornée, celle-ci peut se greffer. Une cornée en bonne santé est prélevée sur un donneur (décédé), et greffée sur un receveur (Fig. 8.3(b)). Avant la greffe, et c'est le seul tissu humain à l'être, la cornée est validée histologiquement. Outre les contrôles bactériologiques, la banque de cornées vérifie que la densité cellulaire de l'endothélium est suffisante (le seuil est fixé à l'heure actuelle à 2000 cellules par mm²). Elle vérifie aussi la morphologie des cellules (réalisé par le technicien chargé d'effectuer la validation et utilisant l'analyse d'images) et la transparence optique de la cornée. La morphologie des cellules est caractérisée par les différentes surfaces (polymégéthisme, Fig. 8.4(a)) et les différentes formes (pléomorphisme, Fig. 8.4(b)).

8.2 Observation de l'endothélium cornéen

Cette section, comme l'intégralité de cette partie applicative, concerne l'endothélium cornéen *ex-vivo*, c'est-à-dire les greffons cornéens. Au préalable, il est néanmoins important de signaler que, du fait de la transparence de la cornée, les cellules endothéliales peuvent être ob-

¹Mécanisme par lequel le stroma est maintenu déshydraté, voir Fig. 8.2.

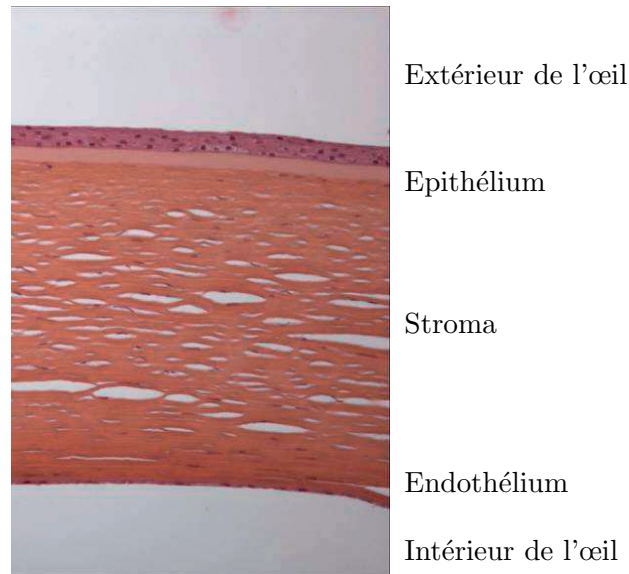


Fig. 8.2 – Vue histologique en coupe de la cornée. L'épaisseur de la cornée est d'environ $500\ \mu\text{m}$.

servées facilement chez le sujet vivant (*in-vivo*) grâce à un microscope optique dit spéculaire. En effet, il est primordial de vérifier, avant une quelconque intervention sur la cornée, que la densité cellulaire est suffisante pour “résister” à celle-ci et ensuite de la mesurer régulièrement pour évaluer le retentissement de cette opération dans le temps. Cette technologie a été développée dans les années 1980 et est basée sur la réflexion spéculaire. Les différentes couches cellulaires de la cornée (Fig. 8.2) sont transparentes et possèdent des indices de réfraction différents. Ainsi, à chaque changement de couche s'opère une réflexion (loi de Snell-Descartes, Eq. 1.8). Si le faisceau incident est incliné, il est donc possible d'observer un décalage dans les rayons réfléchis. Le lecteur se reportera aux explications données dans [Burillon 02] pour de plus amples précisions.

Les greffons cornéens sont quant à eux observés en microscopie optique conventionnelle. En illuminant la face antérieure et en observant la face postérieure du greffon, l'endothélium est plus spécifiquement observé en lumière transmise (Fig. 8.5). Les espaces intercellulaires entre les cellules endothéliales (appelées bordures des cellules) préalablement dilatés grâce à une solution spécifique (la concavité du greffon est remplie d'une solution de NaCl) sont plus opaques et apparaissent donc plus sombres que les cellules. Il est à noter qu'ils sont souvent peu visibles, mais en vue d'une greffe aucun colorant ne peut actuellement être utilisé pour les marquer plus distinctement. Par contre, pour une utilisation à des fins de recherche comme la Fig. 5.2, la coloration au rouge alizarine les met en évidence et permet donc de mieux les faire ressortir, ainsi que l'absence de cellules (cellules desquamées, en imprégnant le stroma sous-jacent).

Le comptage des cellules de la cornée se fait encore aujourd'hui de manière visuelle et manuelle, bien que cette méthode soit de moins en moins utilisée. La technique est dérivée du comptage des cellules sanguines (voir Fig. 8.6). Les cellules contenues dans quelques cadres fixes sont comptées, et une extrapolation est effectuée pour obtenir une évaluation de la densité cellulaire. Cette technique pose de nombreux problèmes : le facteur humain est beaucoup trop

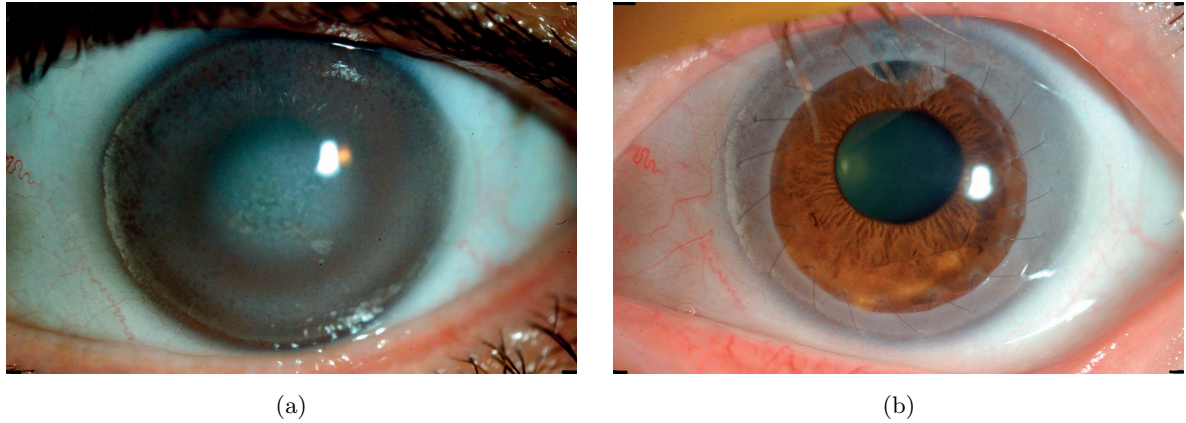


Fig. 8.3 – Œil humain avant (a) et après (b) une greffe de cornée. (a) La partie centrale (plus sombre) est la cornée. On remarque que cette cornée n'est pas transparente car l'iris ne se distingue pas et la pupille n'est pas bien démarquée. De plus, des petites taches blanches apparaissent au centre de cette image (à ne pas confondre avec le reflet du flash). (b) La partie centrale est désormais transparente (l'iris marron et la pupille sont désormais bien visibles) : la nouvelle cornée est parfaitement transparente. L'ancienne cornée est visible sur les bords, sa couleur est blanchâtre. Un surjet en forme d'étoile (le fil de suture) se distingue.

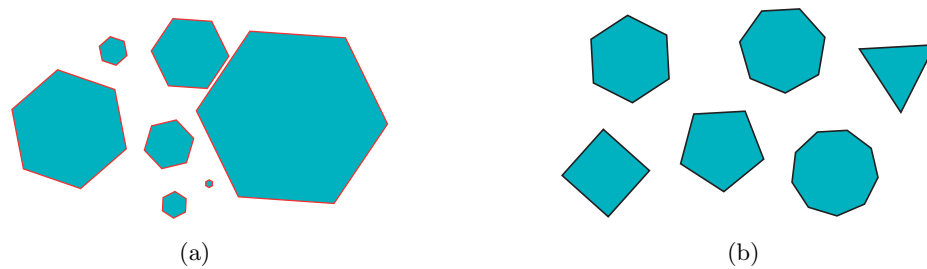


Fig. 8.4 – Polymégéthisme vs. pléomorphisme. (a) Illustration du polymégéthisme : plusieurs hexagones avec des surfaces différentes sont représentés. (b) Illustration du pléomorphisme : des objets de formes différentes sont représentés ; leurs surfaces sont (sensiblement) similaires.

important pour espérer obtenir des résultats fiables et répétables [Thuret 03] [Thuret 04]. En 2000, un premier prototype d'analyseur automatique a été développé, puis commercialisé sous le nom de Samba-Cornéa™ [Gain 02a] [Gain 02b]. L'algorithme utilisé a l'avantage d'être simple ; les contours grossiers des cellules sont extraits avec un seuillage global sur l'image, puis une squelettisation permet d'obtenir des contours fins pour les cellules. L'intervention manuelle du technicien (pour corriger les bordures des cellules) reste encore importante.

8.3 Caractérisation des cellules de l'endothélium cornéen

Cette section présente différentes méthodes pour évaluer la densité cellulaire endothéliale, souhait premier de l'ophtalmologiste. Ces méthodes d'analyse ne sont pas forcément toutes utilisées sur des images de microscopie optique conventionnelle, mais elles pourraient certainement être adaptées de la microscopie optique spéculaire. Certaines évaluent directement la densité cellulaire, d'autres passent par une étape intermédiaire de segmentation des contours des cellules. Le lecteur pourra se référer à la thèse de Gavet [Gavet 08a] pour une description

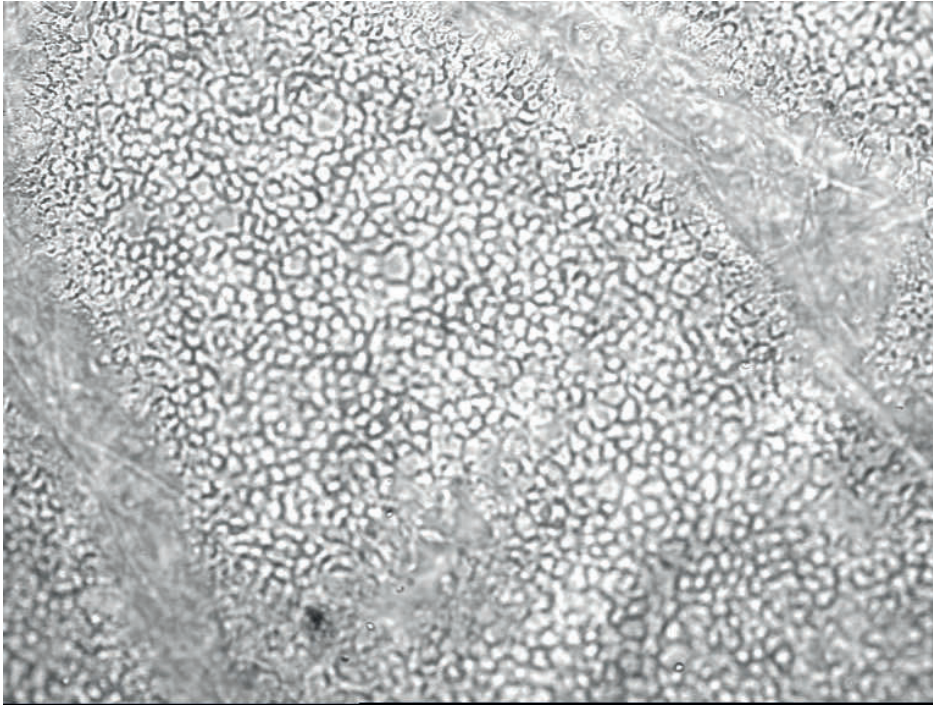


Fig. 8.5 – Observation de l'endothélium cornéen humain au microscope optique conventionnelle. L'image représente un champ de 1×0.75 mm, pour 768×576 pixels. Sur cette image, certaines zones sont floues : ce sont des plis qui ne sont pas dans la profondeur de champ ΔZ du microscope. De plus, cette image est saturée dans les blancs (les centres des cellules ne sont pas observables), car le technicien chargé d'évaluer la qualité de la cornée obtient ainsi de meilleurs résultats avec le logiciel qu'il utilise.

plus complète des méthodes d'analyse des cellules de l'endothélium cornéen.

Les méthodes directes s'affranchissent de l'étape de segmentation et utilisent la transformée de Fourier 2-D des images [Ruggeri 05] [Ruggeri 07]. Leur principe de calcul repose sur le fait que l'assemblage des cellules forme une répétition de motif dont la fréquence peut être détectée par la transformée de Fourier discrète ; cette fréquence de répétition apparaît sous la forme d'un anneau sur la représentation de l'amplitude. Ce pic de fréquence est lié à la densité cellulaire recherchée. Cette méthode requiert cependant un échantillon cellulaire conséquent pour donner un résultat correct et est inefficace sur des images présentant par exemple deux tailles de cellules différentes (problématique du polymégéthisme).

Plusieurs méthodes d'analyse agissent par l'intermédiaire d'une étape de segmentation basées sur les contours. Bien que la diffusion des méthodes automatiques d'analyse des cellules ne soit que très récente dans les banques de cornées et les laboratoires d'ophtalmologie (comme le logiciel Samba-Cornéa™ déjà succinctement présenté [Gain 02a] [Gain 02b]), les premiers algorithmes apparaissent au début des années 80 avec [Lester 81]. C'est au début des années 90 que des méthodes innovantes commencent à être mises au point, notamment par une détection de contours adaptée aux spécificités des cellules de l'endothélium cornéen ([Cazuguel 91] [Yu 91]). Ces techniques commencent à mettre en évidence le fait que les images sont de mauvaise qualité et ne contiennent pas suffisamment d'informations pour réaliser une segmentation automatique. Ainsi, Yu et al. [Yu 91] propose une méthode de correction et suppression

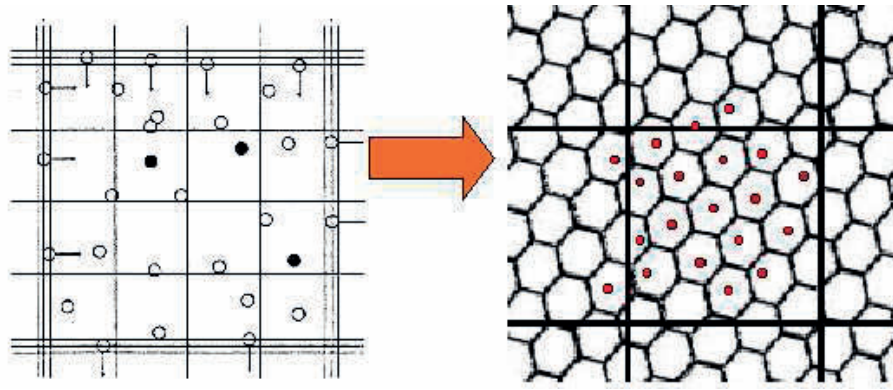


Fig. 8.6 – Le comptage manuel utilise un cadre fixe pour évaluer la densité cellulaire. Toutes les cellules présentes intégralement dans le cadre sont comptées, ainsi que les cellules qui débordent sur deux côtés (ici, en haut et à gauche). Les deux autres côtés ne sont pas pris en compte. 10 zones sont comptées et une moyenne de la densité cellulaire est ainsi estimée.

des bordures. Ensuite, une méthode vraiment efficace est proposée par Vincent et Masters [Vincent 92], basée sur une détection de marqueurs des cellules (les centres supposés des cellules) suivie d'une ligne de partage des eaux contrainte (*watershed*). D'une manière très proche, la méthode proposée par [Angulo 05] permet aussi de réaliser une détection des marqueurs des cellules suivie d'un *watershed* contraint. Ce dernier semble particulièrement adapté à ce type d'images s'il est correctement contraint par des marqueurs positionnés à l'intérieur des cellules. Au final, les contours détectés n'étant pas toujours satisfaisants car trop souvent déconnectés, une seconde étape de fermeture des contours est effectuée [Gavet 07] [Gavet 08b]. Gavet et al. [Gavet 07] ont proposé des méthodes de fermetures des contours issues de la théorie de la Gestalt². Enfin, Gavet et Pinoli [Gavet 08b] ont introduit un processus complet de détections puis de fermetures des contours des cellules endothéliales. Pour la seconde étape de fermeture, cette méthode utilise notamment un *watershed* contraint par des marqueurs supposés aux centres des cellules. Elle est destinée à des images de l'endothélium cornéen issues de la microscopie spéculaire mais pourrait être adaptée aux images de microscopie optique conventionnelle, afin d'estimer la densité cellulaire endothéliale des greffons cornéens.

8.4 Problématique et objectif

De par sa profondeur de champ ΔZ très limitée, un microscope optique conventionnel ne permet d'observer de façon nette qu'une petite région de la mosaïque endothéliale (Fig. 8.5). En effet, le greffon observé n'est pas plan, à cause de sa forme naturellement convexe (voir Fig. 6.7(a)) et surtout à cause de sa tendance à se plisser. Les greffons étant conservés dans un liquide physiologique, ils sont ainsi gorgés d'eau et présentent donc des plis, dont le nombre augmente lors d'une conservation prolongée (voir Fig. 8.7) [Pels 83]. Ces derniers compliquent considérablement l'observation et le comptage des cellules, qu'il soit manuel ou semi-automatique [Thuret 04]. D'une part, les techniciens sont obligés de se limiter à une zone

²Cette théorie énonce des grands principes qui permettent de décrire factuellement des phénomènes de la vision, qui sont le résultat d'interactions spontanées de notre système visuel, provenant de la stimulation sensorielle.

d'intérêt nette exigüe choisie visuellement [Thuret 04], voire même de multiplier ces petites zones [Gain 02b], pour effectuer leur examen. L'analyse ne repose alors que sur un faible échantillonnage de l'endothélium et ne rend ainsi par exemple pas compte des cornées porteuses d'un assemblage cellulaire hétérogène, ce qui est fréquent. D'autre part, les reliefs présents biaisent l'estimation de la densité cellulaire endothéliale [Gavet 06a] [Gavet 06b], cette erreur restant à étudier.

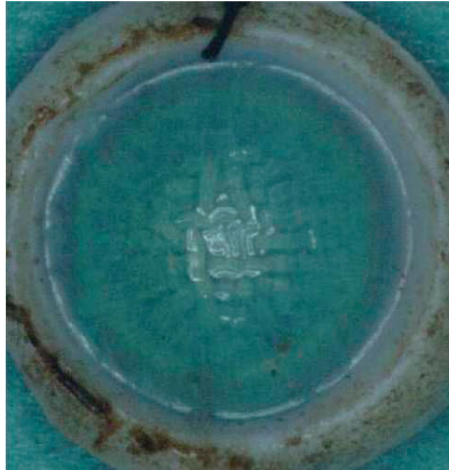


Fig. 8.7 – Greffon cornéen humain. Les plis postérieurs formés lors de sa conservation dans un liquide physiologique sont visibles, notamment au centre de l'image.

L'objectif de cette partie applicative est d'effectuer une reconstruction surfacique 3-D de l'endothélium cornéen humain *ex-vivo*, dans le but de faciliter et d'améliorer l'examen de la mosaïque endothéliale. La technologie utilisée doit rester simple et peu coûteuse, pour permettre une future implantation dans le plus grand nombre de banques de cornées. Dans ces conditions, la microscopie optique classique semble idéale : une séquence d'images est acquise partiellement sur le greffon par sectionnement optique, au sein de laquelle la topographie et la texture de la surface endothéliale sont ensuite retrouvées par *shape-from-focus* (SFF) et profondeur de champ étendue (EDF), respectivement. La texture permettrait un examen, et plus particulièrement un comptage des cellules (manuel ou automatique), sur une région nette beaucoup plus vaste (idéalement toute l'image), aboutissant à une première densité cellulaire qui serait rectifiée *a posteriori* grâce à la topographie reconstruite.

Chapitre 9

Reconstruction 3-D d'endothéliums cornéens humains *ex-vivo*

Ce chapitre met en pratique les études précédentes sur le problème concret rencontré lors du contrôle qualité des greffons cornéens humains. Il propose une solution à la problématique médicale première de cette thèse.

Sommaire

9.1 Séquences d'images « perturbées »	113
9.2 Mise à l'épreuve des différentes méthodes de SFF/EDF	116
9.3 Processus itératif de reconstruction	121
9.3.1 Principe	125
9.3.2 Paramétrage	127
9.3.3 Résultats et discussions	127
9.4 Conclusions	130

Dans le circuit de la greffe de cornée, l'endothélium de chaque greffon est observé en microscopie optique conventionnelle afin de vérifier que sa densité cellulaire est suffisante pour maintenir une bonne transparence après l'opération. Les greffons étant conservés dans un liquide physiologique, ils sont ainsi imprégnés d'eau et présentent donc des plis qui perturbent l'observation et le comptage des cellules. Des informations de surface sont alors nécessaires pour un meilleur contrôle qualité. Cependant, les recouvrements de la topographie et de la texture de la surface endothéliale via les concepts de SFF/EDF sont rendus difficiles par des acquisitions sur la cornée dégradées par de nombreuses perturbations, dont d'intenses inversions de contraste.

9.1 Séquences d'images « perturbées »

L'observation de la surface cornéenne endothéliale humaine résulte inéluctablement en des acquisitions parasitées, perturbées. Trois séquences numérotées I, II et III sont ici considérées. Elles sont respectivement décrites et illustrées Fig. 9.1, Fig. 9.2 et Fig. 9.3. Par exemple, la séquence II est parasitée par des débris cellulaires et des bulles d'air présents dans la solution

biochimique destinée à dilater les bordures des cellules (voir Fig. 9.2). Ces séquences d'images sont encore davantage perturbées par des inversions de contraste (voir Fig. 9.2 et encore plus, Fig. 9.3, Fig. 9.1 et ses agrandissements Fig. 9.4). Par conséquent, ces données perturbatrices, parasites fournissent de fausses informations de netteté tout au long de la séquence d'images, trompent le processus de reconstruction et empêchent d'obtenir de bons résultats.

La principale difficulté de la reconstruction est la présence d'inversions de contraste. En effet, les bordures (et parfois les périphéries juxtaposées) des cellules endothéliales sont sujettes aux inversions de contraste. Les bordures qui sont normalement plus sombres apparaissent plus claires (et vice-versa pour les périphéries) sur quelques sections image bien distinctes de la séquence (voir Fig. 9.4). Leur contraste est donc inversé pour des degrés de défocalisation bien spécifiques. À l'égard de ces distances de défocalisation, elles constituent une bande de fréquence spécifique pour laquelle la fonction de transfert optique OTF du microscope révèle une résonance négative (voir section 2.8.3).

Il est important de constater que ces inversions de contraste sont ici très intenses, de par notamment l'imagerie en lumière transmise et dont la compréhension n'est pas aisée. Par rapport au cas opaque, la formation de l'image d'un objet translucide est beaucoup plus difficile à appréhender. L'observation est faite via la réfraction de la lumière illuminante lors de sa traversée de l'objet, sachant que la cornée est constituée de différentes couches d'indices de diffraction différents (en plus de la solution de NaCl emplissant la concavité du greffon). Particulièrement, la réfraction crée une caustique¹ dans l'objet translucide observé, où les rayons lumineux se concentrent et où l'intensité lumineuse est beaucoup plus forte [Dey 02]. Cette caustique s'accompagne nécessairement de zones d'ombre, car le flux lumineux doit être le même pour toutes les sections objet, au phénomène d'absorption près.

Dans sa thèse, Dey [Dey 02] étudie la formation des images (2-D et 3-D) d'objets translucides en microscopie optique conventionnelle par transmission, et plus spécifiquement de grains de pollen (qui sont des cellules). Le cytoplasme d'un grain est peu absorbant alors que sa membrane cytoplasmique (la croûte externe du grain) l'est beaucoup plus. Lors de l'observation d'un grain, la caustique par réfraction se concentre aux extrémités courbées à la périphérie du cytoplasme puis, en aval du grain, converge légèrement formant comme une « queue » de forte luminosité. Elle est clairement visible sur une séquence d'images acquise du grain. Elle se traduit alors sur les différentes sections image 2-D par une zone annulaire beaucoup plus claire à la périphérie du cytoplasme du grain.

Notre cas présente des similarités. Les inversions de contraste s'avèrent très intenses lorsque les périphéries cellulaires de la mosaïque endothéliale apparaissent très claires (et même saturées). Ces dernières, déjà plus fines et moins opaques que les centres des cellules, sont rendues plus lumineuses par les caustiques par réfraction. Dans une bien moindre mesure (les cellules endothéliales sont suffisamment grosses par rapport aux longueurs d'ondes d'illumination), la luminosité périphérique est encore accrue par le phénomène de diffraction [Dey 02]. Sur les sections image acquises, ces périphéries cellulaires apparaissent très claires (et même saturées) et étreignent les bordures lorsqu'elles sont contenues ou proches de la profondeur de champ (voir

¹Courbe sur laquelle concourent les rayons successivement réfléchis ou rompus par une surface (caustique par réflexion ou par réfraction). Cette courbe est l'endroit où les rayons lumineux, en se concentrant, sont les plus ardents.

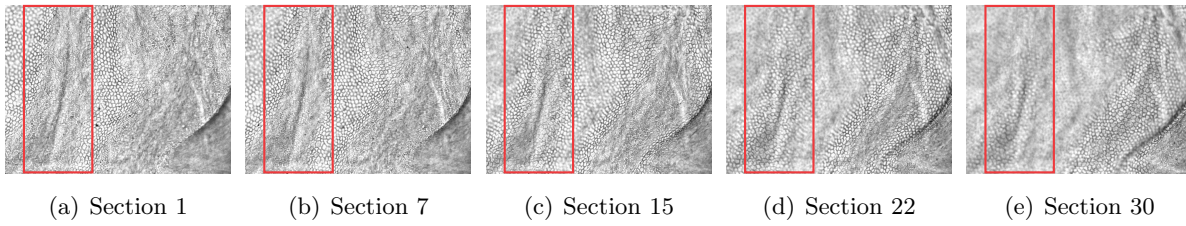


Fig. 9.1 – Séquence d'images I d'un endothélium cornéen humain acquise avec un microscope motorisé inversé IX81 en lumière blanche transmise, équipé d'un objectif $10 \times / 0.25$ NA et couplé avec un capteur CCD (Olympus, Tokyo, Japon). Cette séquence est composée de 30 sections image collectées par pas de $c_z = 4.5 \mu\text{m}$. Chaque section, constituée de 768×574 pixels, représente un champ de 1×0.75 mm. Les rectangles rouges désignent une région qui sera utilisée comme support pour l'examen des textures restaurées.

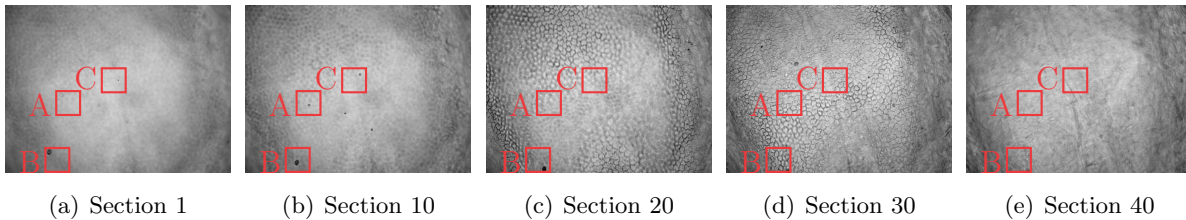


Fig. 9.2 – Séquence d'images II d'un endothélium cornéen humain acquise avec un microscope motorisé BX41 en lumière blanche transmise, équipé d'un objectif $10 \times / 0.25$ NA et couplé avec un capteur CCD (Olympus, Tokyo, Japon). Cette séquence est composée de 40 sections image collectées par pas de $c_z = 4.5 \mu\text{m}$. Chaque section, constituée de 1040×772 pixels, représente un champ de $718 \times 533 \mu\text{m}$. Les régions A, B et C serviront de supports pour l'examen des textures restaurées.

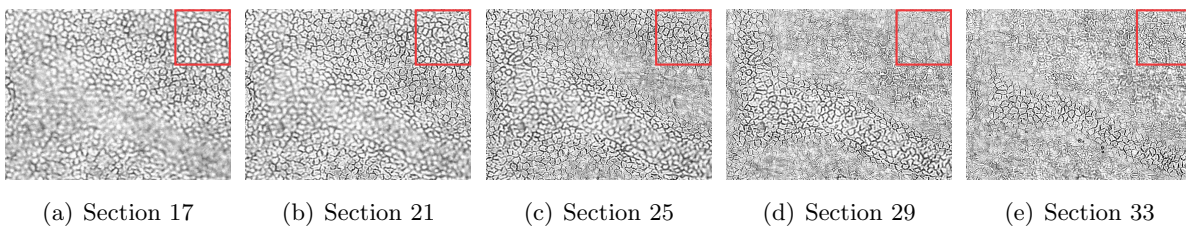


Fig. 9.3 – Séquence d'images III d'un endothélium cornéen humain acquise avec un microscope motorisé Laborlux S en lumière blanche transmise, équipé d'un objectif $10 \times / 0.25$ NA et couplé avec un capteur CCD (Leica, Solms, Allemagne). Cette séquence est composée de 35 sections image collectées par pas de $c_z = 4.5 \mu\text{m}$. Chaque section, constituée de 759×574 pixels, représente un champ de $759 \times 574 \mu\text{m}$. Les rectangles rouges désignent une région qui sera utilisée comme support pour l'examen des textures restaurées.

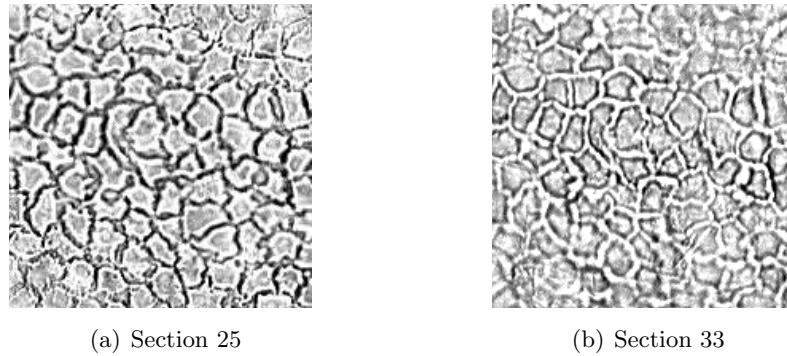


Fig. 9.4 – Illustration des inversions de contraste affectant notamment les bordures des cellules endothéliales en zoomant dans les régions marquées (rectangles rouges) de la Fig. 9.3. La région (a) est contenue/proche de la profondeur de champ alors que (b) est défocalisée. Les inversions de contraste affectant les contours sombres des cellules endothéliales (et parfois même les périphéries cellulaires claires) sont très distinctes et intenses.

Fig. 9.4). Lors des inversions de contraste, elles provoquent, couplées avec la saturation du capteur de la caméra, des bordures de cellules très claires, saturées. Quant à elles, elles deviennent sombres mais néanmoins plus fines (voir Fig. 9.4(b)). Par conséquent, malgré l'amplitude faible de la résonance négative responsable des inversions de contraste (voir Fig. 2.5), une région affectée révèle parfois des contrastes similaires voire même supérieurs à sa négation « mère » correctement contrastée mais mal focalisée. Autre constatation importante, les inversions de contraste se produisent uniquement d'un côté de la focalisation : en amont de l'endothélium, aux prémices du stroma (voir Fig. 8.2), côté certainement beaucoup plus lumineux.

Les inversions de contraste très intenses du couple - périphéries et bordures cellulaires - sont complexes et difficiles à appréhender. Pour une meilleure compréhension, une perspective intéressante serait de les étudier plus en détails, à l'instar des travaux de [Dey 02]. Assurément, ils compliquent considérablement la reconstruction 3-D de l'endothélium cornéen.

9.2 Mise à l'épreuve des différentes méthodes de SFF/EDF

Les différentes méthodes de SFF/EDF de la littérature décrites chapitre 5 (2-D VAR, 2-D TEN, 2-D SML, 2-D DWT, 2.5-D DEC et 3-D DCT-PCA) et la nouvelle méthode 3-D EIG introduite chapitre 7 sont testées sur les séquences d'images I, II et III d'endothéliums cornéens. Etant donné la nature bruitée et perturbée de ces dernières, seule une méthode robuste aboutira à des résultats satisfaisants. De ce fait, la méthode 3-D EIG est employée sans normalisation et avec K égal à 1. Les approches « voisinage » sont exécutées avec une taille r de voisinage assez large fixée à 10 pixels, au vu de la largeur certaine des éléments texturaux (cellules) de la surface endothéliale. En effet, des voisinages plus étroits se montrent insuffisants pour constamment « capter » des indices de netteté. De plus, cette large taille est ici non préjudiciable puisque la surface endothéliale n'affiche ni de fortes pentes ni de discontinuités, à l'instar du test simulé du chapitre 7 (voir Fig. 7.6). Les cartes des profondeurs reconstruites à partir des séquences I, II et III sont respectivement présentées en Fig. 9.5, Fig. 9.6 et Fig. 9.7 ; les textures restaurées sont comparées Fig. 9.8, Fig. 9.9 et Fig. 9.10.

Les cartes de profondeurs reconstruites par la méthode proposée 3-D EIG affichent claire-

ment moins d'artefacts, qui sont anatomiquement impossibles puisque la surface endothéliale est nécessairement continue. Pour la séquence I, elle contient distinctement moins de faux trous abrupts causés par d'intenses inversions de contraste. Le même constat est établi pour la séquence III où les artefacts apparaissent cette fois-ci sous forme de faux pics aigus. Quant à la séquence II, elle révèle clairement moins de régions sous-estimées (bleues) et surestimées (intensément oranges, voire rouges) dues respectivement à des débris cellulaires et des inversions de contraste. Pour cette séquence, la méthode 3-D DCT-PCA affiche une carte des profondeurs dégradée par de nombreux artefacts excessivement rougeâtres traduisant un manque de sensibilité de la mesure, puisque correspondant à des régions de la surface endothéliale où les cellules apparaissent peu à la netteté. Concernant la méthode 2.5-D DEC, ses cartes de profondeurs et les nombreux artefacts la dégradant apparaissent plus lissés en raison de la stratégie d'optimisation multirésolution adoptée.

Cependant, la méthode 3-D EIG $K = 1$ perd quelquefois légèrement en sensibilité et donc en précision, perte rendue visible en l'absence de perturbations, par exemple sur la crête du pli de la séquence III (voir Fig. 9.7(g)). Une valeur plus grande du paramètre K permet, comme attendu, d'accroître la sensibilité de la méthode, mais atténue en revanche sa robustesse (voir Fig. 9.7(h)). Dans ce cas, un paramètre K adaptatif dont la valeur dépend de la présence ou non d'inversions de contraste améliorerait la reconstruction de la carte des profondeurs. Si des inversions de contraste sont présentes, leurs informations sont normalement principalement considérées par le second vecteur propre \mathbf{g}_2 , qui affiche alors une plus grande valeur propre normalisée $\hat{\lambda}_2$. L'inertie normalisée \hat{I} est donc majoritairement partagées entre $\hat{\lambda}_1$ (contraste normal) et $\hat{\lambda}_2$ (contraste inversé). Autrement, le premier vecteur propre \mathbf{g}_1 considère sa majeure partie via $\hat{\lambda}_1$. Par conséquent, le paramètre adaptatif $K(x, y)$ peut être simplement ajusté à 1 si $\hat{\lambda}_1$ est en dessous d'un certain seuil s et à une plus grande valeur sinon, par exemple 10. La méthode 3-D EIG offre ainsi un comportement robuste en présence d'inversions de contraste, sinon elle agit plus sensiblement (voir Fig. 9.7(i)).

Afin de faciliter la comparaison, les textures restaurées sont détaillées Fig. 9.8, Fig. 9.9 et Fig. 9.10 en zoomant dans quelques régions des mosaïques endothéliales. Leur inspection confirme les appréciations ci-dessus : une texture étant intimement liée à sa carte des profondeurs génératrice (Eq. 4.10), une carte des profondeurs bien reconstruite implique effectivement une texture finement restaurée. La méthode 3-D EIG permet de véritables améliorations : ses textures sont moins endommagées par des perturbations, comme des débris cellulaires ou des inversions de contraste.

La robustesse de la méthode 3-D EIG envers les perturbations s'explique par le fait que, même si celles-ci exhibent parfois un meilleur contraste, elles affectent généralement une étendue de profondeur plus étroite que la donnée d'intérêt. En d'autres termes, une même perturbation se manifeste sur moins de sections image que la véritable surface endothéliale. Cette constatation n'est possible qu'en adoptant une stratégie 3-D au sein de la séquence d'images. Ici, les débris cellulaires sont continuellement en mouvement et la résonance négative de la fonction de transfert optique OTF de la caméra responsable des inversions de contraste révèle une largeur de bande théoriquement plus étroite (voir Fig. 2.5(b)). Par conséquent, elles ont normalement une moindre influence que la donnée d'intérêt lors de la décomposition en valeurs propres EVD de la méthode 3-D EIG et leurs informations respectives sont ainsi « chassées »

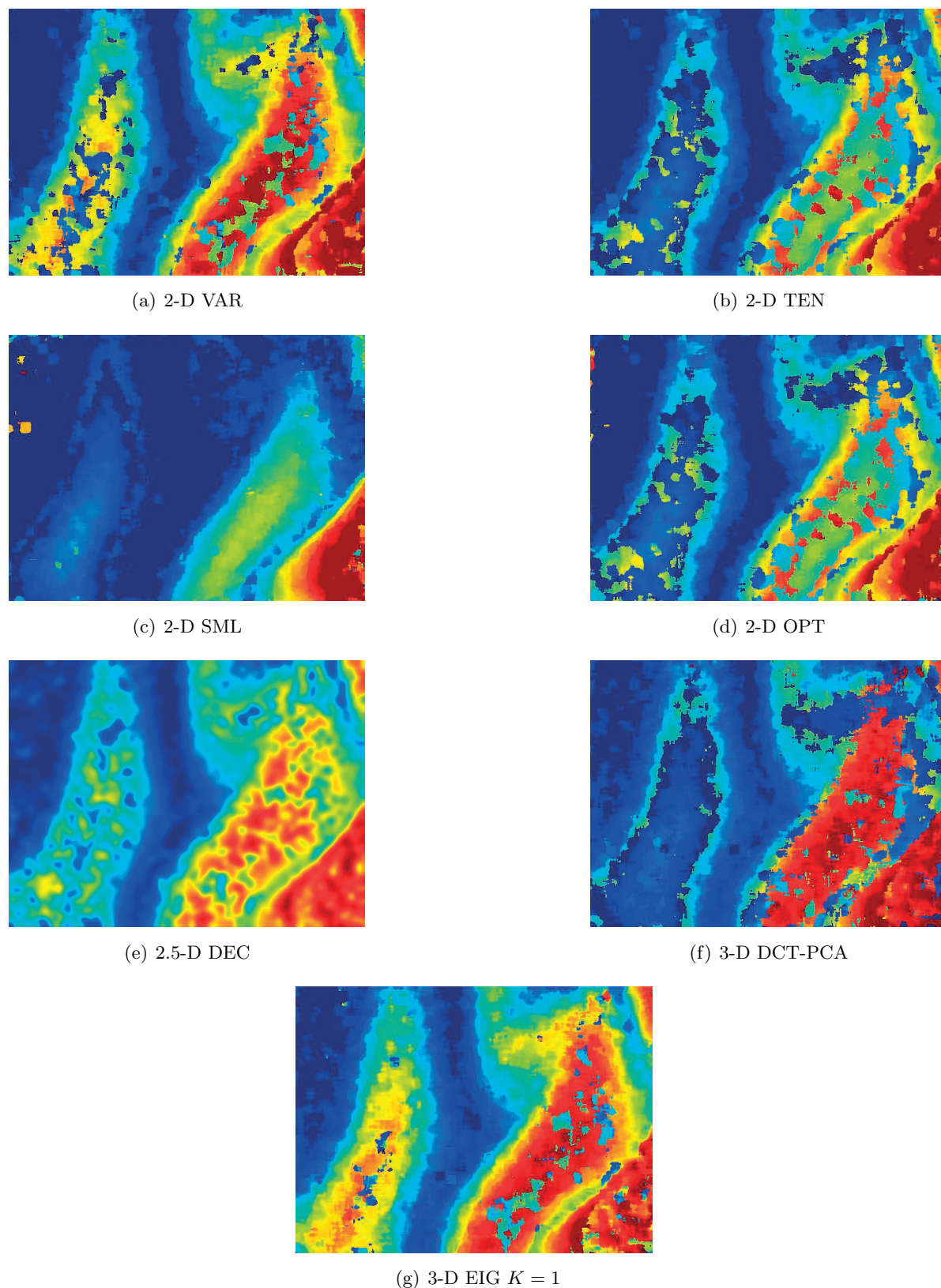


Fig. 9.5 – Cartes des profondeurs reconstruites ($r = 10$ pixels) pour la séquence d'images I. Échelle des couleurs en z : 0 ●●● 26.1 ●●● 52.2 ●●● 78.3 ●●● 104.4 ●●● 130.5 μm . La carte des profondeurs obtenue avec la méthode proposée 3-D EIG contient moins de trous abrupts causés par des inversions de contraste dans la séquence d'images.

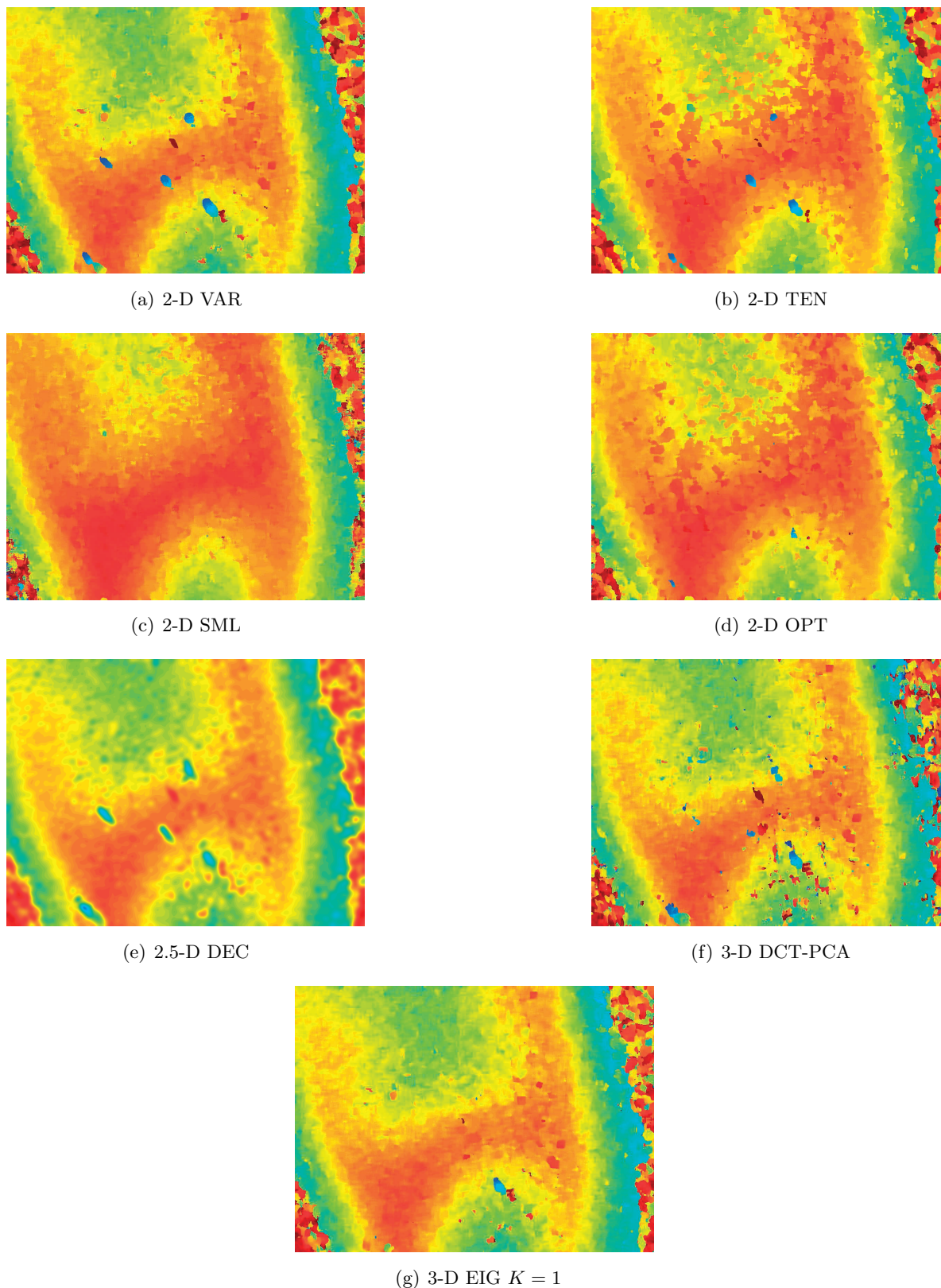
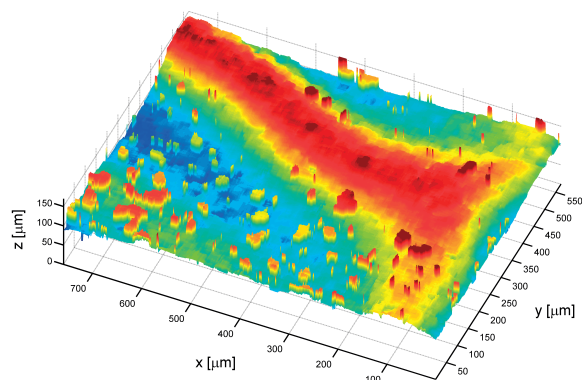
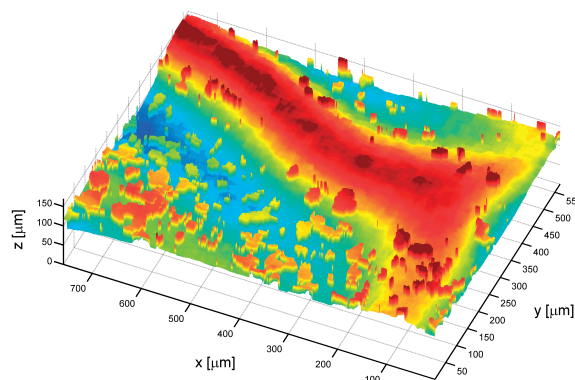


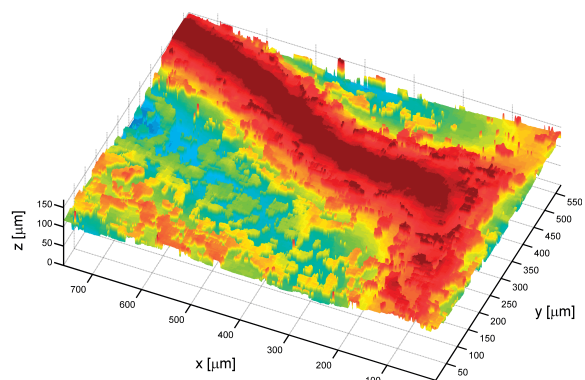
Fig. 9.6 – Cartes des profondeurs reconstruites ($r = 10$ pixels) pour la séquence d'images II. Échelle des couleurs en z : 0 ● ● 29.25 ● ● 58.5 ● ● 87.75 ● ● 117 ● ● 146.25 ● ● 175.5 μm . La carte des profondeurs obtenue avec la méthode proposée 3-D EIG contient moins de spots bleus et de régions excessivement rougeâtres causés respectivement par des débris cellulaires et des inversions de contraste dans la séquence d'images.



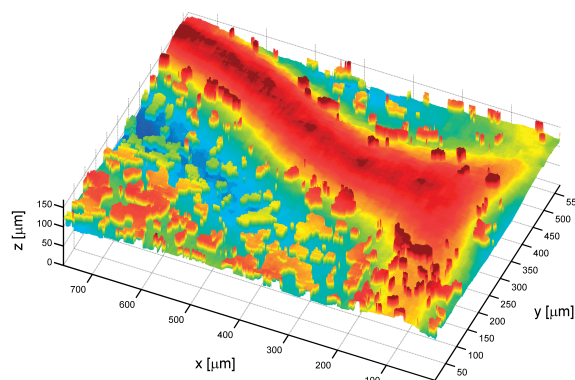
(a) 2-D VAR



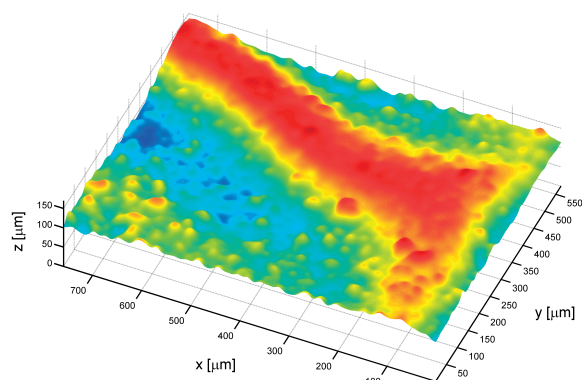
(b) 2-D TEN



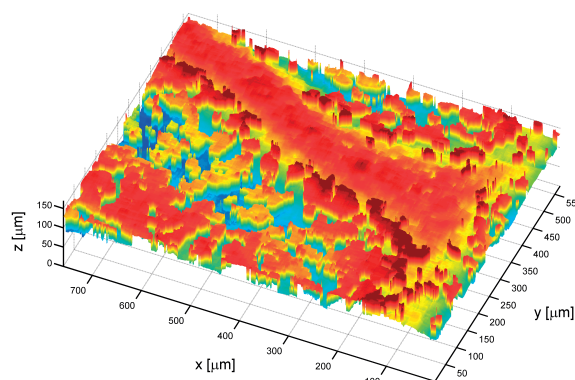
(c) 2-D SML



(d) 2-D OPT



(e) 2.5-D DEC



(f) 3-D DCT-PCA

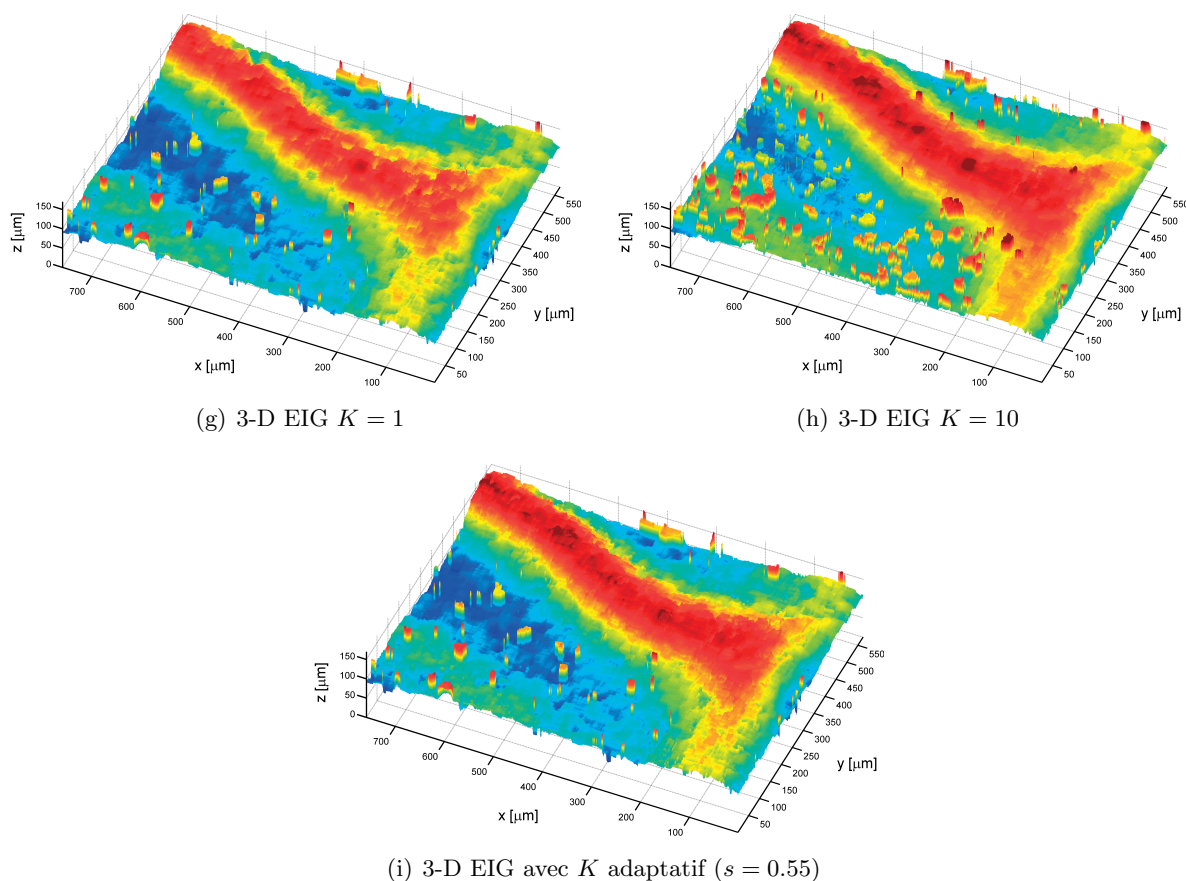


Fig. 9.7 – Cartes des profondeurs reconstruites ($r = 10$ pixels) pour la séquence d’images III. Échelle des couleurs en z : 75 ●●● 88 ●●● 101 ●●● 114 ●●● 127 ●●● 140 ●●● 153 μm . Les cartes de profondeurs reconstruites par la méthode proposée 3-D EIG (g)-(i) contiennent clairement moins de faux pics aigus causés par des inversions de contraste dans la séquence d’images.

des premiers vecteurs propres. Malgré ce comportement fort robuste, des artefacts sont encore présents et nécessitent d’être rectifiés pour obtenir une reconstruction 3-D finale exploitable.

9.3 Processus itératif de reconstruction

Afin de rectifier les artefacts encore présents sur les cartes des profondeurs résultantes de la méthode 3-D EIG $K = 1$, une première solution basée sur la morphologie mathématique [Soille 03] (extraction des artefacts par des chapeaux hauts-de-forme seuillés puis correction par une dilatation géodésique) a été développée mais elle donnait des résultats peu concluants. Dès lors, un processus de *shape-from-focus* itératif a été mis en place, inspiré des travaux de [Shim 10]. Ces derniers ont développé un algorithme itératif dans le but de raffiner la carte des profondeurs, telle une méthode d’interpolation/approximation (voir 4.2.1.b). Le processus itératif décrit ici vise principalement à corriger les artefacts, qui sont parfois aigus et assez étendus.

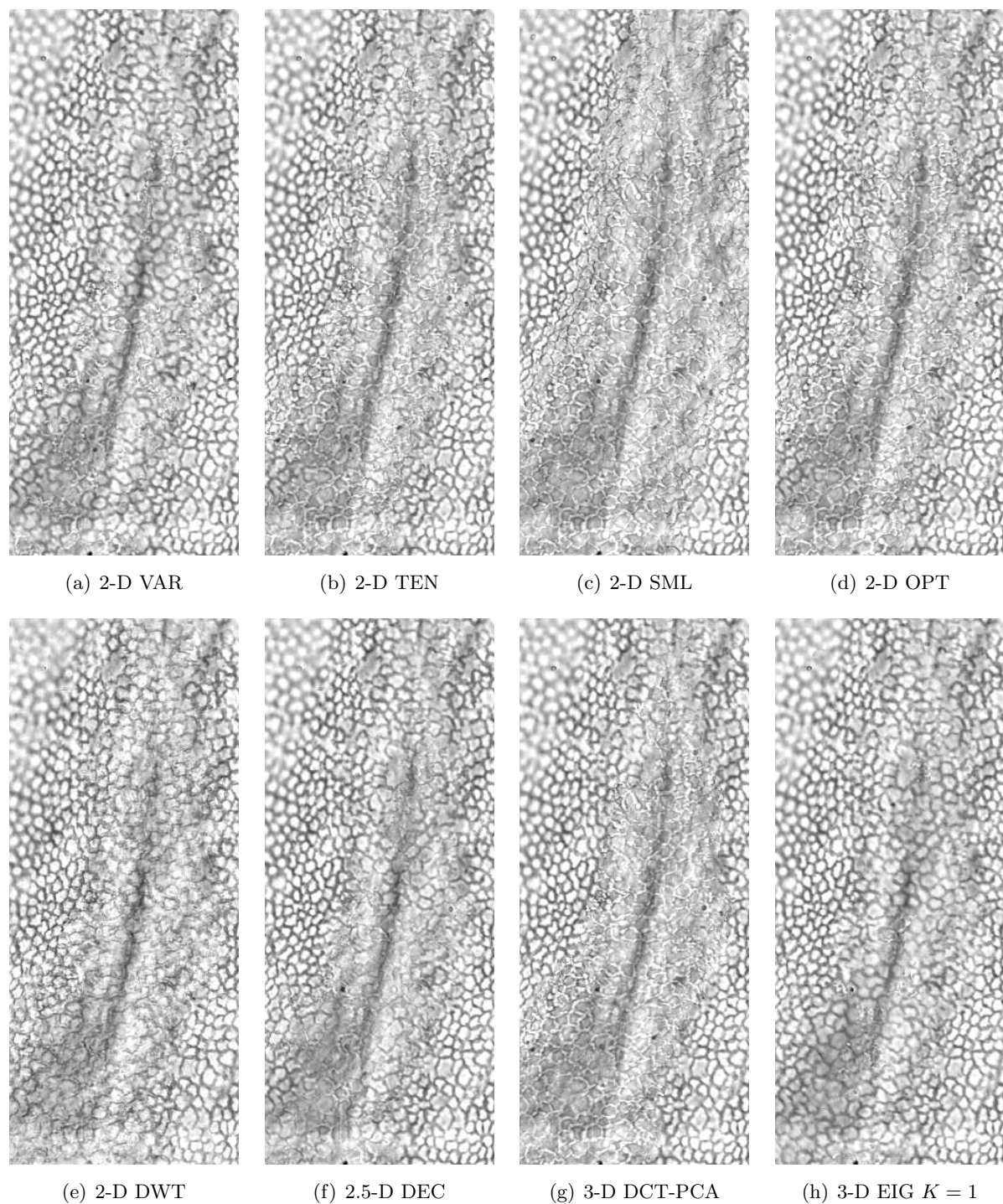


Fig. 9.8 – Détails dans la région marquée (rectangle rouge) de la Fig.9.3 des textures restaurées pour la séquence d'images I. La texture restaurée via la méthode 3-D EIG est clairement moins affectée par des inversions de contraste.

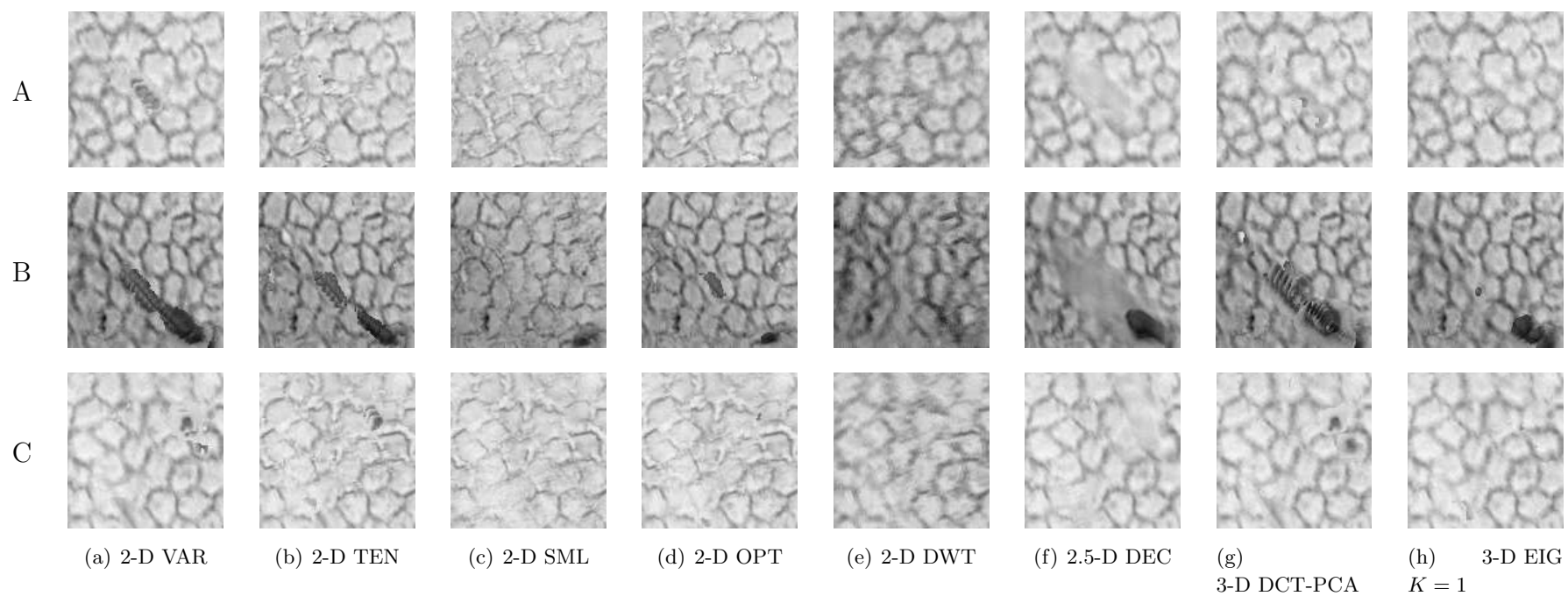


Fig. 9.9 – Détails dans les régions marquées A, B et C de la Fig.9.2 des textures restaurées pour la séquence d'images II. Les artefacts attribués à des débris cellulaires et des inversions de contraste sont distinctement moins nombreux dans les détails (h) de la texture restaurée via la méthode proposée 3-D EIG.

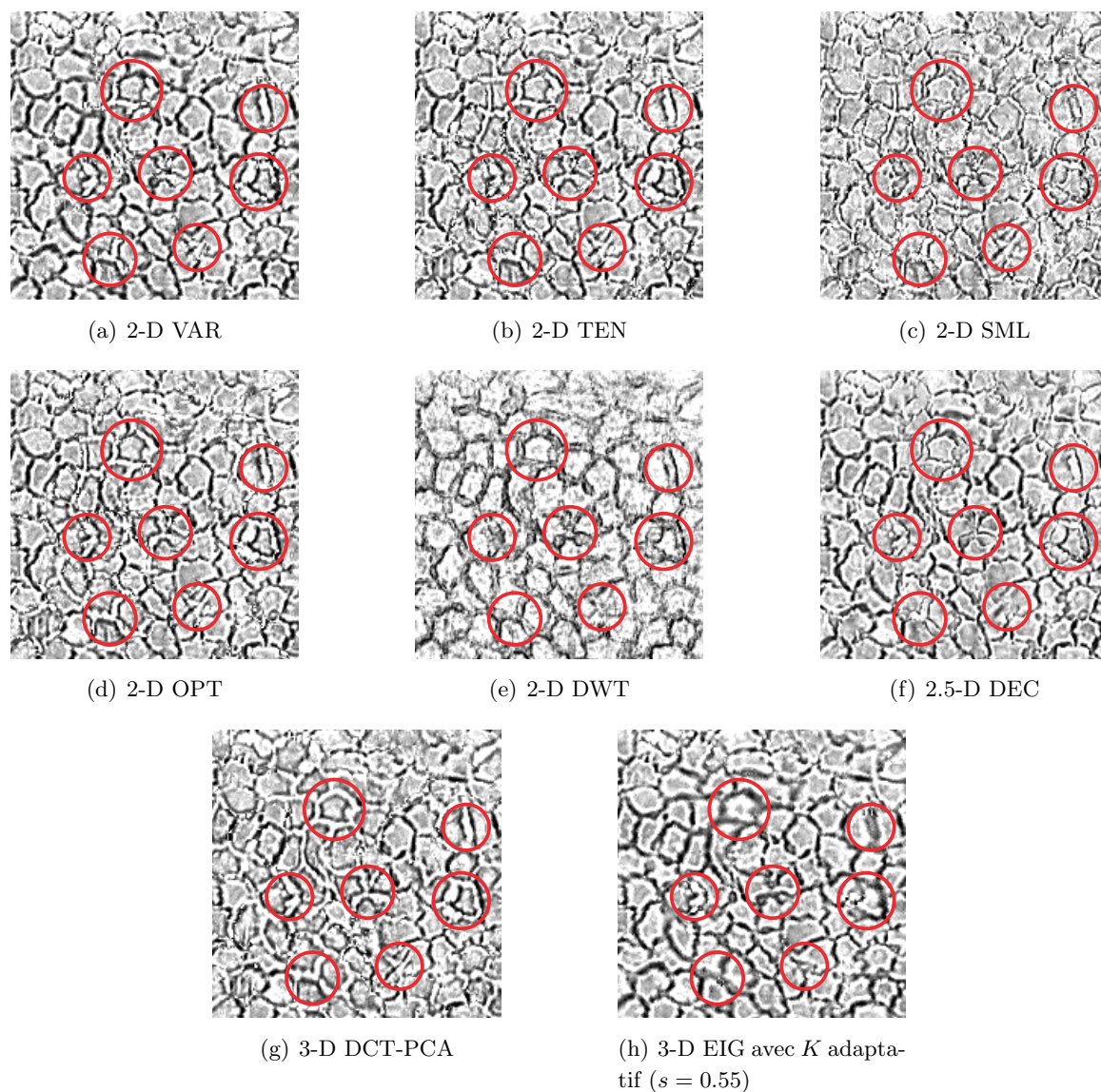


Fig. 9.10 – Détails dans la région marquée (rectangle rouge) de la Fig. 9.3 des textures restaurées pour la séquence d'images III. Des cercles rouges ont été spécifiquement placés dans le but de faciliter la comparaison. Le lecteur pourra en plus se référer aux images originales en Fig. 9.4. La texture restaurée via la méthode 3-D EIG est clairement moins affectée par des inversions de contraste.

9.3.1 Principe

Le processus itératif de *shape-from-focus* doit être naturellement initialisé avec une carte des profondeurs \mathcal{D} la moins biaisée possible. La section précédente 9.2 a montré que les résultats obtenus avec la nouvelle méthode 3-D EIG avec $K = 1$ était moins dégradés par des artefacts dus à des perturbations et des imperfections inhérentes aux acquisitions de l'endothélium cornéen. L'initialisation $\mathcal{D}^{[0]}$ est donc construite au travers de la fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} résultante de la mesure 3-D EIG $K = 1$ offrant la meilleure robustesse :

$$\begin{aligned} \mathcal{D}^{[0]} : \mathbb{D}_x \times \mathbb{D}_y &\rightarrow \mathbb{D}_z \\ (x, y) &\mapsto \mathcal{D}^{[0]}(x, y) = \underset{z}{\operatorname{argmax}} \mathcal{F}_{K=1}(x, y, z). \end{aligned} \quad (9.1)$$

Premièrement, la carte des profondeurs est interpolée et lissée par une spline cubique en minimisant :

$$\frac{1}{\#\mathbb{D}_x \#\mathbb{D}_y} \sum_{\mathbb{D}_x} \sum_{\mathbb{D}_y} \left(\mathcal{D}^{[l-1]}(x, y) - \mathcal{D}^{[l]}(X, Y) \right)^2 + \lambda \iint_{\mathbb{R}^2} \left(\nabla^2 \mathcal{D}^{[l]}(X, Y) \right)^2 dX dY, \quad (9.2)$$

avec

$$\begin{aligned} \mathcal{D}^{[l]} : \quad \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathbb{R} \\ (X, Y) &\mapsto \mathcal{D}^{[l]}(X, Y) = \sum_{\mathbb{D}_x} \sum_{\mathbb{D}_y} \alpha_{x,y} \beta_x^3(X) \beta_y^3(Y), \end{aligned} \quad (9.3)$$

où $\beta_x^3(X)$ et $\beta_y^3(Y)$ sont les fonctions B-spline de degré 3 pour les deux directions orthogonales \vec{x} et \vec{y} pour le point (appelé nœud) (x, y) avec pour coefficients $\alpha_{x,y}$ [Unser 99]. Les splines cubiques donnent la solution $\mathcal{D}^{[l]}(X, Y)$ avec la courbure minimum, qui est de plus contrainte par le second terme (Eq. 9.2). En effet, ce dernier impose une régularité sur la solution, tandis que le premier terme quantifie sa différence avec la carte des profondeurs initiale. Le lissage est contrôlée par le paramètre $\lambda \geq 0$ en pondérant la contribution du second terme, qui correspond à l'intégrale de la courbure de la spline de lissage (solution) $\mathcal{D}^{[l]}(X, Y)$. Les coefficients B-spline sont calculés efficacement par filtrage récursif [Unser 93b] [Unser 93a]. Une fonctionnelle 3-D de netteté intermédiaire $\mathcal{F}^{[l]}$ est ensuite déduite en fixant un tube de tolérance de taille $b \geq 1$ autour de la nouvelle carte des profondeurs $\mathcal{D}^{[l]}$ dans la fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} :

$$\begin{aligned} \mathcal{F}^{[l]} : \quad \mathbb{D} &\rightarrow \mathbb{R}^+ \\ (x, y, z) &\mapsto \begin{cases} \mathcal{F}_{K>1}(x, y, z) & \text{si } 1 \leq \mathcal{D}^{[l]} - b \leq z \leq \mathcal{D}^{[l]} + b \leq N \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned} \quad (9.4)$$

Il est à noter que, après l'initialisation robuste (Eq. 9.1), la suite du procédé itératif est effectuée avec une meilleure sensibilité en fixant le paramètre K de la mesure 3-D EIG à une valeur supérieure à 1 (Eq. 9.4), par exemple 10. La carte des profondeurs actualisée est enfin inférée au travers de la fonctionnelle 3-D restreinte $\mathcal{F}^{[l]}$:

$$\begin{aligned} \mathcal{D}^{[l+1]} : \mathbb{D}_x \times \mathbb{D}_y &\rightarrow \mathbb{D}_z \\ (x, y) &\mapsto \mathcal{D}^{[l+1]}(x, y) = \underset{z}{\operatorname{argmax}} \mathcal{F}^{[l]}(x, y, z). \end{aligned} \quad (9.5)$$

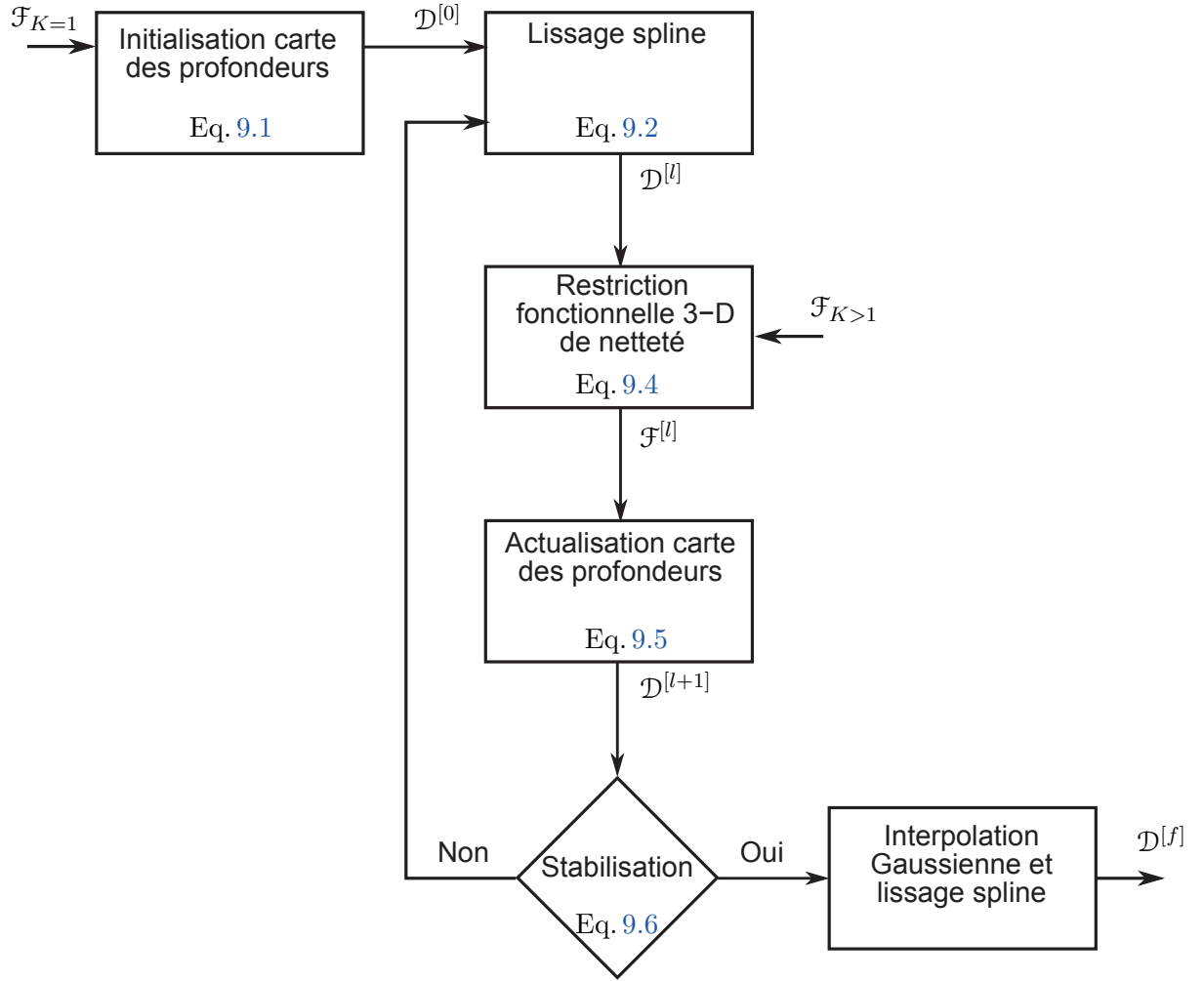


Fig. 9.11 – Schéma fonctionnel du processus itératif de *shape-from-focus* pourvu de la fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} de la méthode 3-D EIG.

Ce procédé d'actualisation de la carte des profondeurs est répété jusqu'à stabilisation, c'est-à-dire jusqu'à que la différence entre la carte des profondeurs actualisée $\mathcal{D}^{[l+1]}$ et la précédente $\mathcal{D}^{[l]}$:

$$\frac{1}{\#\mathbb{D}_x \#\mathbb{D}_y} \sum_{\mathbb{D}_x} \sum_{\mathbb{D}_y} \left| \mathcal{D}^{[l+1]}(x, y) - \mathcal{D}^{[l]}(x, y) \right|, \quad (9.6)$$

soit négligeable, par exemple strictement inférieure à 5.10^{-5} .

En sortie, la carte des profondeurs finale $\mathcal{D}^{[f]}$ est interpolée traditionnellement dans la direction \vec{z} au sein de $\mathcal{F}^{[f-1]}$ [Nayar 94] (voir section 4.2.1.b) puis une dernière fois lissée par des splines cubiques via l'Eq. 9.2. Le processus itératif de *shape-from-focus* est résumé en Fig. 9.11 par un schéma fonctionnel. Enfin, la texture est restaurée dans la séquence originale \mathcal{J} à partir de cette carte des profondeurs finale $\mathcal{D}^{[f]}$ (Eq. 4.10) et une reconstruction 3-D peut être effectuée.

9.3.2 Paramétrage

La valeur du paramètre de lissage λ est souvent choisie par la méthode de validation croisée généralisée (*generalized cross-validation*) [Lu 92]. Dans notre cas, cette approche est délicate à cause du nombre important de nœuds : $\#(\mathbb{D}_x)\#(\mathbb{D}_y)$. De plus, les artefacts biaisant la carte des profondeurs sont souvent relativement étendus, c'est d'ailleurs pourquoi nous avons opté pour un processus itératif. La solution, qui reste une perspective de ce travail de thèse, consisterait à définir le paramètre λ d'un point de vue physiologique. En effet, il devrait être possible de définir une courbure maximum du greffon cornéen à partir de ses propriétés biomécaniques [Hjortdal 96] [Wang 96] [Anderson 04] [Elsheikh 08] [Last 09]. Le paramètre λ est temporairement expérimentalement fixé à la valeur 10^5 .

Pour estimer correctement la carte des profondeurs et pour rectifier les artefacts dus aux perturbations (débris cellulaires, bulles d'air ou inversions de contraste) dans la séquence d'images originales \mathcal{J} , la taille du tube de tolérance b doit être strictement inférieure à la distance minimale en voxels dans la direction \vec{z} de \mathcal{J} entre la position focalisée de la surface observée et l'apparition floue de l'image d'une possible perturbation. Cette distance dépend bien évidemment du pas d'acquisitions c_z . Sa définition est certes évasive mais la taille b n'a pas besoin d'être définie avec précision. En d'autres termes, il est préférable de choisir la taille b tel qu'elle soit très inférieure à cette distance. De plus, il faut veiller à ne pas adopter une trop grande valeur pour maximiser ou même conserver la fonction de raffinement de la procédure itérative. Dans cette étude, cette distance est bornée par les inversions de contraste, qui effectivement apparaissent peu avant (ou rapidement après) la focalisation. Pour les quelques séquences d'images I, II et III présentées section 9.1 et acquises avec un pas $c_z = 4.5 \mu\text{m}$, la taille du tube de tolérance b est expérimentalement fixée à 3 voxels.

9.3.3 Résultats et discussions

Les reconstructions 3-D finales d'endothéliums cornéens humains à partir des séquences I, II et III sont respectivement exposées Fig. 9.12, Fig. 9.14 et Fig. 9.16. Premièrement, nous pouvons constater que tous les artefacts ont été correctement rectifiés par le processus itératif de *shape-from-focus*, qui d'ailleurs converge avec un nombre faible d'itérations : 20, 23 et 4, respectivement. Contrairement à l'initialisation, les itérations sont accomplies au sein d'une fonctionnelle 3-D de netteté plus sensible car effectuée avec $K = 10$. Par conséquent, les cartes des profondeurs finales sont plus précises à l'image du sommet du pli de la séquence III (voir Fig. 9.7(g) vs Fig. 9.7(h)), et sont également raffinées par le processus à l'instar des travaux de Shim et Choi [Shim 10]. L'examen visuel des textures résultantes conclut à des reconstructions 3-D correctes (voir également les détails des textures finales présentés en Fig. 9.17), en sachant bien que la visibilité des contours des cellules endothéliales n'est pas homogène sur toute la surface endothéliale. Ces contours sont par exemple moins visibles sur les crêtes des plis dans la séquence I (Fig. 9.1). Ces résultats sont tout à fait exploitables pour l'étape suivante du contrôle qualité des greffons cornéens, à savoir l'estimation de la densité cellulaire sur la surface endothéliale 3-D. Sur les reconstructions 3-D sont localement indiqués les vecteurs normaux à la surface, calculés à partir des dérivées premières dans les deux directions orthogonales \vec{x} et \vec{y} (voir les Fig. 9.13 et Fig. 9.15 pour les séquences I et II), qui sont elles-mêmes déduites sur

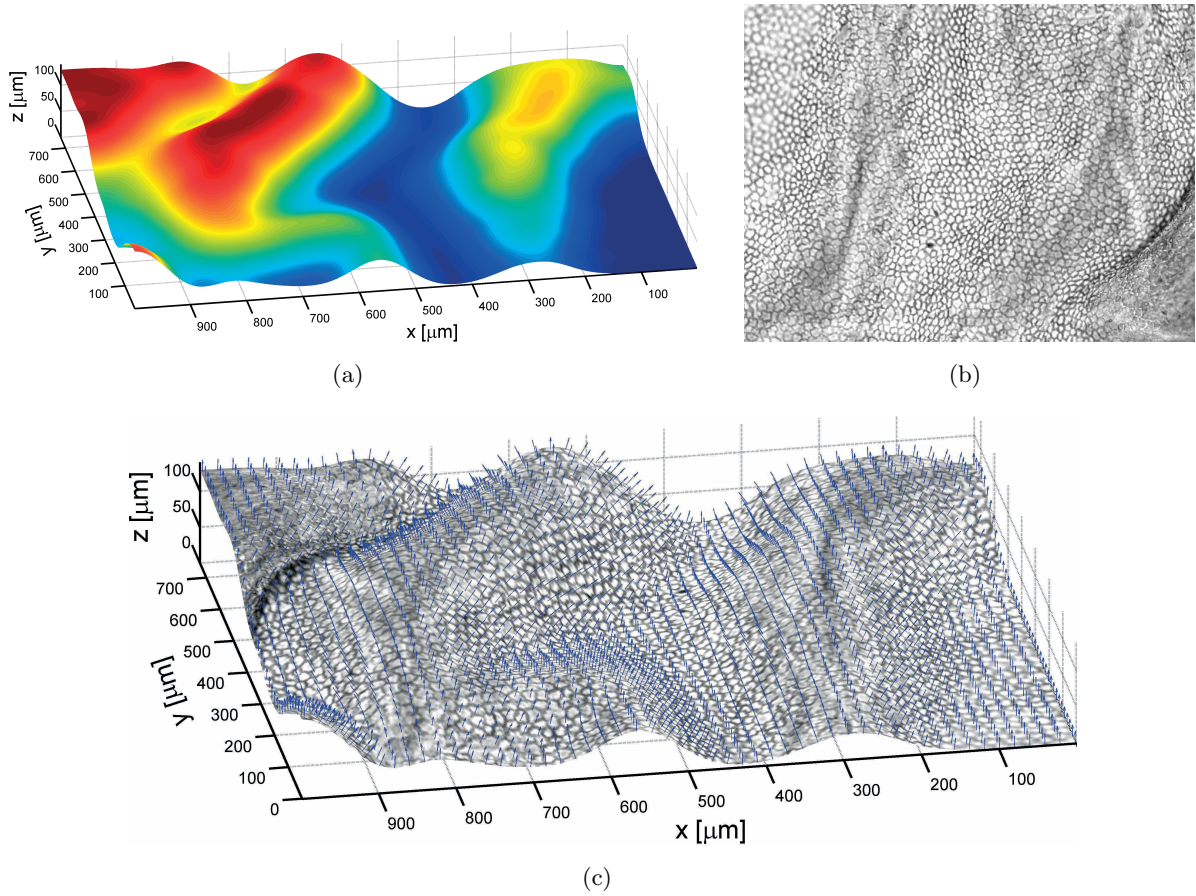


Fig. 9.12 – Reconstruction 3-D (c) pour la séquence d’images I par projection de la texture finale (b) sur la carte des altitudes finale (a), avec en bleu les vecteurs normaux à la surface endothéliale. Échelle des couleurs en z : 0 ●●● 26.1 ●●● 52.2 ●●● 78.3 ●●● 104.4 ●●● 130.5 μm . Tous les artefacts de la carte des profondeurs initiale (Fig. 9.5(g)) ont été correctement rectifiés par le processus itératif de *shape-from-focus* (voir aussi Fig. 9.13(a) pour la comparaison). La texture restaurée finale n’est plus endommagée par des perturbations ; le lecteur pourra se référer à ses détails en Fig. 9.17.

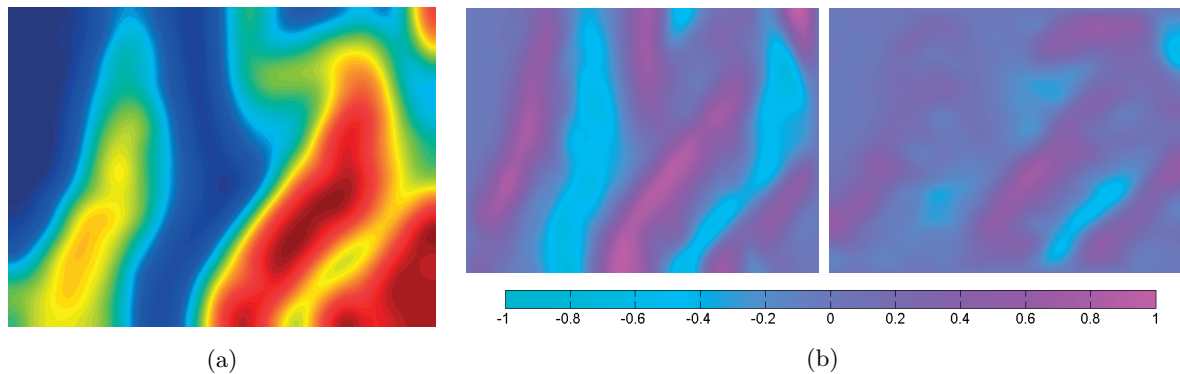


Fig. 9.13 – Dérivées premières (b) de la carte des profondeurs finale (a) pour la séquence I dans les deux directions orthogonales \vec{x} et \vec{y} , respectivement. Échelle des couleurs en z : 0 ●●● 26.1 ●●● 52.2 ●●● 78.3 ●●● 104.4 ●●● 130.5 μm .

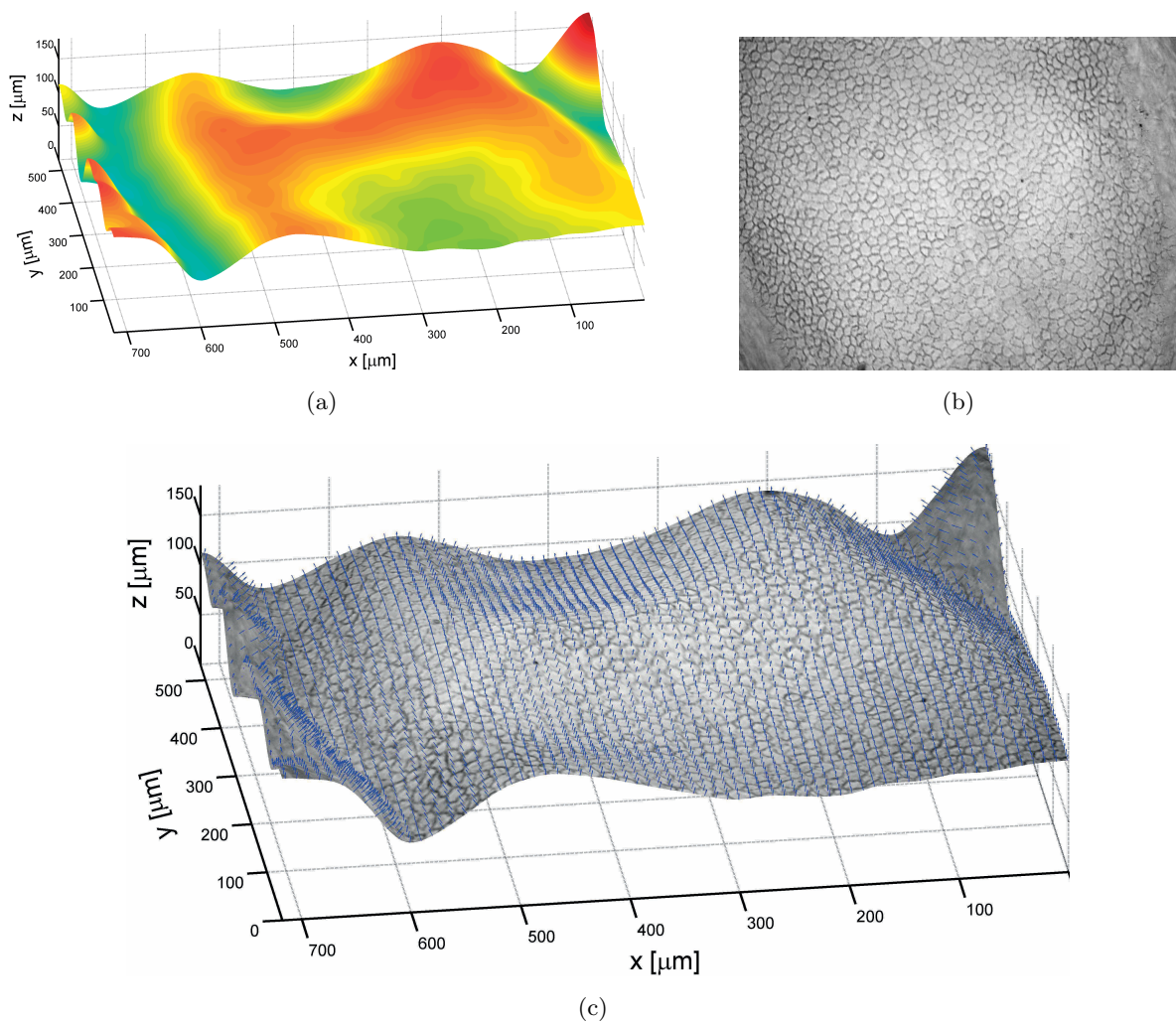


Fig. 9.14 – Reconstruction 3-D (c) pour la séquence d’images II par projection de la texture finale (b) sur la carte des altitudes finale (a), avec en bleu les vecteurs normaux à la surface endothéliale. Échelle des couleurs en z : 0 •• 29.25 •• 58.5 •• 87.75 •• 117 •• 146.25 •• 175.5 μm . Tous les artefacts de la carte des profondeurs initiale (Fig.9.6(g)) ont été correctement rectifiés par le processus itératif de *shape-from-focus* (voir aussi Fig.9.15(a) pour la comparaison). La texture restaurée finale n’est plus endommagée par des perturbations ; le lecteur pourra se référer à ses détails en Fig. 9.17.

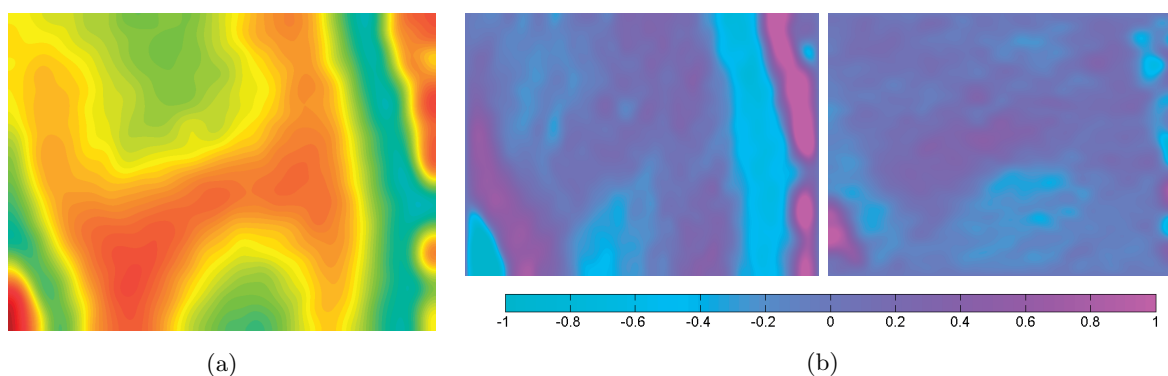


Fig. 9.15 – Dérivées premières (b) de la carte des profondeurs finale (a) pour la séquence II dans les deux directions orthogonales \vec{x} et \vec{y} , respectivement. Échelle des couleurs en z : 0 •• 29.25 •• 58.5 •• 87.75 •• 117 •• 146.25 •• 175.5 μm .

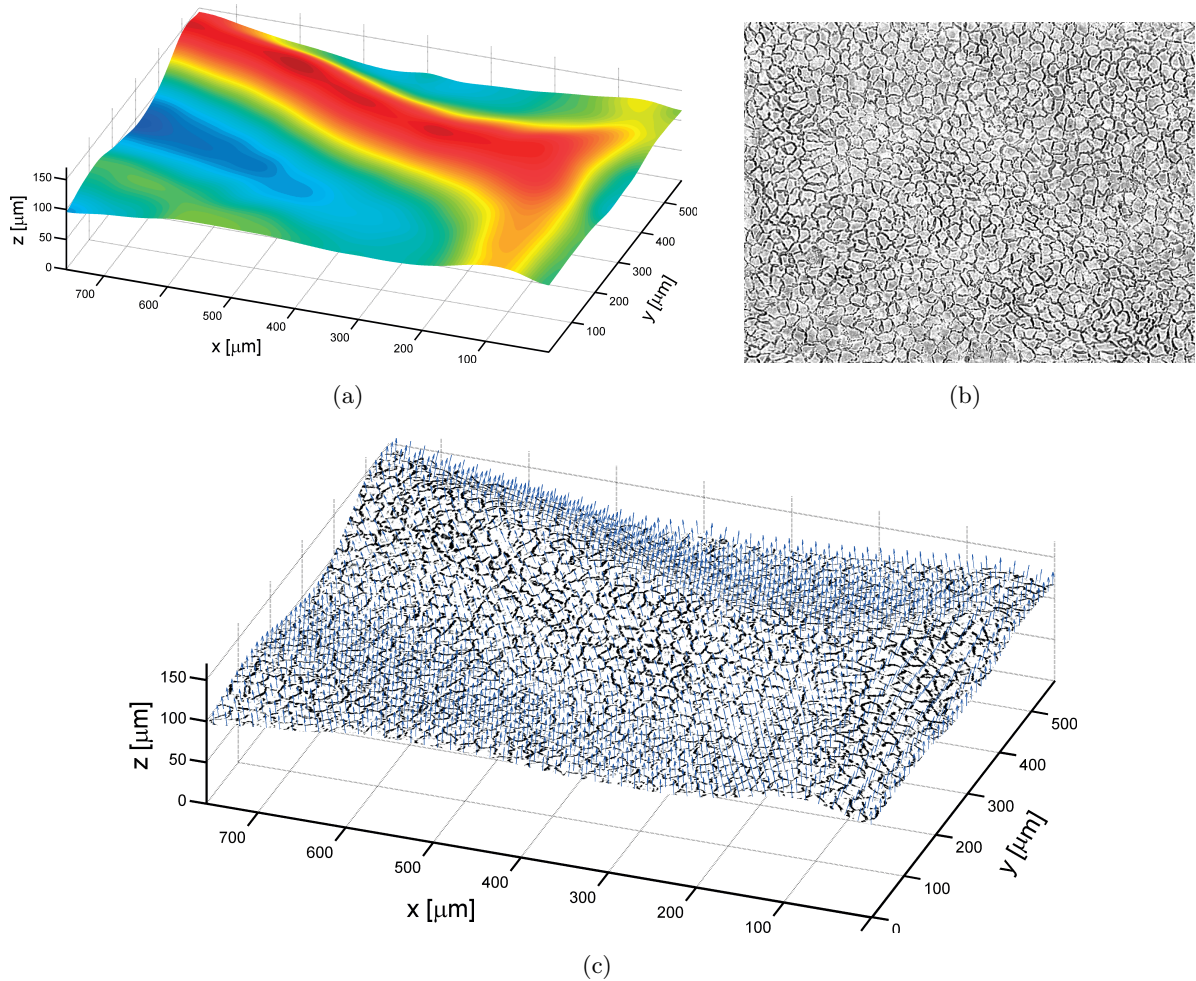


Fig. 9.16 – Reconstruction 3-D (c) pour la séquence d’images III par projection de la texture finale (b) sur la carte des altitudes finale (a), avec en bleu les vecteurs normaux à la surface endothéliale. Échelle des couleurs en z : 75 ●●● 88 ●●● 101 ●●● 114 ●●● 127 ●●● 140 ●●● 153 μm . Tous les artefacts de la carte des profondeurs initiale (Fig. 9.7(g)) ont été correctement rectifiés par le processus itératif de *shape-from-focus*. La texture restaurée finale n’est plus endommagée par des perturbations ; le lecteur pourra se référer à ses détails en Fig. 9.17.

la spline de lissage finale $\mathcal{D}^{[f]}$ [Unser 99]. Ce champ dense de vecteurs normaux sur le support spatial $\mathbb{D}_x \times \mathbb{D}_y$ servira à rectifier la densité cellulaire 2-D préalablement estimée sur la texture (voir section 8.3).

9.4 Conclusions

Tout d’abord, un rapide constat d’état des acquisitions sur la cornée a été établi, et a conclu à des séquences d’images particulièrement parasitées et perturbées. Dès lors, les différentes méthodes de SFF/EDF ont été testées et, au vu de cette nature fortement dégradée, la nouvelle méthode 3-D EIG avec K fixé à 1 a clairement obtenu les meilleurs résultats. Elle offre le comportement le plus robuste face aux données parasites et perturbatrices. Un processus itératif de reconstruction a été introduit afin d’obtenir des reconstructions surfaciques 3-D

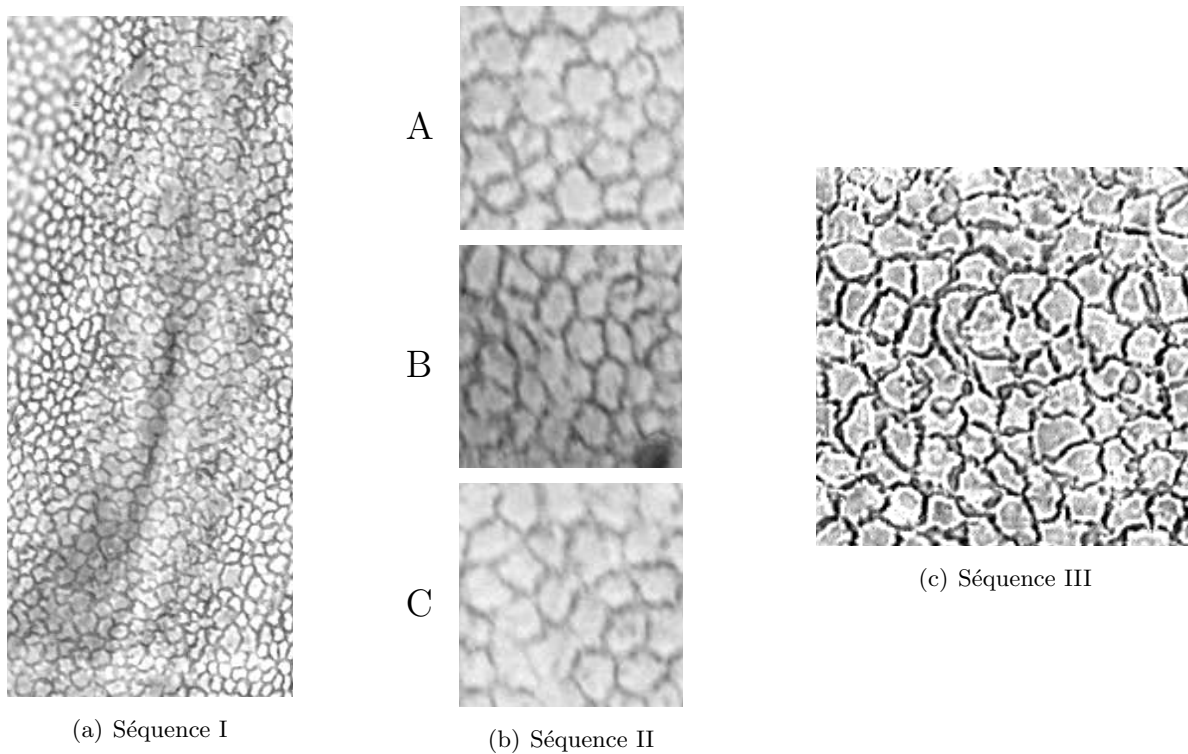


Fig. 9.17 – Détails des textures finales pour les séquences d’images I, II et III. Malgré des contours de cellules parfois peu visibles, les textures finales apparaissent correctement restaurées par le processus itératif de *shape-from-focus*. Elles ne sont plus endommagées par des perturbations comme des débris cellulaires et des inversions de contraste ; le lecteur pourra se référer aux Fig. 9.8, Fig. 9.9 et Fig. 9.10 pour comparer.

fonctionnelles. Au final, les résultats sont bien meilleurs et directement exploitables en routine dans les banques de cornée. La texture permet une observation de la mosaïque endothéliale sur un champ beaucoup plus étendu et donc une amélioration de son examen. La carte des profondeurs fournit des informations topographiques de la surface endothéliale et est finalement caractérisée par un champ dense de vecteurs normaux. L’ajustement d’un point de vue physiologique du paramètre de lissage λ du processus itératif reste néanmoins à approfondir. L’étape suivante de cette étude applicative sera bien entendu l’évaluation 3-D de la densité cellulaire endothéliale. Une première estimation 2-D sera effectuée sur la texture restaurée puis celle-ci sera rectifiée grâce au champ dense de vecteurs normaux à la topographie endothéliale.

Quatrième partie

**CONCLUSION ET
PERSPECTIVES**

Chapitre 10

Profondeur de champ étendue par croissance de VAG

Cette dernière partie de manuscrit conclut ce travail de thèse. Ce chapitre présente tout d'abord une perspective avancée. Le suivant exposera une conclusion générale et des perspectives au sens classique du terme.

Sommaire

10.1 Voisinages adaptatifs généraux (VAG)	135
10.2 Profondeur de champ étendue par croissance de VAG	138
10.2.1 Ébauche de méthode	138
10.2.2 Résultats et discussion	140
10.3 Conclusions	142

Ce chapitre présente une perspective avancée. Il introduit une méthode de profondeur de champ étendue originale présentant des résultats intéressants sur les séquences d'images d'endothéliums cornéens humains, mais nécessitant cependant encore des investigations. Cette nouvelle méthode exploite une connaissance *a priori* des acquisitions sur la cornée : l'apparence de mosaïque de l'endothélium cornéen. Elle est basée sur des croissances de voisinages adaptatifs généraux (VAG). Après une succincte introduction des VAG et de l'approche de traitement d'image qui en découle, une ébauche de méthode et quelques résultats sont présentés.

10.1 Voisinages adaptatifs généraux (VAG)

Le lecteur pourra se référer à [Debayle 05] et [Debayle 06b] pour une théorie mathématique complète concernant les VAG.

Par simplicité, la définition des voisinages adaptatifs généraux (VAG) est ici restreinte au cas 2-D, puisque destinés à être utilisés sur les sections image de la séquence originale. Les VAG dépendent d'un critère d'analyse et de tolérances d'homogénéité fixés : pour chaque point d'une image 2-D, le VAG est la composante connexe contenant ce point et tous les points homogènes par rapport au critère et aux tolérances donnés. Autrement dit, à chaque point d'une image

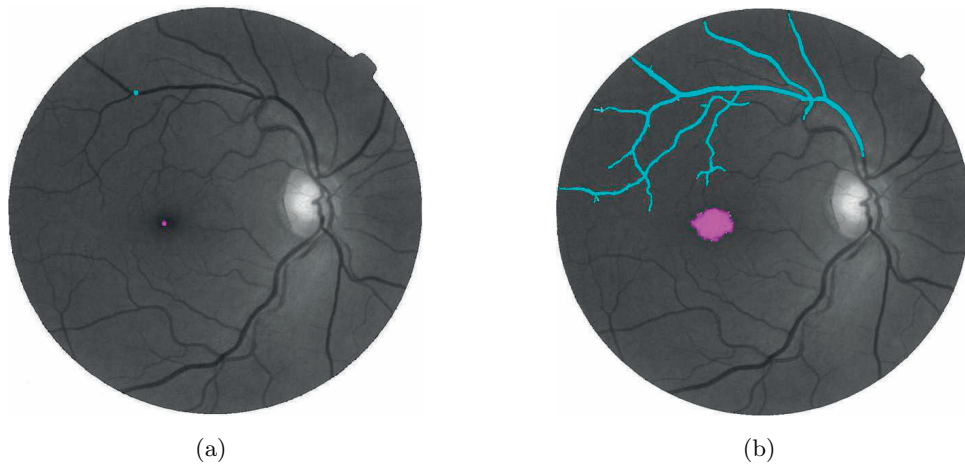


Fig. 10.1 – Les VAG des deux points de l’image originale (a) sont connectés et homogènes (b) par rapport au critère d’intensité, avec des tolérances d’homogénéité $m_1 = m_2 = 20$ et selon le modèle classique.

2-D est associé un voisinage adaptatif, calculé avec un critère d’analyse $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{E}$, où \mathbb{E} est un intervalle de nombres réels muni de lois vectorielles d’addition et de multiplication, et des tolérances d’homogénéité $m_1, m_2 \in \mathbb{E}$. Dans notre cas, le critère d’analyse est le simple critère d’intensité, c’est donc l’image 2-D étudiée elle-même, et \mathbb{E} est muni des lois d’addition vectorielle $+$ et de multiplication scalaire \times usuelles (dites du modèle classique). La Fig. 10.1 illustre les VAG ainsi définis de deux points calculés sur une image de rétine. D’autres lois peuvent évidemment être utilisées, comme par exemple les lois d’addition vectorielle \triangle et de multiplication scalaire \triangle du modèle LIP [Pinoli 07].

Les voisinages adaptatifs généraux sont donc intrinsèquement définis par rapport aux structures locales de l’image. Ils sont adaptatifs à la fois :

- en espace : les voisinages sont de taille et de forme adaptées au contexte local de l’image,
- en échelle : les échelles d’analyse sont fournies par l’image elle-même et non fixées *a priori*,
- en intensité : les voisinages sont définis suivant un modèle vectoriel permettant de considérer les caractéristiques physiques et/ou psychophysiques de l’image à étudier (par exemple, le modèle LIP).

Ainsi, ils permettent de définir une représentation adaptative multi-échelle des images à niveaux de gris. Basée sur cette représentation d’image par des voisinages spatiaux adaptés aux structures locales de l’image, l’approche GANIP (General Adaptive Neighborhood Image Processing) fournit un cadre général et opérationnel pour le traitement et l’analyse d’image adaptative, locale et multi-échelle. Comme les voisinages classiques, les VAG sont utilisés comme fenêtres opérationnelles ou éléments structurants. Par conséquent, suite à la détermination des VAG, ont été définis la morphologie mathématique adaptative et le filtrage non-linéaire adaptatif, aboutissant à des applications de segmentation, de restauration et de rehaussement d’images [Debayle 05] [Debayle 06a] [Debayle 06b] [Debayle 06c] [Pinoli 09] [Debayle 09]. À l’inverse, les voisinages classiques \mathfrak{B}_r (voisinages carrés ou disques isotropes) homothétiques centrés de rayon $r \in \mathbb{R}^+$, généralement utilisés comme fenêtres d’analyse pour la définition d’opérateurs de traitement d’image comme les mesures de netteté « voisinage » (voir section 4.1.2.a), sont de forme et de taille fixées *a priori* (Fig. 10.2).

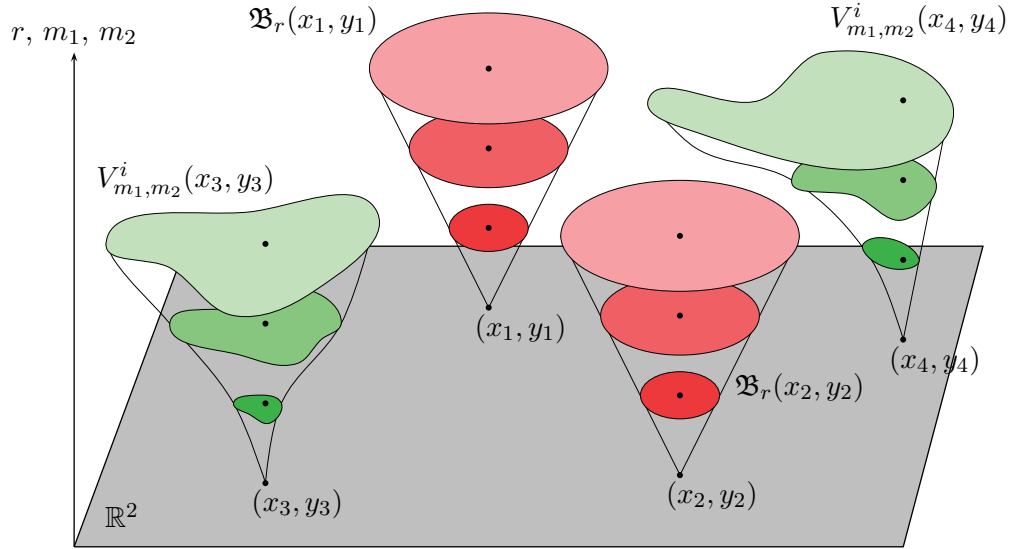


Fig. 10.2 – Comparaison entre les voisinages classiques $\mathfrak{B}_r(x, y)$ et les voisinages adaptatifs $V_{m_1, m_2}^i(x, y)$.

Le VAG d'un point (x, y) du support spatial \mathbb{R}^2 d'une section image i est noté $V_{m_1, m_2}^i(x, y)$ et est défini mathématiquement comme un ensemble connexe par chemins contenant les points homogènes à (x, y) par rapport à i , avec les tolérances m_1 et m_2 :

$$\forall (m_1, m_2) \in \mathbb{E}, \forall (x, y) \in \mathbb{R}^2 \quad V_{m_1, m_2}^i(x, y) = C_{i^{-1}([i(x, y) - m_1, i(x, y) + m_2])}(x, y), \quad (10.1)$$

où $C_X(x, y)$ représente la composante connexe par chemins (avec la topologie usuelle euclidienne sur \mathbb{R}^2) de $X \subseteq \mathbb{R}^2$ contenant (x, y) . Afin de fournir une impression visuelle de la construction de ces voisinages adaptatifs généraux, une représentation en dimension 1 est donnée dans la Fig. 10.3. Les VAG vérifient certaines propriétés dont quelques-unes sont énumérées ci-dessous.

$$\forall (m_1, m_2) \in \mathbb{E}, \forall (x, y) \in \mathbb{R}^2$$

1.

$$V_{m_1, m_2}^i(x, y) \subseteq \mathbb{R}^2 \quad (10.2)$$

2. réflexivité :

$$(x, y) \in V_{m_1, m_2}^i(x, y) \quad (10.3)$$

3. égalité entre points voisins de même ton de gris :

$$\left(\begin{array}{l} (x_1, y_1) \in V_{m_1, m_2}^i(x_2, y_2) \\ i(x_1, y_1) = i(x_2, y_2) \end{array} \right) \Rightarrow V_{m_1, m_2}^i(x_1, y_1) = V_{m_1, m_2}^i(x_2, y_2) \quad (10.4)$$

4. croissance par rapport à m_1, m_2 :

$$\left(\begin{array}{l} m_1 \leq m'_1 \\ m_2 \leq m'_2 \end{array} \right) \Rightarrow V_{m_1, m_2}^i(x, y) \subseteq V_{m'_1, m'_2}^i(x, y). \quad (10.5)$$

Cette dernière est particulièrement intéressante dans notre étude.

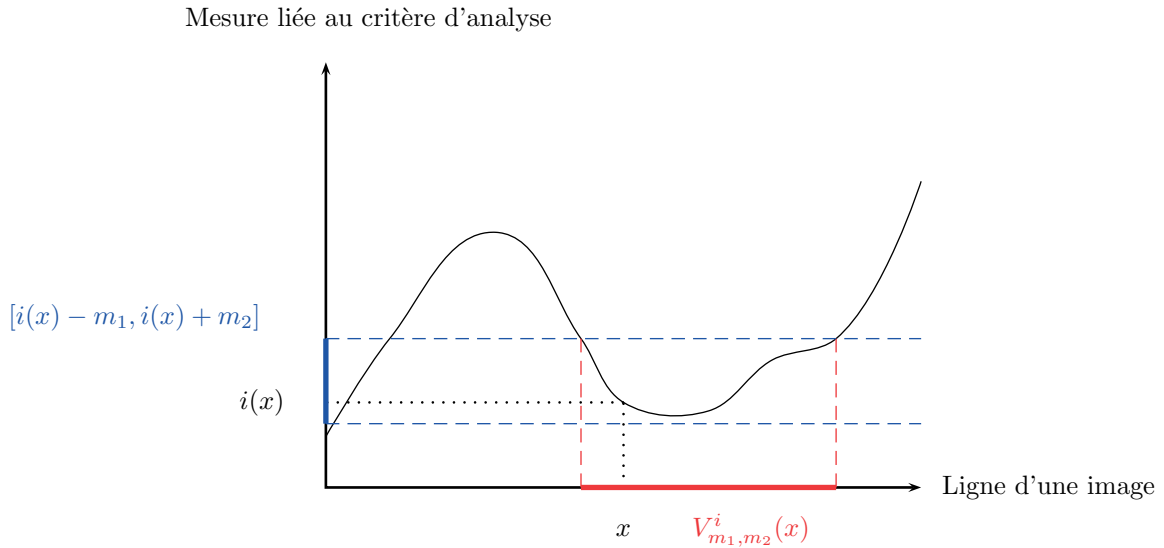


Fig. 10.3 – Construction en dimension 1 d'un VAG $V_{m_1, m_2}^i(x)$ selon le modèle classique. Pour un point x , un intervalle de tolérance m_1, m_2 est tout d'abord calculé autour de $i(x)$. Ensuite, l'image inverse de cet intervalle donne un sous-ensemble du support spatial 1-D. Enfin, la composante connexe contenant x fournit le VAG $V_{m_1, m_2}^i(x)$.

10.2 Profondeur de champ étendue par croissance de VAG

10.2.1 Ébauche de méthode

Concernant les acquisitions de l'endothélium cornéen, une connaissance *a priori* sur la surface endothéliale est son aspect de mosaïque. Plus généralement, les cellules endothéliales peuvent être considérées comme des objets clairs sur un fond sombre, ce dernier étant alors restreint aux contours des cellules. Étant donné que l'épaisseur de ces objets est relativement faible, plus ils sont focalisés, plus leurs contours (ou transitions) avec le fond sont marqués et abrupts. Par conséquent, les voisinages adaptatifs des pixels d'un même objet (ou cellule) ne restent relativement exigus pour une large gamme de tolérances d'homogénéité, contrairement à son image floue où ils sont vite beaucoup plus étendus. Notre ébauche de méthode de profondeur de champ étendue est basée sur cette appréciation, et plus précisément sur la notion de « vitesse » de croissance des VAG par rapport aux tolérances d'homogénéité. En effet, la croissance des VAG d'un même objet est plus « ralentie » par ses contours lorsqu'il apparaît net que lorsqu'il est flou.

Soit la fonction $A_{x,y,z}$ des tolérances d'homogénéité m_1 et m_2 pour un voxel (x, y, z) de la séquence originale \mathcal{J} suivante :

$$A_{x,y,z}(m_1, m_2) = \mathcal{A} \left(V_{m_1, m_2}^{i|_z}(x, y) \right), \quad (10.6)$$

où $\mathcal{A} \left(V_{m_1, m_2}^{i|_z}(x, y) \right)$ est l'aire du voisinage adaptatif du pixel (x, y) de la section image $i|_z$

pour les tolérances d'homogénéité m_1 et m_2 :

$$\mathcal{A} \left(V_{m_1, m_2}^{i|z}(x, y) \right) = \iint_{-\infty}^{\infty} V_{m_1, m_2}^{i|z}(x, y) dx dy. \quad (10.7)$$

Les dérivées partielles relatives $D_{x,y,z}^1$ et $D_{x,y,z}^2$ de l'aire du voisinage adaptatif $V_{m_1, m_2}^{i|z}(x, y)$ en fonction de m_2 et m_1 sont respectivement :

$$D_{x,y,z}^1(m_2) = \frac{1}{A_{x,y,z}(0, m_2)} \left. \frac{\partial A_{x,y,z}(m_1, m_2)}{\partial m_2} \right|_{m_1=0}, \quad (10.8)$$

et

$$D_{x,y,z}^2(m_1) = \frac{1}{A_{x,y,z}(m_1, m_{\max})} \left. \frac{\partial A_{x,y,z}(m_1, m_2)}{\partial m_1} \right|_{m_2=m_{\max}}, \quad (10.9)$$

où la tolérance d'homogénéité maximale m_{\max} est la différence entre le maximum et le minimum de l'intervalle de nombres réels \mathbb{E} : $m_{\max} = \max(\mathbb{E}) - \min(\mathbb{E})$. Ces dérivées sont dites relatives car normalisées par l'aire elle-même. Elles sont dénotées D^1 et D^2 car il faut imaginer un ordre chronologique à la croissance du VAG. Depuis $m_1 = m_2 = 0$, la croissance est dans un premier temps étudiée en accroissant m_2 avec m_1 fixée à 0, puis lorsque m_2 a atteint la valeur m_{\max} , m_1 est augmentée. Elle est sondée dans cet ordre au vu de l'hypothèse *a priori* qui supposait des objets claires sur fond sombre. Pour des objets sombres sur un fond clair, D^1 serait fonction de m_1 avec m_2 fixée à 0, puis D^2 serait fonction de m_2 avec m_1 fixée à m_{\max} . Enfin, les tolérances d'homogénéité m_2 et m_1 maximisant ces deux dérivées partielles relatives, dites alors discriminantes, constituent une fonctionnelle 3-D \mathcal{M} comme suit :

$$\mathcal{M}(x, y, z) = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{m_2} D_{x,y,z}^1(m_2) & \text{si } \max(D_{x,y,z}^1(m_2)) > \max(D_{x,y,z}^2(m_1)) \\ m_{\max} + \operatorname{argmax}_{m_1} D_{x,y,z}^2(m_1) & \text{sinon.} \end{cases} \quad (10.10)$$

Pour une meilleure compréhension, le lecteur doit toujours avoir à l'idée d'une croissance ordonnée des VAG par les tolérances d'homogénéité (d'abord m_2 puis m_1). Pour des pixels appartenant à un objet clair, plus ce dernier apparaît net et focalisé, plus ils affichent des valeurs $m_{\max} + \operatorname{argmax}_{m_1} D_{x,y,z}^2(m_1)$ élevées dans la fonctionnelle 3-D des tolérances discriminantes \mathcal{M} . A l'inverse, les pixels du fond sombre exhibent des tolérances discriminantes $\operatorname{argmax}_{m_2} D_{x,y,z}^1(m_2)$ plutôt faibles. Dans la direction \vec{z} , la tolérance discriminante maximale correspond théoriquement à la cellule claire avec les bordures sombres les plus contrastées.

La fonctionnelle 3-D des tolérances discriminantes \mathcal{M} expose des informations pertinentes uniquement pour les objets (les cellules). La finalité étant ici de reconstruire une carte dense des profondeurs \mathcal{D} , ces informations doivent être homogénéisées et donc propagées des objets vers le fond, c'est-à-dire de l'intérieur des cellules vers leurs contours. Le fond étant ici restreint aux bordures, une mesure d'énergie classique pour les mesures de netteté [Nayar 94] et équivalente à la somme dans un voisinage 2-D sectionnel \mathfrak{B}_r de taille r des valeurs supérieures à un seuil M appliquée dans la fonctionnelle 3-D des tolérances discriminantes \mathcal{M} suffit, résultant ainsi à la fonctionnelle 3-D de netteté \mathcal{F} suivante :

$$\mathcal{F}(x, y, z) = \sum_{\mathfrak{B}_r(x,y,z)} \mathcal{M}(x, y, z) \quad \text{pour } \mathcal{M}(x, y, z) \geq M \geq m_{\max}, \quad (10.11)$$

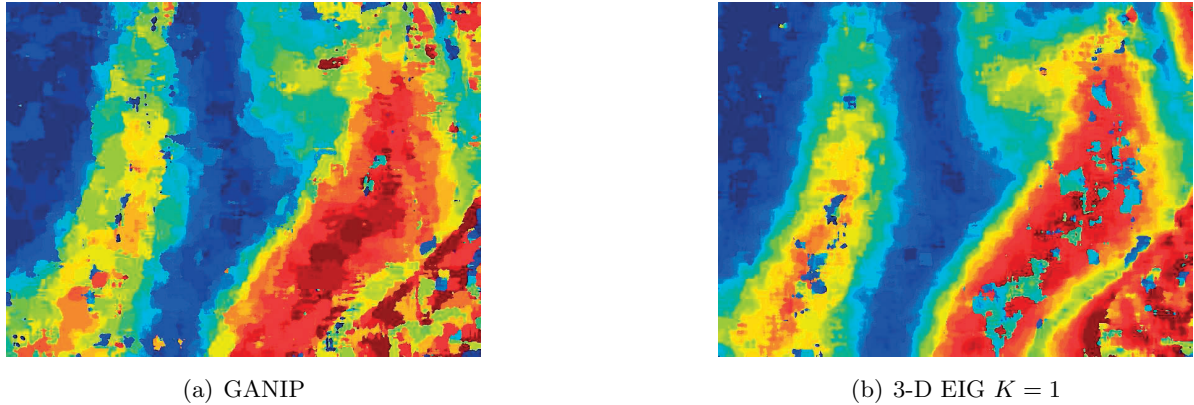


Fig. 10.4 – Cartes des profondeurs reconstruites ($r = 10$ pixels) et non interpolées pour la séquence d’images I. Échelle des couleurs en z : 0 ●●● 26.1 ●●● 52.2 ●●● 78.3 ●●● 104.4 ●●● 130.5 μm . La carte des profondeurs obtenue avec la méthode GANIP ($M=270$ pour $m_{\max}=255$) comporte moins de trous abrupts causés par des inversions de contraste que la méthode 3-D EIG $K = 1$ pourtant très robuste. Le lecteur pourra se référer à la Fig. 9.7 pour plus de comparaisons.

où la tolérance discriminante seuil M est supérieure ou égale à la tolérance d’homogénéité maximale m_{\max} .

10.2.2 Résultats et discussion

Cette méthode de profondeur de champ étendue, appelée GANIP, est testée sur les séquences I et II d’endothéliums cornéens du chapitre 9 précédent ; les résultats sont présentées et comparées à la méthode 3-D EIG avec $K = 1$ en Fig. 10.4 et Fig. 10.5 pour les cartes des profondeurs et en Fig. 10.6 et Fig. 10.7 pour les textures, respectivement. Il est à noter que les cartes des profondeurs sont ici affichées sans interpolation. En effet, l’interpolation classique est pour cette méthode moins évidente. Pour la séquence I, les résultats sont clairement

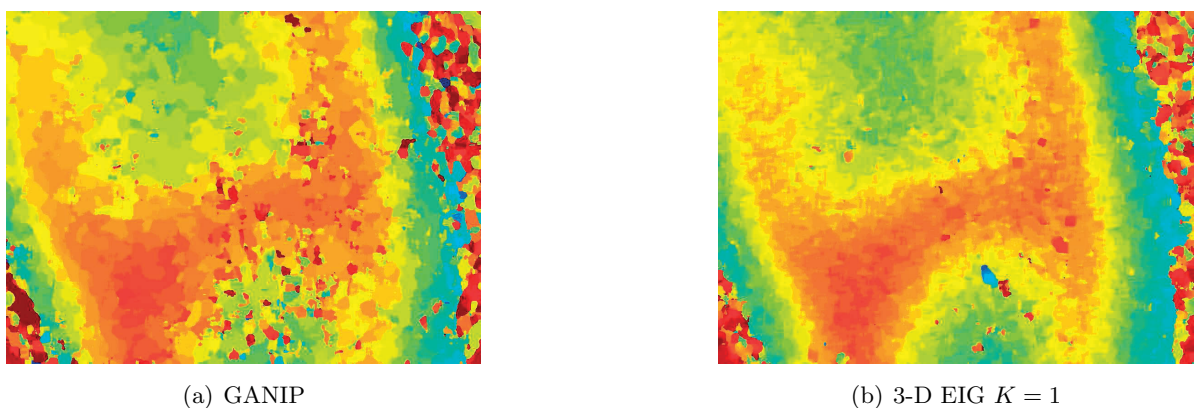


Fig. 10.5 – Cartes des profondeurs reconstruites ($r = 10$ pixels) et non interpolées pour la séquence d’images II. Échelle des couleurs en z : 0 ●● 29.25 ●● 58.5 ●● 87.75 ●● 117 ●● 146.25 ●● 175.5 μm . La carte des profondeurs obtenue avec la méthode GANIP ($M=270$ pour $m_{\max}=255$) est dégradée par de nombreux artefacts excessivement rougeâtres traduisant des régions de la séquence d’images où la mosaïque apparaît mal fermée à la netteté. Le lecteur pourra se référer à la Fig. 9.6 pour plus de comparaisons.

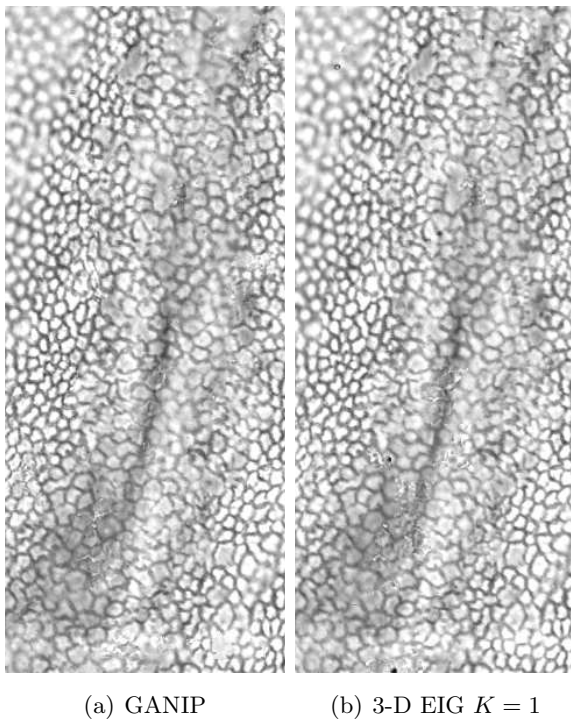


Fig. 10.6 – Détails dans la région marquée (rectangle rouge) de la Fig. 9.3 des textures restaurées pour la séquence d’images I. L’inspection des textures restaurées confirme les constatations conclues au regard des cartes des profondeurs associées (Fig. 10.4) : la méthode GANIP ($M=270$ pour $m_{\max}=255$) permet pour cette séquence une meilleure restauration. Le lecteur pourra se référer à la Fig. 9.8 pour plus de comparaisons.

meilleurs que la méthode 3-D EIG avec $K = 1$, qui pourtant surpassait nettement toutes les autres méthodes de la littérature (voir chapitre 9). De par la croissance des VAG astucieusement ordonnée par les tolérances d’homogénéité (d’abord m_2 puis m_1) pour la recherche de cellules claires avec des bordures sombres, la méthode GANIP est intrinsèquement insensible aux perturbations rencontrées dans les acquisitions de la cornée, que ce soit les inversions de contraste ou les débris cellulaires. En revanche, elle nécessite des cellules endothéliales avec des contours bien fermés et connectés à la netteté, ce qui n’est pas toujours le cas et explique les artefacts (très rougeâtres pour la carte des profondeurs) dégradant la reconstruction et la restauration de la surface endothéliale pour la séquence II. Ces artefacts se produisent effectivement dans des régions où les cellules endothéliales apparaissent peu et sont en conséquence mal fermées. Simplement, la méthode GANIP recherche longitudinalement (dans la direction \vec{z} de l’axe optique) la cellule claire fermée par des contours sombres les plus contrastés. Si la cellule n’est pas close, la croissance des VAG n’est pas bloquée par ses contours et la méthode GANIP est complètement biaisée. Ce comportement peut ici se traduire comme un manque de sensibilité de la méthode GANIP, puisqu’il intervient lorsque les cellules endothéliales sont peu visibles à la netteté.

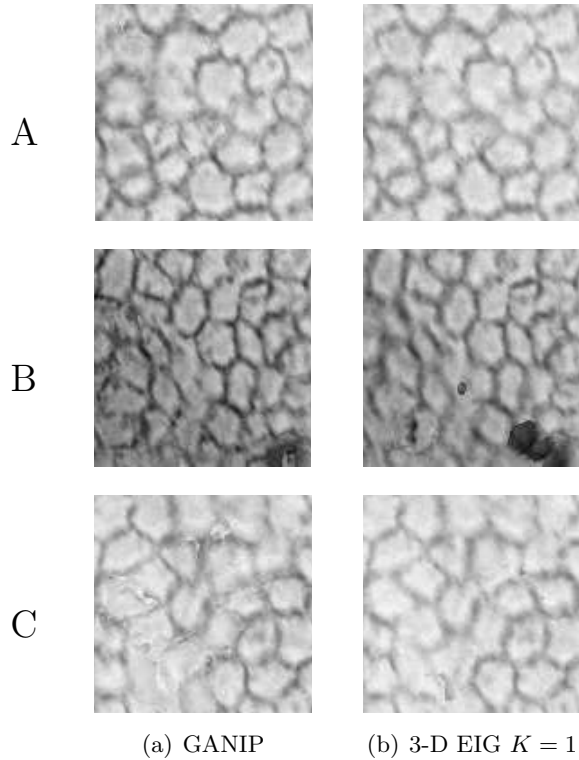


Fig. 10.7 – Détails dans les régions marquées A, B et C de la Fig. 9.2 des textures restaurées pour la séquence d’images II. La méthode GANIP ($M=270$ pour $m_{\max}=255$) expose une texture légèrement plus dégradée que la méthode 3-D EIG avec $K = 1$ (voir région C) à cause de cellules mal fermées à la netteté. Le lecteur pourra se référer à la Fig. 9.9 pour plus de comparaisons.

10.3 Conclusions

Ce chapitre a présenté une ébauche de méthode de profondeur de champ étendue basée sur des croissances de VAG. Elle cherche les tolérances d'homogénéité qui maximisent les dérivées partielles relatives de l'aire des VAG, les tolérances étant accrues dans un ordre spécifique. D'autres critères que l'aire, comme par exemple des descripteurs de forme (la compacité, la sphéricité ou l'élongation) pourraient également être étudiés. Pour un bon fonctionnement, les contours des cellules de la surface endothéliale doivent néanmoins apparaître correctement fermés. Cette hypothèse reste trop contraignante pour les observations d'endothéliums cornéens, pour lesquelles les contours sont souvent faiblement visibles et mal connectés, d'où l'appellation d'ébauche de méthode. Des traitements pourraient préalablement être utilisés pour essayer de fermer au maximum les contours sombres des cellules. Par ailleurs, il est important de remarquer que les cellules endothéliales apparaissent parfois mieux fermées lorsqu'elles sont légèrement défocalisées. Dès lors, la méthode GANIP renvoie une texture quelquefois floue mais présentant des contours mieux connectés. À partir d'une reconstruction 3-D obtenue comme précédemment (voir chapitre 9), un travail sur la texture par la méthode GANIP au sein de la séquence d'images originale pourrait être envisagé, afin de rechercher de possibles cellules légèrement floues mais mieux connectées. Cette texture serait alors peut-être bénéfique pour l'étape suivante de segmentation des cellules (voir section 8.3).

Chapitre 11

Conclusion et perspectives

11.1 Conclusion générale

Au vu de la problématique médicale initiatrice, une étude bibliographique a été réalisée et a permis de cibler précisément certains concepts dits de *shape-from-focus* et de profondeur de champ étendue. Un état de l'art a d'ailleurs été présenté en première partie de ce manuscrit, préalablement introduit par quelques rappels sur la formation des images. Il s'est tout d'abord intéressé à la thématique générale de reconstruction et de restauration d'une scène observée et dégradée par une caméra offrant une profondeur de champ limitée, pour ensuite s'affiner progressivement et enfin identifier les deux concepts cités ci-dessus.

Malgré un problème initial pourtant pratique, des contributions « théoriques », originales et efficaces ont été apportées. D'une part, des réinterprétations de mesures de netteté 2-D classiques ont été introduites, exploitant le modèle LIP et travaillant en termes de phanie (intensité lumineuse perçue). Ces mesures psychophysiques offrent de meilleures sensibilités et permettent ainsi de traiter des régions plus complexes (mal illuminées et/ou pauvrement texturées) de l'échantillon observé, en dépit d'une très légère perte de robustesse. D'autre part, une méthode dénotée 3-D EIG travaillant de façon singulière dans la séquence d'images originale a été proposée. En effet, elle exploite simultanément par des analyses statistiques multivariées toutes les informations longitudinales disponibles (c'est-à-dire dans la direction de l'axe optique), contrairement à la majorité des approches classiques. Cette stratégie 3-D lui permet d'afficher une très forte robustesse, entraînant néanmoins une légère perte de sensibilité. Remarquons que ce comportement est opposé aux précédents relatifs aux réinterprétations LIP. En effet, un compromis entre la sensibilité et la robustesse doit toujours être trouvé en fonction des différentes contraintes rencontrées lors de l'expérimentation. Concernant les contributions « théoriques », une approche originale, découlant sur des résultats intéressants mais nécessitant cependant encore des travaux, a également été présentée en tant que perspective avancée.

Cette thèse a enfin proposé enfin une solution à la problématique médicale posée consistant en l'amélioration du contrôle qualité des greffons cornéens dans les banques de cornée. La principale difficulté était la nature inéluctablement perturbée et parasitée des acquisitions de l'endothélium cornéen humain, principalement par d'intenses inversions de contraste et parfois par quelques débris cellulaires ou bulles d'air présents dans le liquide de dilatation. Au moyen

des précédentes contributions « théoriques » et plus précisément de la méthode 3-D EIG très robuste, un processus itératif et automatique de reconstruction 3-D de la surface endothéliale a été suggéré, travaillant à partir d'une séquence d'images 2-D acquise par sectionnement optique sur la cornée. Cette surface reconstruite, de surcroît caractérisée par ses vecteurs normaux, est parfaitement exploitable pour l'ultime étape de ce projet médical et perspective principale de cette thèse.

11.2 Perspectives

Outre l'ébauche de méthode de profondeur de champ étendue par croissance de VAG du chapitre 10, ce travail de thèse ouvre de nombreuses autres perspectives.

Tout d'abord, le paramétrage (section 9.3.2) de la procédure itérative de reconstruction 3-D de la surface endothéliale doit être perfectionné. Le choix du paramètre de lissage λ d'un point de vue physiologique, c'est-à-dire à partir des propriétés biomécaniques de la cornée, est par exemple encore à étudier.

Cette perspective en entraîne une autre, tout aussi importante. Il convient de mettre en place une évaluation quantitative des reconstructions 3-D. Celle-ci passe par l'examen de la texture restaurée. Pour cela, des mesures de performances destinées aux méthodes de fusion d'images existent. Elles utilisent des critères de contraste, de contours [Xydeas 00] [Piella 03b]. Par exemple, Xydeas et Petrović [Xydeas 00] ont proposé une métrique qui évalue la quantité relative d'informations de contours transférée des quelques images originales vers l'image fusionnée. Minhas et al. [Minhas 10] ont « étendu » cette métrique à un nombre d'images originales beaucoup plus important et l'ont appliqué en *shape-from-focus*. Ce type d'évaluation reste biaisé puisque ses critères sont basés sur les composantes haute-fréquence de la texture, ces mêmes hautes fréquences qui constituaient les indices de netteté lors de la restauration. Dans cette étude, il serait en plus faussé par les perturbations de la séquence originale, comme les inversions de contraste qui fournissent des fausses informations de contours. Une solution, exploitant la connaissance *a priori* sur l'apparence de l'endothélium cornéen, consisterait alors en une vérification de la mosaïque endothéliale restaurée, et notamment sa structure. Cette évaluation quantitative aidera finalement à l'optimisation du paramétrage.

La perspective principale est l'estimation de la densité cellulaire endothéliale en 3-D. Le processus complet de segmentation de Gavet et Pinoli [Gavet 08b] des cellules endothéliales (détections et fermetures des contours, voir section 8.3) sera adapté aux images de microscopie optique conventionnelle et appliqué sur la texture restaurée. Il permettra d'évaluer une densité cellulaire 2-D qui sera ensuite rectifiée par la carte des profondeurs caractérisée (par ses vecteurs normaux). Ces estimations nécessiteront ensuite des validations (entre autres par les comparaisons de densités cellulaires suivantes : 2-D vs. 3-D vs. 2-D de l'expert) pour enfin aboutir, à plus long terme, à un transfert en banque de cornées. Cette nouvelle densité 3-D sera-t-elle significative par rapport à la densité 2-D ? La densité seuil de 2000 cellules/mm² sera-t-elle contestable ? Telles sont les questions auxquelles ces travaux de thèse seraient susceptibles de répondre. Par ailleurs, des premiers contacts avec des industriels ont été pris pour un futur transfert de technologie.

11.3 Publications et communications

Journaux à comité de lecture

M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *Robust 3-D reconstruction of surfaces from image focus by local cross-sectional multivariate statistical analyses: application to human ex-vivo corneal endotheliums*. Medical Image Analysis, 2011. Under second revision

M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *Improving focus measurements using logarithmic image processing*. Journal of Microscopy, 2011. Under press

Conférences internationales à comité de lecture avec proceedings

M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *Robust shape-from-focus by 3-D multivariate statistical analyses*. Submitted to *ICIP 2011 IEEE International Conference on Image Processing*, Brussels, Belgium, September 2011

Y. Gavet, M. Fernandes & J.-C. Pinoli. *The ϵ dissimilarity criterion: a contour-based supervised tolerant image segmentation evaluation*. Submitted to *ICIP 2011 IEEE International Conference on Image Processing*, Brussels, Belgium, September 2011

Y. Gavet, M. Fernandes & J.-C. Pinoli. *Automatic quantitative evaluation of image registration techniques on retinal images with the ϵ dissimilarity criterion*. Accepted by *QCAV 2011 International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, Saint-Étienne, France, June 2011

M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *A Feature-based dense local registration of pairs of retinal images*. In *Proceedings of VISAPP International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, pages 265–268, Lisboa, Portugal, February 2009

Autres communications

M. Fernandes, Y. Gavet, G. Thuret, P. Gain & J.-C. Pinoli. *Reconstruction 3-D de l'endothélium cornéen humain ex-vivo*. In *Journée ISS France*, Paris, France, February 2011

G. Thuret, M. Fernandes, Y. Gavet, J.-C. Pinoli, S. Piselli, S. Acquart & P. Gain. *3-D reconstruction of endothelial surface of organ-cultured corneas to improve their quality control*. In *European Association for Vision and Eye Research*, Crete, October 2010

M. Fernandes, Y. Gavet, J.-C. Pinoli, S. Acquart, S. Piselli, G. Thuret & P. Gain. *Tridimensionnal reconstruction of the endothelial surface of organ-cultured corneas to improve their quality control*. In *Société Française d'Ophtalmologie*, Paris, France, June 2010

M. Fernandes. *Reconstruction 3-D de l'endothélium cornéen*. In *Colloque Rhône-Alpes de Quantimétrie Cellulaire*, Saint-Étienne, France, June 2009

Bibliographie

- [Agard 84] D. A. Agard. *Optical sectioning microscopy : Cellular architecture in three dimensions*. Annual Review of Biophysics and Bioengineering, vol. 13, pages 191–219, 1984.
- [Aguet 08] F. Aguet, D. Van De Ville & M. Unser. *Model-based 2.5-D deconvolution for extended depth of field in brightfield microscopy*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 17, no. 7, pages 1144–1153, 2008.
- [Ahmad 05] M. B. Ahmad & T. S. Choi. *A heuristic approach for finding best focused shape*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 15, no. 4, pages 566–574, 2005.
- [Ahmad 07] M. B. Ahmad & T. S. Choi. *Application of three-dimensional shape from image focus in LCD/TFT displays manufacturing*. IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 53, no. 1, pages 1–4, 2007.
- [Anderson 04] K. Anderson, A. El-Sheikh & T. Newson. *Application of structural analysis to the mechanical behaviour of the cornea*. Journal of the Royal Society Interface, vol. 1, pages 1–13, 2004.
- [Andrecut 09] M. Andrecut. *Parallel GPU implementation of iterative PCA algorithm*. Journal of Computational Biology, vol. 16, no. 11, pages 1593–1599, 2009.
- [Angulo 05] J. Angulo & S. Matou. *Automatic quantification of in vitro endothelial cell networks using mathematical morphology*. In Proceedings of the IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing, pages 51–56, Benidorm, Spain, 2005.
- [Asif 01] M. Asif & T. S. Choi. *Shape from focus using multilayer feedforward neural networks*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 11, pages 1670–1675, 2001.
- [Baina 95] J. Baina & J. Dublet. *Automatic focus and iris control for video cameras*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing and its Applications, pages 232–235, Edinburgh, UK, 1995.
- [Bhasin 01] S. S. Bhasin & S. Chaudhuri. *Depth from defocus in presence of partial self occlusion*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, volume 2, pages 488–493, Vancouver, BC, Canada, 2001.
- [Boddeke 94] F. R. Boddeke, L. J. Van Vliet, H. Netten & I. T. Young. *Autofocusing in microscopy based on the OTF and sampling*. Bioimaging, vol. 2, no. 4, pages 193–203, 1994.

- [Born 91] M. Born & E. Wolf. Principles of Optics - Electromagnetic Theory of Propagation Interference and Diffraction of Light. Pergamon Press, New York, USA, 6th (corrected) edition, 1991.
- [Botcherby 06] E. J. Botcherby, R. Juškaitis & T. Wilson. *Scanning two photon fluorescence microscopy with extended depth of field*. Optics Communications, vol. 268, no. 2, pages 253–260, December 2006.
- [Brenner 76] J. F. Brenner, B. S. Dew, J. B. Horton, T. King, P. W. Neurath & W. D. Selles. *Automated microscope for cytologic research : Preliminary evaluation*. Journal of Histochemistry & Cytochemistry, vol. 24, no. 1, pages 100–111, 1976.
- [Brodatz 66] P. Brodatz. Textures : A Photographic Album for Artists and Designers. Dover Publications, New York, USA, 1966.
- [Burillon 02] C. Burillon & P. Gain. Endothélium cornéen, chapitre La Microscopie Spéculaire, pages 55–74. Bulletin des sociétés d’ophtalmologie de France, Rapport annuel, Novembre 2002.
- [Burt 83] P. Burt & E. Adelson. *The Laplacian pyramid as a compact image code*. IEEE Transactions on Communications, vol. 31, pages 532–540, April 1983.
- [Burt 93] P. J. Burt & R. J. Kolczynski. *Enhanced image capture through fusion*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, pages 173–182, Berlin, Germany, 1993.
- [Carrington 90] W. A. Carrington. *Image restoration in 3-D microscopy with limited data*. Bioimaging and Two-Dimensional Spectroscopy, vol. 1205, pages 72–83, 1990.
- [Castleman 96] K. R. Castleman. Digital image processing. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA, 1996.
- [Castro 04] A. Castro & J. Ojeda-Castañeda. *Asymmetric phase masks for extended depth of field*. Applied Optics, vol. 43, no. 17, pages 3474–3479, June 2004.
- [Cazuguel 91] G. Cazuguel, J. P. Rannou & F. Mimouni. *Automatic extraction of human corneal endothelium cell contours*. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, volume 13, Orlando, FL, USA, 1991.
- [Chalumeau 04] T. Chalumeau, F. Meriaudeau, O. Laligant, F. Truchetet & L. D. Costa. *Depth from (de)focus by local transform*. In Wavelet Application in Industrial Processing II, volume 5607, pages 46–53, Philadelphia, PA, USA, 2004. SPIE.
- [Conchello 96] J. A. Conchello & J. G. McNally. *Fast regularization technique for expectation maximization algorithm for computational optical sectioning microscopy*. Three-Dimensional Microscopy : Image Acquisition and Processing III, vol. 2655, pages 199–208, 1996.
- [Conchello 98] J. A. Conchello. *Superresolution and convergence properties of the expectation-maximization algorithm for maximum-likelihood deconvolution*

- of incoherent images*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 15, no. 10, pages 2609–2619, October 1998.
- [De 06a] I. De & B. Chanda. *A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelets*. Signal Processing, vol. 86, no. 5, pages 924–936, May 2006.
- [De 06b] I. De, B. Chanda & B. Chattopadhyay. *Enhancing effective depth-of-field by image fusion using mathematical morphology*. Image and Vision Computing, vol. 24, no. 12, pages 1278–1287, December 2006.
- [Debayle 05] J. Debayle. *Traitement d'image à voisinages adaptatifs généraux*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2005.
- [Debayle 06a] J. Debayle, Y. Gavet & J. C. Pinoli. *General adaptive neighborhood image restoration, enhancement and segmentation*. Lecture Notes in Computer Science : Image Analysis and Recognition, vol. 4141, pages 29–40, 2006.
- [Debayle 06b] J. Debayle & J. C. Pinoli. *General adaptive neighborhood image processing : Part I - Introduction and theoretical aspects*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 25, no. 2, pages 245–266, September 2006.
- [Debayle 06c] J. Debayle & J. C. Pinoli. *General adaptive neighborhood image processing : Part II - Practical application examples*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 25, no. 2, pages 267–284, September 2006.
- [Debayle 09] J. Debayle & J. C. Pinoli. *General adaptive neighborhood choquet image filtering*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 35, no. 3, pages 173–185, November 2009.
- [Deng 93] G. Deng. *Image and signal processing using the logarithmic image processing model*. PhD thesis, Departement of Electronic Engineering, La Trobe University, Australia, 1993.
- [Deng 98] G. Deng & J. C. Pinoli. *Differentiation-based edge detection using the logarithmic image processing model*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 8, no. 2, pages 161–180, March 1998.
- [Deng 09] G. Deng. *An entropy interpretation of the logarithmic image processing model with application to contrast enhancement*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 18, no. 5, pages 1135–1140, 2009.
- [Dey 02] N. Dey. *Etude de la formation de l'image d'un objet microscopique 3D translucide - Application à la microscopie optique*. PhD thesis, Université de Nice - Sophia Antipolis, France, 2002.
- [Elsheikh 08] A. Elsheikh, D. Alhasso & P. Rama. *Biomechanical properties of human and porcine corneas*. Experimental Eye Research, vol. 86, no. 5, pages 783–790, May 2008.
- [Eltoukhy 03] H. A. Eltoukhy & S. Kavusi. *A computationally efficient algorithm for multifocus image reconstruction*. In Proceedings of SPIE Electronic Imaging, volume 5017, pages 332–341, June 2003.

- [Ens 93] J. Ens & P. Lawrence. *An investigation of methods for determining depth from focus*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 2, pages 97–108, February 1993.
- [Erhardt 85] A. Erhardt, G. Zinser, D. Komitowski & J. Bille. *Reconstructing 3-D light-microscopic images by digital image-processing*. Applied Optics, vol. 24, no. 2, pages 194–200, 1985.
- [Favaro 03a] P. Favaro, A. Mennucci & S. Soatto. *Observing shape from defocused images*. International Journal of Computer Vision, vol. 52, no. 1, pages 25–43, April 2003.
- [Favaro 03b] P. Favaro, S. Osher, S. Soatto & L. Vese. *3D shape from anisotropic diffusion*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 179–186, Madison, WI, USA, 2003.
- [Favaro 03c] P. Favaro & S. Soatto. *Seeing Beyond Occlusions (and other marvels of a finite lens aperture)*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 2, pages 579–586, Madison, WI, USA, 2003.
- [Favaro 05] P. Favaro & S. Soatto. *A geometric approach to shape from defocus*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 3, pages 406–417, 2005.
- [Favaro 08] P. Favaro, S. Soatto, M. Burger & S. J. Osher. *Shape from defocus via diffusion*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, no. 3, pages 518–531, 2008.
- [Fay 89] F. S. Fay, W. Carrington & K. E. Fogarty. *Three-dimensional molecular-distribution in single cells analyzed using the digital imaging microscope*. Journal of Microscopy, vol. 153, pages 133–149, February 1989.
- [Fernandes 09a] M. Fernandes. *Reconstruction 3-D de l'endothélium cornéen*. In Colloque Rhône-Alpes de Quantimétrie Cellulaire, Saint-Étienne, France, June 2009.
- [Fernandes 09b] M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *A Feature-based dense local registration of pairs of retinal images*. In Proceedings of VISAPP International Conference on Computer Vision Theory and Applications, pages 265–268, Lisboa, Portugal, February 2009.
- [Fernandes 10] M. Fernandes, Y. Gavet, J.-C. Pinoli, S. Acquart, S. Piselli, G. Thuret & P. Gain. *Tridimensionnal reconstruction of the endothelial surface of organ-cultured corneas to improve their quality control*. In Société Française d'Ophthalmologie, Paris, France, June 2010.
- [Fernandes 11a] M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *Improving focus measurements using logarithmic image processing*. Journal of Microscopy, 2011. Under press.
- [Fernandes 11b] M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *Robust 3-D reconstruction of surfaces from image focus by local cross-sectional multivariate statistical analyses : application to human ex-vivo corneal endotheliums*. Medical Image Analysis, 2011. Under second revision.

- [Fernandes 11c] M. Fernandes, Y. Gavet & J.-C. Pinoli. *Robust shape-from-focus by 3-D multivariate statistical analyses*. Submitted to *ICIP 2011 IEEE International Conference on Image Processing*, Brussels, Belgium, September 2011.
- [Fernandes 11d] M. Fernandes, Y. Gavet, G. Thuret, P. Gain & J.-C. Pinoli. *Reconstruction 3-D de l'endothélium cornéen humain ex-vivo*. In *Journée ISS France*, Paris, France, February 2011.
- [Firestone 91] L. Firestone, K. Cook, K. Culp, N. Talsania & K. Preston. *Comparison of autofocus methods for automated microscopy*. *Cytometry*, vol. 12, no. 3, pages 195–206, 1991.
- [Forster 04] B. Forster, D. Van De Ville, J. Berent, D. Sage & M. Unser. *Complex wavelets for extended depth-of-field : A new method for the fusion of multichannel microscopy images*. *Microscopy Research and Technique*, vol. 65, no. 1-2, pages 33–42, September 2004.
- [Frieden 67] B. R. Frieden. *Optical transfer of the three-dimensional object*. *Journal of the Optical Society of America*, vol. 57, no. 1, pages 56–65, January 1967.
- [Fukunaga 90] K. Fukunaga. *Introduction to statistical pattern recognition*. Academic Press, San Diego, CA, USA, 2nd edition, 1990.
- [Gain 02a] P. Gain, G. Thuret, C. Chiquet, Y. Gavet, P. H. Turc, C. Théillère, S. Acquart, J. C. Le Petit, J. Maugery & L. Campos. *Automated analyser of organ cultured corneal endothelial mosaic*. *Journal Francais d'Ophtalmologie*, vol. 25, no. 5, pages 462–472, May 2002.
- [Gain 02b] P. Gain, G. Thuret, L. Kodjikian, Y. Gavet, P. H. Turc, C. Theillere, S. Acquart, J. C. Le Petit, J. Maugery & L. Campos. *Automated tri-image analysis of stored corneal endothelium*. *British Journal of Ophthalmology*, vol. 86, no. 7, pages 801–808, Jul 2002.
- [Gavet 06a] Y. Gavet, N. Deb-Joardar, J. C. Pinoli, G. Thuret, J. M. Dumollard, M. Péoc'h, S. Acquart, P. Chavarin, O. Garraud, J. M. Prades & P. Gain. *Nouveaux développements 3D dans le comptage endothélial des greffons conservés en organoculture*. In *Société Française d'Ophtalmologie*, Paris, France, May 2006.
- [Gavet 06b] Y. Gavet, N. Deb-Joardar, G. Thuret, J. M. Dumollard, M. Péoc'h, S. Acquart, O. Garraud, J. M. Prades, J. C. Pinoli & P. Gain. *New trends in endothelial cell assessment : taking account of the tri-dimensionnal aspect of the organ cultured endothelium*. In *Annual Meeting of the European Eye Bank Association*, Venice, Italia, January 2006.
- [Gavet 07] Y. Gavet, J. C. Pinoli, G. Thuret & P. Gain. *Human visual perception, gestalt principles and duality region-contour. Application to computer image analysis of human cornea endothelium*. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, volume 2, pages 221–224, Barcelona, Spain, March 2007.
- [Gavet 08a] Y. Gavet. *Perception visuelle humaine, complétion des mosaïques et application à la reconstruction d'images de l'endothélium cornéen humain en*

- microscopie optique spéculaire*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, France, 2008.
- [Gavet 08b] Y. Gavet & J. C. Pinoli. *Visual perception based automatic recognition of cell mosaics in human corneal endothelium microscopy images*. Image Analysis and Stereology, vol. 27, pages 53–61, 2008.
- [Gavet 11a] Y. Gavet, M. Fernandes & J.-C. Pinoli. *Automatic quantitative evaluation of image registration techniques on retinal images with the ϵ dissimilarity criterion*. Accepted by *QCAV 2011 International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, Saint-Étienne, France, June 2011.
- [Gavet 11b] Y. Gavet, M. Fernandes & J.-C. Pinoli. *The ϵ dissimilarity criterion : a contour-based supervised tolerant image segmentation evaluation*. Submitted to *ICIP 2011 IEEE International Conference on Image Processing*, Brussels, Belgium, September 2011.
- [Gibson 89] S. F. Gibson & F. Lanni. *Diffraction by a circular aperture as a model for three-dimensional optical microscopy*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 6, no. 9, pages 1357–1367, September 1989.
- [Gibson 91] S. F. Gibson & F. Lanni. *Experimental test of an analytical model of aberration in an oil-immersion objective lens used in three-dimensional light-microscopy*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 8, no. 10, pages 1601–1613, October 1991.
- [Goldsmith 00] N. T. Goldsmith. *Deep focus ; A digital image processing technique to produce improved focal depth in light microscopy*. Image Analysis and Stereology, vol. 19, pages 163–167, 2000.
- [Gonzalez 08] R. C. Gonzalez & R. E. Woods. Digital image processing. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 3rd edition, 2008.
- [Groen 85] F. C. A. Groen, I. T. Young & G. Lighthart. *A comparison of different focus functions for use in autofocus algorithms*. Cytometry, vol. 6, no. 2, pages 81–91, 1985.
- [Hasinoff 09] S. Hasinoff & K. Kutulakos. *Confocal stereo*. International Journal of Computer Vision, vol. 81, no. 1, pages 82–104, January 2009.
- [Helmlí 01] F. S. Helmlí & S. Scherer. *Adaptive shape from focus with an error estimation in light microscopy*. In Proceedings of the IEEE International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, pages 188–193, Pula , Croatia, 2001.
- [Hiraoka 90] Y. Hiraoka, J. W. Sedat & D. A. Agard. *Determination of three-dimensional imaging properties of a light-microscope system*. Biophysical Journal, vol. 57, no. 2, pages 325–333, February 1990.
- [Hjortdal 96] J. O. Hjortdal. *Regional elastic performance of the human cornea*. Journal of Biomechanics, vol. 29, no. 7, pages 931–942, July 1996.
- [Hocaoglu 08] M. A. Hocaoglu & M. Unel. *HK segmentation of 3D micro-structures reconstructed from focus*. Lecture Notes in Computer Science : Advanced Intelli-

- gent Computing Theories and Applications - With Aspects of Theoretical and Methodological Issues, vol. 5226, pages 1173–1180, 2008.
- [Holmes 92] T. J. Holmes. *Blind deconvolution of quantum-limited incoherent imagery : Maximum-likelihood approach*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 9, no. 7, pages 1052–1061, July 1992.
- [Hopkins 55] H. H. Hopkins. *The frequency response of a defocused optical system*. Royal Society of London Proceedings Series A, vol. 231, pages 91–103, July 1955.
- [Hopkins 70] H. H. Hopkins & M. J. Yzuel. *The computation of diffraction patterns in the presence of aberrations*. Journal of Modern Optics, vol. 17, pages 157–182, March 1970.
- [Horn 01] B. K. P. Horn. Robot vision. The MIT Press, Cambridge, MA, USA, 13th edition, 2001.
- [Huang 07a] W. Huang & Z. L. Jing. *Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion*. Pattern Recognition Letters, vol. 28, no. 9, pages 493–500, July 2007.
- [Huang 07b] W. Huang & Z. L. Jing. *Multi-focus image fusion using pulse coupled neural network*. Pattern Recognition Letters, vol. 28, no. 9, pages 1123–1132, July 2007.
- [Inoue 86] S. Inoue. Video microscopy. Plenum Press, New York, USA, 1986.
- [Itoh 89] K. Itoh, A. Hayashi & Y. Ichioka. *Digitized optical microscopy with extended depth of field*. Applied Optics, vol. 28, no. 16, pages 3487–3493, August 1989.
- [Jin 02] H. L. Jin & P. Favaro. *A variational approach to shape from defocus*. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision, volume 2, pages 18–30, Copenhagen, Denmark, 2002.
- [Jolliffe 02] I. T. Jolliffe. Principal component analysis. Springer-Verlag, New York, USA, 2nd edition, 2002.
- [Jourlin 87] M. Jourlin & J. C. Pinoli. *Logarithmic image processing*. Acta Stereologica, vol. 6, pages 651–656, 1987.
- [Jourlin 88] M. Jourlin & J. C. Pinoli. *A model for logarithmic image processing*. Journal of Microscopy, vol. 149, pages 21–35, 1988.
- [Jourlin 89] M. Jourlin, J. C. Pinoli & R. Zeboudj. *Contrast definition and contour detection for logarithmic images*. Journal of Microscopy, vol. 156, pages 33–40, 1989.
- [Jourlin 01] M. Jourlin & J. C. Pinoli. *Logarithmic image processing - The mathematical and physical framework for the representation and processing of transmitted images*. Advances in Imaging and Electron Physics, vol. 115, pages 129–196, 2001.
- [Kaufhold 98] J. Kaufhold & W. C. Karl. *A nonparametric defocus-based approach to reconstructing thin 3D structures in optical sectioning microscopy*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, volume 2, pages 953–957, Chicago, IL , USA, 1998.

- [Kautsky 02] J. Kautsky, J. Flusser, B. Zitová & Š. Šimberová. *A new wavelet-based measure of image focus*. Pattern Recognition Letters, vol. 23, no. 14, pages 1785–1794, December 2002.
- [Khan 10] A. Khan, M. T. Mahmood & T. S. Choi. *A nonlinear transform based three-dimensional shape recovery from image focus*. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 24, no. 5, pages 719–736, August 2010.
- [Kristan 06] M. Kristan, J. Perš, M. Perše & S. Kovačič. *A Bayes-spectral-entropy-based measure of camera focus using a discrete cosine transform*. Pattern Recognition Letters, vol. 27, no. 13, pages 1431–1439, October 2006.
- [Krotkov 87] E. Krotkov. *Focusing*. International Journal of Computer Vision, vol. 1, no. 3, pages 223–237, 1987.
- [Last 09] J. A. Last, S. J. Liliensiek, P. F. Nealey & C. J. Murphy. *Determining the mechanical properties of human corneal basement membranes with atomic force microscopy*. Journal of Structural Biology, vol. 167, no. 1, pages 19–24, July 2009.
- [Lester 81] J. M. Lester, J. L. McFarland, S. E. Bursell, R. A. Laing & J. F. Brenner. *Automated morphometric analysis of corneal endothelial cells*. Investigative Ophthalmology & Visual Science, vol. 20, no. 3, pages 407–410, 1981.
- [Li 84] Y. J. Li & E. Wolf. *Three-dimensional intensity distribution near the focus in systems of different fresnel numbers*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 1, no. 8, pages 801–808, 1984.
- [Li 95] H. Li, B. S. Manjunath & S. K. Mitra. *Multisensor image fusion using the wavelet transform*. Graphical Models and Image Processing, vol. 57, no. 3, pages 235–245, May 1995.
- [Li 01] S. T. Li, J. T. Kwok & Y. N. Wang. *Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency*. Information Fusion, vol. 2, pages 169–176, 2001.
- [Li 02] S. T. Li, J. T. Kwok & Y. N. Wang. *Multifocus image fusion using artificial neural networks*. Pattern Recognition Letters, vol. 23, no. 8, pages 985–997, June 2002.
- [Li 04] S. T. Li, J. T. Y. Kwok, I. W. H. Tsang & Y. N. Wang. *Fusing images with different focuses using support vector machines*. IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 15, no. 6, pages 1555–1561, November 2004.
- [Li 08] S. T. Li & B. Yang. *Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency*. Image and Vision Computing, vol. 26, no. 7, pages 971–979, July 2008.
- [Liu 01] Z. Liu, K. Tsukada, K. Hanasaki, Y. K. Ho & Y. P. Dai. *Image fusion by using steerable pyramid*. Pattern Recognition Letters, vol. 22, no. 9, pages 929–939, July 2001.

- [Lu 92] H. M. Lu & F. H. Mathis. *Surface approximation by spline smoothing and generalized cross-validation*. Mathematics and Computers in Simulation, vol. 34, no. 6, pages 541–549, December 1992.
- [Mahajan 98] V. N. Mahajan. *Optical Imaging and Aberrations Part I : Ray Geometrical Optics*. SPIE Press, Bellingham, Washington, USA, 1998.
- [Mahajan 01] V. N. Mahajan. *Optical Imaging and Aberrations Part II : Wave Diffraction Optics*. SPIE Press, Bellingham, Washington, USA, 2001.
- [Mahmood 08a] M. T. Mahmood & T. S. Choi. *A feature analysis approach to estimate 3D shape from image focus*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, volume 1–5, pages 3216–3219, San Diego, CA , USA, 2008.
- [Mahmood 08b] M. T. Mahmood, W. J. Choi & T. S. Choi. *PCA-based method for 3D shape recovery of microscopic objects from image focus using discrete cosine transform*. Microscopy Research and Technique, vol. 71, no. 12, pages 897–907, December 2008.
- [Mahmood 09a] M. T. Mahmood, A. Khan & T. S. Choi. *Shape from focus based on bilateral filtering and principal component analysis*. Applications of Soft Computing : From Theory to Praxis, vol. 58, pages 453–462, 2009.
- [Mahmood 09b] M. T. Mahmood, S. O. Shim & T. S. Choi. *Shape from focus using principal component analysis in discrete wavelet transform*. Optical Engineering, vol. 48, no. 5, page 057203, May 2009.
- [Mahmood 10a] M. T. Mahmood & T. S. Choi. *3D shape recovery from image focus using kernel regression in eigenspace*. Image and Vision Computing, vol. 28, no. 4, pages 634–643, April 2010.
- [Mahmood 10b] M. T. Mahmood & T. S. Choi. *Focus measure based on the energy of high-frequency components in the S transform*. Optics Letters, vol. 35, no. 8, pages 1272–1274, April 2010.
- [Majid 10] A. Majid, M. T. Mahmood & T. S. Choi. *MRT Letter : Optimal composite depth function for 3D shape recovery of microscopic objects*. Microscopy Research and Technique, vol. 73, no. 7, pages 657–661, July 2010.
- [Malik 07] A. S. Malik & T. S. Choi. *Consideration of illumination effects and optimization of window size for accurate calculation of depth map for 3D shape recovery*. Pattern Recognition, vol. 40, no. 1, pages 154–170, January 2007.
- [Malik 08] A. S. Malik & T. S. Choi. *A novel algorithm for estimation of depth map using image focus for 3D shape recovery in the presence of noise*. Pattern Recognition, vol. 41, no. 7, pages 2200–2225, July 2008.
- [Markham 01] J. Markham & J. A. Conchello. *Fast maximum-likelihood image-restoration algorithms for three-dimensional fluorescence microscopy*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 18, no. 5, pages 1062–1071, May 2001.
- [Mayet 96] F. Mayet, J. C. Pinoli & M. Jourlin. *Justifications physiques et applications du modèle LIP pour le traitement des images obtenues en lumière transmise*. Traitement du Signal, vol. 13, pages 251–262, 1996.

- [McNally 94] J. G. McNally, C. Preza, J. A. Conchello & L. J. Thomas. *Artifacts in computational optical-sectioning microscopy*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 11, no. 3, pages 1056–1067, 1994.
- [McNally 99] J. G. McNally, T. Karpova, J. Cooper & J. A. Conchello. *Three-dimensional imaging by deconvolution microscopy*. Methods, vol. 19, no. 3, pages 373–385, November 1999.
- [Meneses 08] J. Meneses, M. A. Suarez, J. Braga & T. Gharbi. *Extended depth of field using shapelet-based image analysis*. Applied Optics, vol. 47, no. 2, pages 169–178, 2008.
- [Minhas 10] R. Minhas, A. A. Mohammed & Q. M. J. Wu. *Shape from focus using fast discrete curvelet transform*. Pattern Recognition, vol. In Press, 2010.
- [Nayar 90] S. K. Nayar & Y. Nakagawa. *Shape from focus : An effective approach for rough surfaces*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, volume 2, pages 218–225, Cincinnati, OH , USA, May 1990.
- [Nayar 94] S. K. Nayar & Y. Nakagawa. *Shape from focus*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 8, pages 824–831, August 1994.
- [Nayar 96] S. K. Nayar, M. Watanabe & M. Noguchi. *Real-time focus range sensor*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 12, pages 1186–1198, December 1996.
- [Niederöst 03] M. Niederöst, J. Niederöst & J. Ščučka. *Automatic 3D reconstruction and visualization of microscopic objects from a monoscopic multifocus image sequence*. In International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, volume XXXIV-5/W10, 2003.
- [Pajares 04] G. Pajares & J. M. de la Cruz. *A wavelet-based image fusion tutorial*. Pattern Recognition, vol. 37, no. 9, pages 1855–1872, September 2004.
- [Pedersen 83] H. M. Pedersen & J. J. Stamnes. *Reciprocity principles for focused wave fields and the modified Debye integral*. Journal of Modern Optics, vol. 30, no. 10, pages 1437–1454, 1983.
- [Pels 83] E. Pels & Y. Schuchard. *Organ-culture preservation of human corneas*. Documenta Ophthalmologica, vol. 56, no. 1-2, pages 147–153, 1983.
- [Pentland 82] A. P. Pentland. *Depth of scene from depth of field*. In Proceedings of Image Understanding Workshop, pages 253–259, Palo Alto, CA, USA, April 1982.
- [Pentland 87] A. P. Pentland. *A new sense for depth of field*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 9, no. 4, pages 523–531, July 1987.
- [Piella 03a] G. Piella. *A general framework for multiresolution image fusion : From pixels to regions*. Information Fusion, vol. 4, no. 4, pages 259–280, 2003.
- [Piella 03b] G. Piella & H. Heijmans. *A new quality metric for image fusion*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 2003.

- [Piella 09] G. Piella. *Image fusion for enhanced visualization : A variational approach*. International Journal of Computer Vision, vol. 83, no. 1, pages 1–11, June 2009.
- [Pieper 83] R. J. Pieper & A. Korpel. *Image processing for extended depth of field*. Applied Optics, vol. 22, no. 10, pages 1449–1453, 1983.
- [Pinoli 87] J. C. Pinoli. *Contribution à la modélisation, au traitement et à l'analyse d'image*. PhD thesis, Département de Mathématiques, Université de Saint-Etienne, France, 1987.
- [Pinoli 91] J. C. Pinoli. *A contrast definition for logarithmic images in the continuous setting*. Acta Stereologica, vol. 10, pages 85–96, 1991.
- [Pinoli 92] J. C. Pinoli. *Modélisation et traitement des images logarithmiques : Théories et applications fondamentales*. Rapport technique 6, Département de Mathématiques, Université de Saint-Etienne, France, 1992.
- [Pinoli 97a] J. C. Pinoli. *A general comparative study of the multiplicative homomorphic, log-ratio and logarithmic image processing approaches*. Signal Processing, vol. 58, no. 1, pages 11–45, April 1997.
- [Pinoli 97b] J. C. Pinoli. *The logarithmic image processing model : Connections with human brightness perception and contrast estimators*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 7, no. 4, pages 341–358, October 1997.
- [Pinoli 07] J. C. Pinoli & J. Debayle. *Logarithmic adaptive neighborhood image processing (LANIP) : Introduction, connections to human brightness perception, and application issues*. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2007.
- [Pinoli 09] J. C. Pinoli & J. Debayle. *General adaptive neighborhood mathematical morphology*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, volume 1–6, pages 2225–2228, 2009.
- [Poon 87] T. C. Poon & M. Motamedi. *Optical digital incoherent image processing for extended depth of field*. Applied Optics, vol. 26, no. 21, pages 4612–4615, November 1987.
- [Pradeep 07] K. S. Pradeep & A. N. Rajagopalan. *Improving shape from focus using defocus cue*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 16, no. 7, pages 1920–1925, July 2007.
- [Preza 92] C. Preza, M. I. Miller, L. J. Thomas & J. G. McNally. *Regularized linear method for reconstruction of three-dimensional microscopic objects from optical sections*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 9, no. 2, pages 219–228, February 1992.
- [Price 94] J. H. Price & D. A. Gough. *Comparison of phase-contrast and fluorescence digital autofocus for scanning microscopy*. Cytometry, vol. 16, no. 4, pages 283–297, August 1994.
- [Rajagopalan 99] A. N. Rajagopalan & S. Chaudhuri. *An MRF model-based approach to simultaneous recovery of depth and restoration from defocused images*. IEEE

- Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no. 7, pages 577–589, July 1999.
- [Ruggeri 05] A. Ruggeri, E. Grisan & J. Jaroszewski. *A new system for the automatic estimation of endothelial cell density in donor corneas*. British Journal of Ophthalmology, vol. 89, no. 3, pages 306–311, 2005.
- [Ruggeri 07] A. Ruggeri, E. Grisan & J. Schroeter. *Evaluation of repeatability for the automatic estimation of endothelial cell density in donor corneas*. British Journal of Ophthalmology, vol. 91, no. 9, pages 1213–1215, 2007.
- [Santos 97] A. Santos, C. O. De Solórzano, J. J. Vaquero, J. M. Peña, N. Malpica & F. Del Pozo. *Evaluation of autofocus functions in molecular cytogenetic analysis*. Journal of Microscopy, vol. 188, pages 264–272, December 1997.
- [Sharma 07] A. Sharma & K. K. Paliwal. *Fast principal component analysis using fixed-point algorithm*. Pattern Recognition Letters, vol. 28, no. 10, pages 1151–1155, July 2007.
- [Shen 06] C-H. Shen & H. H. Chen. *Robust focus measure for low-contrast images*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Consumer Electronics, pages 69–70, Las Vegas, NV, USA, 2006.
- [Sheppard 83] C. J. R. Sheppard, D. K. Hamilton & I. J. Cox. *Optical microscopy with extended depth of field*. Proceedings of the Royal Society of London Series A, vol. 387, no. 1792, pages 171–186, 1983.
- [Sheppard 86] C. J. R. Sheppard. *Imaging in optical systems of finite Fresnel number*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 3, no. 9, pages 1428–1432, September 1986.
- [Sheppard 88] C. J. R. Sheppard. *Depth of field in optical microscopy*. Journal of Microscopy, vol. 149, pages 73–75, January 1988.
- [Shim 09] S. O. Shim, A. S. Malik & T. S. Choi. *Accurate shape from focus based on focus adjustment in optical microscopy*. Microscopy Research and Technique, vol. 72, no. 5, pages 362–370, May 2009.
- [Shim 10] S. O. Shim & T. S. Choi. *A novel iterative shape from focus algorithm based on combinatorial optimization*. Pattern Recognition, vol. 43, no. 10, pages 3338–3347, October 2010.
- [Soille 03] P. Soille. *Morphological image analysis : Principles and applications*. Springer-Verlag, New York, USA, 2nd edition, 2003.
- [Stokseth 69] P. A. Stokseth. *Properties of a defocused optical system*. Journal of the Optical Society of America, vol. 59, no. 10, pages 1314–1321, October 1969.
- [Strang 80] G. Strang. *Linear algebra and its applications*. Academic Press, New York, USA, 2nd edition, 1980.
- [Streibl 84] N. Streibl. *Depth transfer by an imaging-system*. Optica Acta, vol. 31, no. 11, pages 1233–1241, 1984.
- [Streibl 85] N. Streibl. *Three-dimensional imaging by a microscope*. Journal of the Optical Society of America A, vol. 2, no. 2, pages 121–127, February 1985.

- [Subbarao 88] M. Subbarao. *Parallel depth recovery by changing camera parameters*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, pages 149–155, Tarpon Springs, FL, USA, 1988.
- [Subbarao 93] M. Subbarao, T. Choi & A. Nikzad. *Focusing techniques*. Optical Engineering, vol. 32, no. 11, pages 2824–2836, November 1993.
- [Subbarao 94] M. Subbarao & G. Surya. *Depth from defocus : A spatial domain approach*. International Journal of Computer Vision, vol. 13, no. 3, pages 271–294, December 1994.
- [Subbarao 95] M. Subbarao & T. Choi. *Accurate recovery of three-dimensional shape from image focus*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 3, pages 266–274, 1995.
- [Subbarao 98] M. Subbarao & J. K. Tyan. *Selecting the optimal focus measure for auto-focusing and depth-from-focus*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 8, pages 864–870, 1998.
- [Sugimoto 85] S. A. Sugimoto & Y. Ichioka. *Digital composition of images with increased depth of focus considering depth information*. Applied Optics, vol. 24, no. 14, pages 2076–2080, 1985.
- [Sun 04] Y. Sun, S. Duthaler & B. J. Nelson. *Autofocusing in computer microscopy : Selecting the optimal focus algorithm*. Microscopy Research and Technique, vol. 65, no. 3, pages 139–149, October 2004.
- [Swedlow 97] J. R. Swedlow, J. W. Sedat & D. A. Agard. Deconvolution in optical microscopy, chapitre 9, pages 284–309. Academic Press, Orlando, FL, USA, 2nd edition, 1997.
- [Swedlow 07] J. R. Swedlow. Quantitative fluorescence microscopy and image deconvolution, volume 81, chapitre 21, pages 447–465. Academic Press, Orlando, FL, USA, 3rd edition, 2007.
- [Tabor 00] D. Tabor. The hardness of metals. Oxford University Press, Oxford, UK, 2000.
- [Thuret 03] G. Thuret, C. Manissolle, S. Acquart, J. C. Le Petit, J. Maugery, L. Campos-Guyotat, M. J. Doughty & P. Gain. *Is manual counting of corneal endothelial cell density in eye banks still acceptable ? The French experience*. British Journal of Ophthalmology, vol. 87, no. 12, pages 1481–1486, 2003.
- [Thuret 04] G. Thuret, C. Manissolle, S. Acquart, O. Garraud, L. Campos-Guyotat, J. Maugery & P. Gain. *Urgent need for normalization of corneal graft quality controls in French eye banks*. Transplantation, vol. 78, no. 9, pages 1299–1302, November 2004.
- [Thuret 10] G. Thuret, M. Fernandes, Y. Gavet, J.-C. Pinoli, S. Piselli, S. Acquart & P. Gain. *3-D reconstruction of endothelial surface of organ-cultured corneas to improve their quality control*. In European Association for Vision and Eye Research, Crete, October 2010.
- [Toet 89] A. Toet. *Image fusion by a ratio of low-pass pyramid*. Pattern Recognition Letters, vol. 9, no. 4, pages 245–253, May 1989.

- [Toet 92] A. Toet. *Multiscale contrast enhancement with applications to image fusion*. Optical Engineering, vol. 31, no. 5, pages 1026–1031, May 1992.
- [Tommasi 93] T. Tommasi, A. Diaspro & B. Bianco. *3-D reconstruction in optical microscopy by a frequency-domain approach*. Signal Processing, vol. 32, no. 3, pages 357–366, June 1993.
- [Tympel 97] V. Tympel. *Three dimensional animation with a conventional light microscopy*. Three-Dimensional Microscopy : Image Acquisition and Processing IV, vol. 2707, pages 529–536, 1997.
- [Unser 93a] M. Unser, A. Aldroubi & M. Eden. *B-spline signal processing : Part II - Efficient design and applications*. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, no. 2, pages 834–848, February 1993.
- [Unser 93b] M. Unser, A. Aldroubi & M. Eden. *B-spline signal processing : Part I - Theory*. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, no. 2, pages 821–833, February 1993.
- [Unser 99] M. Unser. *Splines - A perfect fit for signal and image processing*. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 16, no. 6, pages 22–38, November 1999.
- [Valdecasas 01] A. G. Valdecasas, D. Marshall, J. M. Becerra & J. J. Terrero. *On the extended depth of focus algorithms for bright field microscopy*. Micron, vol. 32, no. 6, pages 559–569, August 2001.
- [Vincent 92] L. Vincent & B. Masters. *Morphological image processing and network analysis of cornea endothelial cell images*. In Image Algebra and Morphological Image Processing III, volume 1769, pages 212–226, San Diego, CA, USA, June 1992. SPIE.
- [Vollath 87] D. Vollath. *Automatic focusing by correlative methods*. Journal of Microscopy, vol. 147, pages 279–288, September 1987.
- [Vollath 88] D. Vollath. *The influence of the scene parameters and of noise on the behavior of automatic focusing algorithms*. Journal of Microscopy, vol. 151, pages 133–146, August 1988.
- [Wang 96] H. C. Wang, P. L. Prendiville, P. J. McDonnell & W. V. Chang. *An ultrasonic technique for the measurement of the elastic moduli of human cornea*. Journal of Biomechanics, vol. 29, no. 12, pages 1633–1636, December 1996.
- [Watanabe 97] M. Watanabe & S. K. Nayar. *Telecentric optics for focus analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 12, pages 1360–1365, December 1997.
- [Watanabe 98] M. Watanabe & S. K. Nayar. *Rational filters for passive depth from defocus*. International Journal of Computer Vision, vol. 27, no. 3, pages 203–225, May 1998.
- [Wee 07] C. Y. Wee & R. Paramesran. *Measure of image sharpness using eigenvalues*. Information Sciences, vol. 177, no. 12, pages 2533–2552, June 2007.
- [Weinstein 71] M. Weinstein & K. R. Castleman. *Reconstructing 3-D specimens from 2-D section images*. Quantitative Imagery in the Biomedical Sciences, vol. 26, pages 131–138, 1971.

- [Willson 91] R. G. Willson & S. A. Shafer. *Dynamic lens compensation for active color imaging and constant magnification focusing*. Rapport technique CMU-RI-TR-91-26, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, USA, November 1991.
- [Wu 96] H. S. Wu, J. Barba & J. Gil. *A focusing algorithm for high magnification cell imaging*. Journal of Microscopy, vol. 184, pages 133–142, November 1996.
- [Xydeas 00] C. S. Xydeas & V. Petrović. *Objective image fusion performance measure*. Electronics Letters, vol. 36, no. 4, pages 308–309, February 2000.
- [Yang 03] G. Yang & B. J. Nelson. *Wavelet-based autofocusing and unsupervised segmentation of microscopic images*. In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, volume 1-4, pages 2143–2148, Las Vegas, NV, USA, 2003.
- [Yap 04] P. T. Yap & P. Raveendran. *Image focus measure based on Chebyshev moments*. IEE Proceedings - Vision Image and Signal Processing, vol. 151, no. 2, pages 128–136, April 2004.
- [Yeo 93] T. T. E. Yeo, S. H. Ong, Jayasooriah & R. Sinniah. *Autofocusing for tissue microscopy*. Image and Vision Computing, vol. 11, no. 10, pages 629–639, December 1993.
- [Young 93] I. T. Young, R. Zagers, L. J. Van Vliet, J. C. Mullikin, F. R. Boddeke & H. Netten. *Depth-of-focus in microscopy*. In Proceedings of the Scandinavian Conference on Image Analysis, volume 1, pages 493–498, Tromsø, Norway, 1993.
- [Yu 91] J. J. Yu, M. M. Hsieh, J. L. Su & B. N. Hung. *Algorithm for automatic analysis of corneal endothelial images*. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, volume 13, pages 273–275, Orlando, FL, USA, 1991.
- [Yun 99] J. Yun & T. S. Choi. *Accurate 3-D shape recovery using curved window focus measure*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, volume 3, pages 910–914, Kobe, Japan, 1999.
- [Zhang 99] Z. Zhang & R. S. Blum. *A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application*. Proceedings of the IEEE, vol. 87, no. 8, pages 1315–1326, August 1999.
- [Zhang 00] Y. Zhang, Y. Zhang & C. Y. Wen. *A new focus measure method using moments*. Image and Vision Computing, vol. 18, no. 12, pages 959–965, September 2000.
- [Zhang 06] L. Zhang & S. K. Nayar. *Projection defocus analysis for scene capture and image display*. In Proceedings of the ACM SIGGRAPH, pages 600–608, Boston, MA, USA, 2006.

Mathieu FERNANDES

**3-D RECONSTRUCTION OF SURFACES FROM SEQUENCES OF 2-D
IMAGES ACQUIRED BY OPTICAL SECTIONING**

**Application to the human *ex-vivo* corneal endothelium observed by conventional
optical microscopy**

Speciality : Image, Vision, Signal

Keywords : 3-D reconstruction ; Autofocusing ; Cell Mosaic ; Contrast reversals ; Extended-depth-of-field ; Focus analysis ; Focus measurement ; Human corneal endothelium ; Optical microscopy ; Optical sectioning ; Robustness ; Shape-from-focus.

Abstract :

In the cornea transplant process, each graft endothelium is observed by conventional optical microscopy to check that its cell density is sufficient to maintain a proper transparency after the transplantation. The grafts are stored in a specific preservation medium, they are thus impregnated with fluid and therefore exhibit folds which make cell observation and counting difficult. Nevertheless, surface information can be recovered from a sequence of images acquired by optical sectioning on the cornea. This practical issue led to the following theoretical study about the so-called concepts : extended-depth-of-field and shape-from-focus.

Throughout such sequence of images, the sharpest information allows on the one hand to recover the topography of the observed surface and on the other hand to restore the image of its texture. A 3-D reconstruction is then obtained by mapping the texture onto the topography. The in-focus information is typically researched by maximizing a focus measurement. This thesis basically considers this fundamental step of the reconstruction process in order to firstly overcome some difficulties encountered during the processing of human corneal graft acquisitions. New generic focus measurements with several important qualities such as high sharpness sensitivity or high noise robustness are introduced. They are tested on both simulated data and real acquisitions through conventional optical microscopes in various application areas (metallography, granulometry, ophthalmology), and compared to the state-of-the-art methods.

Among others, an original and effective focus measurement adopting a 3-D strategy through the sequence of images is proposed, unlike traditional methods that operate in 2-D. This strategy allows it to offer a very robust behaviour that is a critical constraint of the focus analysis. This 3-D focus measurement clearly improves the 3-D surface reconstructions of the corneal endotheliums from their particularly disturbed and degraded acquisitions (mainly by intense contrast reversals) and for which traditional measurements are unsuccessful. A complete iterative process of 3-D reconstruction of the corneal endothelial surfaces is finally described, resulting in solid results that can already be transferred to cornea banks.

Mathieu FERNANDES

**RECONSTRUCTION 3-D DE SURFACES À PARTIR DE SÉQUENCES
D'IMAGES 2-D ACQUISES PAR SECTIONNEMENT OPTIQUE**

**Application à l'endothélium cornéen humain *ex-vivo* observé en microscopie
optique conventionnelle**

Spécialité : Image, Vision, Signal

Mots-clefs : Analyse de netteté ; Autofocalisation ; Endothélium cornéen humain ; Inversions de contraste ; Mesure de netteté ; Microscopie optique ; Mosaïque cellulaire ; Profondeur de champ étendue ; Reconstruction 3-D ; Robustesse ; Sectionnement optique ; Shape-from-focus.

Résumé :

Dans le circuit de la greffe de cornée, l'endothélium de chaque greffon est observé en microscopie optique conventionnelle afin de vérifier que sa densité cellulaire est suffisante pour maintenir une bonne transparence après l'opération. Les greffons étant conservés dans un milieu spécifique, ils sont alors imprégnés de liquide et présentent donc des plis qui perturbent l'observation et le comptage des cellules. A partir d'une séquence d'images acquise par sectionnement optique sur la cornée, il est possible de remonter à l'information de surface. Ce problème pratique est à l'origine de l'étude théorique suivante sur les concepts dits de profondeur de champ étendue et de shape-from-focus.

Au sein d'une telle séquence d'images, les informations les plus nettes permettent d'une part d'accéder à la topographie de la surface observée et d'autre part de restaurer l'image de sa texture. Une reconstruction 3-D est alors obtenue en projetant la texture sur la topographie. Les informations les plus nettes sont classiquement recherchées par maximisation d'une mesure de netteté. Cette thèse considère essentiellement cette étape fondamentale du processus de reconstruction, dans le but premier d'outrepasser certaines difficultés rencontrées lors du traitement des acquisitions de greffons cornéens humains. Des nouvelles mesures génériques avec plusieurs qualités importantes comme une haute sensibilité à la netteté ou une forte robustesse au bruit sont introduites. Elles sont testées sur des données simulées puis des acquisitions réelles en microscopie optique conventionnelle provenant de divers domaines d'application (métallographie, granulométrie, ophtalmologie) et comparées aux méthodes présentées dans la littérature.

Une mesure de netteté originale et efficace adoptant une stratégie 3-D au travers de la séquence d'images est entre autres proposée, contrairement aux méthodes classiques qui opèrent en 2-D. Cette stratégie lui permet d'afficher un comportement très robuste, essentiel lors d'une analyse de netteté. Cette mesure de netteté 3-D améliore nettement les reconstructions surfaciques d'endothéliums cornéens à partir de leurs acquisitions particulièrement perturbées et dégradées (principalement par d'intenses inversions de contraste) et pour lesquelles les mesures classiques donnent de mauvais résultats. Finalement, un processus itératif complet de reconstruction 3-D d'endothéliums cornéens est décrit, aboutissant à des résultats solides tout à fait exploitables en routine dans une banque de cornées.