



HAL
open science

**Perception visuelle humaine, complétion des mosaïques
et application à la reconstruction d'images de
l'endothélium cornéen humain
en microscopie optique spéculaire**
Yann Gavet

► **To cite this version:**

Yann Gavet. Perception visuelle humaine, complétion des mosaïques et application à la reconstruction d'images de l'endothélium cornéen humain en microscopie optique spéculaire. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2008. Français. NNT: . tel-00473725

HAL Id: tel-00473725

<https://theses.hal.science/tel-00473725>

Submitted on 16 Apr 2010

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.



N°ordre : 469 IVS

THESE

Présentée par

Yann GAVET

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR

**DE L'ÉCOLE NATIONALE SUPÉRIEURE DES MINES DE
SAINT-ÉTIENNE**

Spécialité : Image, Vision, Signal

**Perception visuelle humaine, complétion des mosaïques
et application à la reconstruction d'images de
l'endothélium cornéen humain
en microscopie optique spéculaire**

Soutenue à Saint-Étienne le 13/02/2008 devant le jury suivant :

Bernard PEROCHE	Président	Professeur, Univ. Claude Bernard, Lyon
Christophe ODET	Rapporteur	Professeur, INSA, CREATIS, Lyon
Grégoire MALANDAIN	Rapporteur	Directeur de Recherche, INRIA, ASCLEPIOS, Sophia-Antipolis
Johan DEBAYLE	Examineur	Docteur, ENS des Mines, CIS, Saint-Étienne
Lionel MOISAN	Examineur	Professeur, Univ. Paris V, MAP5, PARIS et ENS Cachan
Philippe GAIN	Co-Directeur	Professeur, Faculté de Médecine, BiiGC, Saint-Étienne
Jean-Charles PINOLI	Directeur	Professeur, ENS des Mines, CIS, Saint-Étienne

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
JC. PINOLI Professeur - Centre CIS
P. BURLAT Professeur - Centre G2I
Ph. COLLOT Professeur - Centre CMP

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

BATTON-HUBERT	Mireille	MA	Sciences & Génie de l'environnement	SITE
BENABEN	Patrick	PR 2	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
BERNACHE-ASSOLANT	Didier	PR 1	Génie des Procédés	CIS
BIGOT	Jean-Pierre	MR	Génie des Procédés	SPIN
BILAL	Essaïd	DR	Sciences de la Terre	SPIN
BOISSIER	Olivier	PR 2	Informatique	G2I
BOUCHER	Xavier	MA	Génie Industriel	G2I
BOUDAREL	Marie-Reine	MA	Sciences de l'inform. & com.	DF
BOURGOIS	Jacques	PR 1	Sciences & Génie de l'environnement	SITE
BRODHAG	Christian	MR	Sciences & Génie de l'environnement	SITE
BURLAT	Patrick	PR 2	Génie industriel	G2I
CARRARO	Laurent	PR 1	Mathématiques Appliquées	G2I
COLLOT	Philippe	PR 1	Microélectronique	CMP
COURNIL	Michel	PR 1	Génie des Procédés	SPIN
DAUZERE-PERES	Stéphane	PR 1	Génie industriel	CMP
DARRIEULAT	Michel	ICM	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
DECHOMETS	Roland	PR 1	Sciences & Génie de l'environnement	SITE
DESRAYAUD	Christophe	MA	Mécanique & Ingénierie	SMS
DELAFOSSE	David	PR 2	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
DOLGUI	Alexandre	PR 1	Génie Industriel	G2I
DRAPIER	Sylvain	PR 2	Mécanique & Ingénierie	CIS
DRIVER	Julian	DR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
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	CMP
FRACZKIEWICZ	Anna	MR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
GARCIA	Daniel	CR	Génie des Procédés	SPIN
GIRARDOT	Jean-Jacques	MR	Informatique	G2I
GOEURIOT	Dominique	MR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
GOEURIOT	Patrice	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
GUILHOT	Bernard	DR	Génie des Procédés	CIS
GUY	Bernard	MR	Sciences de la Terre	SPIN
GUYONNET	René	DR	Génie des Procédés	SPIN
HERRI	Jean-Michel	PR 2	Génie des Procédés	SPIN
KLÖCKER	Helmut	MR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
LAFORREST	Valérie	CR	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
LI	Jean-Michel	EC (CCI MP)	Microélectronique	CMP
LONDICHE	Henry	MR	Sciences & Génie de l'Environnement	SITE
MOLIMARD	Jérôme	MA	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
MONTHEILLET	Frank	DR 1 CNRS	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
PERIER-CAMBY	Laurent	PR1	Génie des Procédés	SPIN
PIJOLAT	Christophe	PR 1	Génie des Procédés	SPIN
PIJOLAT	Michèle	PR 1	Génie des Procédés	SPIN
PINOLI	Jean-Charles	PR 1	Image, Vision, Signal	CIS
STOLARZ	Jacques	CR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
SZAFNICKI	Konrad	CR	Sciences de la Terre	SITE
THOMAS	Gérard	PR 1	Génie des Procédés	SPIN
VALDIVIESO	François	MA	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
VAUTRIN	Alain	PR 1	Mécanique & Ingénierie	SMS
VIRICELLE	Jean-Paul	MR	Génie des procédés	SPIN
WOLSKI	Krzysztof	CR	Sciences & Génie des Matériaux	SMS
XIE	Xiaolan	PR 1	Génie industriel	CIS

Glossaire :

PR 1 Professeur 1ère catégorie
 PR 2 Professeur 2ème catégorie
 MA (MDC) Maître assistant
 DR (DR1) Directeur de recherche
 Ing. Ingénieur
 MR (DR2) Maître de recherche
 CR Chargé de recherche
 EC Enseignant-chercheur
 ICM Ingénieur en chef 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

Pour mon fils, **Noah**

Remerciements

Je tiens à remercier particulièrement mes directeurs de thèse : Jean-Charles Pinoli pour sa bonne humeur et son humour, pour l'efficacité, la pertinence et la rapidité de ses analyses et de ses emails ; Philippe Gain pour son dynamisme inaltérable et l'ouverture d'esprit dont il fait preuve en se formant à l'analyse d'image et en me formant à l'ophtalmologie.

Je remercie également Gilles Thuret pour le recul dont il sait faire preuve et sa disponibilité à toutes épreuves.

Je remercie Johan Debayle pour ses apports dans l'analyse et la conception des algorithmes présentés. Laurent Navarro pour sa disponibilité, ses blagues¹ et ses suggestions sur le concept d'*énergie* (c'est une constante, il a fait le coup à Johan aussi). Séverine Rivollier pour son soutien et ses encouragements. Je les remercie pour leur amitié.

Merci aussi à toutes les personnes qui ont fait que le travail à l'école des Mines a été très agréable, Françoise Bresson en tant que voisine de bureau, mais aussi à tous les doctorants, techniciens, personnels du bâtiment C et de l'école.

Je remercie Chloé Manissolle pour sa profonde amitié, ainsi que les membres du 3C qui se reconnaîtront. Je remercie ma famille, particulièrement mon frère et mes parents, pour leur soutien !

Je remercie tous ceux qui ont été là quand il le fallait...

Je remercie la fusée Ariane V, son explosion m'a aidé à débiter cette thèse. Je remercie mon fils Noah pour m'avoir donné la force de la terminer.

¹Heisenberg se fait flasher par un radar mobile sur l'autoroute. Les gendarmes le rattrapent et lui demandent :

– Vous saviez à combien vous rouliez ?

Et Heisenberg répond :

– Non, mais je sais où je suis !

Résumé

L'endothélium cornéen humain constitue une mono-couche de cellules de formes relativement hexagonales et de surfaces régulières, situées à la face interne de la cornée. Ces cellules sont primordiales car elles maintiennent la transparence de la cornée. Leurs contours sont facilement photographiés chez le patient grâce à la microscopie optique spéculaire (*in vivo*), ou sur un greffon (*ex vivo*) grâce à la microscopie optique classique. Il est ensuite possible, grâce à un logiciel adapté, d'en mesurer leur densité et leurs caractéristiques morphométriques (polymégethisme et pléomorphisme), ces trois paramètres étant le reflet de la "bonne santé" de la cornée. Leur mesure est nécessaire en cas de pathologie ou d'intervention susceptible d'altérer l'endothélium cornéen (implants intra-oculaire, chirurgie réfractive cornéenne, celle-ci étant en plein essor ces dernières années).

Cependant, ces images, même de bonne qualité, ne peuvent pas être traitées automatiquement par un logiciel. En effet, même si visuellement les informations des contours des cellules sont suffisantes pour que la perception visuelle les infère, elles sont insuffisantes pour qu'un algorithme fasse la différence entre les bordures et l'intérieur des cellules.

Plusieurs méthodes de traitement des images de structures cellulaires (appelées dans cette thèse mosaïques) ont déjà été développées et publiées. Elles sont présentées et étudiées en détail dans cette thèse. La structure générale de ces méthodes est la suivante :

- Filtrage. Les images utilisées sont souvent bruitées, et un filtrage permet d'obtenir ultérieurement une meilleure détection des contours des cellules.
- Détection des contours. La segmentation de l'image permet d'obtenir une partition de l'espace de définition de celle-ci. Il est alors possible de considérer cette partition comme un ensemble de contours ou comme un ensemble de régions.

Les contours peuvent être fermés ou non. Dans ce second cas, une étape de fermeture est alors nécessaire.

- Fermeture. La fermeture des contours est l'étape qui permet de se rapprocher de la structure observée d'une part, mais aussi de se conformer à un principe de la perception visuelle qui attribue une préférence (visuelle) aux contours fermés par rapport à des contours ouverts.

Pour comprendre le fonctionnement de toutes ces méthodes qui permettent d'obtenir des contours fermés, nous revenons sur les principes de la perception visuelle, et notamment la théorie de la Gestalt. Cette théorie a ses origines au début du XXe siècle : elle énonce de grands principes qui semblent être vérifiés par le système de perception visuelle humain. Ils apportent des explications sur le fait qu'un observateur humain ait autant de facilités à inférer les contours des cellules. Ces principes sont très simples et permettent une implémentation informatique élémentaire.

Dans cette thèse, nous avons mis en application les principes de *bonne continuation* et de *proximité*

pour la complétion de mosaïques simples et synthétiques non fermées, puis sur des images de cornées réelles sur lesquelles les contours des cellules (préalablement détectés) sont complétés. Ceci permet de mettre en place des méthodes qui améliorent la détection des cellules dans le cas des cornées. Les contours des cellules sont vectorisés, puis les cellules sont fermées en respectant les principes de bonne continuation ou de proximité.

La compréhension de ces méthodes au regard des principes de la théorie de la Gestalt permet d'envisager des améliorations de celles-ci. Ainsi, nous présentons une méthode originale qui donne de meilleurs résultats (visuellement), ce qui est montré (quantitativement) par la suite avec un critère d'évaluation et vérifié (qualitativement) auprès des experts.

Pour évaluer les résultats d'une segmentation, il est habituel d'utiliser des distances, objets mathématiques respectant plusieurs axiomes et définissant ainsi un espace métrique. Cependant, un tel espace n'est pas une structure mathématique compatible avec le système de perception visuelle humain. En effet, les distances classiques, comme la distance de Hausdorff ou la distance de la différence symétrique, peuvent montrer de grandes amplitudes vis-à-vis de variations perçues visuellement comme faibles. Pour définir un critère adapté à la perception visuelle, presque tous les axiomes d'une distance doivent être supprimés, conduisant alors à la mise en place d'un critère de dissimilarité qui permet de comparer les mosaïques extraites par les différentes méthodes présentées dans cette thèse.

Nous avons utilisé une base de données d'images et de segmentations associées fournie par des experts ophtalmologistes (réalisées avec un outil développé spécialement pour ce travail) qui ont permis d'automatiser la comparaison de ces méthodes avec un grand nombre de paramètres. Les valeurs des paramètres permettant d'obtenir les meilleurs critères de dissimilarité moyens pour chaque algorithme sont ainsi extraites depuis la base d'apprentissage constituées par des images jugées comme "bonnes" par les experts. Ces valeurs sont utilisées pour vérifier qualitativement auprès d'eux que l'algorithme jugé le meilleur par le critère de dissimilarité l'est aussi par un ophtalmologiste.

Cette thèse s'est concentrée principalement sur les informations de contours. Elle se poursuivra donc par l'étude des informations de régions, qui permettront une fermeture plus localisée et adaptée à chaque région. La 3D ne sera pas oubliée, avec une extension possible des algorithmes à des structures cellulaires volumiques (comme les bulles de savons ou les grains dans les matériaux par exemple).

Mots-clés : Critère de dissimilarité ; Détection des contours ; Distances ; Endothélium cornéen humain ; Evaluation de segmentation ; Fermeture des contours ; Morphologie ; Mosaïques ; Perception visuelle ; Réseau cellulaire ; Segmentation ; Théorie de la Gestalt.

Publications

Journaux à comité de lecture

- G. Thuret, N. Deb-Joardar, C. Manissolle, M. Zhao, M. Peoc'h, P. Gain, and Y. Gavet. *Assessment of the human corneal endothelium : in vivo topcon sp2000p specular microscope versus ex vivo sambacornea eye bank analyser*. Br J Ophthalmol, 91(2) :265–266, Feb 2007.
- G. Thuret, N. Deb-Joardar, M. Zhao, Y. Gavet, F. Nguyen, and Philippe Gain. *Agreement between two non-contact specular microscopes : Topcon SP2000P versus Rhine-Tec*. Br J Ophthalmol, 91(7) :979–980, 2007.
- N. Deb-Joardar, G. Thuret, Y. Gavet, S. Acquart, O. Garraud, H. Egelhoffer, and P. Gain. *Reproducibility of Endothelial Assessment during Corneal Organ Culture : Comparison of a Computer-Assisted Analyzer with Manual Methods*. Invest. Ophthalmol. Vis. Sci., 48(5) :2062–2067, 2007.
- J. Debayle, Y. Gavet, and J. C. Pinoli. *General Adaptive Neighborhood Image Restoration, Enhancement and Segmentation*, volume 4141 of LNCS : Image Analysis and Recognition, chapter Image Restoration and Enhancement, pages 29–40. Springer Verlag, 2006.
- N. Deb-Joardar, N. Germain, G. Thuret, P. Manoli, A.-F. Garcin, L. Millot, Y. Gavet, B. Estour, and P. Gain. *Screening for diabetic retinopathy by ophthalmologists and endocrinologists with pupillary dilation and a nonmydriatic digital camera*. American Journal of Ophthalmology, 140(5) :814-814, November 2005.
- P. Gain, G. Thuret, C. Chiquet, Y. Gavet, P.-H. Turc, C. Théillère, S. Acquart, J. C. Le Petit, J. Maugery, and L. Campos. *Automated analyser of organ cultured corneal endothelial mosaic*. J Fr Ophthalmol, 25(5) :462–472, May 2002.
- P. Gain, G. Thuret, L. Kodjikian, Y. Gavet, P.-H. Turc, C. Theillere, S. Acquart, J. C. Le Petit, J. Maugery, and L. Campos. *Automated tri-image analysis of stored corneal endothelium*. Br J Ophthalmol, 86(7) :801–808, Jul 2002.

Conférence avec comité de lecture et proceedings

- Y. Gavet and J.-C. Pinoli. *Image recognition of mosaics, human vision and application to human corneal endothelium*. In The 12th International Congress for Stereology, sept. 2007, Saint-Etienne.
- Y. Gavet, J.-C. Pinoli, G. Thuret, and P. Gain. *Human visual perception, gestalt principles and duality region-contour. application to computer image analysis of human cornea endothelium*. In VISAPP 2007 : Second International Conference on computer vision theory and applications, volume 2, pages 221–224, Barcelona, 7-11 Mars 2007.

Récompense

- Y. Gavet, N. Deb, J.-C. Pinoli, G. Thuret, J.M. Dumollard, M. Peoc'h, S. Acquart, P. Chavarin, O. Garraud, J.M. Prades, J. Maugery, and P. Gain. *Nouveaux développements 3D dans le comptage endothélial des greffons conservés en organoculture*. In Réunion de la société d'ophtalmologie Rhône-Alpes (SORA), avril 2006. **Prix de la meilleure communication.**

Articles soumis ou en cours de rédaction

Image Analysis and Stereology Article publié **GAVET and PINOLI [2008]**.

IEEE Transactions on Medical Imaging ou Systems Man and Cybernetics Article en cours de rédaction.

Table des matières

1	Introduction	21
1.1	Avant propos	22
1.2	Contexte médical et scientifique	22
1.3	Objectif de la thèse	22
1.4	Plan de la thèse	23
2	L'œil et la cornée	27
2.1	L'œil humain	28
2.2	Microscopie	32
2.2.1	Microscopie optique standard	32
2.2.2	Microscopie optique spéculaire	33
2.3	Caractérisations des cellules de l'endothélium cornéen	39
2.3.1	Utilisation des ondelettes	39
2.3.2	Utilisation de la transformée de Fourier	39
2.3.3	Détection de pathologies	40
2.4	Conclusion	42
3	Théories de la perception visuelle	43
3.1	Introduction	44
3.2	Les grands principes de la théorie de la Gestalt	45
3.2.1	Les stimuli élémentaires	46
3.2.2	Bonne continuation, courbure	46
3.2.3	Proximité	46
3.2.4	Fermeture	49
3.2.5	Similarité et sort commun	51
3.2.6	Expériences et habitudes	51
3.2.7	Connectivité uniforme et région commune	51
3.3	Gibson	52
3.4	Marr : vers la 3e dimension	52
3.5	Et pour les animaux	52
3.6	Perception visuelle et informatisation	54
3.7	Conclusion	54

4	Quelques outils du traitement d'images	55
4.1	Introduction	56
4.1.1	Rappel sur les images	56
4.1.2	Binarisation par seuillage	56
4.1.3	Détecteurs de contours	57
4.2	Morphologie mathématique	57
4.2.1	Addition et soustraction de Minkowski	57
4.2.2	Opérations élémentaires	58
4.2.3	Composition des opérations	59
4.2.4	Résidu et Top-Hat	59
4.2.5	Reconstruction morphologique et h-maxima	60
4.2.6	Ligne de partage des eaux et bassins versants	60
4.3	Squelettes, feux de prairies et cartes de distances	62
4.3.1	SKIZ : squelettisation par zone d'influence	63
4.4	Morphologie mathématique adaptative et GANIP	65
4.5	Fermeture des contours	68
4.5.1	Définitions	68
4.5.2	Méthode avec graphe et recherche de cycle	70
4.5.3	Méthodes de recherche de plus court chemin	70
4.5.4	Contours actifs	71
4.5.5	Méthodes morphologiques	72
4.5.6	Tensor Voting	72
4.6	Événements significatifs	74
4.7	Conclusion	74
5	Segmentation I	75
5.1	Etat de l'art dans la segmentation des contours	76
5.1.1	Méthodes d'analyse par détection des contours	76
5.1.2	Utilisation en milieu hospitalier	76
5.1.3	Méthodes plus évoluées	78
5.2	Méthodes appliquées aux images de l'endothélium cornéen humain	83
5.2.1	Les watersheds topologiques	83
5.2.2	Méthode GANIP (General Adaptative Neighborhood Image Processing)	84
5.2.3	Conclusion	85
5.3	Conclusion	85
6	Segmentation II	87
6.1	Méthode de détection des contours	88
6.1.1	Présentation de la méthode	88
6.1.2	Explications détaillées sur le fonctionnement de la méthode	91
6.1.3	Que faire des contours détectés ?	95
6.2	Méthodes "Gestalt" de fermeture des contours	95

6.2.1	Introduction	95
6.2.2	Groupement par continuation	96
6.2.3	Groupement par proximité	100
6.2.4	Mélange de proximité et de continuation	102
6.2.5	Limitation régionale de la fermeture	105
6.2.6	Conclusion	105
6.3	Fermeture des contours par la méthode du tensor voting	106
6.3.1	Commentaires	106
6.4	Ligne de partage des eaux et cartes de distances	108
6.4.1	Présentation	108
6.4.2	Commentaires	109
6.5	Algorithme proposé	110
6.6	Conclusion	112
7	Evaluation de la segmentation : critères de dissimilarité	113
7.1	Introduction	114
7.1.1	Mesure de la fermeture d'une forme trouée	114
7.2	L'expert comme méthode de référence	114
7.2.1	Application aux mosaïques	116
7.3	Quelques méthodes d'évaluation supervisée	116
7.4	Notion de distance	117
7.4.1	Distance de Hausdorff	117
7.4.2	Distance de la différence symétrique	118
7.5	Tolérances dans les distances	119
7.5.1	Extension de la distance de Hausdorff	119
7.5.2	Critère de dissimilarité	120
7.6	Distances, mesures et vision humaine	122
7.7	Critère de dissimilarité adaptatif	124
7.8	Conclusion	125
8	Tests et résultats	127
8.1	Protocoles expérimentaux : mosaïques synthétiques et réelles	129
8.1.1	Notations	130
8.1.2	Présentation des résultats	130
8.1.3	Figure théorique simple : un carré	130
8.1.4	Mosaïque synthétique	135
8.1.5	Tests de la fermeture gestalt sur des mosaïques réelles	137
8.1.6	Conclusion	138
8.2	Analyse des segmentations : introduction	140
8.2.1	Base d'images d'apprentissage	140
8.2.2	Comparaison des méthodes	141
8.3	Evaluation des méthodes de fermeture des contours	142

8.3.1	Introduction	142
8.3.2	Analyse	142
8.3.3	Conclusion	142
8.4	La comparaison des méthodes de segmentation	147
8.4.1	Présentation des paramètres	147
8.4.2	Les meilleurs résultats pour chaque méthode	149
8.4.3	Les résultats des différentes méthodes	154
8.4.4	Bilan	163
8.4.5	Conclusion	165
8.5	Région d'intérêt et suppressin des effets de bords	166
8.6	Conclusion	168
9	Critères régionaux morphologiques et validation des cellules segmentées	173
9.1	Critères de formes	174
9.1.1	Critères ophtalmologiques	174
9.1.2	Symétrie	175
9.1.3	Circularité	175
9.1.4	Convexité	178
9.1.5	Conclusion	178
9.2	Validation : fusion des régions	180
9.2.1	Conclusion	180
9.3	Conclusion	183
10	Conclusion	185
10.1	Conclusion	186
10.2	Perspectives	187
A	Annexes	189
A.1	Comment accéder aux contours de l'expert	190
A.2	Quelques images ainsi que les segmentations de l'expert	192
	Index	204
	Bibliographie	206

Table des figures

2.1.1	Schéma optique de l'œil	28
2.1.2	Schéma en coupe d'un œil humain	29
2.1.3	Avant la greffe	30
2.1.4	Après la greffe	31
2.1.5	Polymégéthisme	31
2.1.6	Pléomorphisme	31
2.2.1	Endothélium cornéen en microscopie optique classique	32
2.2.2	Cornée en 3D	33
2.2.3	Comptage cellulaire manuel	34
2.2.4	Principe en image du microscope optique spéculaire	35
2.2.5	Principe schématique du microscope spéculaire	36
2.2.6	Vue histologique en coupe de la cornée	36
2.2.7	Principe du microscope spéculaire	37
2.2.8	Endothélium cornéen en microscopie optique spéculaire	38
2.3.1	Transformée de Fourier d'un image	40
2.3.2	Analyse granulométrique des cellules	41
2.3.3	Granulométrie	41
3.1.1	Approche top-down et bottom-up : vue d'artiste	44
3.1.2	Triangle de Kanizsa	45
3.2.1	Objet et fond	46
3.2.2	Figure et fond	47
3.2.3	Objets concaves ou convexes	47
3.2.4	Illustration de la continuation	48
3.2.5	Plusieurs groupements possibles	48
3.2.6	Angle limite	48
3.2.7	Les objets proches sont visuellement groupés	48
3.2.8	Plusieurs phénomènes visuels peuvent interagir	49
3.2.9	The pure distance law	49
3.2.10	Perception d'un contour fermé	50
3.2.11	Angles limites dans la continuation	50
3.2.12	Fermeture et symétrie	50

3.2.13	Rôle de l'habitude	51
3.2.14	Connectivité uniforme et région commune	52
3.5.1	Animaux et figures subjectives	53
3.5.2	Expériences menées sur des chouettes	53
4.2.1	Addition de Minkowski de deux ensembles A et S	58
4.2.2	Dilatation et érosion	58
4.2.3	Filtre alterné séquentiel	60
4.2.4	H-maxima	61
4.2.5	Ligne de Partage des Eaux par inondation	61
4.2.6	Ligne de Partage des Eaux	62
4.3.1	Exemple de squelettisation d'un objet fictif	62
4.3.2	Exemple de carte des distances à partir d'un objet fictif	63
4.3.3	Zones d'influence	64
4.4.1	V_m^h	66
4.4.2	Éléments structurants adaptatifs vs. usuels	66
4.5.1	Photographie de nids d'abeilles	68
4.5.2	Contours incomplets sur une image de cornée	69
4.5.3	Recherche d'un cycle dans un graphe	70
4.5.4	Plus court chemin entre deux points	71
4.5.5	Meilleur chemin depuis un point	71
4.5.6	Méthode du tensor voting	73
5.1.1	Histogramme	77
5.1.2	Effet de la binarisation	77
5.1.3	Effet de la binarisation	78
5.1.4	Segmentation par la méthode de Vincent and Masters [1992]	80
5.1.5	Segmentation par la méthode de Angulo and Matou [2005]	82
5.2.1	Segmentation par la méthode de Bezerra [2001]	84
5.2.2	Segmentation par la méthode de Debayle et al. [2006]	85
6.1.1	Algorithme de détection des mosaïques	90
6.1.2	Filtre alterné séquentiel sur une image d'endothélium cornéen	91
6.1.3	Union des ouvertures par des segments	92
6.1.4	Résultat de la squelettisation.	93
6.1.5	Détection des contours par la méthode "Contours Gavet and Pinoli [2007]"	94
6.2.1	Triangle de Kanizsa	95
6.2.2	Continuation dans une cellule hexagonale	96
6.2.3	Principe du critère de continuation	97
6.2.4	Principe du critère de continuation faible	97
6.2.5	Fermeture par continuation et continuation faible sur une mosaïque cornéenne	99
6.2.6	Points reliés et non reliés	100
6.2.7	Fermeture par proximité d'une mosaïque cornéenne	101

6.2.8	Distance géodésique	103
6.2.9	Fermeture par continuation géodésique d'une mosaïque cornéenne	104
6.3.1	Fermeture des contours par tensor voting	107
6.4.1	Sur-segmentation du watershed	108
6.4.2	Utilisation d'une carte des distances	109
6.5.1	Segmentation par la méthode de Gavet and Pinoli [2007]	111
7.1.1	Fond d'œil humain	115
7.4.1	Illustration de la distance de Hausdorff	118
7.4.2	Illustration de la distance de la différence symétrique	118
7.4.3	Inconvénients de la différence symétrique	119
7.5.1	Limitation de la distance de Hausdorff	121
7.5.2	Différence symétrique avec une tolérance	121
7.6.1	Illustration du non respect de l'inégalité triangulaire	123
7.6.2	Tolérance dans la distance entre deux objets	123
7.6.3	Tube de tolérance	124
7.7.1	Tube de tolérance adaptatif	125
7.7.2	Différence symétrique	126
8.1.1	Explication des graphes représentant les critères de dissymétrie	131
8.1.2	Figure géométrique trouée	132
8.1.3	Evaluation de la reconstruction d'un carré	133
8.1.4	Figure géométrique trouée, en moyenne	134
8.1.5	Mosïque trouée	135
8.1.6	Evaluation de la reconstruction d'une mosaïque théorique	136
8.1.7	Mosaïque synthétique trouée, en moyenne	137
8.1.8	Approximation de la reconstruction pour les mosaïques	139
8.2.1	Différentes qualités d'images	140
8.2.2	Evaluation de la valeur de la tolérance à utiliser	141
8.3.1	Meilleurs résultats pour les méthodes Gestalt	143
8.3.2	Meilleurs résultats pour les méthodes Gestalt	144
8.3.3	Meilleurs résultats pour les méthodes Gestalt	145
8.4.1	Meilleurs résultats de chaque méthode	150
8.4.2	Meilleurs résultats de chaque méthode	151
8.4.3	Meilleurs résultats de chaque méthode	152
8.4.4	Difficulté d'interprétation du critère de dissimilarité	153
8.4.5	Evaluation de la méthode Vincent and Masters [1992] et de ses paramètres	155
8.4.6	Evaluation de la méthode Angulo and Matou [2005] et de ses paramètres	157
8.4.7	Evaluation de la méthode Bezerra [2001] et de ses paramètres	158
8.4.8	Evaluation de la méthode Debayle et al. [2006] et de ses paramètres	159
8.4.9	Relation entre les paramètres dans la méthode de Debayle et al. [2006]	160
8.4.10	Evaluation de la méthode Gavet and Pinoli [2007] et de ses paramètres	161

8.4.11	Résultats sur une même image de toutes les méthodes	162
8.5.1	Illustration de la méthode du tensor voting	166
8.5.2	Influence de la région d'intérêt	167
8.5.3	Segmentation dans une région d'intérêt	169
8.5.4	Segmentation dans une région d'intérêt	170
8.5.5	Segmentation dans une région d'intérêt	171
9.1.1	Paramètre de forme basé sur les régions voisines	174
9.1.2	Paramètre d'hexagonalité sur une région vectorisée	175
9.1.3	Paramètre d'hexagonalité	176
9.1.4	Critère d'asymétrie de Besicovitch	176
9.1.5	Critère de Besicovitch	177
9.1.6	Critère de circularité	178
9.1.7	Critère de convexité	179
9.2.1	Critère de fusion	181
9.2.2	Critère de fusion	182
A.1.1	Segmentation de l'expert	190

Liste des Algorithmes

1	Seuillage d'une image	56
2	Méthode de détection des cellules sur les images de microscopie optique	77
3	Algorithme de Vincent and Masters [1992] de détection des cellules	79
4	Algorithme de Angulo and Matou [2005] de détection des cellules	81
5	Algorithme de Bezerra [2001] de détection des cellules	83
6	Algorithme de Debayle et al. [2006] de détection des cellules	84
7	Algorithme générique de détection des cellules	85
8	Algorithme de Gavet et al. [2007] de détection des contours des cellules	89
9	Recherche des fragments virtuels par continuation ou continuation faible	98
10	Recherche des fragments virtuels par proximité	100
11	Recherche des fragments virtuels par continuation géodésique	103
12	Limitation de la reconstruction de la mosaïque à chaque région	105
13	Algorithme de Guy and Medioni [1993] de fermeture des cellules	106
14	Fermeture des contours par ligne de partage des eaux contrainte	109
15	Algorithme de Gavet and Pinoli [2007] de détection des contours des cellules	110
16	Extension de la distance de Hausdorff	120
17	Algorithme d'évaluation de l'erreur	122
18	Formation aléatoire d'un trou dans les figures de tests	129
19	Algorithme générique de détection des cellules	147
20	Suppression des contours touchant les bords de l'image.	167
21	Fusion des régions basée sur un critère régional.	180

CHAPITRE 1

Introduction

1.1 Avant propos

Cette thèse a été réalisée dans l'équipe Imagerie et Statistiques 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 l'équipe Ingénierie et Imagerie du Greffon Cornéen de la Faculté de Médecine de Saint-Étienne. Ce partenariat fait partie des travaux de recherche menés par l'IFRESIS (Institut Fédératif de Recherche En Sciences et Ingénierie de la Santé, IFR INSERM 143).



1.2 Contexte médical et scientifique

Le travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans le contexte de l'amélioration de la qualité et de l'efficacité des procédures opératoires en ophtalmologie, et tout particulièrement celles qui concernent la cornée humaine.

Les opérations de chirurgie réfractive sont très courantes. L'œil est un organe essentiel pour un être vivant, la vision étant le sens le plus développé chez l'être humain. L'œil étant relié directement au cerveau, l'étude de la perception visuelle en est d'autant plus difficile : en effet, les liens entre les capteurs (cônes et batonnets sur la rétine) et l'analyseur (le cerveau) restent encore insuffisamment connus.

Les cellules de l'endothélium cornéen humain sont particulières, car la transparence de la cornée est directement liée à leur nombre. L'ophtalmologiste souhaite donc connaître le nombre de ces cellules dans les cornées de ses patients.

L'observation de ces cellules est difficile, les différents appareillages d'imagerie ne permettant pas d'obtenir des images simples à analyser de manière automatique (logicielle), mais n'importe quel observateur, même non expert, est capable de tracer manuellement les contours des cellules (pour des images de suffisamment bonne qualité), et réaliser à la main ce que ne peut faire systématiquement un algorithme, même évolué.

Cette thèse présente un bilan des méthodes automatiques adaptées à la reconnaissance des mosaïques cellulaires cornéennes (nous verrons leurs avantages et leurs inconvénients). Elle fait une analyse et un parallèle entre la perception visuelle humaine et les algorithmes utilisés, ce qui permet de mieux comprendre le bon fonctionnement de certaines méthodes et de proposer des algorithmes mieux adaptés à la structure particulière de l'endothélium cornéen humain.

1.3 Objectif de la thèse

L'objectif de cette thèse est d'étudier, de mettre en place et de tester des méthodes basées sur la perception visuelle permettant de segmenter les cellules de l'endothélium cornéen humain observées en microscopie optique spéculaire.

Tout d'abord, le comportement algorithmique de quelques principes de la théorie de la Gestalt est vérifié, appliqué à des cas de tests simples ou plus complexes, puis appliqué à des images réelles. Les premiers tests effectués (ceux utilisant les principes de la théorie de la Gestalt et ceux mettant en œuvre des algorithmes connus et efficaces sur ce type d'images) ont permis de mieux comprendre les points faibles et les points forts des algorithmes classiques utilisés pour la détection des cellules endothéliales. Enfin, dans un souci de comparaison objective, une méthode de mesure de l'efficacité des algorithmes présentés a été mise en place, basée elle-aussi sur des principes de la perception visuelle.

1.4 Plan de la thèse

Le manuscrit est organisé de la manière suivante :

Chapitre 1 : Introduction

Chapitre 2 : L'œil et la cornée

Ce chapitre introduit le vocabulaire concernant l'œil et présente cet organe essentiel à la vision. Des méthodes utilisées par les ophtalmologistes pour évaluer la densité cellulaire de l'endothélium cornéen humain sont présentées.

Chapitre 3 : Théories de la perception visuelle

L'étude de la perception visuelle humaine, depuis plus d'un siècle, nous apprend notamment que plusieurs principes régissent la perception des objets, des formes, appelés *gestalts* dans la théorie du même nom. D'autres théories évoluées sont mentionnées. Elles définissent les relations entre l'œil, la rétine et le cerveau. Par exemple, le *primal sketch* de David Marr nous renforce dans l'idée de centrer l'analyse des cellules sur les contours. De même, la théorie de la Gestalt a retenu notre attention. Tout d'abord pour sa simplicité d'énonciation ; mais aussi parce qu'elle ne répond pas aux questions *comment?* ni *pourquoi?* et tente seulement d'apporter une réponse à la question *quoi?*

Chapitre 4 : Outils du traitement d'images

Après une présentation simple du vocabulaire et des outils de traitement d'image utilisés, ce chapitre introduit les notions de base des méthodes qui seront utilisés dans les chapitres suivants pour réaliser la détection des contours puis leur fermeture.

Chapitre 5 : Segmentation des cellules

Ce chapitre propose des méthodes de segmentation de l'endothélium cornéen. Dans une première section, des algorithmes de la littérature sont présentés. Dans une seconde section, nous adaptons des ensembles d'outils génériques aux cas des images de l'endothélium cornéen. Puis, nous présentons une nouvelle méthode pour réaliser cette segmentation.

A la différence des méthodes présentées dans les deux premières sections, cette dernière peut être complétée par une fermeture des contours car la détection, dans ce cas, est imparfaite (les contours ne sont pas fermés), mais semble être visuellement proche du résultat attendu. Le chapitre suivant propose des méthodes de fermeture de ces contours.

Chapitre 6 : Fermeture des contours

Les contours étant détectés imparfaitement, ce chapitre vise à présenter différentes manières de les fermer. Des algorithmes simples qui permettent de tester de manière élémentaire les principes de la théorie de la Gestalt sont présentés. Au regard de ceux-ci, les méthodes présentées sont améliorées.

Des techniques de la littérature sont proposées pour réaliser la fermeture des contours, comme le “tensor voting”, ou une méthode basée sur un watershed et une carte de distances. Cette dernière s’avère être un bon compromis entre les principes de continuation et de proximité de la théorie de la Gestalt, les résultats sont visuellement satisfaisants. Cependant, cette impression nécessite d’être vérifié quantitativement avec les outils mis en place dans le chapitre suivant.

Chapitre 7 : Evaluation de la segmentation

La quantification des résultats obtenus nécessite des outils mathématiques particuliers tels que des distances. Ce chapitre montre en fait que la vision humaine n’utilise pas réellement une distance au sens mathématique et qu’un espace métrique n’est pas adapté à la perception visuelle. Ainsi, des distances amoindries de certains axiomes (comme des pseudo-semi-distances) et des critères de dissimilarité quantifient les différences entre segmentations d’une manière qui reflète mieux ce qui est visuellement perçu.

Chapitre 8 : Résultats

Un critère de dissimilarité est utilisé pour quantifier tout d’abord les résultats obtenus par les méthodes de fermeture, puis pour comparer les algorithmes présentés au chapitre 5.

Les principes élémentaires de la théorie de la Gestalt sont vérifiés sur des mosaïques synthétiques et des mosaïques réelles : pris à part, ils ne suffisent pas pour fermer correctement les contours des cellules. Les résultats montrent qu’une carte de distances couplée à une ligne de partage des eaux est finalement un bon compromis des principes de proximité et continuation.

Ceci est corroboré par une étude statistique réalisée auprès d’ophtalmologistes sur les deux méthodes jugées les meilleures.

La segmentation n’est toutefois pas encore parfaite, et certaines formes de cellules choquent un observateur lorsqu’elles ne correspondent pas à ce qu’il attend sur cette structure cellulaire.

Chapitre 9

Les résultats obtenus peuvent donc encore être améliorés : en utilisant des informations régionales (des paramètres de formes), il est possible de localiser les cellules mal formées (mal détectées) pour les corriger.

Chapitre 10 : Conclusion et perspectives

Annexe A : Accéder à l'expertise

Cette annexe présente un logiciel qui permet à l'expert de tracer la mosaïque d'une image donnée. Cet outil a permis de quantifier les dissimilarités des différents algorithmes avec la méthode de référence, c'est à dire un "œil " humain expert.

Les images utilisées dans la comparaison des algorithmes ainsi que les segmentations réalisées avec le logiciel par un ophtalmologiste sont présentées.

CHAPITRE 2

L'œil et la cornée

SOMMAIRE

2.1	L'œil humain	28
2.2	Microscopie	32
2.2.1	Microscopie optique standard	32
2.2.2	Microscopie optique spéculaire	33
2.3	Caractérisations des cellules de l'endothélium cornéen	39
2.3.1	Utilisation des ondelettes	39
2.3.2	Utilisation de la transformée de Fourier	39
2.3.3	Détection de pathologies	40
2.4	Conclusion	42

Ce chapitre présente la problématique de l'évaluation de la densité cellulaire de l'endothélium cornéen humain, ainsi que quelques méthodes de validation employées pour évaluer la densité cellulaire.

2.1 L'œil humain

Les deux yeux de l'être humain (Fig. 2.1.2) 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 $390nm$ (ultraviolets) à $700nm$ (infrarouges) environ. Il fonctionne à la manière d'un appareil photographique (ou plutôt, l'appareil photographique fonctionne sur le principe de l'œil, Fig. 2.1.1).

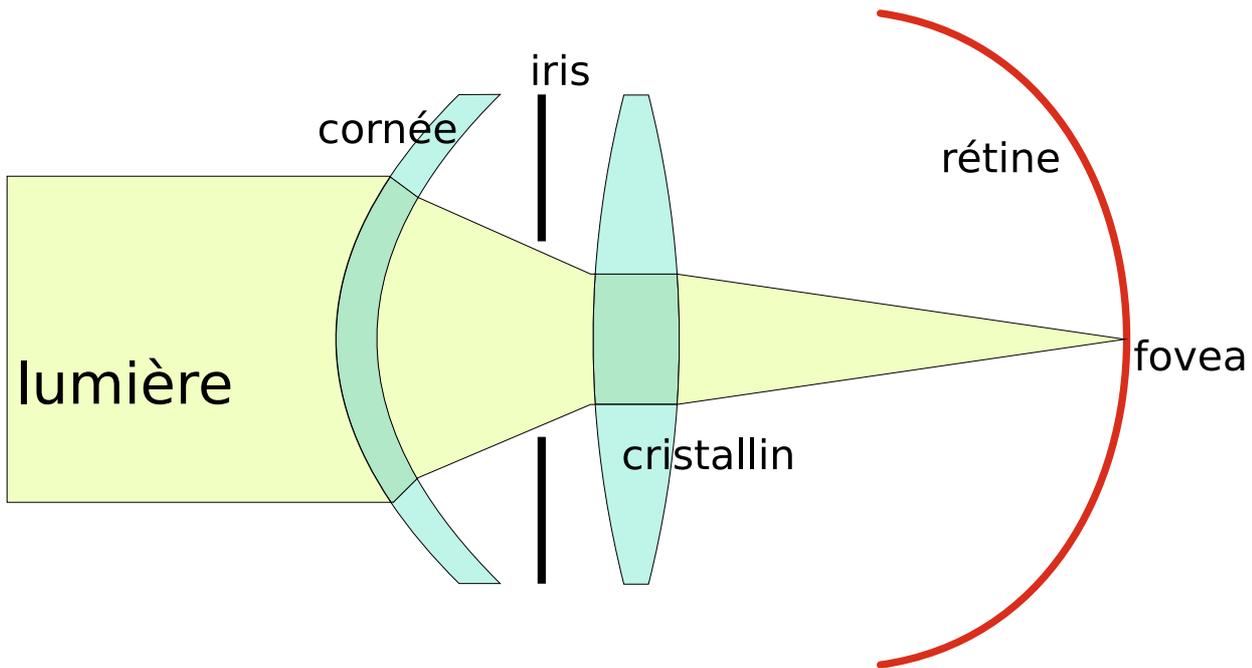


Fig. 2.1.1 – Schéma optique de l'œil

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. 2.1.1) 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 qui permet 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 est constituée de plusieurs couches cellulaires (Fig. 2.2.6). La couche cellulaire qui nous intéresse est l'endothélium. L'endothélium cornéen 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. 2.2.7 et 2.2.6, 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 ($6000 \text{ cellules/mm}^2$) décroît tout au long de la vie, mais

¹Mécanisme par lequel le stroma est maintenu déshydraté, voir Fig. 2.2.6

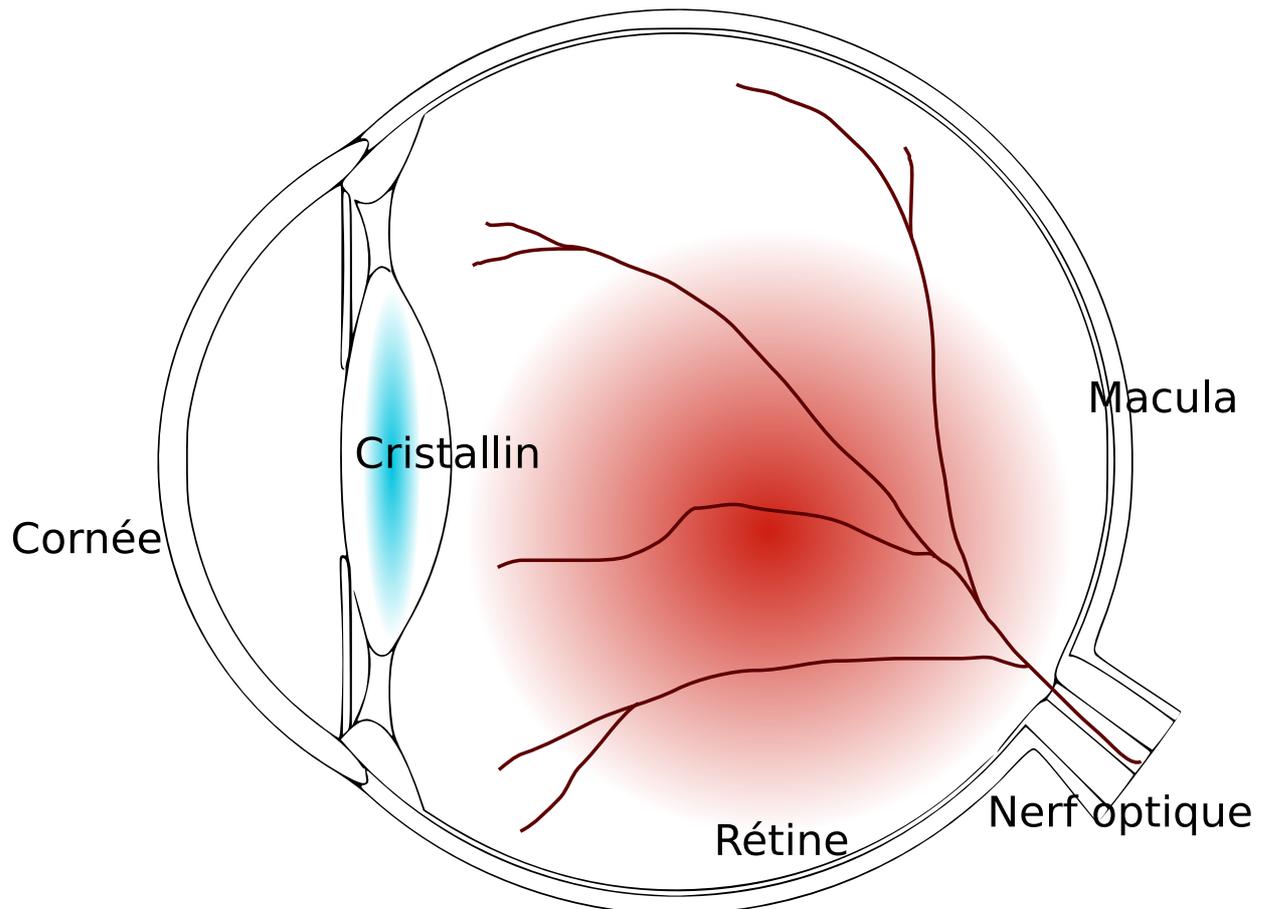


Fig. 2.1.2 – Schéma en coupe d'un œil humain. La cornée et le cristallin jouent le rôle de lentilles. La macula est la zone de plus forte concentration des capteurs de lumière (cônes et bâtonnets) au niveau de la rétine. Elle est située sur l'axe optique. Le nerf optique permet la liaison avec le cerveau.

reste dans les circonstances physiologiques largement au-dessus du minimum requis pour garder la cornée transparente (300 à 500 cellules/ mm^2).

Le nombre de ces cellules diminue et peut menacer la fonction visuelle dans de nombreuses circonstances pathologiques (Fig. 2.1.3) ou des suites d'opérations sur la cornée (certaines opérations de la myopie par exemple). Il est donc primordial de vérifier avant ces interventions que le nombre de cellules est suffisant pour "résister" à celles-ci. Il est également important de mesurer régulièrement le nombre de cellules (plus précisément la densité cellulaire) pour évaluer le retentissement de ces techniques dans le temps.

Enfin, 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. 2.1.4).

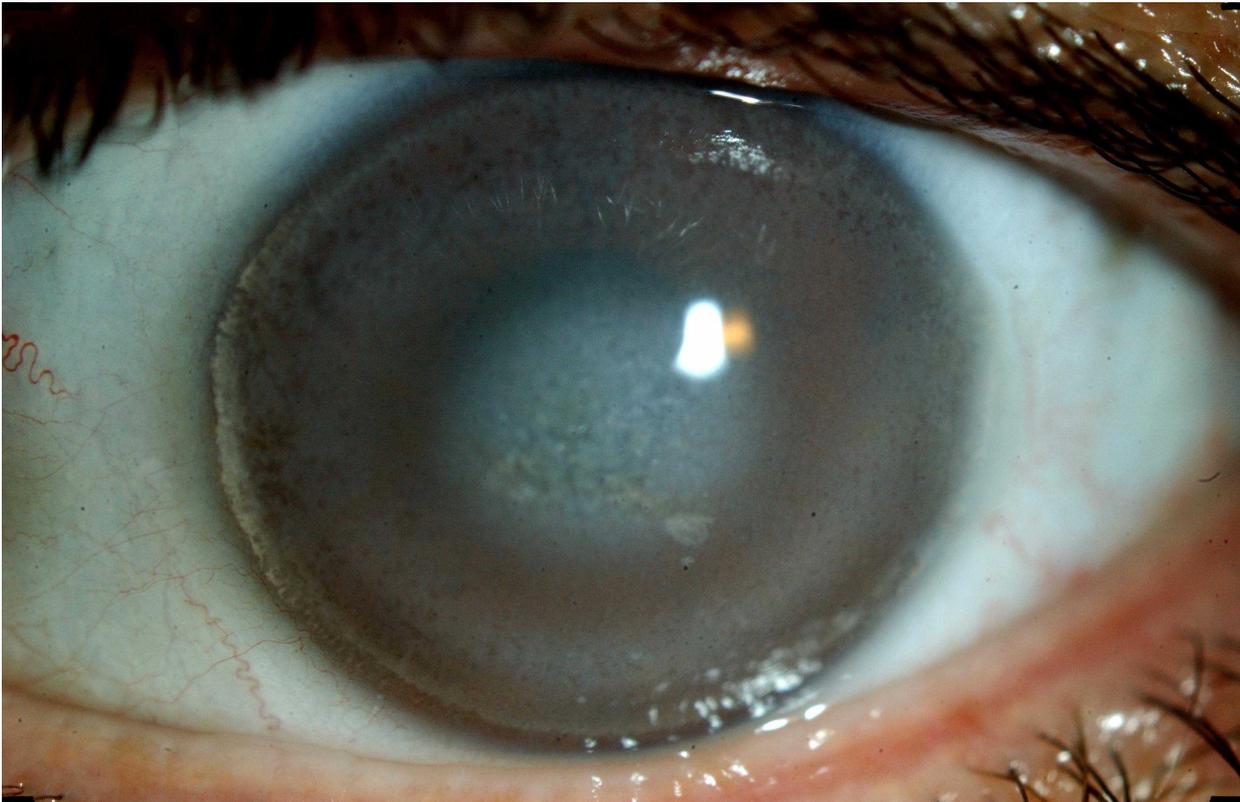


Fig. 2.1.3 – Œil dont la cornée doit être greffée. La partie centrale (plus sombre) est la cornée. On remarque que cette cornée n'est pas transparente car l'iris ne se distingue pas et la pupille n'est pas bien démarquée. De plus, des petites taches blanches apparaissent au centre de cette image (à ne pas confondre avec le reflet du flash). Le même œil est présenté après la greffe Fig. 2.1.4.

La cornée est le seul tissu humain à être validé histologiquement avant une greffe. 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 mm^2). Elle vérifie aussi la morphologie des cellules (critère objectif, réalisé par le technicien chargé d'effectuer la validation et utilisant l'analyse d'images) et la transparence optique de la cornée (critère actuellement subjectif, mais qui pourrait être rendu objectif).

La morphologie des cellules est caractérisée par les différentes surfaces (polymégéthisme, Fig. 2.1.5) et les différentes formes (pléomorphisme, Fig. 2.1.6).

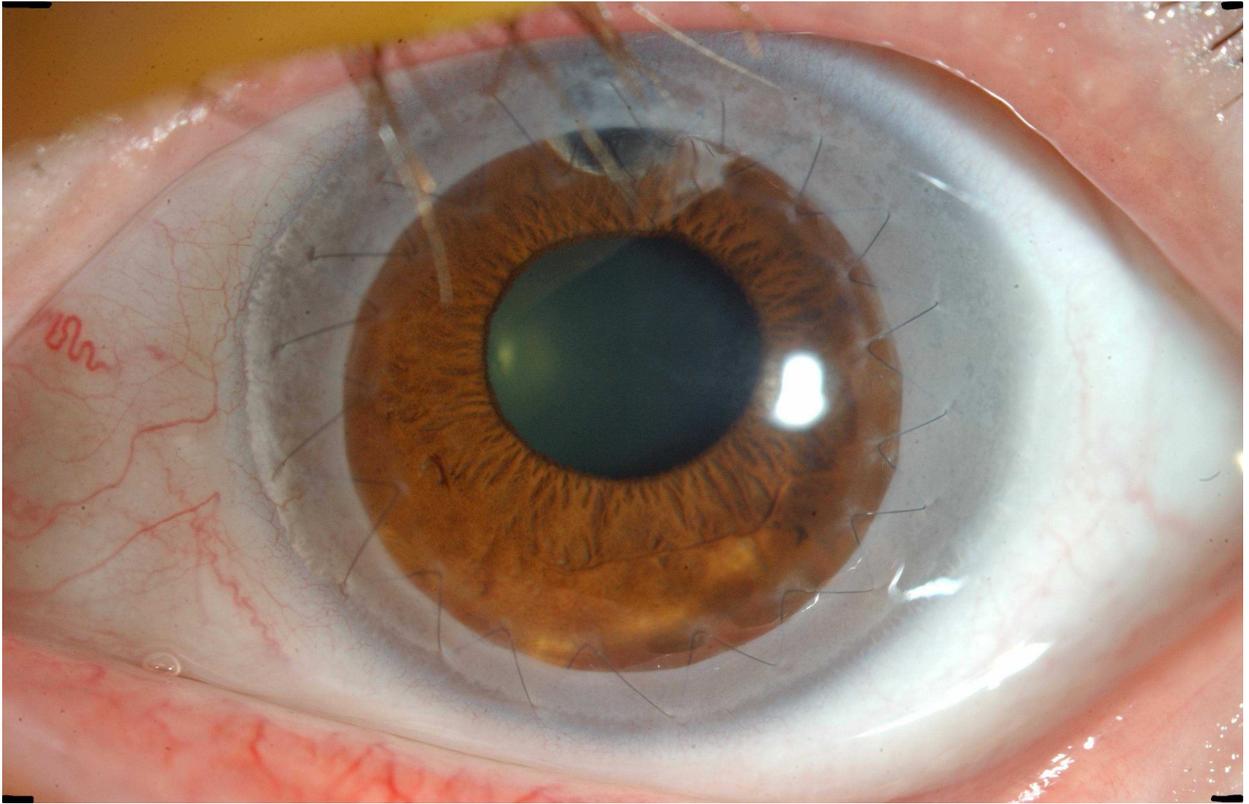


Fig. 2.1.4 – Œil dont la cornée a été greffée (même œil que Fig. 2.1.3). La partie centrale est désormais transparente (l'iris marron et la pupille sont désormais bien visibles) : la nouvelle cornée est parfaitement transparente. L'ancienne cornée est visible sur les bords, sa couleur est blanchâtre. Un surjet en forme d'étoile (le fil de couture) se distingue.

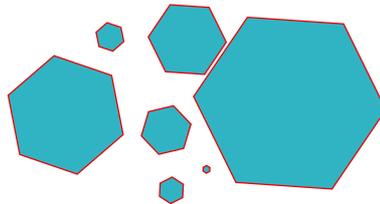


Fig. 2.1.5 – Illustration du polymégéthisme. Plusieurs hexagones avec des surfaces différentes sont représentés. Un endothélium cornéen présentant ces particularités peut être observé sur l'image 1_2_B en annexe.

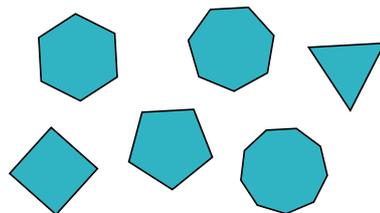


Fig. 2.1.6 – Illustration du pléomorphisme. Des objets de formes différentes sont représentés ; leurs surfaces sont (sensiblement) similaires. Un endothélium cornéen présentant ces particularités peut être observé sur l'image 2_3_M en annexe.

2.2 Microscopie

L'observation des cellules se fait de plusieurs manières selon le type : *ex vivo* (sur le greffon, en microscopie optique standard) ou *in vivo* (sur l'œil du patient, en microscopie optique spéculaire).

2.2.1 Microscopie optique standard

La microscopie optique standard est utilisée pour observer les greffons cornéens. En vue d'une greffe, aucun colorant ne peut actuellement être utilisé pour marquer les bordures des cellules (Fig. 2.2.1). Par contre, pour une utilisation à des fins de recherche, la coloration au rouge alizarine permet de mettre en évidence ces contours, et donc de faire ressortir les bordures des cellules ainsi que l'absence de cellules (cellules desquamées, en imprégnant le stroma sous-jacent, voir Fig. 2.2.2).

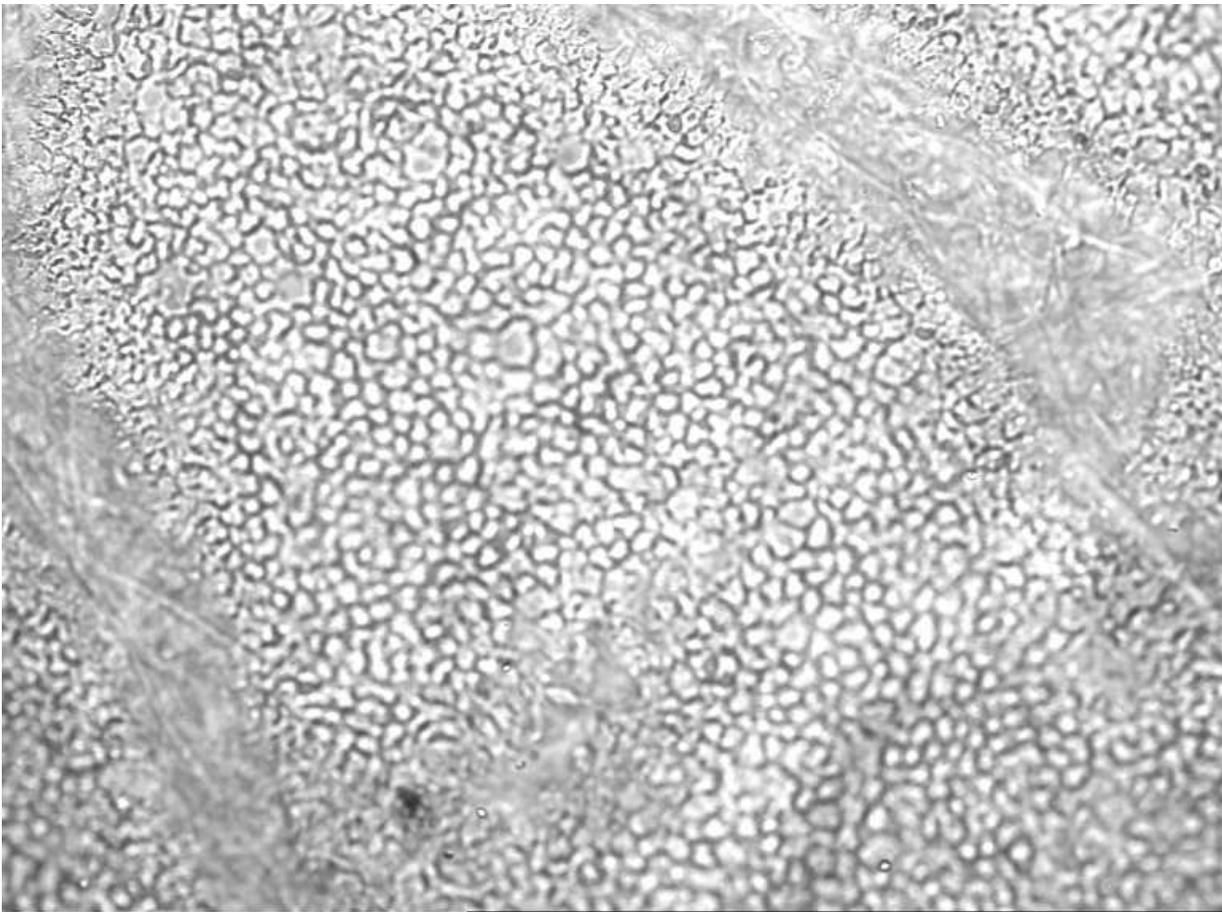


Fig. 2.2.1 – Observation de l'endothélium cornéen humain au microscope optique standard. L'image représente un champ de 1×0.75 en millimètres, pour 768×576 en pixels. Le greffon observé n'est pas plan, d'une part à cause de sa forme naturellement convexe, d'autre part du fait des plis engendrés par la conservation dans un liquide physiologique. Sur cette image, certaines zones sont floues : ce sont des plis qui ne sont pas dans le plan focal de l'image. Ces plis sont mis en évidence sur la Fig. 2.2.2. 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.

Le comptage des cellules de la cornée se fait encore aujourd'hui de manière manuelle, bien que

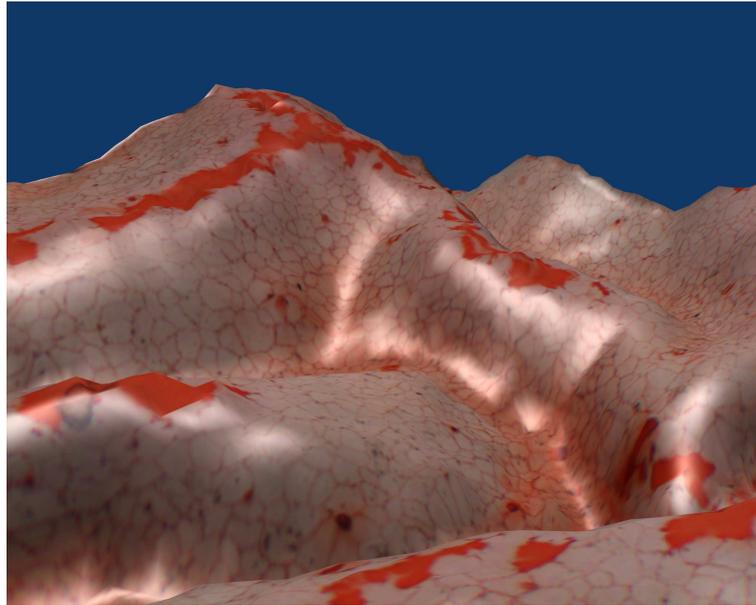


Fig. 2.2.2 – Simulation 3D d'un greffon cornéen sorti de son milieu de conservation et coloré au rouge alizarine. Cette image de synthèse a été construite à partir d'une acquisition réelle avec un microscope optique 3D inversé. L'échelle n'est pas respectée (notamment, l'axe vertical n'a pas la même unité que le plan horizontal), mais il est intéressant de se rendre compte que les cellules desquamées sont absentes des sommets (zones rouges, là où le stroma est visible) et que les reliefs sont présents, ce qui engendre une erreur lors de l'estimation de la densité cellulaire (Gavet et al. [2006a,b,c], cette erreur reste à étudier).

cette méthode soit de moins en moins utilisée. La technique est dérivée du comptage des cellules sanguines (voir Fig. 2.2.3).

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 important pour espérer obtenir des résultats fiables et répétables (Thuret et al. [2003, 2004]).

En 2000, un premier prototype d'analyseur automatique a été développé, puis commercialisé sous le nom de Samba-Cornéa™ (Gain et al. [2002a,b]). L'algorithme utilisé a l'avantage d'être simple ; il sera présenté au chapitre 5.

2.2.2 Microscopie optique spéculaire

Du fait de la transparence de la cornée, ces cellules ont la particularité de pouvoir être observées facilement chez le sujet vivant grâce à un microscope optique dit **spéculaire** (car il utilise la réflexion spéculaire). Cette technologie a été développée dans les années 1980. Actuellement, ces appareils (dans leur version sans contact) permettent d'obtenir une image de cellules sur une surface très réduite ($0.08mm^2$ pour une surface endothéliale totale de près de $100mm^2$). L'image unique est alors analysée par un logiciel simpliste qui calcule la densité cellulaire endothéliale (en cellules/ mm^2). Ce logiciel datant de 15 ans et adapté à l'informatique de l'époque, est devenu totalement obsolète. De plus, l'analyse endothéliale sur une petite surface ne permet de prendre en compte qu'un nombre très limité de cellules et ne constitue donc qu'un échantillonnage minime

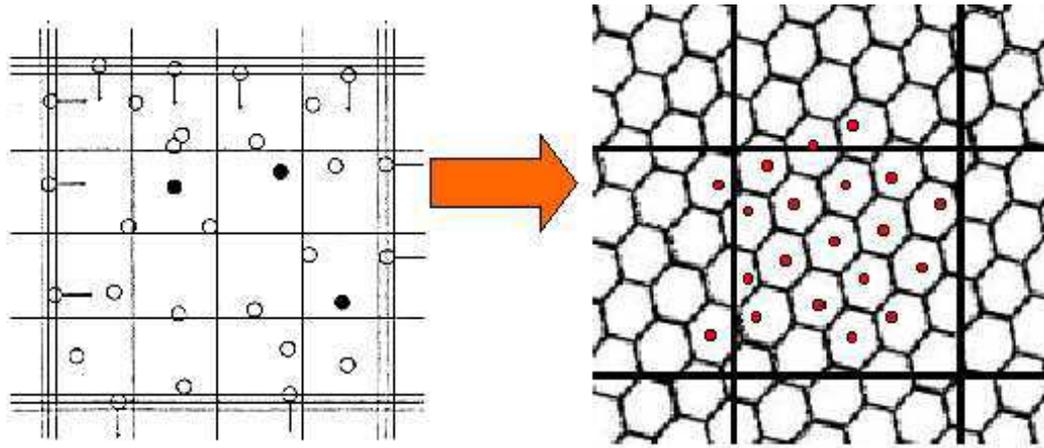


Fig. 2.2.3 – Le comptage manuel utilise un cadre fixe pour évaluer la densité cellulaire. Toutes les cellules présentes intégralement dans le cadre sont comptées, ainsi que les cellules qui débordent sur deux côtés (ici, en haut et à gauche). Les deux autres côtés ne sont pas pris en compte. 10 zones sont comptées et une moyenne de la densité cellulaire est ainsi estimée.

de l'endothélium. Elle ne rend ainsi pas compte des cornées porteuses d'un assemblage cellulaire hétérogène, ce qui est fréquent. Le fonctionnement du logiciel lui-même doit être largement optimisé. L'algorithme actuel fonctionne en particulier mal sur des images de qualité moyenne et n'est pas adapté au dénombrement des cellules de grande surface (densité faible). Il est cependant inclus dans le microscope, et toute modification reste impossible pour des raisons de propriété intellectuelle.

Principe physique

Le principe physique à la base de cette technique est la réflexion spéculaire, c'est-à-dire celle qui se produit dans un miroir. L'angle du rayon réfléchi est le même que celui du rayon incident par rapport au plan de réflexion. Le lecteur se reportera aux explications données dans [Cotinat \[1999\]](#) et [Burillon and Gain \[2002\]](#) pour de plus amples précisions.

La coupe de l'œil (Fig. 2.2.5) ainsi que la présentation à la manière de ce que voit l'ophtalmologiste (Fig. 2.2.4) permettent de mieux comprendre le phénomène.

Les différentes couches cellulaires de la cornée (Fig. 2.2.6) sont transparentes et possèdent des indices de réfractions différents. Ainsi, à chaque changement de couche s'opère une réflexion (loi de Descartes, $n_1 \sin i_1 = n_2 \sin i_2$, voir Fig. 2.2.7). Si le faisceau incident est incliné, il est donc possible d'observer un décalage dans les rayons réfléchis. Plus la couche observée est profonde, plus elle apparaîtra sombre sur l'image. Ce principe explique la dérive d'éclairement systématiquement présente sur les images.

L'image sera de meilleure qualité si le rayon incident est étroit. En effet, les zones observées seront fortement superposées si le rayon lumineux est large. Inversement, le champ en sera réduit d'autant.

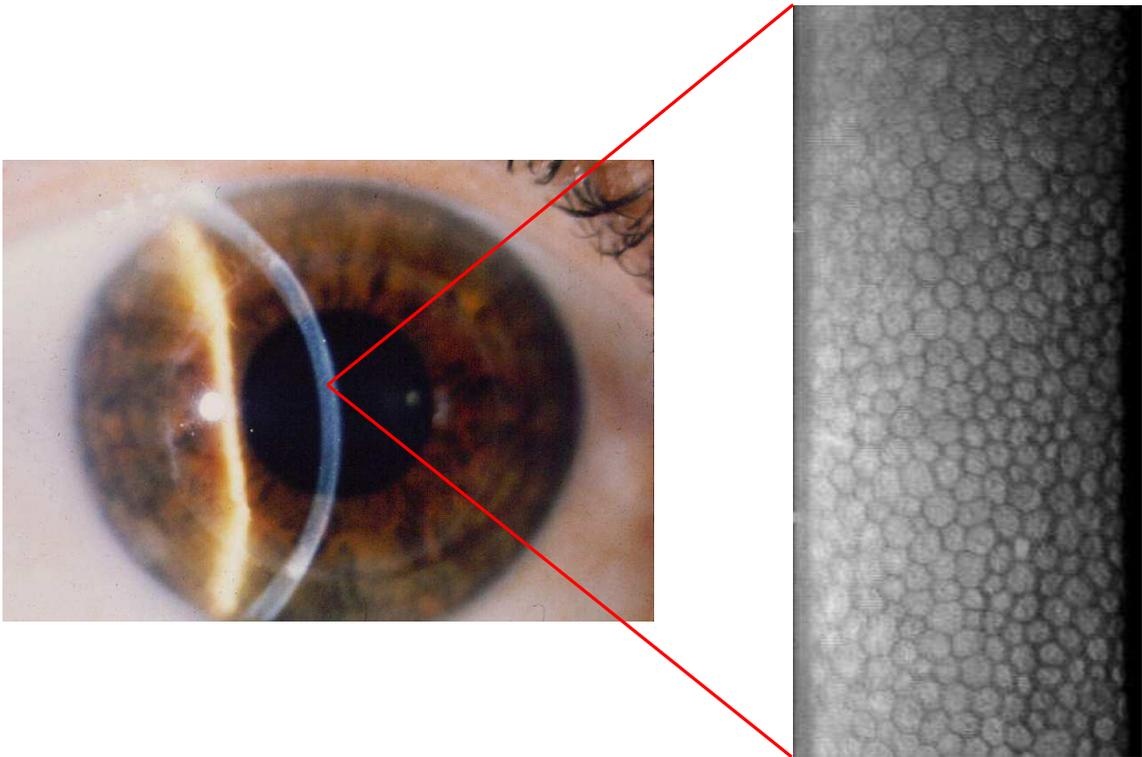


Fig. 2.2.4 – La fente lumineuse éclaire l'œil. Les rayons sont reflétés et observés (voir aussi Fig. 2.2.5 et 2.2.7) : l'image de droite représente les cellules de l'endothélium cornéen humain (comme les images de la Fig. 2.2.8, qui présente l'échelle).

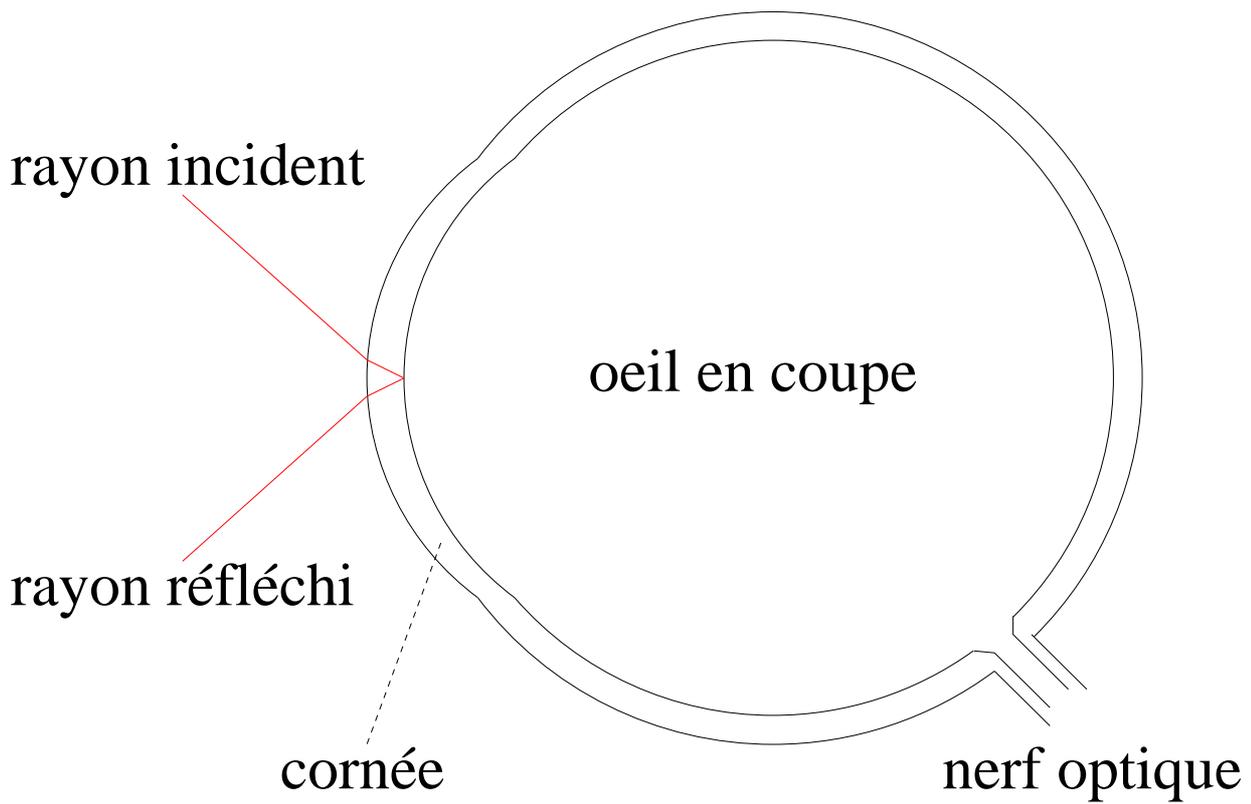


Fig. 2.2.5 – Principe du microscope spéculaire avec un œil en coupe. L'observateur se place à l'endroit de la réflexion du rayon lumineux pour observer les différentes couches cellulaires. En pratique, cette observation se fait sur le bord du rayon lumineux à cause des réfractions dans chaque couche. Au centre, rien n'est observable du fait de l'intensité lumineuse.

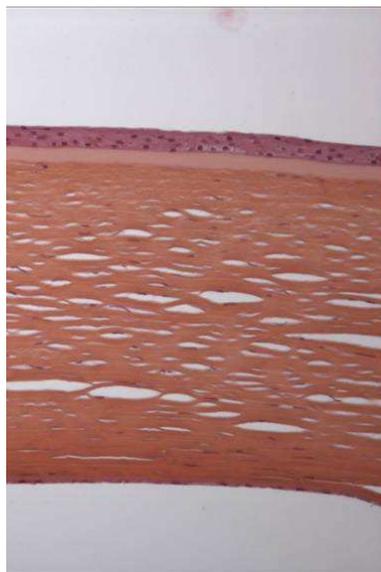


Fig. 2.2.6 – Vue histologique en coupe de la cornée. L'épaisseur de la cornée est d'environ 500 microns (dimension verticale).

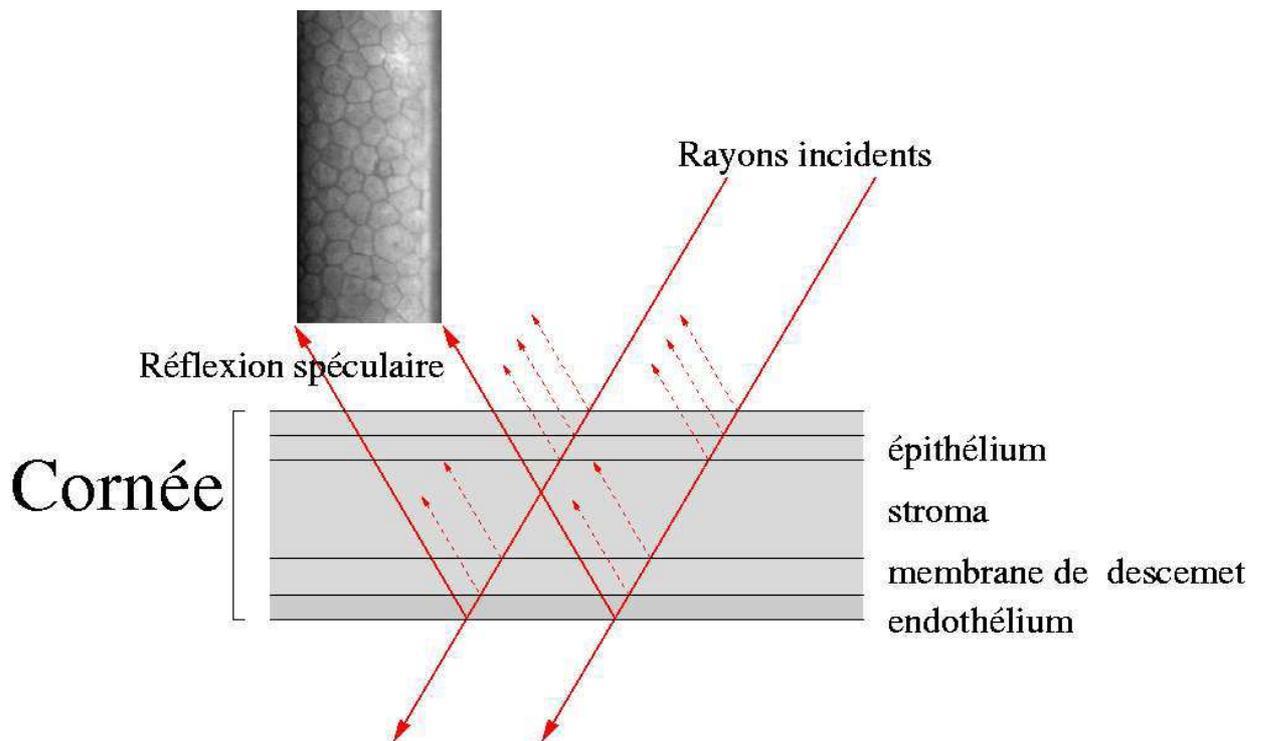


Fig. 2.2.7 – Principe du microscope spéculaire avec coupe schématique de la cornée. L'image observée montre les cellules de l'endothélium cornéen humain (voir aussi 2.2.8). Les différentes couches cellulaires ont des indices de réfraction différents, ce qui entraîne une réflexion selon la loi de Descartes.

La cornée a une épaisseur d'environ 500 microns.

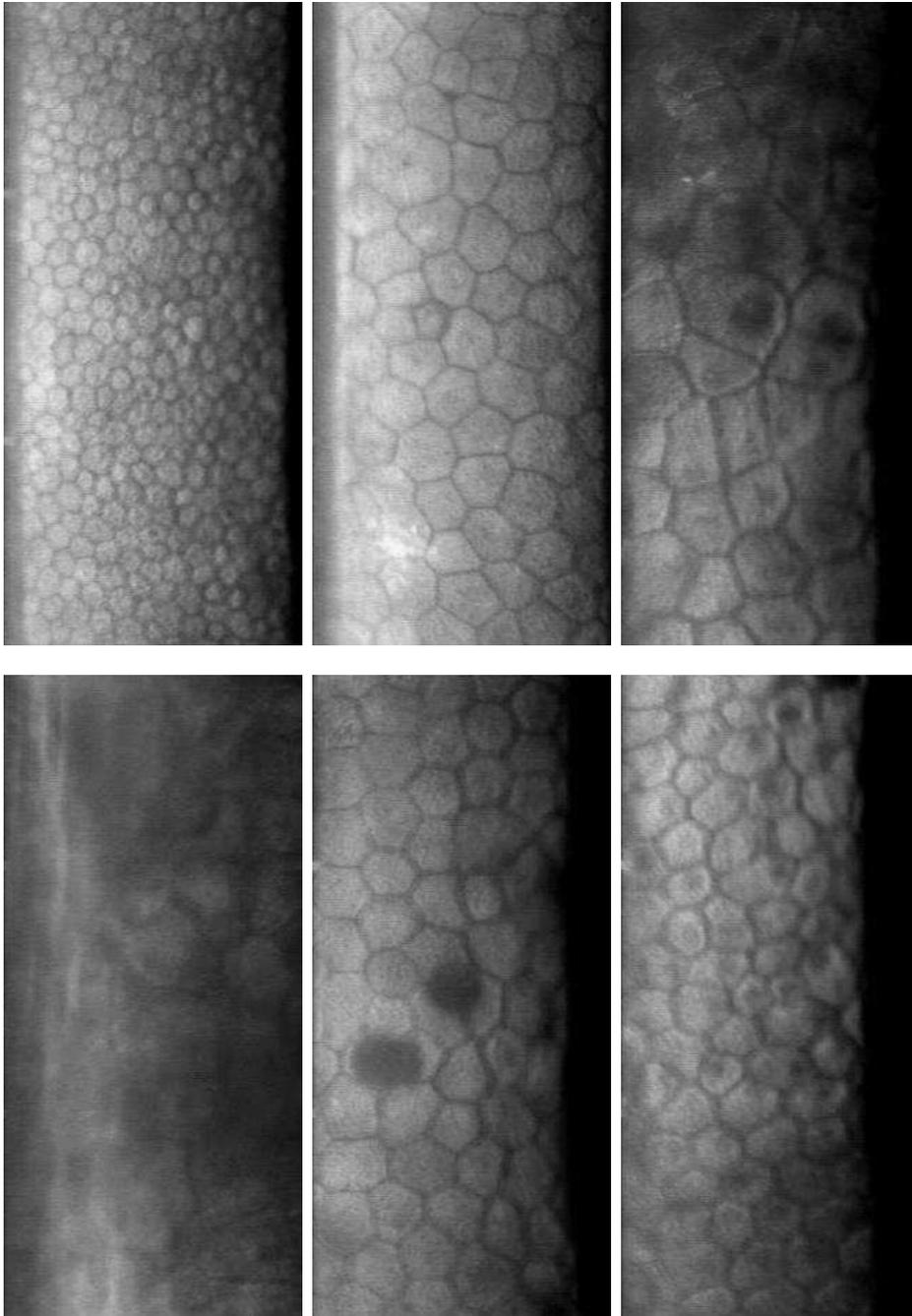


Fig. 2.2.8 – Exemples d'images acquises en microscopie optique spéculaire. Les cellules peuvent prendre des formes (pléomorphisme) et des surfaces (polymégéthisme) très différentes suivant les patients. Les images représentent un champ de 0.08mm^2 , pour 215×468 pixels, c'est à dire 0.19×0.417 en millimètres.

2.3 Caractérisations des cellules de l'endothélium cornéen

Les besoins dans l'observation des cellules de l'endothélium cornéen humain "in vivo" (en microscopie optique spéculaire) posent problème. L'ophtalmologiste souhaite en premier lieu obtenir une évaluation de la densité cellulaire, puis avoir une indication sur la morphométrie des cellules. Les méthodes présentées dans cette section ne sont pas forcément utilisées sur des images de microscopie optique spéculaire, mais elles pourraient probablement être adaptées de la microscopie optique classique.

Dans cette thèse, nous nous concentrons sur l'évaluation de la densité cellulaire après une détection des contours des cellules. Il est possible d'évaluer cette densité sans passer par une étape de segmentation, c'est ce que nous allons voir à présent. Les aspects d'évaluation de la morphométrie ne seront abordés que parce qu'ils permettent de réaliser une meilleure segmentation (au chapitre 9), mais ils pourraient aussi être utilisés par les ophtamologistes pour avoir des critères pertinents sur la qualité de l'endothélium cornéen.

2.3.1 Utilisation des ondelettes

Dans [Cazuguel et al. \[1992\]](#), une ondelette (monodimensionnelle) est utilisée comme un filtre pour détecter les contours des cellules. Le rang et la taille de l'ondelette sont choisis de manière empirique par les utilisateurs. Par la suite, l'image filtrée est seuillée puis le résultat est squelettisé (SKIZ, squelettisation par zone d'influence). Il est à noter que le choix de l'ondelette de Morlet n'est pas justifié.

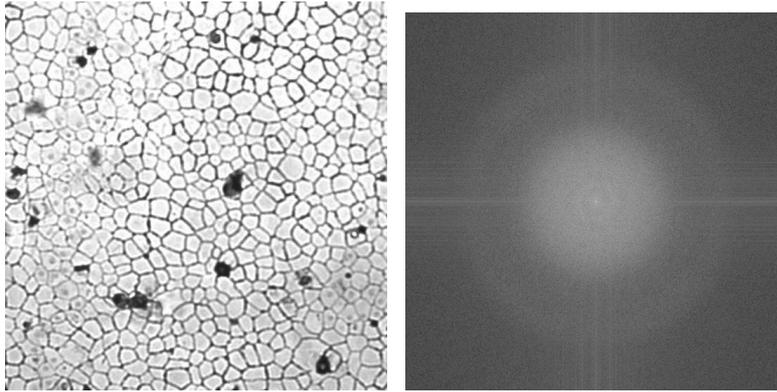
2.3.2 Utilisation de la transformée de Fourier

Les méthodes évaluant la densité cellulaire de manière directe sont calquées sur le fonctionnement de la perception visuelle humaine : les cellules sont détectées, puis leurs caractéristiques sont calculées. Des méthodes indirectes permettent de s'affranchir de l'étape de détection des cellules pour évaluer la densité.

La méthode présentée dans ce paragraphe ne s'applique que sur les images de microscopie optique classique, c'est-à-dire sur les greffons cornéens. Ces images possèdent un large champ et contiennent donc un grand nombre de cellules, ce qui permet d'avoir des résultats assez fiables.

La transformée de Fourier 2D est utilisée dans certains systèmes médicaux commercialisés pour évaluer la densité cellulaire sur les images de microscopie optique ([Ruggeri et al. \[2005, 2007\]](#); [Fitzke et al. \[1997\]](#); [Doughty et al. \[1997\]](#)). Cette méthode est complètement automatique dans les cas d'images analysables (les images qui ne peuvent pas être comptées automatiquement sont écartées par le logiciel, qui propose alors une analyse manuelle). Le principe de calcul repose sur le fait que l'assemblage des cellules forme une répétition de motif dont la fréquence est 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 est repéré (en réalisant une analyse dans des bandes concentriques, voir [Fig. 2.3.1](#)) : il est lié à la densité cellulaire (c est un coefficient qui traduit la calibration du système d'observation).

$$densité = (fréquence \times c)^2$$



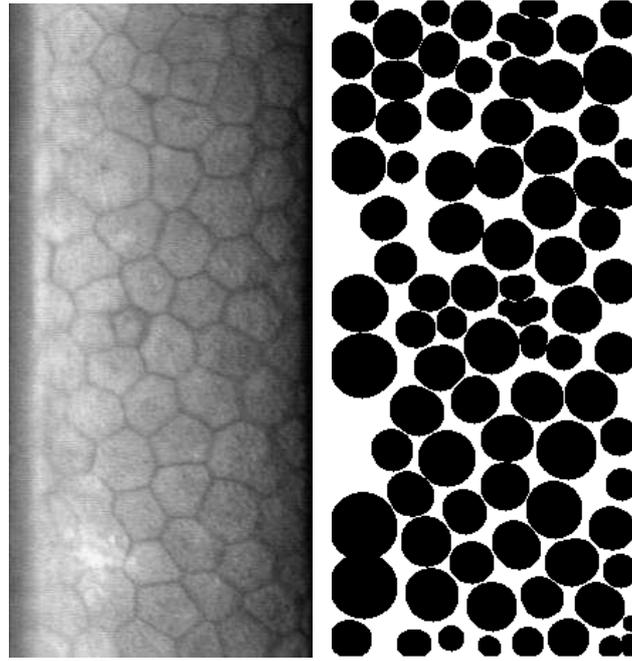
(a) Image de l'endothélium cornéen humain en microscopie optique classique, colorée au rouge alizarine. (b) Transformée de Fourier de l'image (a).

Fig. 2.3.1 – Transformée de Fourier sur une image de l'endothélium cornéen humain colorée au rouge alizarine (les contours sont parfaitement distincts). Un anneau plus clair semble se détacher. Il caractérise la densité moyenne des cellules observées.

Les résultats sont présentés comme très bons dans les articles mentionnés (moins de 0.9% de différence entre la méthode et les experts). Il faut cependant les tempérer, car même entre plusieurs experts, il est très difficile d'obtenir des résultats aussi bons. En fait, ce pourcentage ne tient pas compte des cornées qui n'ont pu être analysées (la méthode ne donne de résultat que lorsqu'il est sûr ; seules les images de bonne qualité sont analysées, images sur lesquelles les méthodes classiques de détection des contours fonctionnent toutes très bien) : par exemple, sur des images présentant deux tailles de cellules différentes (par exemple voir en annexe l'image 2_3_M_pleomorphe, même si c'est une image de microscopie optique spéculaire, elle illustre bien la problématique du polymégéthisme), la méthode ne pourra donner aucun résultat sur la densité cellulaire. De plus, l'application aux images de microscopie spéculaire n'est pas possible (directement) du fait du faible champ et donc du nombre peu élevé de cellules.

2.3.3 Détection de pathologies

Par une analyse granulométrique il est possible d'identifier des cornées pathologiques (Díaz et al. [2007]; Zapater et al. [2005], voir Fig. 2.3.2 et 2.3.3). Une analyse granulométrique permet de faire ressortir la distribution des tailles de grains dans une image par exemple. Certaines cornées pathologiques présentent des cellules non régulières par leurs tailles, et ces irrégularités peuvent se détecter sur de telles analyses.



(a) Image de microscopie spéculaire (b) Chaque cercle inscrit dans une cellule (après détection des contours) est représenté par un disque (voir aussi Fig. 4.3.3). Il peut y avoir plusieurs cercles pour une même cellule.

Fig. 2.3.2 – Analyse granulométrique d'une image de microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen humain.

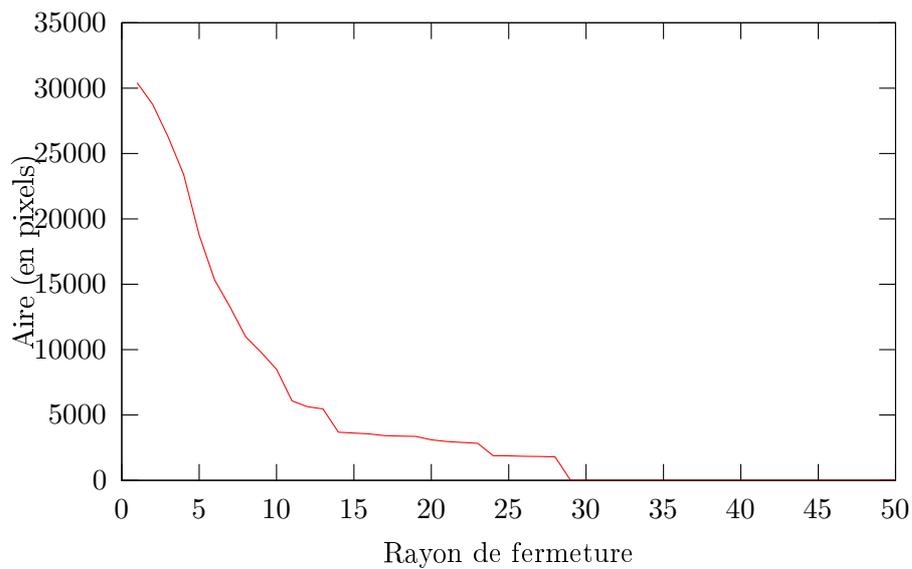


Fig. 2.3.3 – Granulométrie : elle consiste à effectuer un passage par des tamis de tailles croissantes. En morphologie mathématique, le tamis utilisé est une fermeture par des disques de rayons croissants.

2.4 Conclusion

Le critère de la densité cellulaire de l'endothélium cornéen est indispensable aux ophtalmologistes pour évaluer la bonne santé d'une cornée (sur un patient) ou d'un greffon. Quelques méthodes de caractérisation viennent d'être présentées ; celles-ci ne font pas appel à la détection des contours. La segmentation des cellules de manière automatique présente l'avantage de permettre l'évaluation de la morphométrie des cellules, en plus d'être la méthode qui se rapproche le plus de la démarche entreprise par la perception visuelle.

Le prochain chapitre présente les principes de la perception visuelle, qui permettront par la suite de mieux comprendre et d'améliorer les méthodes de détection des contours des cellules.

CHAPITRE 3

Théories de la perception visuelle

Euclide
Le tout est égal à la somme de ses parties

Albert Einstein
Le tout est moins que la somme de ses parties¹

Max Wertheimer
Le tout est plus que la somme de ses parties²

SOMMAIRE

3.1	Introduction	44
3.2	Les grands principes de la théorie de la Gestalt	45
3.2.1	Les stimuli élémentaires	46
3.2.2	Bonne continuation, courbure	46
3.2.3	Proximité	46
3.2.4	Fermeture	49
3.2.5	Similarité et sort commun	51
3.2.6	Expériences et habitudes	51
3.2.7	Connectivité uniforme et région commune	51
3.3	Gibson	52
3.4	Marr : vers la 3e dimension	52
3.5	Et pour les animaux	52
3.6	Perception visuelle et informatisation	54
3.7	Conclusion	54

Les théories de la perception visuelle présentent des principes qui seront utilisés par la suite pour appréhender le fonctionnement des méthodes de détection des contours et les améliorer.

¹Lorsqu'un noyau atomique capture un neutron, l'isotope résultant a une masse plus faible que la somme des masses du noyau et du neutron. La différence des masses a été dissipée en énergie (rayon gamma).

²Principe résumant la Gestalt Theory : les formes ont des caractéristiques qui n'apparaissent pas sur chacune de leurs parties. Il faudrait plutôt dire, d'un point de vue gestaltiste : les propriétés de l'ensemble ne sont pas la somme des propriétés des parties ; en effet, une partie a des propriétés qui découlent de l'ensemble.

3.1 Introduction

L'objectif ultime du chercheur en traitement d'image est d'arriver à égaler (voire surpasser, mais est-ce possible?) l'efficacité de la perception visuelle humaine. Mais pour cela, encore faut-il comprendre son fonctionnement. Le problème est qu'il est difficile de faire la part des choses entre les fonctions de bas-niveau (ce qui pourrait venir de la structure même de l'œil ou des premières parties du cortex visuel) et les fonctions de haut-niveau (ce qui vient de l'intelligence, des capacités cognitives du cerveau humain).

Ce chapitre mentionne plusieurs théories sur la perception visuelle, mais n'a en aucun cas la prétention d'une part de les expliciter toutes, d'autre part d'en donner une explication satisfaisante. La base de la perception visuelle est la recherche d'une organisation, une structure qui régit une scène observée. Pour décrire ce phénomène, deux paradigmes s'affrontent, les paradigmes *top-down* et *bottom-up*, bien qu'ils ne soient pas réellement en opposition et puissent s'appliquer en même temps. Une approche *bottom-up* part des stimuli élémentaires pour rechercher une information de plus haut niveau. Par exemple, un objet dans une scène sera perçu parce que ses propriétés le font ressortir (couleur, forme) de celle-ci. A l'inverse, une approche *top-down* part du haut niveau, la connaissance de l'objet en question, pour le rechercher et l'identifier dans la scène (voir Fig. 3.1.1).



Fig. 3.1.1 – Sur cette photographie, la fleur, de par ses couleurs vives, ressort naturellement du fond (*bottom-up*). L'approche *top-down* est, à l'inverse, de rechercher par exemple les pétales rouges.

Le point de convergence de ces théories est le groupement perceptuel (Lowe [1985, 1987]) ou *gestalt* : selon Guillaume [1979], un *gestalt* est plus qu'une forme, c'est aussi une structure et une organisation, c'est un objet avec sa forme. Ce terme peut être employé pour un objet, mais aussi pour une mélodie, un mouvement, un acte ou une expression affective... Pour faire une analogie avec le traitement d'image, le groupement perceptuel est semblable au passage d'une image matricielle (*bottom*) à une image vectorielle (*top*).

Historique de la Gestalt Theory : les grands noms

Hermann von Helmholtz (1821-1894) est un physicien allemand principalement connu pour ses travaux sur la conservation de l'énergie et l'acoustique. Il est l'auteur d'une théorie physiologique de

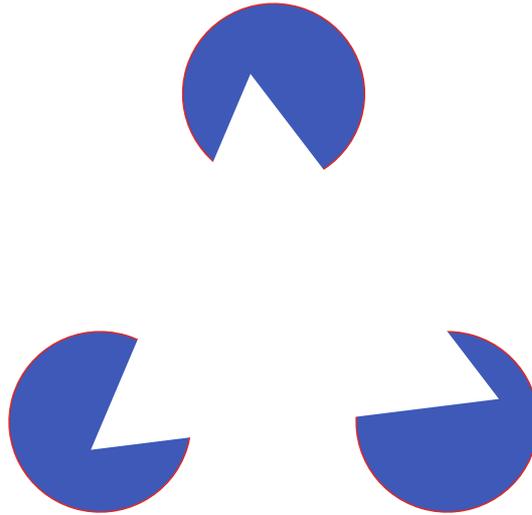


Fig. 3.1.2 – Le triangle de Kanizsa est l’une des illustrations des principes de la perception visuelle les plus connues. Le triangle au centre de la figure n’est pas dessiné mais suggéré par la position des trois “pacmans” présents aux angles. Ainsi, il semble qu’un triangle blanc est posé sur trois disques.

l’acoustique qui a marqué le XXe siècle. Il est considéré comme le précurseur de l’étude scientifique de la théorie de la perception. Pour lui, la vision est une forme d’inférence inconsciente : l’interprétation probable de données incomplètes (informations en 3 dimensions perçues par la rétine en 2 dimensions).

C’est Christian von Ehrenfels qui le premier introduit le concept de Gestalt ([von Ehrenfels \[1890\]](#)). Celui-ci prend naissance dans les travaux de Johann Wolfgang von Goethe et Ernst Mach. Il définit la perception comme un processus d’inférence inconsciente, issu de nos expériences. Mais c’est Max Wertheimer qui est le fondateur du mouvement de la Gestalt Theory ([Wertheimer \[1923a,b, 1938\]](#)), qui comprend comme membres éminents notamment Kohler, Koffka ([Koffka \[1935\]](#)), et plus tard Kanizsa ([Kanizsa \[1980\]](#), voir [3.1.2](#)) et Guillaume pour la version française ([Guillaume \[1979\]](#)).

3.2 Les grands principes de la théorie de la Gestalt

La théorie de la Gestalt énonce des grands principes qui permettent de décrire factuellement des phénomènes de la vision, qui sont le résultat d’interactions spontanées dans notre système visuel, provenant de la stimulation sensorielle ([Rock \[2001\]](#)). Les objets composant une figure sont groupés suivant un ou plusieurs de ces principes. Si cette théorie répond à la question *quoi ?*, elle ne répond pas aux questions *comment ?* ni *pourquoi ?*.

Les principes de cette théorie sont séduisants car très simples à comprendre, et les expériences effectuées sur des personnes montrent que les principes de groupements énoncés sont vérifiés ([Elder \[1992\]](#)).

3.2.1 Les stimuli élémentaires

Le premier groupement qui peut apparaître naturellement est celui qui sépare une figure du fond. Naturellement, la partie la plus petite sur une image est considérée comme l'objet, et le reste comme le fond (Fig. 3.2.1 et Fig. 3.2.2).



Fig. 3.2.1 – Objet et fond. L'objet perçu en (a) est le disque blanc, alors que l'objet perçu en (b) est le rectangle noir qui semble troué.

Apparaît alors la notion de frontière, ainsi que celles de concavité et de convexité : un objet convexe sera perçu plus rapidement qu'un objet concave (voir Fig. 3.2.3), ce qui ne veut pas dire qu'un objet concave ne pourra pas être perçu comme un objet dans certaines conditions.

Nous savons aussi (Marr and Hildreth [1980]; Marr [1983]) que les contours jouent un rôle majeur dans la perception visuelle des scènes. Ceci justifie les principes de la théorie de la Gestalt qui vont être présentés maintenant : la bonne continuation, la proximité, la fermeture, la similarité et le sort commun (common fate), ainsi que des principes proposés plus récemment comme la connectivité uniforme et les régions communes.

3.2.2 Bonne continuation, courbure

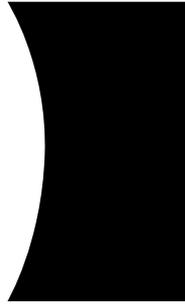
Ce principe se base sur la continuité de direction. Les objets formant un chemin continu ou pouvant être continués sont groupés (Fig. 3.2.4). Dans la Fig. 3.2.4, les traits BD et AC sont groupés pour former deux lignes qui se croisent en un point. L'angle au croisement de ces lignes est franc et le choix de séparation des lignes est évident. L'exemple suivant (Fig. 3.2.5) montre que ce choix n'est pas toujours aussi évident, et parfois tout simplement non effectué par notre vision (aucune configuration ne semble prendre le pas sur l'autre).

En ce qui concerne la courbure, un angle limite a été mis en évidence par Beaudot and Mullen [2001]; Mullen et al. [2000] pour la bonne continuation : l'angle de 30° (dans les orientations des éléments, voir Fig. 3.2.6) est la limite au dessus de laquelle les stimuli élémentaires³ ne sont plus groupés pour former une courbe.

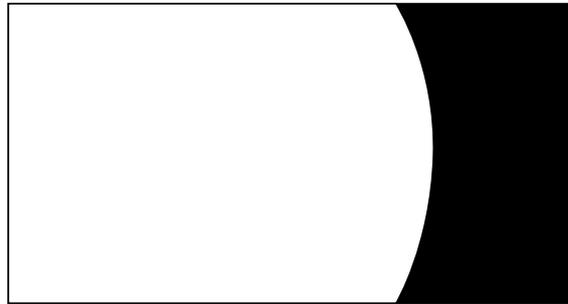
3.2.3 Proximité

La proximité est le principe qui exprime le fait que des objets proches sont naturellement groupés, comme sur la Fig. 3.2.7, où les petits rectangles sont groupés deux à deux. Il est à noter que la

³Les stimuli élémentaires utilisés en neuro-sciences sont des éléments ou patches de Gabor (Dakin and Hess [1999]). Ils sont sensés exciter de manière unitaire les neurones du cortex visuel primaire (V1).



(a) L'objet qui ressort est l'objet noir, car il apparaît sur un fond blanc.



(b) L'objet qui ressort est l'objet blanc, car il est mis en évidence par la bordure noire, considérée comme le fond.

Fig. 3.2.2 – Deux exemples très proches qui pourtant font percevoir deux objets différents.

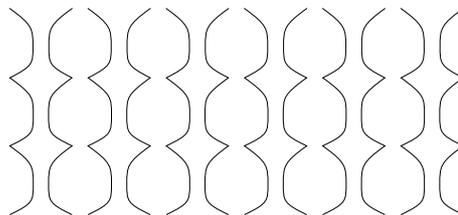


Fig. 3.2.3 – Les groupements formants des objets convexes sont perçus plus facilement que les groupements formant des objets concaves (surtout au milieu du schéma). Sur les côtés, il est possible de percevoir des objets concaves.

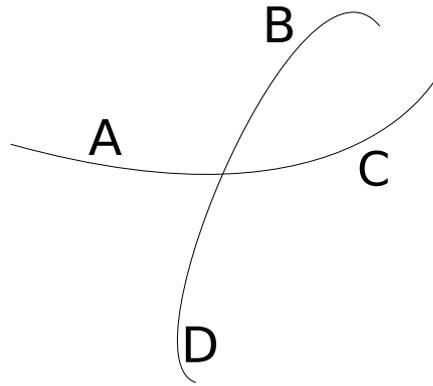


Fig. 3.2.4 – Des traits ou des points formant un alignement sont groupés comme s'ils formaient des objets distincts. Si A, B, C et D sont 4 courbes distinctes, les groupements AC et BD sont naturels.

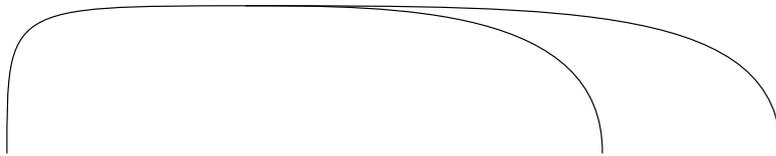


Fig. 3.2.5 – Aucun groupement n'est privilégié dans certains cas particuliers comme celui-ci.

K.T. Mullen et al. / Vision Research 40 (2000) 639–655

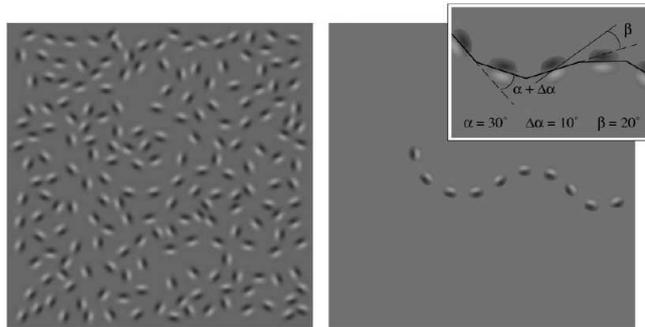


Fig. 3.2.6 – Un angle limite aux alentours de 30° peut être déterminé pour le groupement des éléments de Gabor.

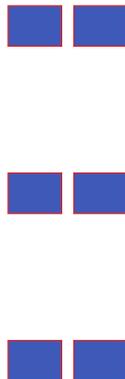


Fig. 3.2.7 – Les objets proches sont visuellement groupés

proximité peut s'appliquer sur un facteur de forme (principe de similarité, voir section 3.2.5). Ces

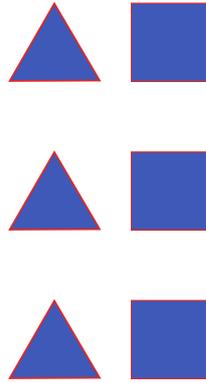
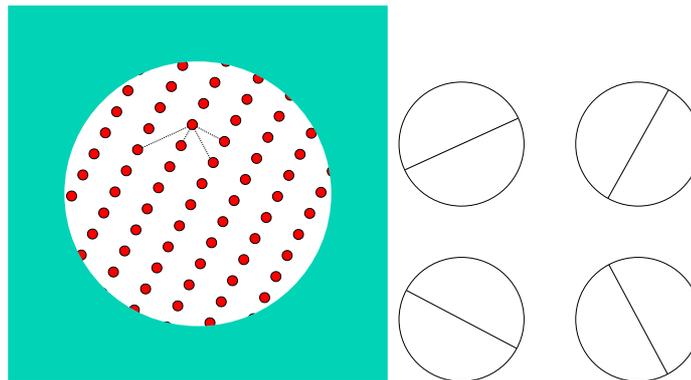


Fig. 3.2.8 – Deux facteurs s'affrontent pour former des groupements, la similarité (de forme) et la proximité (en distance spatiale).

deux phénomènes peuvent se mélanger et deux groupements peuvent être perçus (Fig. 3.2.8). Des expériences réalisées par Kubovy and Gepshtein [2000] corroborent le fait que la distance spatiale joue un rôle important dans les groupements (Fig. 3.2.9).



(a) Un stimulus de ce style est proposé aux personnes testées. (b) Les choix possibles dans les directions préférées.

Fig. 3.2.9 – Plusieurs personnes ont observé ce type de stimulus (Kubovy and Gepshtein [2000]), dans lequel les distances entre les points varient suivant les directions précisées. La question qui leur est posée est de donner l'alignement qu'ils voient en premier. Ces expériences ont permis d'établir une relation entre la distance et le groupement (appelée *pure distance law*).

3.2.4 Fermeture

Dans un souci d'organisation et de simplification, la vision humaine a tendance à préférer les contours ou objets fermés plutôt que fragmentés (Kovács and Julesz [1993]; Elder and Zucker [1994]; Elder et al. [2003], voir Fig. 3.2.10).

Les contours fragmentés sont extrapolés et certains résultats montrent des analyses quantitatives sur les distances et les angles maximaux d'extrapolation (Singh and Fulvio [2005], Fig. 3.2.11).

Une conséquence de la fermeture est que des contours non fermés qui présentent des symétries sont visuellement fermés (Fig. 3.2.12).

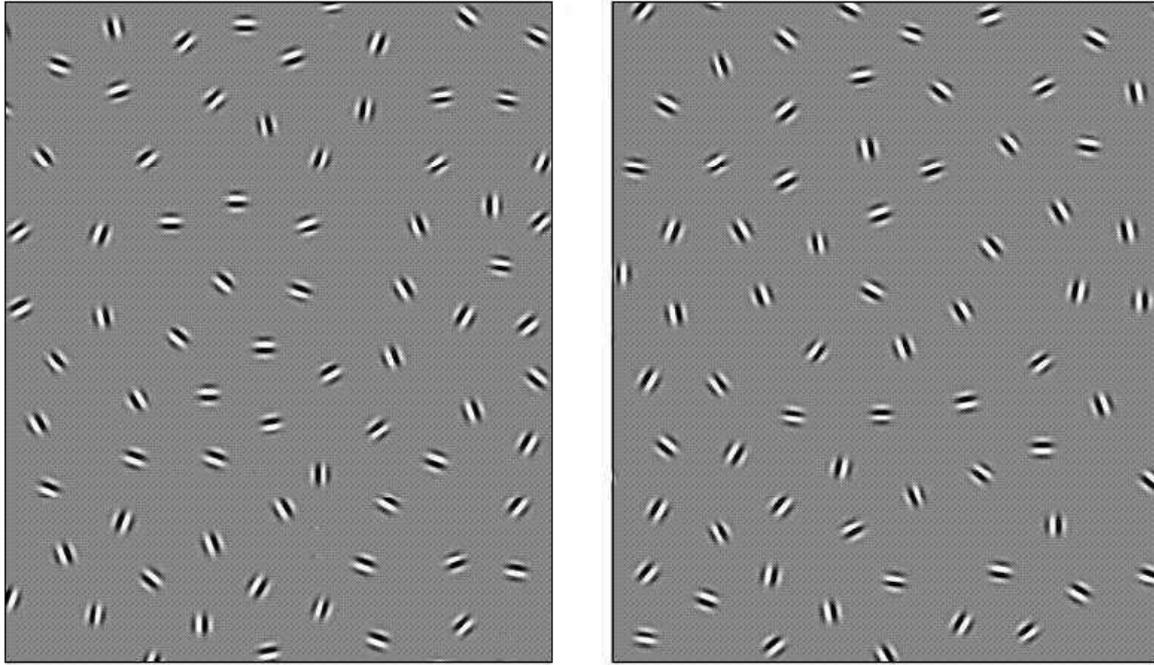


Fig. 3.2.10 – Un contour fermé (présent dans la figure de droite) est détecté plus facilement qu'un contour non fermé (présent dans la figure de gauche, voir [Kovács and Julesz \[1993\]](#)).

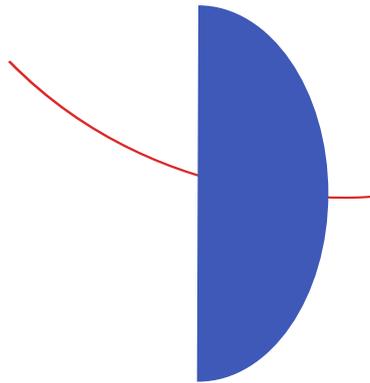


Fig. 3.2.11 – Des expériences montrent les angles limites de groupement des parties de la courbe situées à droite et à gauche du demi-disque ([Singh and Fulvio \[2005\]](#)), c'est-à-dire, à partir de quel moment chaque personne considère que le demi-disque cache une unique courbe.

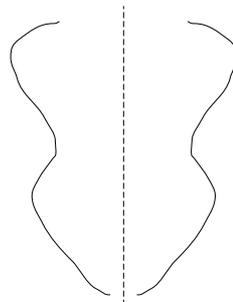


Fig. 3.2.12 – Ces deux courbes, présentant un axe de symétrie, sont perçues comme un unique objet fermé.

3.2.5 Similarité et sort commun

Les objets présentant une similarité quelconque sont naturellement groupés entre eux (voir Fig. 3.2.8). Par exemple, cette similarité peut se situer au niveau de la forme, de l'orientation, de la texture, mais aussi des mouvements (par exemple, lorsque deux objets se déplacent de la même manière et en même temps) (Palmer et al. [2003]).

3.2.6 Expériences et habitudes

Enfin, l'expérience et les habitudes jouent un rôle important dans la perception visuelle.

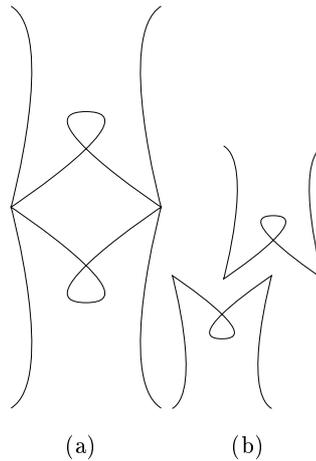


Fig. 3.2.13 – Alors que la fig. (a) présente un motif de frise, une légère modification dans celui-ci fait apparaître une lettre M et une lettre W mises l'une au dessus de l'autre (Wertheimer [1923a,b]).

L'exemple de la Fig. 3.2.13 montre qu'un motif de décoration peut tout aussi bien n'être que deux lettres M et W s'opposant l'une à l'autre, mais que l'expérience de l'observateur implique une certaine interprétation des choses.

3.2.7 Connectivité uniforme et région commune

Ces deux principes ont été récemment introduits par Rock et Palmer (Rock [2001]; Palmer et al. [2003]). Ce sont des compléments aux principes de bases énoncés au début du siècle : en effet, Wertheimer ne s'est pas demandé pourquoi les objets élémentaires qu'il utilisait (par exemple les petits disques ou les traits) étaient justement considérés comme des objets. Ce principe est nommé connectivité uniforme (Fig. 3.2.14(a)). Il permet de justifier les méthodes de segmentation basées sur les textures ou sur l'uniformité de la luminance par exemple.

De même, en dehors de tout autre principe, une région commune permet de séparer des objets entre eux (Fig. 3.2.14(b)).

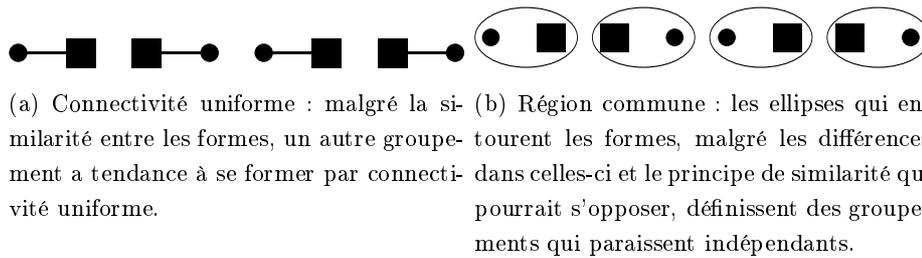


Fig. 3.2.14 – Exemple des lois de groupement récemment proposées par Rock [2001]; Palmer et al. [2003] : la connectivité uniforme et la région commune.

3.3 Gibson

A la différence de Helmholtz (Kahl [1971]), Gibson (Gibson [1966, 1979]) considère que suffisamment d'informations se trouvent dans notre environnement pour se faire une vision exacte du monde réel. Il était en accord avec l'idée de perception directe de l'environnement (direct realism), opposée à une perception indirecte (indirect realism).

Cette théorie n'est cependant pas transposable informatiquement.

3.4 Marr : vers la 3e dimension

David Marr est un des fondateurs du courant des neurosciences computationnelles, établissant un lien fort entre biologie et informatique (Marr [1983]; Peterson [1999]). Ainsi, la vision est la relation entre une matrice à 2 dimensions (la rétine) et l'interprétation du monde en 3 dimensions. Les étapes de la perception visuelle sont pour lui :

1. primal sketch : la structure du signal en deux dimensions et les informations géométriques comme les contours. Il faut voir cette étape comme un croquis précédant le dessin d'un artiste. Cette étape justifie l'utilisation des contours comme base dans la perception visuelle, et donc dans le traitement d'image.
2. $2^{1/2}D$ sketch : la représentation des surfaces, orientation $3D$ et textures. A cette étape, l'artiste crée l'illusion de la $3D$ en mettant en relief par des clairs-obscur les objets de la scène.
3. $3D$ model : la scène est comprise comme une scène en $3D$.

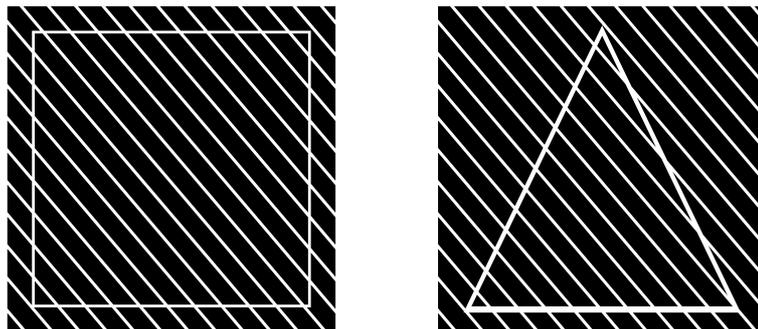
Ces étapes sont en accord avec les méthodes de segmentation des cellules qui seront présentées par la suite, débutant par une détection des contours (primal sketch) pour terminer par une fermeture et une vision des cellules (le modèle).

3.5 Et pour les animaux

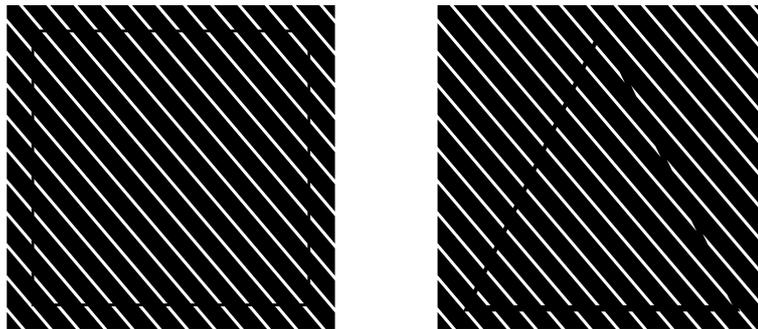
Ces propriétés de perception ne sont pas propres à l'homme. Les chouettes (Fig. 3.5.1), les singes, les chats et les abeilles par exemple, perçoivent des contours subjectifs (Nieder and Wagner [1999]; Nieder [2002]; Chen et al. [2003], voir Fig. 3.5.2).



Fig. 3.5.1 – Une chouette effraie est capable de reconnaître des figures subjectives comme le triangle de la Fig. 3.1.2 ou les objets de la Fig. 3.5.2.



(a) Les chouettes apprenent à reconnaître un contour de ce type.



(b) Par la suite, les chouettes reconnaissent des contours subjectifs.

Fig. 3.5.2 – Expériences menées sur des chouettes. Il est étonnant de voir les bons résultats de la perception visuelle chez les chouettes.

Ceci nous montre que la compréhension des figures n'est pas forcément un résultat de notre intelligence, mais plutôt une propriété très *bas niveau* de l'œil et du cerveau.

3.6 De la difficulté d'informatiser le fonctionnement du système de perception visuelle

Les publications sur le fonctionnement du cortex visuel sont nombreuses et complexes ; il n'est connu que très partiellement, ce qui rend toute approche informatique voire même algorithmique (sauf peut-être pour [Marr \[1983\]](#)) très difficile.

Les pionniers du genre sont Hubel et Wiesel qui ont obtenu grâce à leurs travaux le prix Nobel de médecine en 1981 ("pour leurs découvertes concernant le traitement de l'information par le système visuel"). Par la suite, de nombreuses publications mentionnent des zones dans le cortex visuel sur lesquelles nous ne nous étendrons pas car elles sortent du cadre de cette thèse.

L'important est de noter qu'il semble que certaines zones du cortex visuel ([Lee \[2003\]](#)) sont directement sensibles à des stimuli comme à des structures géométriques du type de celle de Kanizsa ([Kanizsa \[1980\]](#), voir Fig. 3.1.2). Il semble aussi que les réponses des neurones soient interprétables en termes d'ondelettes ([Peyre and Mallat \[2005\]](#)), c'est à dire que la perception visuelle serait multi-échelle et adaptative.

Le système visuel humain filtre les informations, c'est évident pour tout le monde. Mais de quelle manière ? Cette question ne trouve pas forcément de réponse, et de manière plus générale, personne ne peut aujourd'hui expliquer le fonctionnement du système visuel humain comme celui du cerveau. La meilleure approche est donc d'en revenir aux faits ; ces faits, ce sont les principes énoncés par la théorie de la Gestalt. Ils sont simples, évidents à vérifier et éprouvés scientifiquement. De plus, ils sont programmable informatiquement.

3.7 Conclusion

Nous l'avons vu, la théorie de la Gestalt n'offre pas de réponse satisfaisante quant aux processus mêmes de la perception visuelle. Cependant, les principes élémentaires sont simples dans leur énoncé.

Pour l'instant (mais en sera-t-il jamais autrement ?), aucune méthode de traitement d'image n'est capable d'analyser une scène quelconque de manière aussi pertinente que l'homme la perçoit, sans aucune information autre que cette image.

Les chapitres suivants, axés autour de la problématique de la détection des cellules de l'endothélium cornéen humains, vont présenter des méthodes de segmentation utilisant les principes de la perception visuelle qui viennent d'être présentés. Leur comportement algorithmique sera étudié, ce qui permettra de proposer des améliorations sur les algorithmes de segmentation existants (dans le cas de l'endothélium cornéen), validées quantitativement et qualitativement dans les derniers chapitres.

CHAPITRE 4

Quelques outils du traitement d'images

SOMMAIRE

4.1	Introduction	56
4.1.1	Rappel sur les images	56
4.1.2	Binarisation par seuillage	56
4.1.3	Détecteurs de contours	57
4.2	Morphologie mathématique	57
4.2.1	Addition et soustraction de Minkowski	57
4.2.2	Opérations élémentaires	58
4.2.3	Composition des opérations	59
4.2.4	Résidu et Top-Hat	59
4.2.5	Reconstruction morphologique et h-maxima	60
4.2.6	Ligne de partage des eaux et bassins versants	60
4.3	Squelettes, feux de prairies et cartes de distances	62
4.3.1	SKIZ : squelettisation par zone d'influence	63
4.4	Morphologie mathématique adaptative et GANIP	65
4.5	Fermeture des contours	68
4.5.1	Définitions	68
4.5.2	Méthode avec graphe et recherche de cycle	70
4.5.3	Méthodes de recherche de plus court chemin	70
4.5.4	Contours actifs	71
4.5.5	Méthodes morphologiques	72
4.5.6	Tensor Voting	72
4.6	Événements significatifs	74
4.7	Conclusion	74

Ce chapitre présente les notions de base des méthodes de traitement d'images qui seront utilisées dans les algorithmes de la littérature et ceux mis en place pour la détection des contours des cellules de l'endothélium cornéen humain.

4.1 Introduction

4.1.1 Rappel sur les images

Une image est un ensemble d'informations (niveaux de gris ou couleur) placé sur un support spatial. Mathématiquement, c'est une fonction d'un ensemble de départ $D \subset \mathbb{R}^n$ vers un ensemble d'arrivée $E \subset \mathbb{R}^p$, avec n et p qui dépendent du système d'acquisition ou de formation de l'image. De manière classique, n vaut 2 (par exemple, une photographie) ou 3 (par exemple, une image d'IRM, Imagerie par Résonance Magnétique), et p vaut 1 (images monochromes), 3 (images couleur) voire plus (images multispectrale).

Les images numériques (stockées sur un support numérique) sont définies sur des espaces discrets : $D \subset \mathbb{Z}^n$ et $E \subset \mathbb{Z}^p$. La taille de l'espace E est définie par le type de variable informatique pouvant stocker l'information. Ainsi, 8 bits peuvent coder $2^8 = 256$ intensités différentes. Les coordonnées i, j du support spatial D définissent un pixel (PICTure ELEment) en dimension $n = 2$ et un voxel (VOLume ELEment) en dimension $n = 3$.

Les mosaïques (résultats de la segmentation des images de l'endothélium cornéen, voir paragraphe 4.5.1) sont considérées comme des images binaires. Celles-ci sont définies comme des parties de l'espace de définition $D \subset \mathbb{R}^2$ à valeur dans $\{\{0\}; \{1\}\}$ (codage sur 1 bit). De manière plus générale, il est possible de considérer comme image binaire une image codée sur 8 bits et prenant uniquement deux valeurs (par exemple 0 et 255).

4.1.2 Binarisation par seuillage

Le seuillage est une méthode qui permet de transformer une image à niveaux de gris en une image binaire. Le choix d'une valeur particulière appelée seuil permet de réaliser cette transformation. Ce choix peut-être arbitraire (réalisé par une personne), ou automatique (méthodes de classification, MacQueen [1967]; Otsu [1979]). Il se base souvent sur l'histogramme des niveaux de gris, qui est une représentation de l'occurrence des niveaux de gris en fonction de chaque niveau de gris (voir par exemple Fig. 5.1.1).

Données : $I \leftarrow$ Image en niveaux de gris à valeurs dans $[0; n]$.

$s \leftarrow$ seuil, valeur numérique telle que $s \in [0; n]$

Sorties : $R \leftarrow$ Image résultat, binaire

```

1 begin
2   if  $I(x, y) \geq s$  then
3     |  $R(x, y) = 0$ 
4   else
5     |  $R(x, y) = 1$ 
6   end
7 end
```

Algorithme 1 : Seuillage d'une image à niveaux de gris.

Le seuillage est une opération rapide qui fonctionne bien sur des images qui sont une représentation binaire (par exemple des objets sur un fond uniforme), ce qui se voit sur un histogramme où deux

modes bien détachés sont représentés. Le principal inconvénient est d'être basé sur la même valeur de seuil pour toute l'image : par exemple, une image présentant une dérive d'éclairément ne pourra pas être binarisée correctement en utilisant un seuil unique. Il pourra parfois être remplacé avantageusement par une méthode adaptative (voir paragraphe 4.4), ou être combinée à une méthode basée sur la morphologie mathématique comme le top-hat (voir paragraphe 4.2.4).

4.1.3 Détecteurs de contours

De nombreuses méthodes de détections de contours existent, basées par exemple sur le gradient ou le laplacien (Russ [1995]). Parmi ces méthodes, celles appelées "ridge/valleys detector" (ridge signifie crête en français, voir Haralick [1983]) considèrent une image comme une fonction f , placée dans un scale-space (voir Lindeberg and Fagerstrom [1996]) (un scale-space est par exemple la représentation de la convolution de cette fonction f avec une fonction d'échelle, ici une gaussienne $g(x, y, t) = \frac{1}{2\pi t} e^{-(x^2+y^2)/2t}$, à plusieurs échelles t).

La matrice Hessienne (matrice des dérivées secondes partielles) est calculée pour une échelle donnée (le choix de l'échelle est un problème crucial). Les valeurs propres et vecteurs propres permettent de définir des conditions qui permettent de reconnaître les vallées ou les crêtes de l'image.

4.2 Morphologie mathématique

Les paragraphes de cette section présentent rapidement la morphologie mathématique pour que le lecteur non averti puisse se faire une idée des opérations de base de ce domaine. Celui-ci ne trouvera pas dans ces quelques lignes une formulation mathématique exhaustive, mais un exposé qui se veut simple et compréhensible. Pour une description plus détaillée, il se reportera aux ouvrages de Serra [1982] et Soille [2003] ainsi qu'aux thèses de Vachier [1995] et Debayle [2005] et à l'ouvrage fondateur de Matheron [1967].

4.2.1 Addition et soustraction de Minkowski

La morphologie mathématique définit des opérations ensemblistes utilisées en traitement d'image notamment. Ces opérations sont basées sur l'addition de Minkowski \oplus (Minkowski [1903]) de deux ensembles A et S d'un espace euclidien. C'est l'addition de tous les éléments de A à tous les éléments de S , définie pour toutes les parties P de D (ensemble de définition), qui peut être écrit de cette manière :

$$\forall (A, S) \in P(D) \times P(D), A \oplus S = \{a + b \mid a \in A, b \in S\} = \bigcup_{\substack{a \in A \\ b \in S}} \{a + b\}$$

De manière analogue, la différence \ominus peut être définie. Si X_b est la translation de l'ensemble X par le vecteur b , les relations suivantes sont vérifiées :

$$A \oplus S = \bigcup_{b \in S} A_b$$

$$A \ominus S = \bigcap_{b \in S} A_b$$

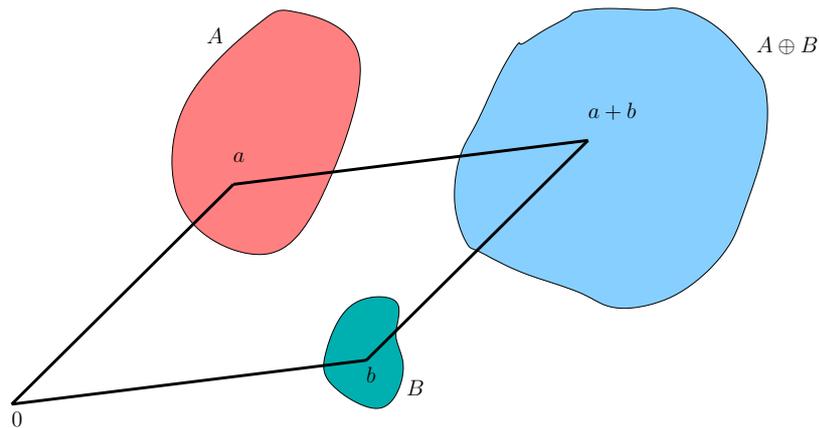


Fig. 4.2.1 – Addition de Minkowski de deux ensembles A et S .

4.2.2 Opérations élémentaires

Notons \check{S} la réflexion (ou la transposition) de S .

$$\check{S} = \{-x | x \in S\}$$

Un ensemble S , appelé élément structurant, est utilisé pour définir les opérations élémentaires de la morphologie mathématique que sont l'érosion $\varepsilon_S(A) = \bigcap_{b \in S} A_{-b} = A \ominus \check{S}$ et la dilatation $\delta_S(A) = A \oplus \check{S}$ d'un ensemble A .

En ce qui concerne l'érosion, il faut imaginer un objet métallique (l'ensemble X) en train d'être usiné par un outil (appelé l'élément structurant, l'ensemble S), comme montré sur la Fig. 4.2.2. La dilatation est l'opération qui consisterait à ajouter de la matière grâce au même outil. Cet outil est appelé élément structurant. Sans vouloir rentrer dans les détails, le lecteur peut intuitivement sentir la présence de l'addition de Minkowski entre l'ensemble d'origine et l'élément structurant.

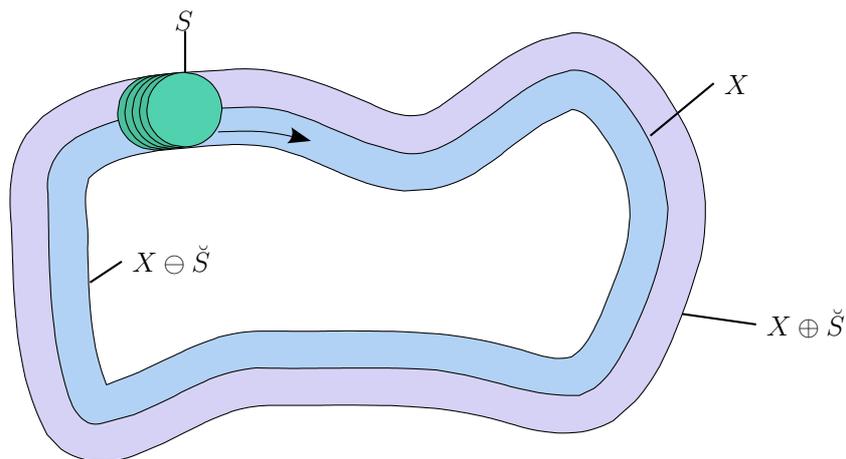


Fig. 4.2.2 – L'objet X en forme de patatoïde est érodé et dilaté par le disque (l'élément structurant S) qui se déplace sur la frontière. Le dilaté $X \oplus \check{S}$ est l'ensemble en violet, l'érodé $X \ominus \check{S}$ est en blanc.

Ces explications sont valables sur des ensembles binaires. Ces opérations sont étendues sur les

images à niveaux de gris avec les mêmes notations en utilisant les opérations min et max dans l'élément structurant S .

4.2.3 Composition des opérations

L'ouverture γ_S et la fermeture ϕ_S morphologique d'une image f par un élément structurant S sont obtenues par composition de l'érosion et la dilatation :

$$\phi_S = \varepsilon_S \circ \delta_S$$

$$\gamma_S = \delta_{\tilde{S}} \circ \varepsilon_S$$

De même, l'alternance des ouvertures et des fermetures (avec des éléments structurants de tailles croissantes) permet d'obtenir un opérateur particulier appelé filtre alterné séquentiel. Par exemple, pour plusieurs éléments structurants S_i de taille $i \in [1; j]$, on peut définir le filtre alterné m_j d'ordre j par :

$$m_j = \gamma_{S_j} \phi_{S_j}$$

Il est possible de définir d'autres combinaisons (voir Soille [2003]).

Un filtre alterné séquentiel est l'application séquentielle de ces filtres avec des éléments structurants de tailles croissantes :

$$f_{as_i} = m_i \cdots m_2 m_1$$

Cet opérateur peut être utilisé pour réaliser la détection des bordures des cellules de l'endothélium cornéen (voir Fig. 6.1.1 et Fig. 4.2.3).

4.2.4 Résidu et Top-Hat

Résidu

Le résidu est le calcul de la différence (pixel à pixel) entre l'image d'origine et l'image filtrée.

Top-Hat

Lorsque le filtre utilisé est une ouverture ou une fermeture (Soille [2003]) avec un élément structurant S , on parle de chapeau haut de forme (top-hat) blanc, WTH^1 (ouverture) ou noir, BTH^2 (fermeture) :

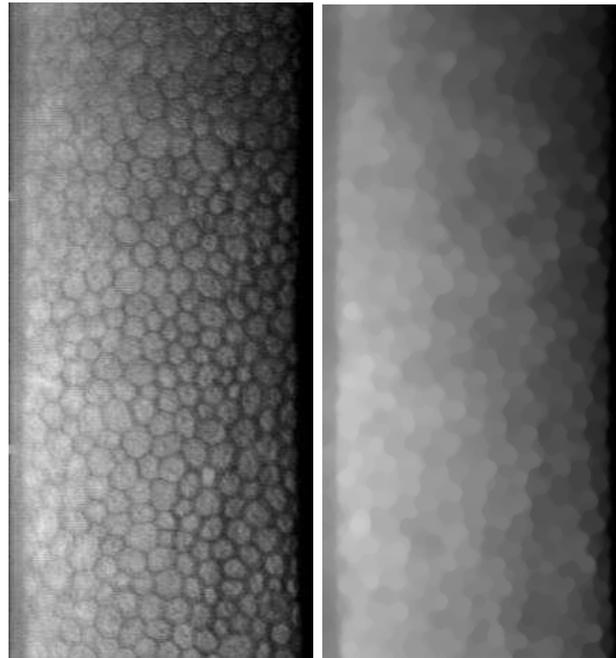
$$WTH_S(I) = I - \gamma_S$$

$$BTH_S(I) = \phi_S - I$$

Par la suite (voir 6.1.1), le résidu sera calculé entre l'image d'origine et le filtre alterné séquentiel. L'objectif est là aussi de faire ressortir les contours des cellules.

¹White Top Hat

²Black Top Hat



(a) Image d'origine (b) Filtre alterné séquentiel d'ordre 4 débutant par une ouverture.

Fig. 4.2.3 – Exemple de filtre alterné séquentiel sur une image de l'endothélium cornéen humain prise en microscopie spéculaire.

4.2.5 Reconstruction morphologique et h-maxima

La reconstruction morphologique est une transformation géodésique basée sur la dilatation contrainte $\delta_I(M)$ d'une image (notée M , comme Marqueur) par une autre (notée I). Il est aussi possible de dire “sous une autre”, comme le montre la définition suivante :

$$\delta_I(M) = \inf\{\delta(M), I\} = \delta(M) \wedge I$$

Il est important de noter que cette opération utilise une boule unitaire.

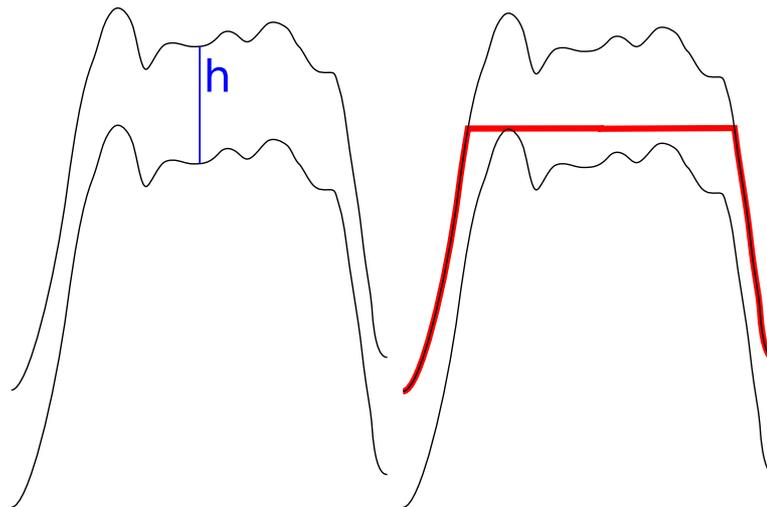
La reconstruction $\rho_I(M)$ est l'itération de cette opération de dilatation contrainte (c'est à dire sous I) jusqu'à arriver à la stabilité :

$$\rho_I(M) = \lim_{n \rightarrow \infty} \underbrace{\delta_I \circ \dots \circ \delta_I}_{n \text{ fois}}(M)$$

Les h-maxima sont les maxima de la reconstruction de $I - h$ sous I (voir Fig. 4.2.4).

4.2.6 Ligne de partage des eaux et bassins versants

La ligne de partage des eaux (appelée aussi watershed) est une méthode de segmentation morphologique (Beucher and Lantuejoul [1979]) opérant sur des images à niveaux de gris. Elle partitionne le support spatial de l'image en régions appelées bassins versants, qui correspondent à la zone d'influence d'un minimum local (voir aussi le paragraphe 4.3.1).



(a) Représentation de I et $I - h$. (b) Reconstruction de I par $I - h$.
La reconstruction apparaît en trait épais et rouge.

Fig. 4.2.4 – Illustration du calcul des h-maxima.

Le principe de l'algorithme est une méthode par inondation (voir Fig. 4.2.5). Les minima locaux sont considérés comme des trous par lesquels monte l'eau. Lorsque l'eau issue de deux minima se rencontre, une digue est montée. L'ensemble des digues forme la ligne de partage des eaux.

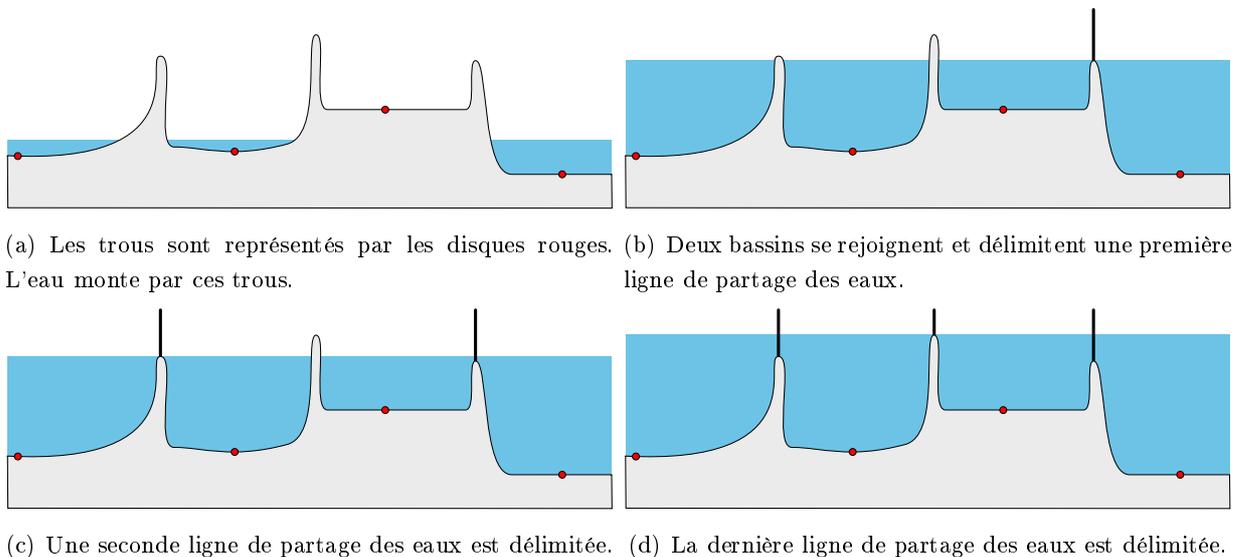


Fig. 4.2.5 – Ligne de Partage des eaux par inondation. L'eau monte par les trous (les disques) et inonde les bassins ; lorsque deux bassins se rejoignent, une digue est érigée : c'est la ligne de partage des eaux.

Pour une image donnée, il est classique d'utiliser les minima du gradient de l'image pour lui appliquer la ligne de partage des eaux. Mais il faut bien comprendre que le nombre de régions détectées est égal au nombre de minima locaux ; un opérateur tel que le gradient donne un résultat en général très bruité. Plusieurs techniques sont alors possibles pour réduire le bruit (et donc le nombre de régions) : filtrer l'image d'origine avant la détection des contours, ou utiliser des

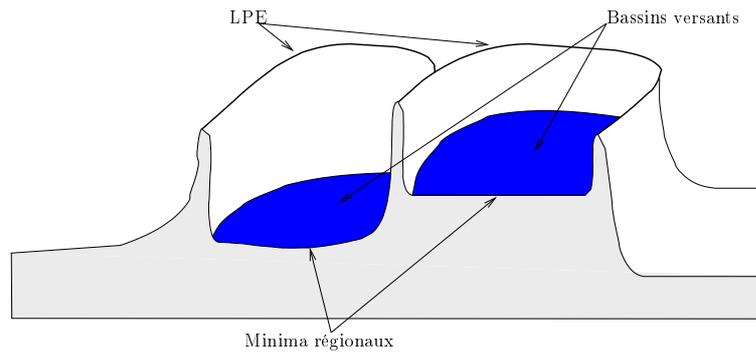


Fig. 4.2.6 – Illustration en perspective de la segmentation par LPE (Ligne de Partage des Eaux). A partir des minima régionaux, l'image est partitionnée en régions (les bassins versants, en bleu) et lignes de partage des eaux (watersheds).

marqueurs plutôt que les minima locaux pour contraindre le nombre de régions. Cette dernière technique est celle choisie dans la plupart des algorithmes de détection des cellules de cornées présentés au chapitre 5.

4.3 Squelettes, feux de prairies et cartes de distances

Le squelette d'une forme en analyse d'image est une courbe qui est considérée comme une simplification de la forme d'origine (Fig. 4.3.1). Cette courbe est généralement centrée dans la forme ; elle lui est topologiquement équivalente. Bien que n'étant pas rigoureusement équivalent à un squelette, l'axe médian est défini dans le même objectif. Dans ces quelques lignes, le terme "squelette" sera utilisé sans préciser la définition mathématique mais en conservant l'idée de simplification de la forme.



(a) Image binaire servant d'exemple. (b) Squelette de l'objet dessiné.

Fig. 4.3.1 – Exemple de squelettisation d'un objet fictif

Ce sont [Blum \[1967\]](#) et [Calabi and Hartnett \[1968\]](#) qui ont introduit la notion de feu de prairie et montré l'importance du squelette dans la vision humaine. Cette notion finalement très naturelle semble être un des principes de base de la perception visuelle, comme montré dans [Kimia \[2003\]](#). Dans la suite de cette thèse, beaucoup d'algorithmes utilisés font appel au calcul du squelette. Les feux de prairies introduisent tout naturellement les cartes de distances ([Cuisenaire \[1999\]](#); [Fouard \[2005\]](#)). A chaque point extérieur à la forme est associée la distance à cette forme (Fig.

4.3.2). En utilisant les maxima de cette carte de distance, il est possible de localiser les centres d'objets, et ce, même lorsqu'ils ne sont pas fermés.

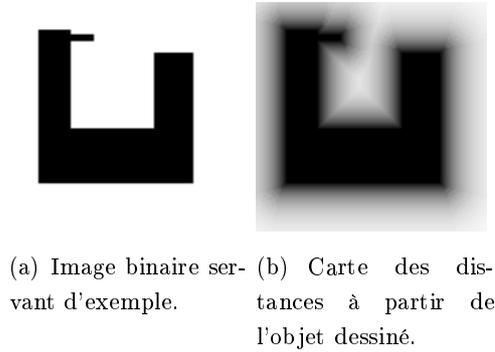


Fig. 4.3.2 – Exemple de carte des distances à partir d'un objet fictif

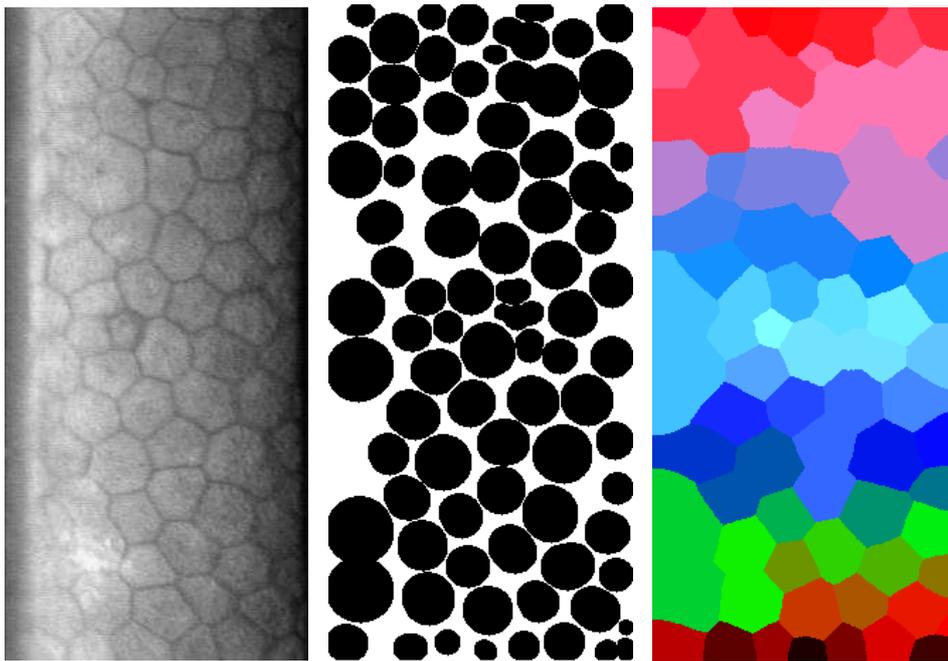
4.3.1 SKIZ : squelettisation par zone d'influence

Une zone d'influence ZI d'un ensemble $X_i \in D$ (appelé marqueur) se définit par l'ensemble des points qui sont plus proches de X_i que de tout autre X_j , $j \neq i$. Le SKIZ est la frontière de ces zones d'influence (Fig. 4.3.3).

$$ZI(X_i) = \{p \in D, d(p, X_i) \leq d(p, X_j), i \neq j\}$$

$$SKIZ(X_1, \dots, X_n) = D \setminus \bigcup_{i=1}^n ZI(X_i)$$

Les squelettes, de la même manière que les détecteurs de contours, sont des éléments de base qui soutiennent la vision humaine (voir Marr and Hildreth [1980]). Les zones d'influence sont régies par les principes de connectivité uniforme, de proximité et de fermeture présentés chapitre 3.



(a) Image de microscopie spéculaire (b) Disques représentant les cercles inscrits dans les cellules d'une cornée. (c) Zones d'influence des disques.

Fig. 4.3.3 – Exemple de segmentation des zones d'influence à partir de la Fig. (b). Les zones sont représentées par des couleurs différentes. Pour former l'image (b), une segmentation issue d'un watershed a été utilisée sur l'image (a). Les maxima locaux de la carte des distances sur la mosaïque obtenue permet de donner un ensemble de disques inscrits dans chaque bassin versant. Ces disques sont utilisés comme marqueurs pour construire les zones d'influence.

4.4 Morphologie mathématique adaptative et GANIP

Les opérations de morphologie mathématique utilisent des éléments structurants isotropes (qui n'ont pas de direction privilégiée) et identiques quelles que soient les images et les parties des images. [Debayle \[2005\]](#) a proposé une méthode basée sur des voisinages adaptatifs généraux (VAG) définis en chaque pixel d'une image, ce qui permet d'obtenir des éléments structurants adaptatifs ainsi que les opérations de morphologie mathématique adaptées au contexte local de l'image.

Un critère d'analyse h (en fait, une application définie sur D) est utilisé ; c'est une mesure locale effectuée sur l'image, telle que la luminance, le contraste, l'épaisseur...

Un espace vectoriel structure l'ensemble des applications critères, il est représenté par un \square ([Pinoli \[1997a\]](#)). Les opérations d'addition et de soustraction dans cet espace vectoriel seront notées \oplus et \ominus . La multiplication externe sera notée \otimes . Enfin, le réel m_{\square} est appelé tolérance d'homogénéité. Chaque élément (vecteur) s de cet espace vectoriel peut être écrit sous la forme suivante (voir [Debayle and Pinoli \[2006a\]](#)) :

$$s = s_{\oplus} \oplus s_{\ominus}$$

s_{\oplus} et s_{\ominus} sont appelées partie positive et partie négative de s , définies comme suit (\max_{\succeq} est le maximum au sens de la relation d'ordre \succeq , et 0_{\square} est le vecteur nul, c'est à dire l'élément neutre pour l'addition \oplus) :

$$s_{\oplus} = \max_{\succeq}(s, 0_{\square})$$

$$s_{\ominus} = \max_{\succeq}(\ominus s, 0_{\square})$$

Le module d'un vecteur est ainsi défini par :

$$|s|_{\square} = s_{\oplus} \oplus s_{\ominus}$$

Un VAG (Voisinage Adaptatif Général, voir Fig. 4.4.1) $V_{m_{\square}}^h(x)$ doit satisfaire deux conditions ([Debayle and Pinoli \[2005\]](#)) :

- ses points doivent être homogènes à x , par rapport au critère h , avec la tolérance d'homogénéité m_{\square} :

$$\forall y \in V_{m_{\square}}^h(x) \quad |h(y) \ominus h(x)|_{\square} \leq m_{\square}$$

- il doit être connexe par arcs, avec la topologie usuelle Euclidienne sur $D \subseteq \mathbb{R}^2$.

Pour définir un élément structurant adaptatif, [Debayle \[2005\]](#) introduit les ensembles suivants :

$$R_{m_{\square}}^h(x) = \bigcup_{z \in D} \{V_{m_{\square}}^h(z) | x \in V_{m_{\square}}^h(z)\}$$

Ces éléments structurants adaptatifs sont symétriques ($x \in R_{m_{\square}}^h(x) \Leftrightarrow y \in R_{m_{\square}}^h(y)$), contrairement aux VAG $V_m^h(x)$, cette propriété étant importante pour la perception visuelle ([Pinoli and Debayle \[2007\]](#)). La Fig. 4.4.2 permet de mieux visualiser la formation des éléments structurants adaptatifs. Les disques de rayon r sont comparés aux éléments structurants adaptatifs $R_{m_{\square}}^h(x)$ construits avec le critère h (par exemple, la luminance) et la tolérance d'homogénéité m_{\square} (permettant par exemple de définir un intervalle de luminance, voir Fig. 4.4.1).

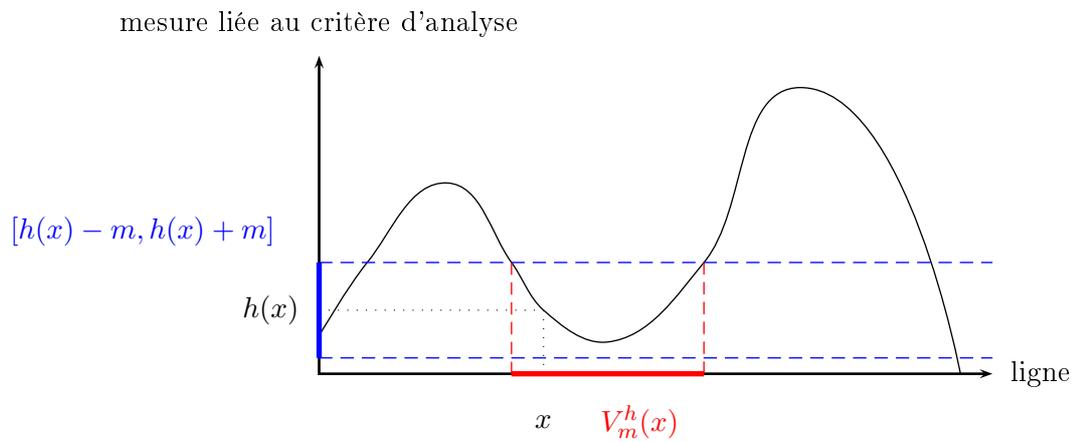


Fig. 4.4.1 – Principe de construction des voisinages adaptatifs généraux V_m^h dans l'espace vectoriel usuel CLIP (qui signifie CLassical Image Processing, c'est à dire utilisant les opérations usuelles : $\ominus = -$ et $\oplus = +$).

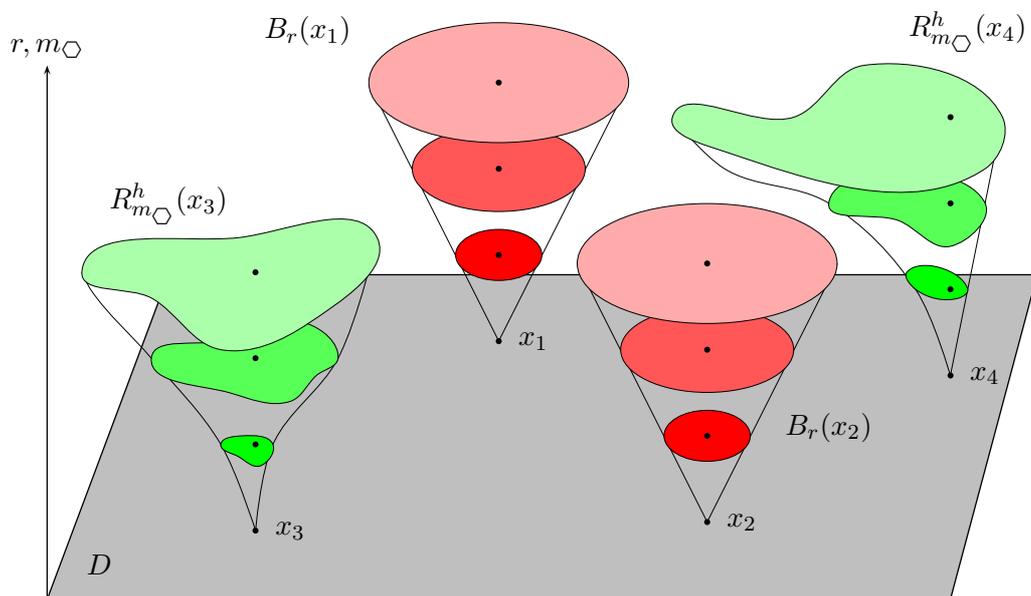


Fig. 4.4.2 – Exemple d'éléments structurants adaptatifs R_m^h et usuels B_r pour trois valeurs des paramètres r et m_{\square} . $B_r(x_1)$ et $B_r(x_2)$ ont même forme et $\{B_r(x)\}_r$ est une famille de parties homothétique de centre $x \in D$. A l'inverse, les formes de $R_m^h(x_3)$ et $R_m^h(x_4)$ sont différentes et $\{R_m^h(x)\}_{m_{\square}}$ n'est pas une famille homothétique.

Ainsi, ces éléments structurants permettent la définition d'opérateurs morphologiques adaptatifs, comme par exemple la dilatation (l'érosion sera définie de la même manière avec un inf) :

$$D_{m_{\square}}^h : \begin{cases} \mathcal{I} & \rightarrow \mathcal{I} \\ f & \mapsto D_{m_{\square}}^h(f) \end{cases}$$

où

$$D_{m_{\square}}^h(f) : \begin{cases} D & \rightarrow E \\ x & \mapsto \sup_{w \in R_{m_{\square}}^h(x)} f(w) \end{cases}$$

Ces opérateurs et ces ensembles définissent un espace de travail généralisé, appelé GANIP, pour General Adaptive Neighborhood Image Processing (Debayle and Pinoli [2006a,b]; Pinoli and Debayle [2007]). Les méthodes GANIP, de par leur construction, se basent sur des éléments importants de la perception visuelle humaine, comme l'adaptativité spatiale et multi-échelle, la symétrie ou la connectivité uniforme. Elles peuvent être utilisées dans un espace non linéaire comme le LIP³ (Jourlin and Pinoli [1987, 2001]), qui respecte les lois de perception de l'intensité lumineuse et des contrastes (Pinoli [1997b]), comme la loi de Weber-Fechner, qui affirme que le système visuel est sensible non pas aux différences mais aux ratios des intensités lumineuses.

Ces notions d'analyse adaptative seront utilisées aux paragraphes 5.2.2 (méthode de segmentation des cornées) et 7.5 (pour la définition d'une semi-pseudo-distance pour l'évaluation des segmentations).

³Logarithmic Image Processing

4.5 Fermeture des contours

4.5.1 Définitions

Mosaïque

Une mosaïque ou tessellation est un partitionnement complet (sans trou) du plan par des figures géométriques qui ne se superposent pas. En latin, tessella désigne un élément (de pierre, verre ou argile) utilisé pour faire une mosaïque. Le mot tessella signifie petit carré, et vient du grec tésera (quatre).

Les mosaïques sont présentes dans la nature, par exemple les nids d'abeilles (Fig. 4.5.1) sont construits de telle façon que le rapport entre le volume utile et la matière utilisée est maximal (Satabin [2004]). Certains arrangements cellulaires forment aussi une mosaïque, comme les cellules de la peau, les mousses de savon (Lordereau [2002]), des polycristaux métalliques par exemple. Il en est ainsi des cellules de l'endothélium cornéen.



Fig. 4.5.1 – Les nids d'abeilles forment un pavage hexagonal régulier. C'est l'architecture qui permet de minimiser la matière utilisée par rapport au volume utile.

Pour des raisons de minimisation des contraintes énergétiques, les cellules de l'endothélium sont hexagonales et régulières.

Mosaïque incomplète

Du fait de la présence de perturbations dans les images, les mosaïques calculées par détection des contours sont incomplètes. Il manque des informations. Les contours sont appelés **fragments** (Wang et al. [2005]) : fragments **réels** pour les contours effectivement détectés et présents, et fragments **virtuels**, pour ceux qui ne sont pas détectés mais qui devraient l'être, car ils sont visuellement inférés (Fig. 4.5.2).

L'opération qui consiste à fermer les mosaïques et donc à trouver les fragments virtuels est appelée **reconstruction** et plus précisément **complétion**. Les fragments peuvent être de forme quelconque et seront parfois alors appelés **courbes**. S'ils sont droits, ce seront alors des **segments** reliant deux **extrémités**.

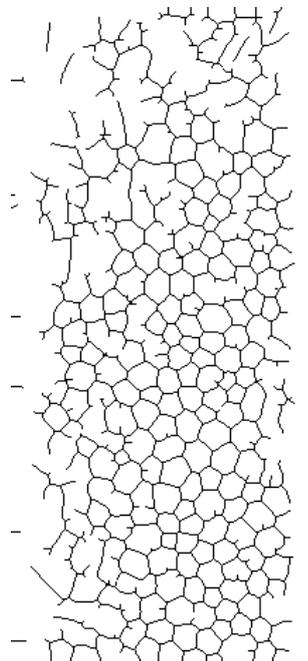


Fig. 4.5.2 – Détection des contours sur une image de l'endothélium cornéen humain prise en microscopie optique spéculaire. Le manque d'informations ne permet pas de détecter tous les contours, qui doivent donc être complétés.

Cette section présente différentes méthodes employées pour compléter les mosaïques.

4.5.2 Méthode avec graphe et recherche de cycle

La recherche de contours *saillants* (salient en anglais), ce qui correspond en français à visuellement important et pertinent, est effectuée dans un graphe (Fig. 4.5.2) formé par les extrémités (les sommets) et les fragments (les arcs). Les fragments réels et les fragments virtuels sont valués différemment. Les fragments virtuels sont tous représentés (c'est-à-dire, tous les appariements possibles de deux extrémités).

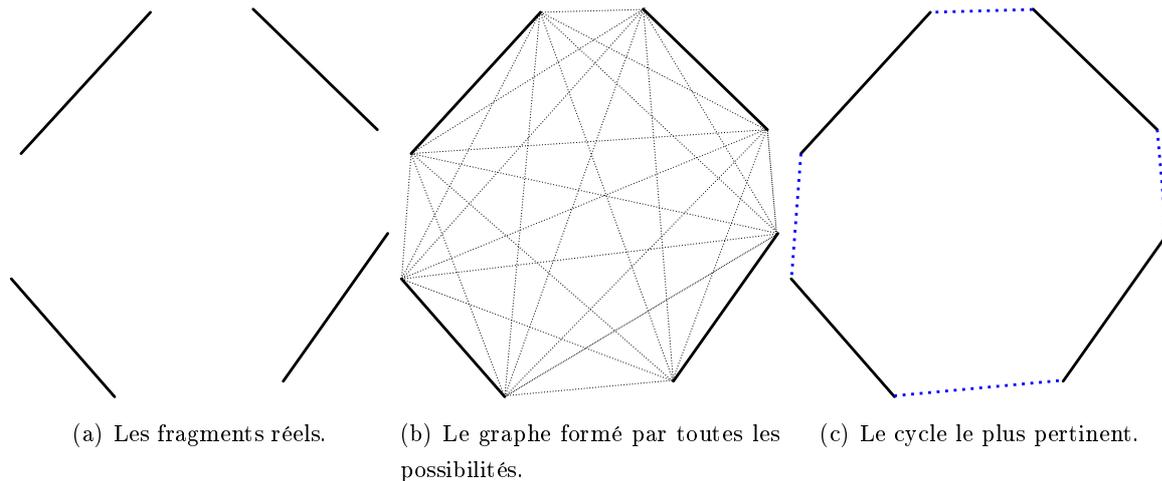


Fig. 4.5.3 – Les fragments réels sont représentés par des traits continus (a) et les fragments virtuels par des traits discontinus (b). Le cycle le plus pertinent est représenté par des traits épais (c).

Dans ce graphe, le cycle le plus pertinent est recherché selon un critère, comme par exemple le *Ratio Contour* présenté dans Wang et al. [2005]. Dans un second temps, cette méthode permet de fermer les contours en utilisant des approximations par splines. D'une façon similaire, Elder and Zucker [1996] recherchent le cycle optimal dans un graphe en utilisant un algorithme de plus court chemin. L'inconvénient de ces méthodes est qu'elles présupposent l'existence d'un unique cycle à trouver.

4.5.3 Méthodes de recherche de plus court chemin

Présentées dans Cocquerez et al. [1995]; Deriche et al. [1988], voici deux méthodes basées elles aussi sur des évaluations de plus courts chemins, qui tentent de fermer les contours à partir des extrémités des fragments.

Prolongation entre deux extrémités

Le meilleur moyen de fermer un contour entre deux extrémités est de trouver un plus court chemin (en utilisant une méthode basée sur l'algorithme A^* (Nilsson [1971]) de recherche de plus court chemin dans un graphe) entre ces deux points. L'algorithme cherche un coût minimal en utilisant des informations telles que la norme du gradient, la courbure et la distance à l'objectif. Cela

ressemble beaucoup à des contours actifs (présentés au paragraphe 4.5.4) établis entre les deux extrémités (Fig. 4.5.4).

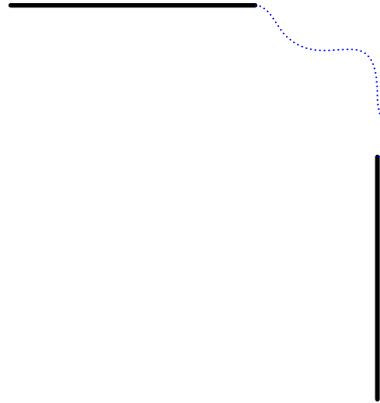


Fig. 4.5.4 – Illustration du plus court chemin (représenté en traits discontinus) entre deux fragments réels (représentés en traits continus)

L'inconvénient majeur de cette méthode est qu'il faut au préalable avoir sélectionné un couple d'extrémités à relier.

Prolongation d'une extrémité unique

Pour pallier ce problème, un meilleur chemin est recherché à partir d'une extrémité unique (voir [Deriche et al. \[1988\]](#)). Cette méthode consiste à établir de proche en proche (un critère de limitation de profondeur est donné) les prolongations possibles d'une extrémité jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint (un autre contour est atteint ou une longueur limite est dépassée) (Fig. 4.5.5).

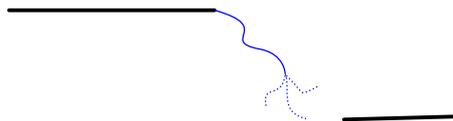


Fig. 4.5.5 – Illustration de la prolongation d'une extrémité unique par une règle de meilleur chemin. Celui-ci se calcule de proche en proche, les deux traits horizontaux doivent être reliés. Le trait continu bleu est le meilleur chemin trouvé à une étape donnée, et les traits discontinus représentent les chemins possibles à l'étape suivante.

L'avantage de cette méthode est que chaque extrémité peut être prolongée de cette manière. Il faut cependant noter que le critère de profondeur ne trouve pas forcément de justification. De même, la prolongation décrite dans [Deriche et al. \[1988\]](#) s'appuie sur des informations présentes dans l'image, et elle est impossible par exemple sur des images binaires, ou plus simplement sur les images de l'endothélium cornéen Fig. 5.1.3, qui ne contiennent pas toutes les informations.

4.5.4 Contours actifs

Les méthodes de calculs de plus courts chemins conduisent naturellement à la présentation des contours actifs (appelés aussi modèles déformables, DSM), introduits la première fois par [Kass et al.](#)

[1988], puis généralisé à des modèles 3D dans [Terzopoulos et al. \[1988\]](#). La déformation est régie par des notions d'énergies : énergie interne pour les notions de régularité liées au contour, ou énergie externe pour les notions liées à l'image (qui lient le contour aux notions de géodésie).

Basées sur les mêmes principes, de nombreuses méthodes existent, comme par exemple les surfaces déformables (ASM, active shapes models, voir [Cootes et al. \[1999\]](#); [Montagnat et al. \[2000, 2001\]](#)). Ces modèles permettent de fermer des contours ([Rochery et al. \[2004\]](#); [Cootes et al. \[2001\]](#)) et pourraient se révéler utiles dans le cas des contours partiellement occlus des cellules de l'endothélium cornéen. Les contraintes imposées à ces modèles de manière générale sont assez fortes, comme les hypothèses de régularité sur les courbes (par exemple l'existence des dérivées secondes des courbures). Nous avons décidé de ne pas implémenter ces méthodes pour nous focaliser sur les principes de la théorie de la Gestalt, qui n'ont besoin que d'un cadre topologique.

4.5.5 Méthodes morphologiques

L'opération morphologique de dilatation (voir paragraphe 4.2 pour une brève introduction et quelques références) peut être utilisée pour rapprocher ou mettre en correspondance des fragments. Ainsi [Jiang \[2000\]](#) réalise la fermeture des contours présents dans chaque région indépendamment. Tant que le critère d'uniformité n'est pas atteint, la dilatation (tout d'abord par un élément structurant symétrique, c'est-à-dire ne privilégiant aucune direction) permet de subdiviser chaque région. Une fermeture adaptative est mise en place, qui utilise une dilatation directionnelle ([Kurdy \[1990\]](#)) prenant en compte l'orientation du fragment à l'extrémité considérée.

Cette orientation est trouvée à partir d'une certaine longueur (prise arbitrairement) de l'extrémité. Il est à noter que ce travail de fermeture n'est effectué que sur les mosaïques, appelées en anglais *binary edge maps*. Les informations de niveaux de gris (l'image d'origine) ne sont utilisées que pour calculer le critère d'uniformité sur chaque région.

Morphologie directionnelle

Une dilatation conique a été utilisée par [Arnould et al. \[2001\]](#) pour segmenter et fermer les joints de grains. Cette méthode utilise les principes énoncés par [Kurdy \[1990\]](#) pour définir la morphologie directionnelle. En plus d'une direction, il est possible d'effectuer une fermeture géodésique, en prenant pour image géodésique l'image gradient, le chapeau haut de forme ou un simple seuillage de l'image initiale.

Sur le principe, une telle technique est très intéressante, mais dans les faits, la direction à choisir est la principale difficulté à surmonter.

4.5.6 Tensor Voting

Cette méthode, présentée à l'origine dans [Guy and Medioni \[1993\]](#), permet de fermer des contours à la suite d'un vote, c'est à dire d'une convolution avec un objet particulier (appelé extension field, ou champ d'extension en français) représenté sur la Fig. 4.5.6. Les sections suivantes permettent de se faire une idée du principe de cette méthode. Le lecteur pourra se reporter aux références [Tong et al. \[2004\]](#); [Mordohai and Medioni \[2006\]](#) pour plus de précisions.

Orientation des contours

Dans un premier temps, les contours sont orientés : à chaque pixel, une orientation privilégiée est calculée. Ainsi, l'image est transformée en champ de tenseurs, représentant les directions privilégiées localement, c'est à dire pour chaque pixel, deux orientations (vecteurs) e_1 et e_2 et deux forces λ_1 et λ_2 .

Champ d'extension

Le champ d'extension est l'élément qui va permettre la prolongation des contours. C'est un champ de vecteurs représentant le maximum de vraisemblance de continuation en chaque élément contributif (chaque élément de contour). Le champ d'extension est infini, bien qu'en pratique sa contribution devienne négligeable à une certaine distance. Il est représenté Fig. 4.5.6.

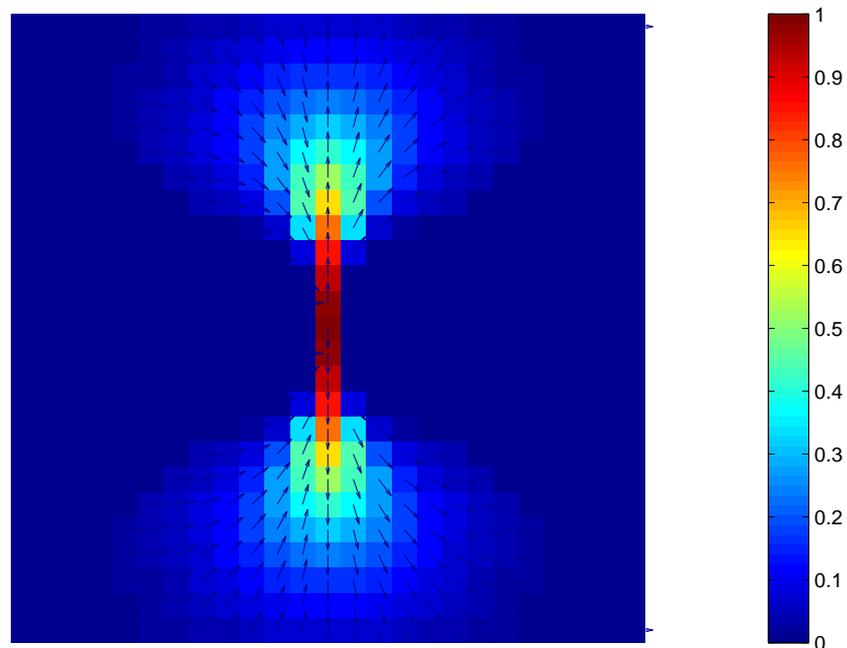


Fig. 4.5.6 – Champ d'extension (extension field) utilisé dans le vote pour la méthode du tensor voting : c'est un champ de tenseurs. Cette image représente l'orientation (par les flèches) et la force (par la couleur). Il représente la contribution de chaque pixel, et le vote est réalisé grâce à une convolution de l'image avec cet objet.

Vote

Un vote est la contribution d'un pixel : l'orientation qui lui est associée permet de définir l'orientation du champ d'extension. Chaque vote est ensuite ajouté, ce qui permet d'obtenir un champ de tenseurs.

Les moments de ce champ de vecteurs sont calculés en chaque pixel, et ses valeurs propres λ_{max} et λ_{min} sont calculées. La différence entre ces deux valeurs propres représente la mesure de saillance, c'est à dire que plus la différence $\lambda_{max} - \lambda_{min}$ est importante, plus la probabilité de continuation du contour au point considéré est forte.

L'algorithme de fermeture des contours utilisant cette méthode est proposé page 106 (Alg. 13).

4.6 Événements significatifs

L'approche proposée par Desolneux et al. [2000, 2001, 2008] se base sur des méthodes probabilistes pour détecter les structures présentes dans une image en s'inspirant de la théorie de la gestalt.

Ainsi, un événement observé (par exemple, un alignement de points) est significatif si la probabilité d'apparition dans du bruit de cet événement est inférieure à un seuil T fixé. De cette manière, des événements ϵ -significatifs sont définis, ce qui correspond à l'espérance du nombre d'occurrences de cet événement dans une image (Desolneux et al. [2003a,b]). Autrement dit, le paramètre ϵ représente le nombre d'événements qu'il est possible d'observer par hasard sur une image.

4.7 Conclusion

Plusieurs outils et concepts du traitement d'images ont été présentés dans ce chapitre. Certains seront utilisés dans les prochains chapitres pour tout d'abord détecter les contours (chapitre 5), puis les fermer (chapitre 6).

CHAPITRE 5

Segmentation I

SOMMAIRE

5.1	Etat de l'art dans la segmentation des contours	76
5.1.1	Méthodes d'analyse par détection des contours	76
5.1.2	Utilisation en milieu hospitalier	76
5.1.3	Méthodes plus évoluées	78
5.2	Méthodes appliquées aux images de l'endothélium cornéen humain .	83
5.2.1	Les watersheds topologiques	83
5.2.2	Méthode GANIP (General Adaptative Neighborhood Image Processing) .	84
5.2.3	Conclusion	85
5.3	Conclusion	85

Ce chapitre présente les méthodes publiées de segmentation des contours des cellules de la cornée. Tout d'abord, la première section réalise un état de l'art sur les méthodes d'évaluation de l'endothélium cornéen humain, et présente deux méthodes issues de la littérature utilisées pour détecter les contours de ces cellules.

La section suivante présente deux ensembles d'outils qui ont été adaptés aux images de l'endothélium.

5.1 Etat de l'art dans la segmentation des contours

5.1.1 Méthodes d'analyse par détection des 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, les premiers algorithmes apparaissent au début des années 80 avec [Lester et al. \[1981\]](#). C'est au début des années 90 que les méthodes innovantes commencent à être mises au point : correction de la dérive d'éclairement due à la technique d'acquisition et détection des contours adaptée aux spécificités des cellules de l'endothélium cornéen ([Cazuguel et al. \[1991\]](#); [Yu et al. \[1991\]](#)).

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. \[1991\]](#) propose une méthode de correction et suppression des bordures. Puis, une méthode vraiment efficace est proposée par [Vincent and Masters \[1992\]](#). Celle-ci se base sur une détection des marqueurs des cellules (les centres supposés des cellules) suivie d'une ligne de partage des eaux contrainte (watershed, voir paragraphe 4.2). L'avantage du watershed sera présenté par la suite pour ce type d'images.

D'une manière très proche, les méthodes proposées par [Angulo and Matou \[2005\]](#) et [Bezerra \[2001\]](#) permettent aussi de réaliser une détection des marqueurs des cellules suivie d'un watershed contraint. Les sous-sections suivantes présentent tout d'abord les outils utilisés en milieu hospitalier, puis développent ces trois méthodes. Les deux premières méthodes ([Vincent and Masters \[1992\]](#) et [Angulo and Matou \[2005\]](#)) sont comparées dans [Gavet and Pinoli \[2007\]](#).

5.1.2 Utilisation en milieu hospitalier

Jusqu'au début des années 2000, les ophtalmologistes utilisaient le comptage manuel pour effectuer la validation de la qualité des greffons cornéens (paragraphe 2.2.1). Les travaux présentés dans [Gain et al. \[2002b,a\]](#) ont permis de diffuser une version commerciale d'une méthode d'analyse automatique mise au point en 2000. Ce logiciel est utilisé dans les banques de cornées pour la validation avant la greffe des boutons cornéens (les greffons). Il est simplement basé sur un seuillage. Ce paragraphe présente une méthode qui utilisée dans le cas de l'endothélium cornéen observé en microscopie optique classique (ex vivo, pour l'analyse des greffons), bien que cette thèse soit centrée sur l'analyse des images de microscopie optique spéculaire. Les méthodes que nous présenterons découlent de celle-ci, c'est pourquoi il est intéressant de la mentionner.

Algorithme simple basé sur un seuillage

Cet algorithme a été mis en place à l'origine pour évaluer la qualité de l'endothélium cornéen des greffons observés par microscopie optique classique (Fig. 5.1.2 et son histogramme Fig. 5.1.1). Les contours grossiers des cellules sont extraits avec un seuillage global sur l'image, puis une squeletisation permet d'obtenir des contours fins pour les cellules (Alg. 2). Quelques règles, adaptées du comptage manuel, permettent de définir les limites des cellules (la frontière appartient-elle à la cellule? Dans ce cas, comment prendre en compte l'aire de pixels qui sont dans des frontières communes). Cet algorithme est implémenté dans un logiciel utilisé dans certaines banques de cornée.

- 1 Seuillage manuel ou automatique;
- 2 Opération de fermeture morphologique sur les contours;
- 3 Squelettisation des contours;

Algorithme 2 : Méthode de détection des cellules sur les images de microscopie optique classique.

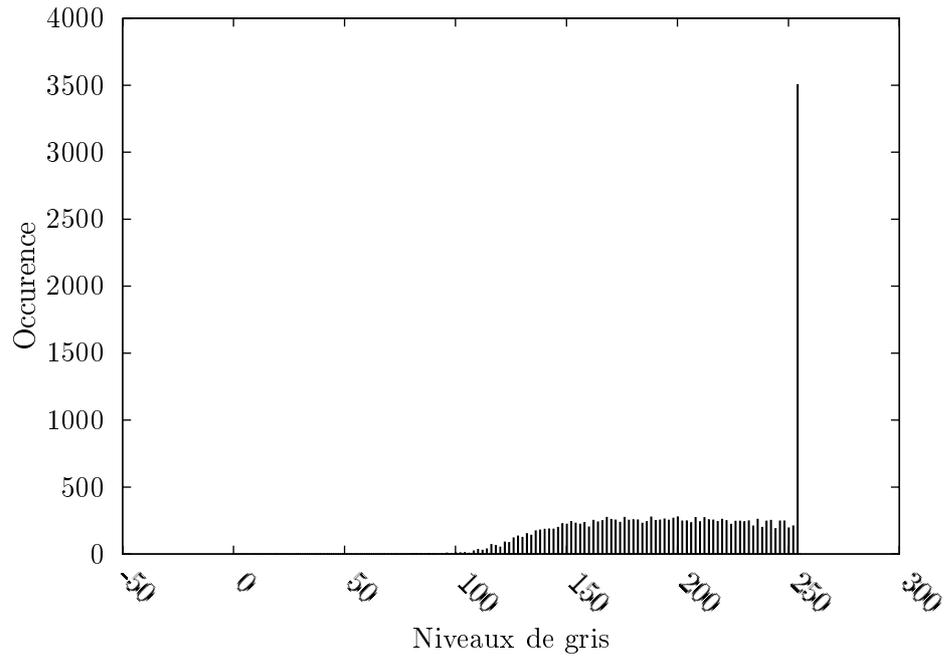
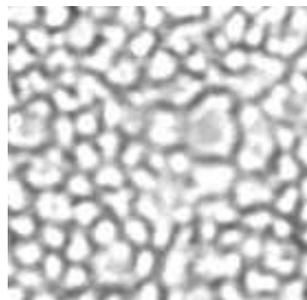


Fig. 5.1.1 – Histogramme de la Fig. 5.1.2. En abscisse sont représentés les niveaux de gris, en ordonnée les occurrences de ces niveaux de gris.



(a) Extrait d'une image de microscopie optique classique de l'endothélium cornéen humain.



(b) Binarisation de la Fig. (a) pour le seuil 202.

Fig. 5.1.2 – Résultat de la binarisation d'une image de microscopie optique classique.

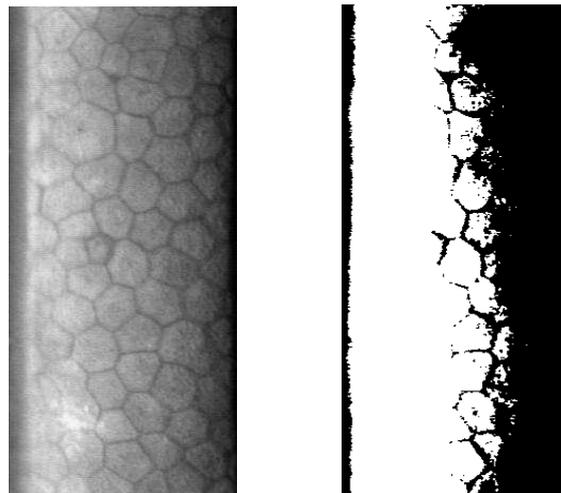
Élimination du bruit de fond en microscopie optique classique et spéculaire

L'utilisation du seuillage permet d'avoir une méthode très rapide. Cependant, l'intérieur des cellules contient parfois des zones de même intensité que les bordures. Un seuillage global (appliqué sur toute l'image) est donc trop grossier, et les utilisateurs l'ont bien remarqué, car ils choisissent manuellement une zone d'intérêt dans laquelle ils effectuent l'analyse.

Dans les cas d'images de microscopie optique classique (à la banque de cornées, sur des images acquises *ex vivo*), il est intéressant de remarquer que les images acquises sont de mauvaise qualité, saturées dans les blancs par le technicien qui ainsi devance l'étape de seuillage (Fig. 5.1.1). Il faut aussi noter que son intervention manuelle (pour corriger les bordures des cellules) reste importante.

Dérive d'éclaircissement

Si cette même méthode est appliquée aux images de microscopie optique spéculaire (Fig. 5.1.3), la dérive d'éclaircissement empêche d'obtenir une image binarisée exploitable (Fig. 5.1.3(b)). Quelques tentatives ont été réalisées pour modéliser la dérive d'éclaircissement (notamment de manière linéaire) pour la supprimer et pouvoir utiliser une méthode de binarisation par la suite. Les résultats n'ont pas été convaincants.



(a) Image de microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen humain.

(b) Binarisation par seuillage de la Fig. (a) pour le seuil 127.

Fig. 5.1.3 – Résultat de la binarisation d'une image de microscopie optique spéculaire.

Des méthodes plus complexes de détection des contours permettent de s'affranchir de cette dérive d'éclaircissement. Elles sont présentées dans les sections qui suivent.

5.1.3 Méthodes plus évoluées

Les méthodes présentées dans ces paragraphes utilisent la morphologie mathématique (voir section 4.2). Elles sont conçues de telle manière que la dérive d'éclaircissement n'est plus un problème. Dans

la présentation des algorithmes, des paramètres sont mentionnés : par la suite (Chapitre 8), une étude fera varier ces paramètres et déterminera les valeurs les meilleures.

Deux algorithmes vont maintenant être présentées en détail, tirés de [Vincent and Masters \[1992\]](#) et [Angulo and Matou \[2005\]](#).

Précisions sur la méthode de [Vincent and Masters \[1992\]](#)

Voici l'algorithme utilisé :

Données : $Input \leftarrow$ Image en niveaux de gris de l'endothélium cornéen.
 $o \leftarrow$ ordre du filtre alterné séquentiel
 $h \leftarrow$ paramètre pour la h-reconstruction
Sorties : Segmentation des cellules.

```

1 begin
2    $I \leftarrow$  Filtre alterné séquentiel de  $Input$  d'ordre  $o$ ;
3    $\rho(I - h) \leftarrow$  Reconstruction à niveaux de gris de  $I$  par  $I - h$ ;
4    $markers \leftarrow$  Maxima de  $\rho(I - h)$ ;
5    $segmentation \leftarrow$  watershed contraint par  $markers$  sur l'image  $Input$ ;
6 end

```

Algorithme 3 : Algorithme de [Vincent and Masters \[1992\]](#) pour segmenter les cellules de l'endothélium cornéen.

Dans l'article de [Angulo and Matou \[2005\]](#), le filtre alterné séquentiel est de petit ordre (probablement de 2 à 4), et la constante h est précisée comme étant inférieure à 10 niveaux de gris. Le watershed sur l'image d'origine est susceptible d'introduire beaucoup d'erreurs dans le calcul des contours des cellules, mais l'important ici est de positionner correctement les marqueurs à l'intérieur des cellules (voir Fig. 5.1.4 pour un résultat).

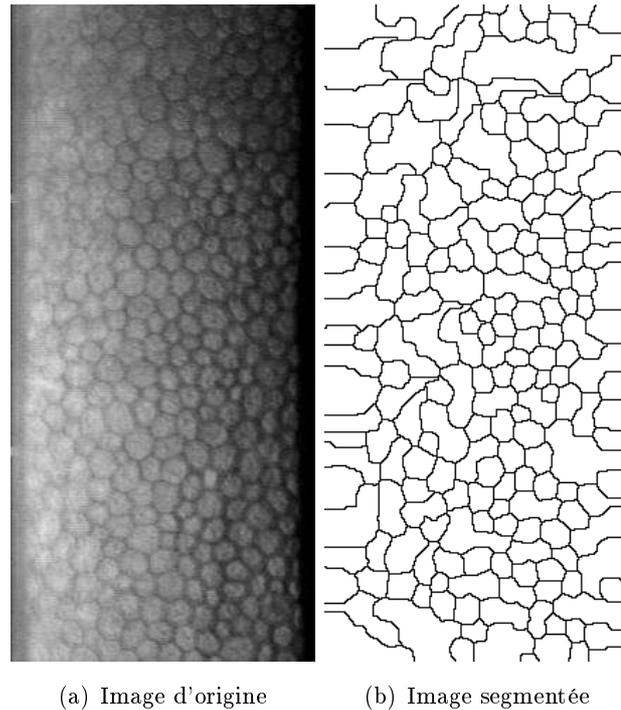


Fig. 5.1.4 – Exemple de segmentation des cellules par la méthode de [Vincent and Masters \[1992\]](#).

Précisions sur la méthode de [Angulo and Matou \[2005\]](#)

Cet algorithme a été présenté dans le cas des greffons cornéens (observation ex vivo en microscopie optique classique). Il a dû être légèrement adapté aux contraintes de la microscopie optique spéculaire, notamment pour les paramètres qui sont liés à la taille des cellules (les champs d'observation sont différents).

Le paramètre h de cet algorithme correspond à la méthode de h -reconstruction. La présentation de cet algorithme diffère ici de celle effectuée dans [Angulo and Matou \[2005\]](#) pour rester homogène avec les autres présentations, notamment sur tout ce qui est fermeture des contours. Le filtre

gaussien est choisi de taille 1 pour ne pas avoir un trop grand nombre de paramètres, et aussi parce qu'il est plus intéressant d'observer l'influence des autres paramètres.

Données : $Input \leftarrow$ Image en niveaux de gris de l'endothélium cornéen.
 $S_1 \leftarrow$ taille d'un élément structurant
 $S_2 \leftarrow$ taille d'un autre élément structurant
 $u \leftarrow$ valeur d'un seuil
 $t \leftarrow$ nombre d'itérations dans l'opération d'amincissement
 $h \leftarrow$ valeur de la h-reconstruction
Sorties : Segmentation des cellules.

```

1 begin
2    $G \leftarrow$  Filtrage gaussien de  $Input$  de taille 1;
3    $I \leftarrow$  Ouverture morphologique de  $G$  avec  $S_1$ ;
4    $T \leftarrow$  Black-Top-Hat sur  $I$  avec  $S_2$ ;
5    $B \leftarrow$  Binarisation par seuillage sur  $[u; 255]$ ;
6    $skel \leftarrow$  Amincissement de  $T$  avec  $t$  itérations;
7    $DM \leftarrow$  Carte des distances sur  $skel$ ;
8    $markers \leftarrow$  Extraction des maxima régionaux étendus (paramètre  $h$ ) sur  $DM$ ;
9    $segmentation \leftarrow$  Watershed contraint par  $markers$  sur l'inverse de la carte des
   distances  $DM$ ;
10 end

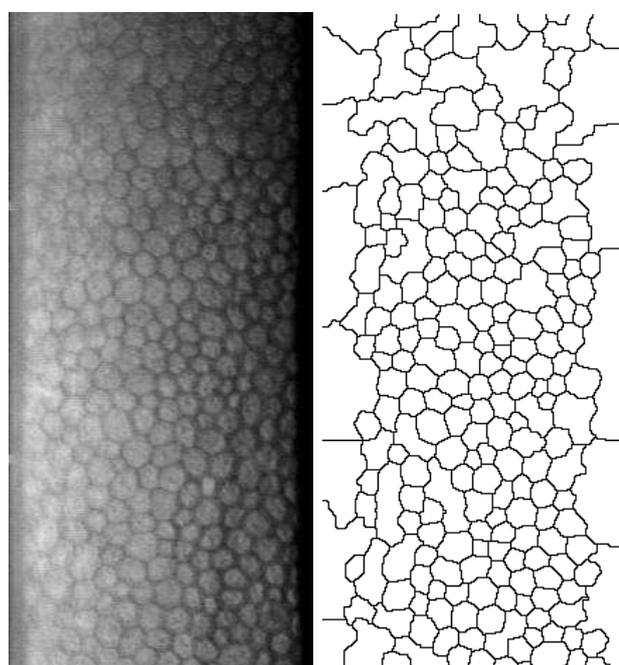
```

Algorithme 4 : Algorithme de [Angulo and Matou \[2005\]](#) pour segmenter les cellules de l'endothélium cornéen.

Un résultat est présenté sur la Fig. 5.1.5.

Conclusion

Ces méthodes semblent donner de bons résultats. La prochaine section présente d'autres méthodes qui ont été adaptées au cas de l'endothélium cornéen en microscopie optique spéculaire.



(a) Image d'origine

(b) Image segmentée

Fig. 5.1.5 – Exemple de segmentation des cellules par la méthode de [Angulo and Matou \[2005\]](#).

5.2 Méthodes appliquées aux images de l'endothélium cornéen humain

Les méthodes présentées dans cette section ont été reprises et adaptés de travaux déjà publiés. Parmi ceux-ci, les travaux de [Bezerra \[2001\]](#) (des précisions sont apportées dans le paragraphe 5.2.1 suivant) sont appliqués à des détections de joints de grains, et ont été adaptés pour l'occasion aux image de l'endothélium cornéen. De même, [Debayle \[2005\]](#) fournit un ensemble d'outils d'analyse qui ont donné lieu à des développements spécifiques pour ces images.

5.2.1 Les watersheds topologiques

Dans une image binaire, une transformation topologique préserve les relations de connexité entre les objets présents dans l'image. Les opérateurs topologiques proposés par [Couprie and Bertrand \[1997\]](#); [Bertrand et al. \[1997\]](#) s'appliquent aux images en préservant la topologie de chaque coupe de l'image, c'est-à-dire de chaque section binaire relative à un seuil de niveau de gris. Les principes mathématiques de ces opérateurs n'ont pas été présentés dans ce manuscrit car ils emmèneraient le lecteur trop loin du sujet. Les références présentées donnent des explications claires et détaillées sur ces outils.

L'algorithme proposé par la suite (Alg. 5) est dédié à la segmentation des images de l'endothélium cornéen. Le lecteur pourra lire la thèse de [Bezerra \[2001\]](#) pour obtenir plus de détails sur les opérations effectuées. Les résultats semblent bons et il paraissait intéressant de les faire figurer dans les comparaisons effectuées par la suite (au chapitre 8).

Données : *Input* \leftarrow Image en niveaux de gris de l'endothélium cornéen.

t \leftarrow nombre d'itérations de l'amincissement

h \leftarrow paramètre pour le calcul des h-maxima

Sorties : Segmentation des cellules.

1 **begin**

2 *a* \leftarrow Amincissement homotopique sur *t* itérations;

3 *r* \leftarrow Restauration de crêtes de *a*;

4 *hm* \leftarrow H-minima de *r* avec le paramètre *h*;

5 *wshed* \leftarrow Watershed topologique de *hm*;

6 *segmentation* \leftarrow Minima de *wshed*;

7 **end**

Algorithme 5 : Algorithme de [Bezerra \[2001\]](#) pour segmenter les cellules de l'endothélium cornéen. Les outils de la bibliothèque [Pink²](#) ont été utilisés.

Quelques résultats

Un résultat est présenté à la Fig. 5.2.2.

²<http://www.esiee.fr/~coupriem/pinkdoc/html/index.html>

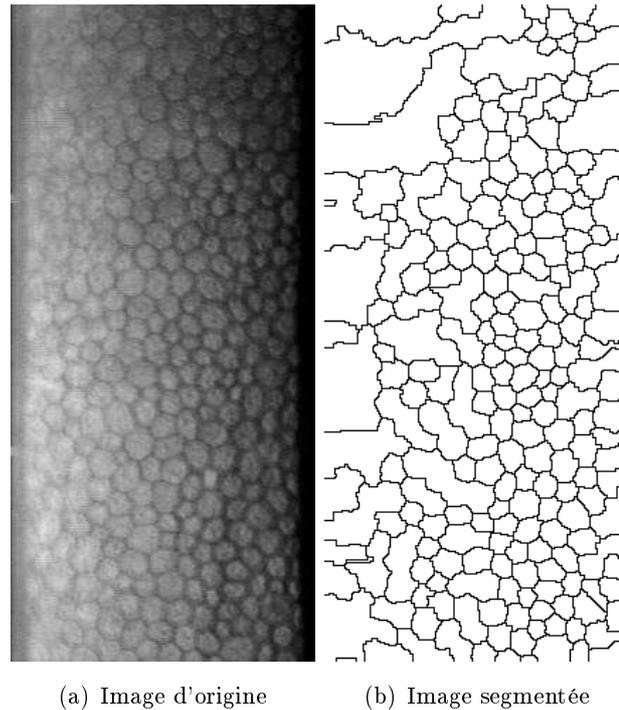


Fig. 5.2.1 – Exemple de segmentation des cellules par la méthode de [Bezerra \[2001\]](#).

5.2.2 Méthode GANIP (General Adaptative Neighborhood Image Processing)

Cette méthode utilise les outils mis en place dans la thèse de [Debayle \[2005\]](#). Elle consiste à définir des voisinages adaptatifs grâce à un paramètre de tolérance m , ici basé sur la luminance et avec les opérateurs classiques de traitement d'images (voir paragraphe 4.4). L'algorithme 6 est inspiré de [Debayle et al. \[2006\]](#), qui présentent une méthode de détection des contours des cellules de l'endothélium cornéen pour des images de microscopie optique classique. Le temps de calcul des opérateurs GAN est plus important que les opérateurs classiques de morphologie mathématique, car les voisinages sont calculés pour chaque pixel. La méthode présentée reprend le schéma classique d'un filtrage suivi d'une détection des contours fermés, très proche finalement de la méthode [Vincent and Masters \[1992\]](#).

Données : $Input \leftarrow$ Image en niveaux de gris de l'endothélium cornéen

$m \leftarrow$ paramètre de tolérance

$h \leftarrow$ paramètre pour les h-maxima

Sorties : Segmentation des cellules.

1 **begin**

2 $I_f \leftarrow$ GANouverture (paramètre m de tolérance) de $Input$;

3 $markers \leftarrow$ h-maxima de I_f ;

4 $segmentation \leftarrow$ Watershed contraint par $markers$ sur I_f ;

5 **end**

Algorithme 6 : Méthode de [Debayle et al. \[2006\]](#) pour détecter les cellules de l'endothélium cornéen.

Quelques résultats

Un résultat est présenté à la Fig. 5.2.2.

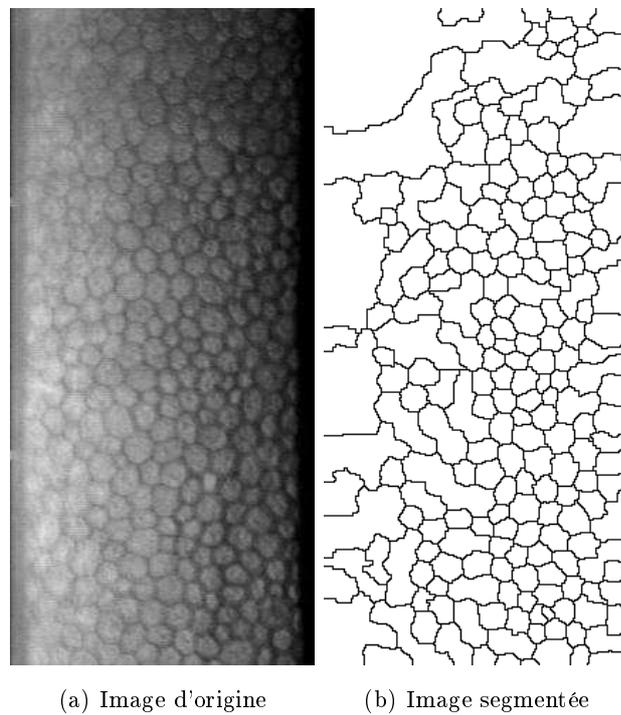


Fig. 5.2.2 – Exemple de segmentation des cellules par la méthode de [Debayle et al. \[2006\]](#).

5.2.3 Conclusion

Ces méthodes utilisent des outils légèrement différents de ceux de la morphologie mathématique classique, mais ils sont fortement calqués sur la méthode [Vincent and Masters \[1992\]](#).

5.3 Conclusion

Les méthodes proposées donnent visuellement de bons résultats, ce qui sera vérifié quantitativement par la suite. Il est intéressant de remarquer qu'une structure générique se dégage (voir Alg. 7).

Données : Image I de microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen.

Sorties : Mosaïque segmentée

```

1 begin
2   | Lissage de l'image;
3   | Extraction des Contours;
4   | Fermeture des contours;
5 end

```

Algorithme 7 : Algorithme générique faisant ressortir la structure des algorithmes présentés dans le tableau 8.1.

L'extraction des contours et leur fermeture ne sont pas nécessairement des étapes dissociées. Par exemple, les méthodes [Vincent and Masters \[1992\]](#) , [Bezerra \[2001\]](#) et [Debayle et al. \[2006\]](#) peuvent être considérées comme réalisant une seule étape de détection et de fermeture des contours par l'intermédiaire de l'opération de watershed, alors que la méthode [Angulo and Matou \[2005\]](#) réalise tout d'abord une détection des contours, puis leur fermeture.

Le chapitre suivant contient la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) pour réaliser la segmentation des cellules de l'endothélium cornéen. La détection des contours sera présentée dans la première section, et des méthodes dont le but est de fermer les contours seront proposés. Le meilleur compromis sera présenté en conclusion.

CHAPITRE 6

Segmentation II

André Suarès

Le désordre est bien plus puissant quand il s'organise.

SOMMAIRE

6.1	Méthode de détection des contours	88
6.1.1	Présentation de la méthode	88
6.1.2	Explications détaillées sur le fonctionnement de la méthode	91
6.1.3	Que faire des contours détectés ?	95
6.2	Méthodes “Gestalt” de fermeture des contours	95
6.2.1	Introduction	95
6.2.2	Groupement par continuation	96
6.2.3	Groupement par proximité	100
6.2.4	Mélange de proximité et de continuation	102
6.2.5	Limitation régionale de la fermeture	105
6.2.6	Conclusion	105
6.3	Fermeture des contours par la méthode du tensor voting	106
6.3.1	Commentaires	106
6.4	Ligne de partage des eaux et cartes de distances	108
6.4.1	Présentation	108
6.4.2	Commentaires	109
6.5	Algorithme proposé	110
6.6	Conclusion	112

La première section propose la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) permettant d'améliorer la segmentation en tirant partie de la structure particulière du réseau cellulaire. Les contours détectés ne sont pas parfaits et doivent être fermés, c'est pourquoi les sections suivantes présentent des manières les fermer.

Dans un premier temps, des méthodes élémentaires basées sur les principes de la théorie de la Gestalt sont proposées ; elles seront utilisées par la suite pour tester et vérifier informatiquement

le comportement attendu dans la fermeture. Puis, des techniques connues sont détaillées : une méthode utilisant le tensor voting et un autre basé sur une carte de distances et un watershed. En conclusion, la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) est présentée.

6.1 Méthode de détection des contours

Cette section présente la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) concernant la détection des contours des cellules de l'endothélium cornéen humain. Elle reprend les éléments les plus efficaces observés dans les méthodes précédentes et les améliore en prenant en compte les particularités de l'endothélium cornéen observé en microscopie spéculaire.

6.1.1 Présentation de la méthode

La détection des marqueurs des cellules est conditionnée par la détection des contours de manière correcte. Cette notion est à préciser. En effet, il vaut mieux obtenir une mosaïque incomplète plutôt que sur-segmenter les contours. Des contours détectés alors qu'ils ne correspondent pas à de réels contours de cellules (faux-positifs) vont introduire des marqueurs supplémentaires et donc une sur-segmentation de l'image (voir par exemple la méthode [Angulo and Matou \[2005\]](#)).

L'algorithme présenté (Alg. 8) est dérivé d'une méthode permettant de détecter les contours dans des alliages d'aluminium ([Chazallon and Pinoli \[1997\]](#)), ainsi que des méthodes présentées dans les paragraphes précédents ([Vincent and Masters \[1992\]](#) et [Angulo and Matou \[2005\]](#)). Dans l'algorithme de Chazallon et Pinoli, l'ensemble connecté le plus important est conservé (l'ensemble de pixels connectés qui est le plus important en nombre), ce qui permet d'éliminer le bruit de fond (à l'intérieur des grains). Ceci n'est pas souhaitable dans le cas des cornées, car par expérience, beaucoup de bordures non connectées à l'ensemble principal sont éliminées, ce qui peut conduire à supprimer des cellules entières.

Pour améliorer la détection des contours et éliminer les fausses détections (à l'intérieur des cellules), l'algorithme suivant (Alg. 8) tire parti de la structure de l'endothélium cornéen humain (observé en microscopie optique spéculaire) : les bordures des cellules sont linéaires. C'est pourquoi l'étape d'ouverture par des segments dans toutes les directions est primordiale. Elle permet de conserver uniquement les parties rectilignes des bordures des cellules. Quelques résultats sont présentés Fig. [6.1.5](#), page 94.

Par la suite, cette méthode sera présentée comme la détection des contours de la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) (et référencée dans les figures comme "Contours [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) "). La méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) globale sera présentée à la fin de ce chapitre.

Données : Image I de microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen.

$o \leftarrow$ ordre du filtre alterné séquentiel

$t_s \leftarrow$ longueur de segments

$s_1 \leftarrow$ taille d'un élément structurant

Sorties : Mosaïque segmentée

```

1 begin
2    $fas \leftarrow$  Filtre Alterné Séquentiel de  $I$  d'ordre  $o$ ;
3    $r \leftarrow I - fas$ ;
4    $s \leftarrow$  Union des ouvertures par des segments de taille  $t_s$  sur  $r$ ;
5    $f \leftarrow$  Fermeture de  $s$  par un élément structurant de taille  $s_1$ ;
6    $skel \leftarrow$  Squelettisation de  $f$  ;
7 end

```

Algorithme 8 : Algorithme “Contours Gavet and Pinoli [2007]” de détection des contours des cellules sur les images de l'endothélium cornéen issues de la microscopie spéculaire Gavet et al. [2007]; Chazallon and Pinoli [1997]. Voir Fig. 6.1.1 pour une illustration de cet algorithme.

L'algorithme est illustré Fig. 6.1.1, puis détaillé dans les pages suivantes.

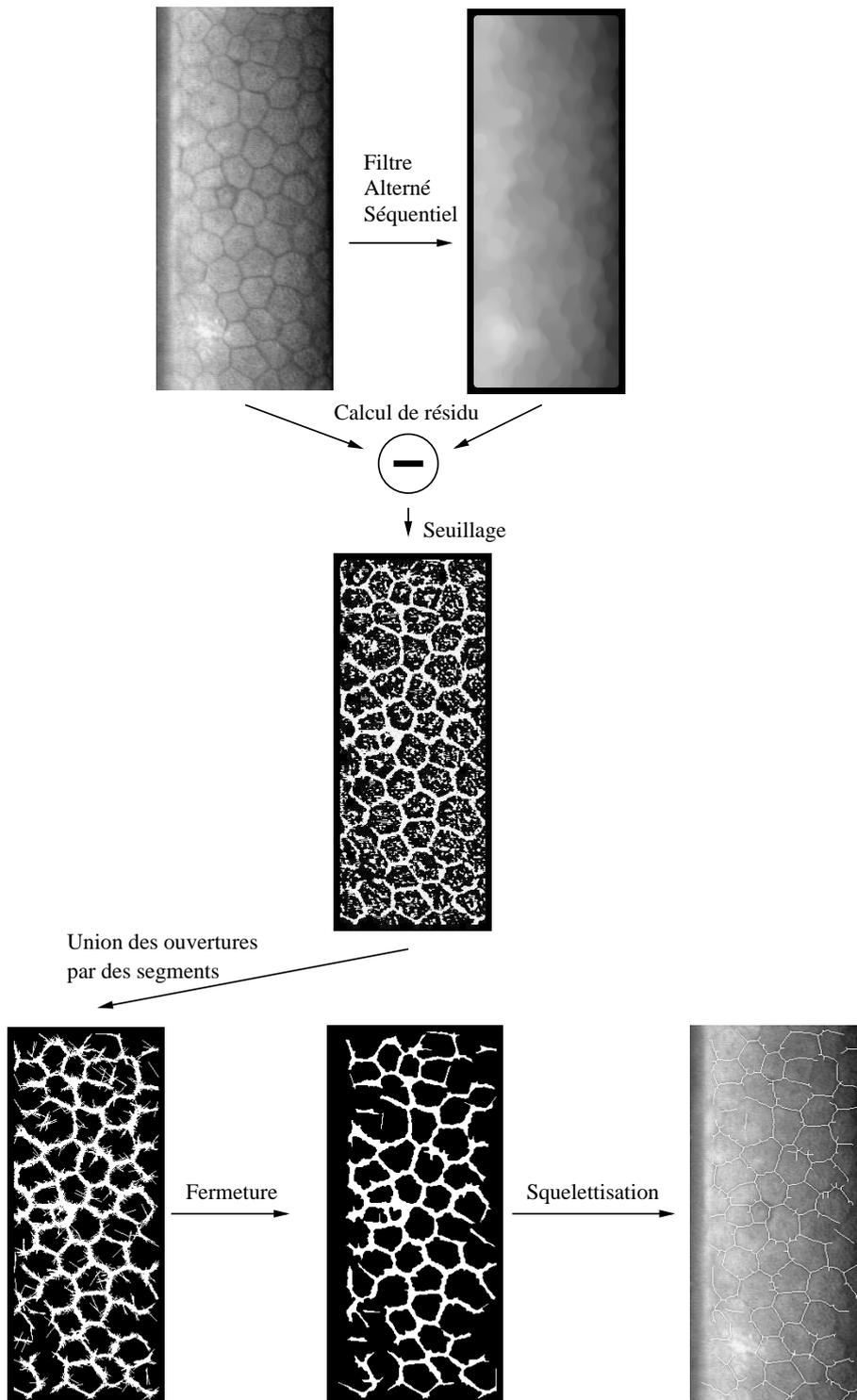
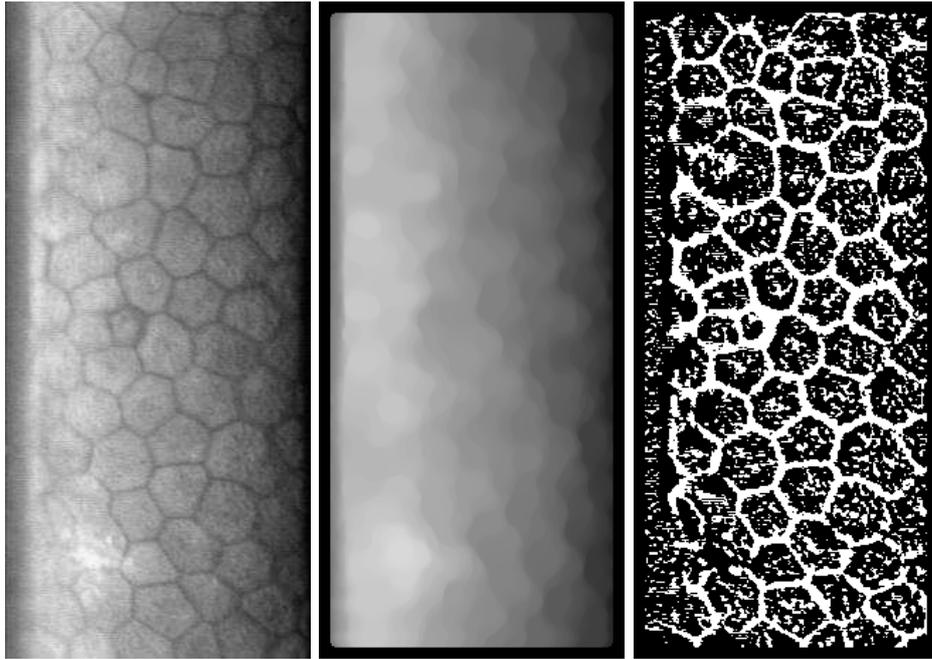


Fig. 6.1.1 – Illustration de la détection des mosaïques par l’algorithme 8. Par la suite, cet algorithme sera présenté comme la détection des contours de la méthode Gavet and Pinoli [2007] (et noté “Contours Gavet and Pinoli [2007]”). Il sera complété par une méthode de fermeture des contours (Alg. 15).

6.1.2 Explications détaillées sur le fonctionnement de la méthode

Calcul du résidu

Le calcul du résidu est une manière de faire une extraction des crêtes en exploitant les particularités du filtre alterné séquentiel utilisé. Il est insensible à la dérive d'éclairage du fait du filtre alterné séquentiel. Le seuillage permet d'obtenir une information binaire, très bruitée, mais qui visuellement est satisfaisante : le bruit correspond à des taches, alors que les bordures sont linéaires et connectées.

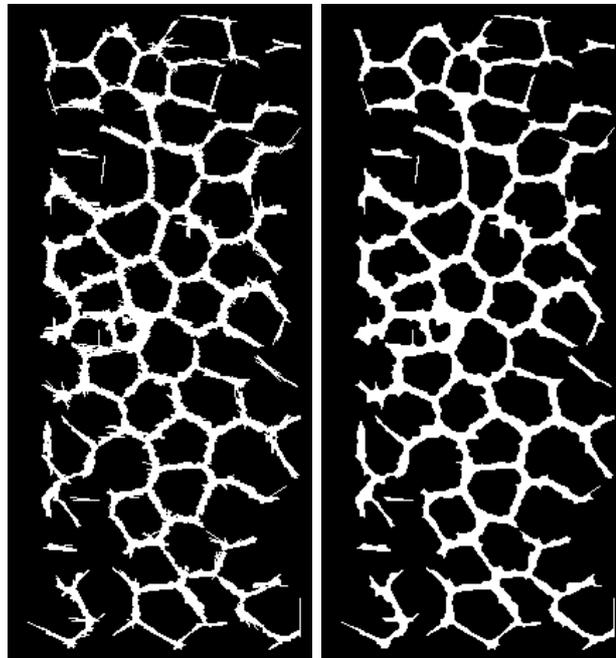


(a) Image d'origine. (b) Résultat du filtre alterné séquentiel. (c) Résidu : différence pixel à pixel entre l'image filtrée et l'image d'origine, suivie par une binarisation.

Fig. 6.1.2 – Résultat du filtre alterné séquentiel et du calcul du résidu seuillé sur l'image d'origine (a).

Union des ouvertures par des segments

Cette opération est basée sur le fait que les bordures des cellules de l'endothélium cornéen humain observées en microscopie spéculaire apparaissent comme des segments de droites. Cette opération morphologique permet de conserver ces segments de droites (en majorité) (voir Fig. 6.1.3).



(a) Union de l'ouverture par des segments.

(b) Fermeture.

Fig. 6.1.3 – Résultat de l'union des ouvertures par des segments puis de la fermeture morphologique.

L'opération de fermeture qui suit permet de filtrer ce résultat pour éliminer au final le bruit qui se trouve à l'intérieur des cellules. L'image obtenue, binaire, dessine clairement (d'un point de vue visuel) les contours des cellules à détecter.

Squelettisation

La dernière étape de cet algorithme consiste à squelettiser les bordures. A partir de cet instant, deux solutions sont possibles : soit réaliser un pruning (qui signifie élagage, permettant d'éliminer les barbules qui perturbent le squelette, pour ne conserver que les parties "principales", voir [Fernández-Vidal and Malandain \[1996\]](#); [Malandain and Fernández-Vidal \[1998\]](#)), soit ne pas le faire pour considérer que certaines informations intéressantes se trouvent dans ces barbules et peuvent aider à une fermeture des cellules.

Le choix a été fait de conserver toutes les informations pour se concentrer au maximum sur la fermeture des cellules. Nous reviendrons plus tard pour le commenter.

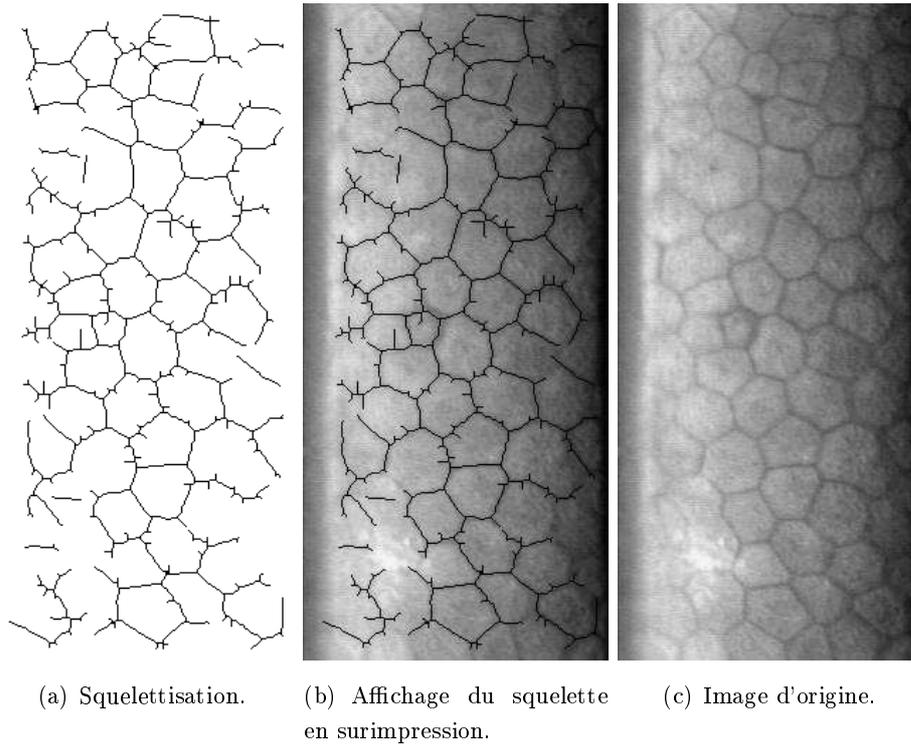


Fig. 6.1.4 – Résultat de la squelettisation.

Quelques résultats

La page suivante présente quelques résultats de cet algorithme.

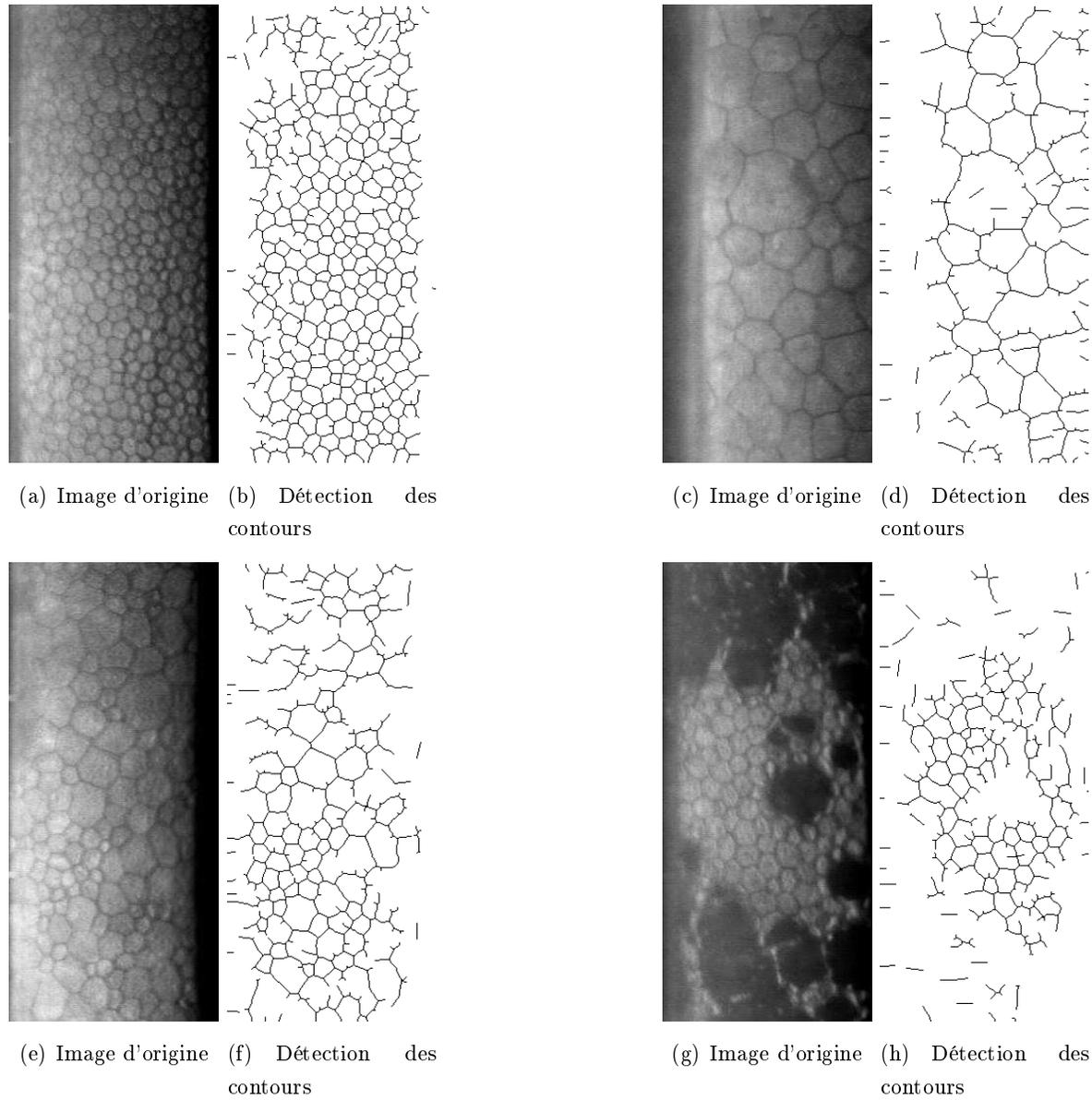


Fig. 6.1.5 – Quelques images d'endothélium cornéen humain ainsi que la détection des contours des cellules par l'algorithme présenté (Alg. 15).

6.1.3 Que faire des contours détectés ?

La méthode présentée donne de bons résultats, mais elle n’est pas finalisée, car les contours ne sont pas fermés. Quelques méthodes de fermeture des contours vont être présentées dans les sections suivantes, partant des principes élémentaires de la théorie de la Gestalt, pour aller jusqu’à des méthodes utilisant des opérateurs de traitement d’images classiques (carte de distances et watersheds, ainsi que la méthode de tensor voting).

En fin de ce chapitre, la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) globale sera présentée.

6.2 Fermeture des contours par des méthodes issues de la théorie de la Gestalt

En tant que non expert, tout un chacun est capable (plus ou moins) de reconnaître et de compter les cellules dans les images de l’endothélium cornéen. Les triangles de Kanisza font partie des

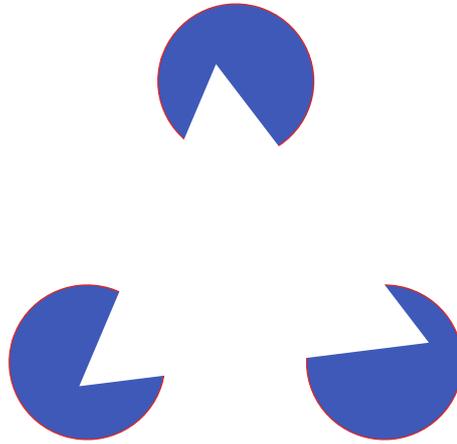


Fig. 6.2.1 – Triangle de Kanisza

figures célèbres qui illustrent bien le fait que tout le monde perçoit un triangle qui n’est en réalité pas dessiné. Cependant, l’ordinateur ne peut pas se contenter d’image incomplètes. Il a besoin de contours fermés.

La Théorie de la Gestalt présentée précédemment (section 3.2) propose des principes simples de groupement et de fermeture des objets et des contours. Les paragraphes suivants présentent des algorithmes élémentaires qui mettent en oeuvre ces principes. Par la suite, ces algorithmes seront évalués sur des objets simples, des mosaïques synthétiques et des mosaïques réelles au chapitre 8 avec les critères de dissimilarité mis en place au chapitre 7.

6.2.1 Introduction

Dans la section précédente, il a été montré dans la méthode que nous proposons (Alg. 8) que les contours détectés ne forment pas des cellules fermées. Les portions de ces contours seront désormais appelés fragments. Plus précisément, un fragment est une partie rectiligne d’un contour ; il présente donc deux extrémités et une direction (deux tangentes aux extrémités).

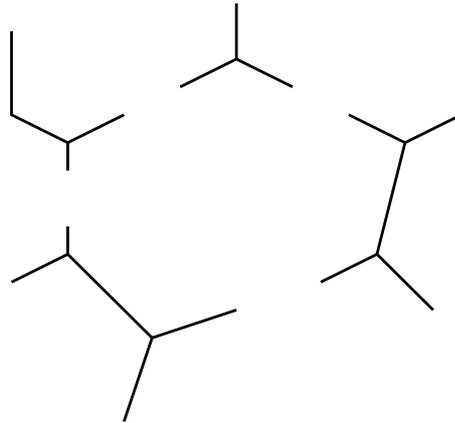


Fig. 6.2.2 – Bien que la cellule hexagonale ne soit pas fermée, elle est tout de même perçue par tout un chacun.

Ces informations sont utilisées pour réaliser la prolongation par continuation (paragraphe 6.2.2 et 6.2.2) et par proximité (paragraphe 6.2.3).

Cependant, les mosaïques réelles ne sont pas dans la configuration décrite : il faut donc en vectoriser les contours pour obtenir des fragments.

Vectorisation des contours

D'une manière théorique, les fragments qui peuvent être utilisés peuvent très bien être d'autres objets que des segments, comme par exemple des arcs de cercles ou des morceaux de fonctions splines. L'important dans l'implémentation des principes de la théorie de la Gestalt est que ces objets présentent une extrémité et une direction de continuation calculable (non nécessairement une continuation en ligne droite).

Cependant, il y a peu d'intérêt à introduire des objets trop complexes, tout d'abord parce que la perception visuelle réalise une approximation similaire à la vectorisation par des segments, et ensuite parce que les bordures des cellules de l'endothélium cornéen sont des segments.

Il existe un grand nombre de méthodes de vectorisation de courbes (appelées aussi approximation polygonales, voir [Debled-Rennesson et al. \[2005\]](#); [Brimkov et al. \[2007\]](#); [Coeurjolly et al. \[2007\]](#)), basées sur des principes similaires : un critère d'erreur (une distance) entre le segment et la courbe approximée est évalué. La vectorisation autorise un seuil maximal pour ce critère d'erreur. Les segments approximent donc la courbe à une tolérance près.

L'algorithme utilisé dans nos travaux est celui proposé par [Rosin and West \[1989\]](#) et implémenté dans la bibliothèque C++ QGAR (<http://www.qgar.org>).

6.2.2 Groupement par continuation

Les fragments sont groupés (au sens de la Gestalt) par des fragments virtuels, ici par continuation. Ce paragraphe présente un moyen élémentaire de tester le fonctionnement algorithmique de ce principe.

Un angle de 30° est choisi comme l'angle limite de continuation ([Field et al. \[1993\]](#); [Mullen et al. \[2000\]](#)) de manière un peu arbitraire, un angle de 20° étant parfois cité ([Bex et al. \[2001\]](#)). Si le frag-

ment virtuel (celui qui relierait les deux extrémités des fragments réels) forme des angles inférieurs à 30° avec chaque fragment réel, alors les deux fragments réels sont groupés par continuation.

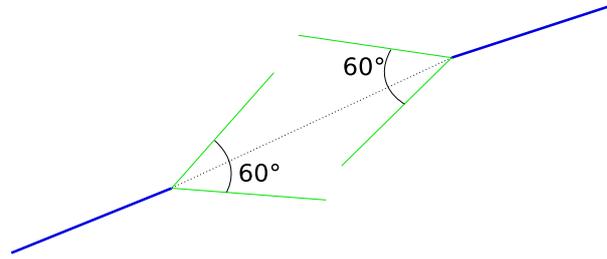


Fig. 6.2.3 – Principe du critère de continuation de deux fragments. Lorsque l’angle formé par les fragments réels (en traits continus épais) et le fragment virtuel (en trait discontinu) est inférieur à 30° (le secteur angulaire est de 60°), le critère de continuation s’applique. Les deux fragments réels sont prolongés par continuation.

Aucune notion de distance (même relative) n’est utilisée. Ainsi, des fragments petits devant le trou à fermer sont groupés de la même façon que des fragments grands par rapport au trou.

Prolongation de fragments vers des points : continuation faible

En dégradant légèrement le critère précédent (la contrainte angulaire sur un fragment est supprimé), les fragments peuvent se prolonger vers des points (vers des extrémités de fragments). Puisque ce critère est visuellement moins important que le critère de continuation de deux fragments, l’angle est limité à 5° ¹. Ceci permet d’avoir moins de candidats potentiels pour la continuation faible.

Le critère de continuation faible est considéré comme un affaiblissement du critère de continuation, car ce dernier doit vérifier deux conditions angulaires symétrique, alors que la continuation faible ne respecte qu’une condition angulaire.

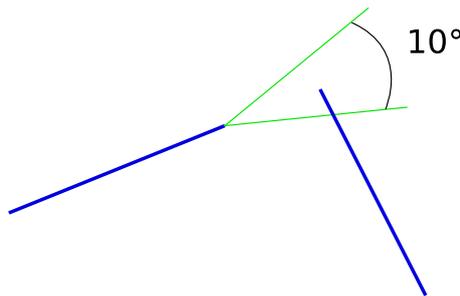


Fig. 6.2.4 – Principe du critère de continuation d’un fragment vers un point (appelé continuation faible). Alors que la continuation est un critère symétrique (du point de vue des fragments réels), la continuation faible n’applique le critère angulaire que d’un seul côté; l’angle utilisé est ramené à 5° .

La continuation et la continuation faible sont des critères différents. Si les angles utilisés étaient identiques, la continuation impliquerait la continuation faible; ce n’est cependant pas le cas.

¹Cet angle a été fixé expérimentalement à 5° d’une part parce qu’il fallait un angle inférieur à l’angle utilisé pour la continuation, qui est de 30° , et d’autre part parce qu’il a été constaté qu’un angle plus important liait trop de points. En effet, puisqu’un seul angle sert à ce critère, tous les points qui se trouvent dans le cône d’angle au sommet 2×30 degrés sont reliés.

Algorithme

L'algorithme qui permet de tester la continuation (de même que la continuation faible) recherche de manière exhaustive tous les fragments qui satisfont le critère angulaire (Fig. 6.2.3 et 6.2.4).

```
Données : Input ← Mosaïque.  
Sorties : Mosaïque reconstruite par continuation ou continuation faible.  
1 begin  
2   | pour chaque Extrémité faire  
3   |   | Rechercher tous les fragments virtuels dans la continuation ou dans la continuation  
4   |   | faible.  
4   | fin  
5 end
```

Algorithme 9 : Recherche des fragments virtuels par continuation ou continuation faible.

L'algorithme utilisé pour la continuation faible est identique, à part pour le critère angulaire qui est affaibli.

Cet algorithme teste la continuation (ou la continuation faible) sur tous les couples de fragments réels.

Résultats et commentaires

La continuation semble intéressante, mais il est évident en observant les résultats sur les cornées réelles que le fait de ne pas prendre en compte la distance engendre des fragments virtuels en trop grande quantité et qui ne correspondent pas à une réalité visuelle. Ceci est d'autant plus marquant que ces fragments se croisent de temps en temps : pour pallier ce problème, il est possible d'interdire les croisements de fragments virtuels, comme présenté dans la Fig. 6.2.5 (les fragments virtuels se croisent et ne sont pas limités par ce qui visuellement pourrait être considéré comme une cellule). La notion de distance relative est donc importante, ce qui nous amène ainsi à tester le principe de proximité.

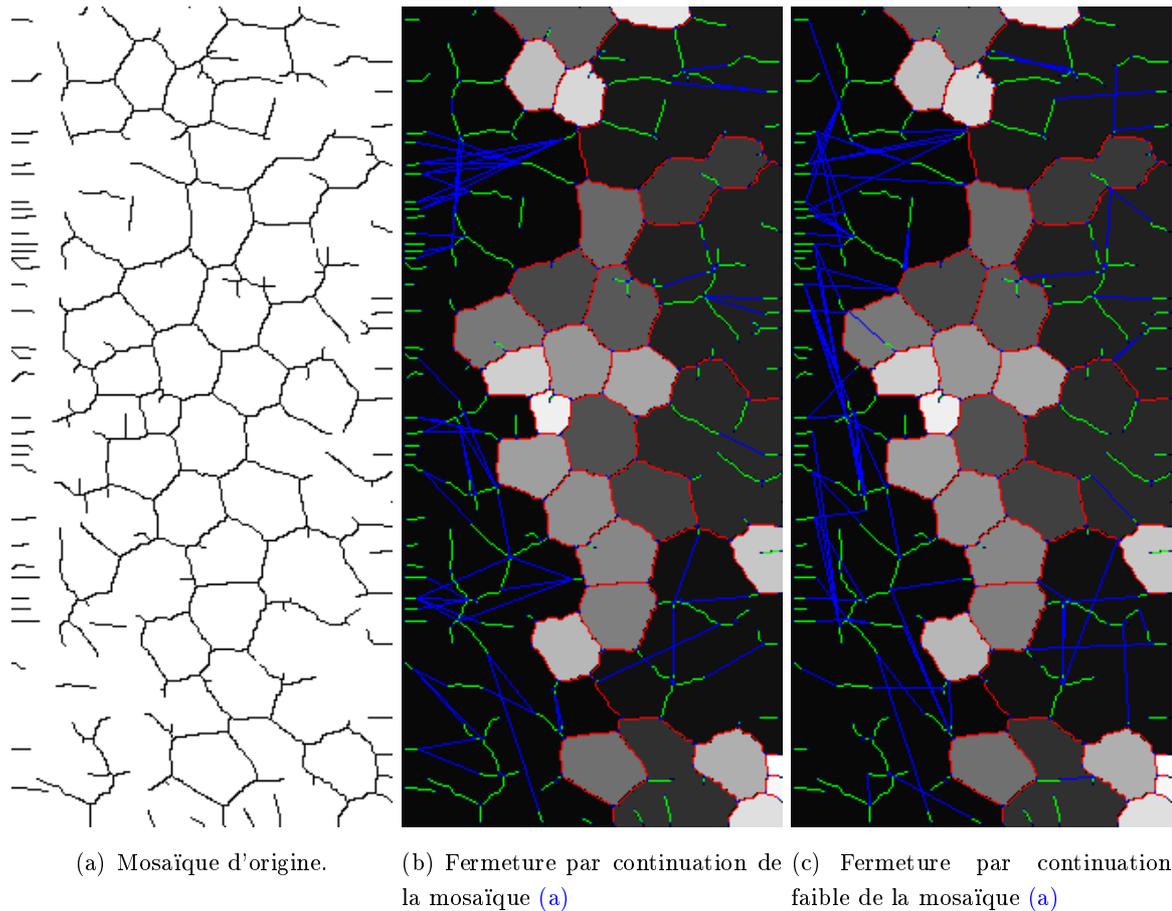


Fig. 6.2.5 – Résultats de la continuation et de la continuation faible appliqués à la fermeture de la mosaïque (a). Les extrémités ainsi que les fragments virtuels issus de la prolongation par continuation ou par continuation faible sont représentés en bleu. Les contours d'origine (présents dans l'image (a)) sont représentés en rouge s'ils définissent une frontière entre deux cellules, et en vert s'ils sont intérieurs à une cellule. Les niveaux de gris permettent uniquement de différencier les cellules.

6.2.3 Groupement par proximité

Pour tester l'effet de la proximité, il faut utiliser une distance. La distance la plus naturelle est la distance euclidienne. Nous introduirons par la suite une distance géodésique sur les images réelles.

Points non reliés

Pour mettre en place la proximité et ne pas obtenir des fragments virtuels inutiles, nous introduisons la notion de point relié. Un point est relié à un autre s'il existe au plus deux fragments réels (et au moins un) qui les connectent (voir Fig. 6.2.6). Il est intéressant de noter que, si les fragments sont des segments, cette notion ne rentre pas en compte dans le groupement par continuation car cette configuration géométrique n'est tout simplement pas possible dans ce cas (voir Fig. 6.6(a)).

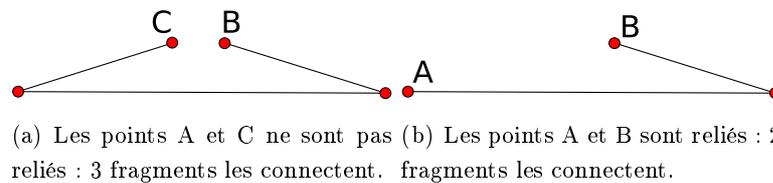


Fig. 6.2.6 – Les points sont considérés comme reliés (b) ou non reliés (a) suivant le nombre de fragments qui les connectent.

Algorithme

Pour vérifier le principe de proximité, tous les couples d'extrémités sont testés, et seul le fragment virtuel le plus petit est conservé pour une extrémité donnée (voir Alg. 10).

<p>Données : $Input \leftarrow$ Mosaïque.</p> <p>Sorties : Mosaïque reconstruite par proximité.</p> <pre> 1 begin 2 pour chaque <i>Extrémité</i> e_1 faire 3 Rechercher l'extrémité e_2 la plus proche et non reliée à e_1; 4 définir ainsi un fragment virtuel; 5 fin 6 end </pre>

Algorithme 10 : Recherche des fragments virtuels par proximité.

Résultats et commentaires

Cet algorithme (Alg. 10) permet de trouver un fragment pour chaque extrémité, il n'y a pas de critère permettant de savoir si une extrémité doit rester isolée. Ceci peut permettre de trouver des fragments virtuels qui, tout comme dans la continuation et la continuation faible, se superposent à la mosaïque ou aux autres fragments. De plus, les directions semblent souvent mal choisies (elles vont parfois à l'encontre de la direction donnée par la mosaïque à l'extrémité considérée, donc à l'encontre du principe de continuation, voir Fig. 6.2.7).

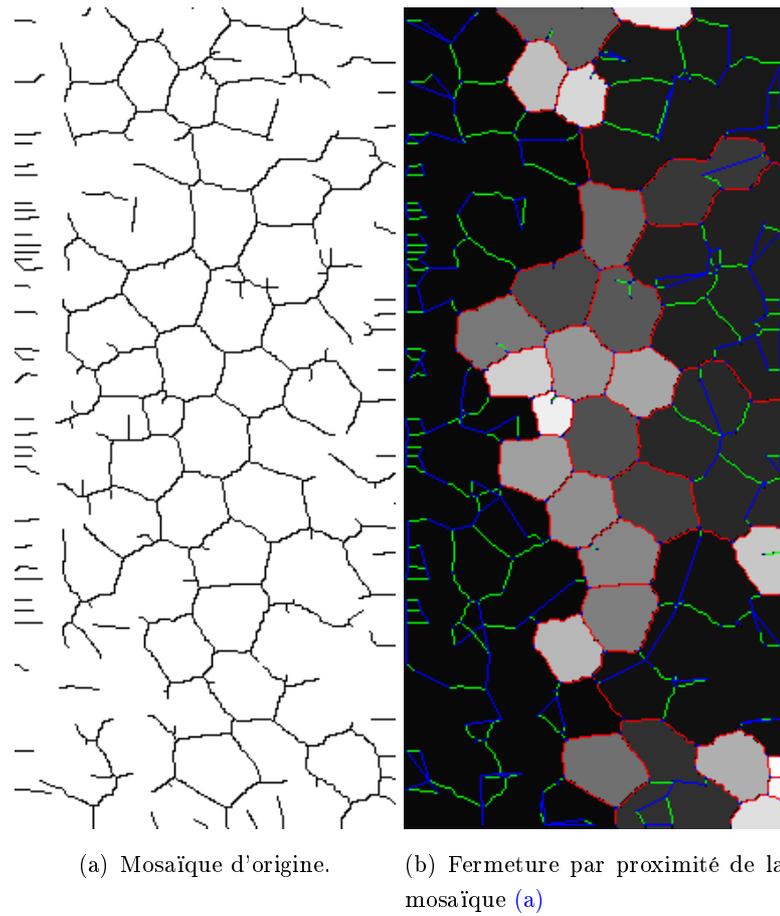


Fig. 6.2.7 – La proximité est utilisée pour fermer les contours de la mosaïque (a) (identique à celle de la Fig. 6.2.5). Le même code couleur est utilisé.

6.2.4 Mélange de proximité et de continuation

Ces premières expériences montrent (voir aussi [Kubovy and Gepshtein \[2000\]](#)) que les principes de continuation et de proximité doivent être utilisés conjointement.

La première idée qui vient à l'esprit est de limiter les fragments trouvés par continuation au plus petit fragment (pour chaque extrémité considérée, comme dans l'algorithme 10 qui recherche les fragments virtuels par proximité). Cela n'est toutefois pas suffisant, car des fragments continuent à traverser des cellules.

Introduction d'une distance géodésique

Voici une méthode mêlant la continuation et la proximité.

Il s'agit de trouver le plus court chemin géodésique entre deux extrémités ([Ikonen and Toivanen \[2005\]](#); [Ikonen \[2006\]](#)), un peu à la manière de [Cocquerez et al. \[1995\]](#) (voir paragraphe 4.5.3). Cependant, la distance utilisée permet de s'affranchir des informations des niveaux de gris (lorsqu'elles sont absentes, voir par exemple Fig. 6.2.8) pour être équivalente à la distance de chanfrein sur les images binaires ([Borgefors \[1986\]](#)). Le terme géodésique est employé ici dans le sens où cette distance considère le niveau de gris comme une élévation et l'image comme une surface. Il est à noter qu'il n'y a pas de raison particulière pour considérer que les niveaux de gris sont de même dimension physique que les déplacements dans le plan de définition de l'image.

La distance utilisée est définie uniquement dans un voisinage V_8 (une distance globale est calculée de proche en proche avec un masque de chanfrein, voir [Fouard \[2005\]](#); [Fouard and Malandain \[2005\]](#)). Le niveau de gris G d'un pixel x est comparé à celui du pixel central p (au centre du voisinage).

$$d(p, x) = \begin{cases} \sqrt{\alpha |G(p) - G(x)|^2 + a^2}, & x \in V_4(p) \\ \sqrt{\alpha |G(p) - G(x)|^2 + b^2}, & x \in V_8(p) \setminus V_4(p) \end{cases}$$

Les valeurs $a \approx 0.95509$ et $b \approx 1.36930$ permettent d'approcher au mieux la distance euclidienne avec une transformée en distance (voir [Borgefors \[1986\]](#)). Le paramètre α indique que les niveaux de gris et le support spatial n'ont pas les mêmes dimensions.

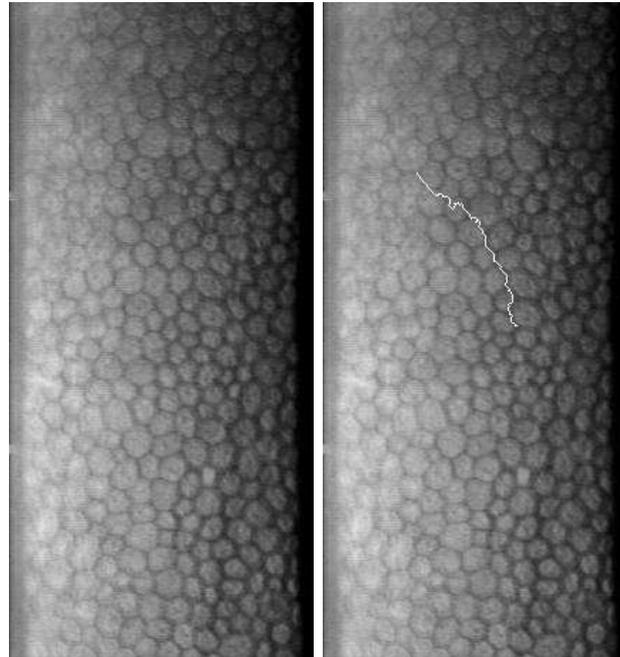
Algorithme

Ainsi, pour une extrémité donnée, le fragment virtuel qui la prolonge est le plus court chemin vers l'extrémité la plus proche en utilisant cette même distance (Alg. 11).

Résultats et commentaires

Le problème de superposition des fragments virtuels se pose toujours puisqu'il n'y a pas de limitation absolue de la distance, mais bien une limitation relative. En ce qui concerne les fragments trouvés, ils sont bien en adéquation avec l'image d'origine, et donc visuellement satisfaisants.

Mais les faux positifs (les fragments virtuels trouvés alors qu'ils ne devraient pas l'être) sont encore trop nombreux. Pour les limiter, une ou des notions régionales (qui correspondent à une distance absolue. A ne pas confondre avec des paramètres de formes.) sont introduites dans les algorithmes.



(a) Image de l'endothélium cornéen. (b) Plus court chemin géodésique entre deux points (les points extrémités du chemin).

Fig. 6.2.8 – Plus court chemin entre deux points de l'image (a). Ce plus court chemin a tendance à suivre les “lignes de niveau” de gris.

Données : $Input \leftarrow$ Mosaïque.

Sorties : Mosaïque reconstruite par continuation géodésique.

```

1 begin
2   pour chaque Extrémité faire
3     Rechercher l'extrémité la plus proche de manière géodésique;
4     Définir ainsi un fragment virtuel;
5   fin
6 end

```

Algorithme 11 : Recherche des fragments virtuels par continuation géodésique.

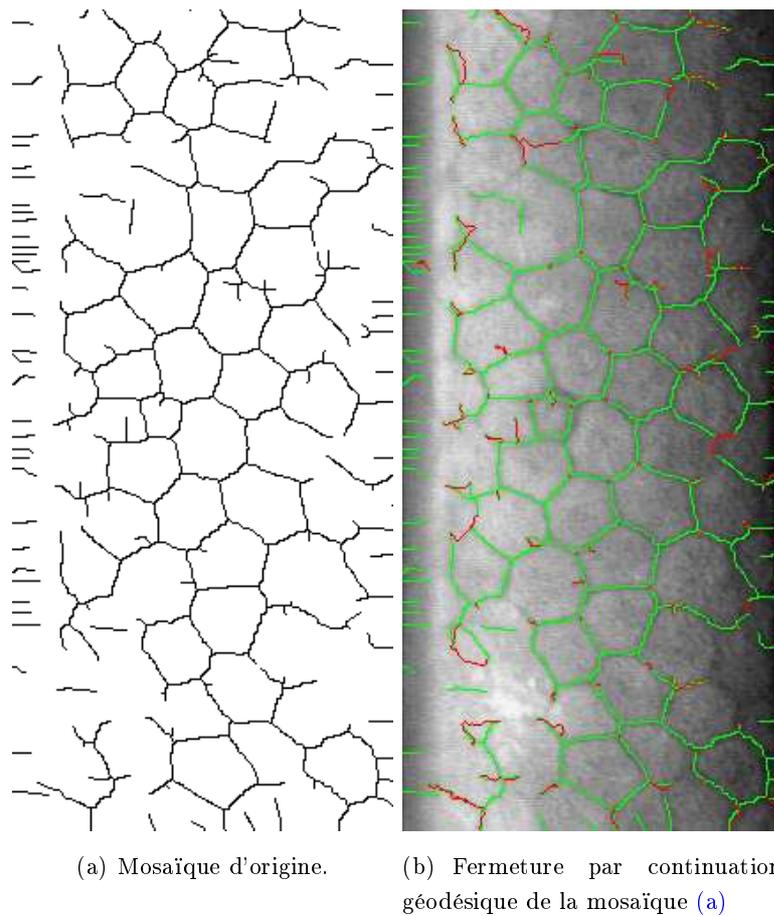


Fig. 6.2.9 – La continuation géodésique est utilisée pour fermer les contours de la mosaïque (a) (identique à celle des figures précédentes Fig. 6.2.5 et 6.2.7). Les fermetures sont présentées en rouge, et les contours de la mosaïque d'origine en vert.

6.2.5 Limitation régionale de la fermeture

Pour limiter les fragments virtuels qui se superposent à la mosaïque, ceux-ci sont contraints à rester dans une zone qui correspond à une région (issue d’une labellisation, méthode appelée aussi étiquetage, qui consiste à associer un unique identifiant à chaque zone connectée). Ainsi, une extrémité ne pourra être reliée par un fragment virtuel qu’à une autre extrémité présente dans la même région (Fig. 6.2.5 et 6.2.7, Alg. 12).

```

Data : Input ← Mosaïque.
Result : Mosaïque reconstruite.
1 begin
2   | Segmenter les régions (labellisation) ;
3   | foreach Région do
4   |   | Réaliser la fermeture selon les principes de continuation, continuation faible ou
5   |   | proximité.
6   | end
7 end

```

Algorithme 12 : Limitation de la reconstruction de la mosaïque à chaque région.

Ce critère limite fortement les fausses fermetures lorsque les régions sont proches de la réalité d’une cellule (lorsqu’elles contiennent peu de fragments à fermer), mais les bords de l’image contiennent beaucoup de fragments à fermer, et engendrent donc tout de même beaucoup d’erreurs.

6.2.6 Conclusion

Les principes de la théorie de la Gestalt sont attirants, car simples, mais semblent avoir des lacunes lorsqu’ils sont testés de manière élémentaire (indépendamment les uns des autres). Ces lacunes seront mises en évidence au chapitre 8 dans la présentation de tests sur des mosaïques synthétiques.

Les sections suivantes présentent des méthodes plus recherchées permettant de réaliser la fermeture des contours. Tout d’abord, le tensor voting permet de prendre en compte la contribution de continuation de chaque élément des fragments (et non plus seulement des extrémités). Ensuite, la méthode basée sur la carte des distances et le watershed prend en compte aussi bien le principe de continuation que celui de proximité.

6.3 Fermeture des contours par la méthode du tensor voting

L'algorithme suivant (Alg. 13) est tiré des méthodes de tensor voting (voir paragraphe 4.5.6). Il permet de fermer les contours (déjà détectés). Concrètement, la détection des contours sera réalisée par la méthode présentée au paragraphe 6.1.1 (Alg. 8, page 89).

Données : $Input \leftarrow$ Contours détectés sur une image de l'endothélium cornéen humain
 σ : échelle d'analyse
 c : contrôle la décroissance avec la courbure (voir [Tong et al. \[2004\]](#)).

Sorties : S : image squelettisée avec les contours fermés.

```

1 begin
2    $T_{init} \leftarrow$  Initialisation de l'image;
3    $T \leftarrow$  Vote des tenseurs (et calcul de saillance  $\lambda_{max} - \lambda_{min}$ );
4    $F \leftarrow$  Filtre gaussien sur la saillance;
5    $B \leftarrow$  Seuillage automatique (méthode de Otsu);
6    $S \leftarrow$  Squelettisation;
7 end

```

Algorithme 13 : Méthode de [Guy and Medioni \[1993\]](#) pour fermer les contours, appliquée aux cellules de l'endothélium cornéen.

6.3.1 Commentaires

Les résultats sont intéressants, mais l'élément limitant apparaît tout de suite : la longueur du champ d'extension est primordiale (en fait, c'est le moment à partir duquel les tenseurs deviennent négligeables). Un champ trop court ne permet pas de fermer les trous trop importants, tandis qu'un champ trop long peut engendrer une sur-segmentation ainsi qu'une déformation des contours.

Une solution pourrait être d'appliquer cette fermeture des contours itérativement et en utilisant une petite longueur de champ d'extension, mais cela pourrait engendrer une déformation des contours obtenus ([Wei \[2005\]](#)).

La figure suivante (Fig. 6.3.1) montre un résultat utilisant cette méthode de fermeture sur des contours détectés par l'algorithme 8.

On constate que lorsqu'un seul fragment est présent, la fermeture n'est pas effectuée : il faut bien la contribution de deux fragments pour que la fermeture s'opère, comme dans notre implémentation du principe de continuation.

La méthode présentée dans la section suivante permet de s'affranchir de ce problème.

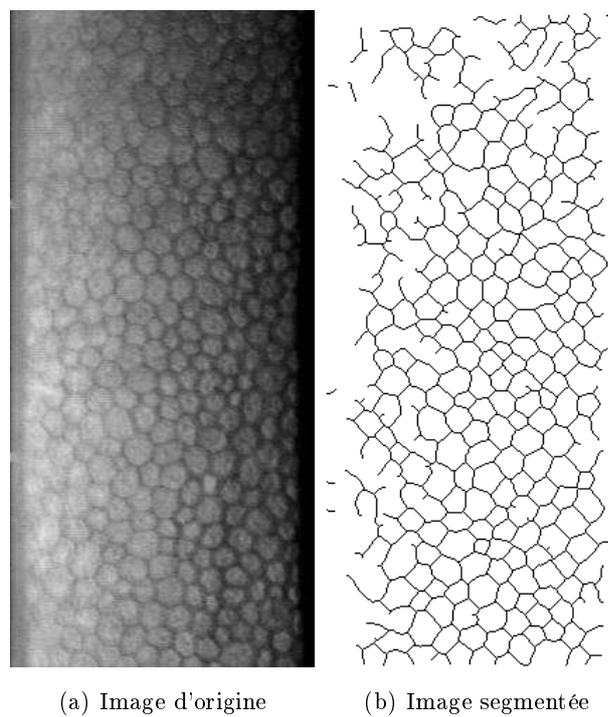


Fig. 6.3.1 – Exemple de segmentation des cellules par la méthode du tensor voting. Le résultat obtenu est intéressant, bien qu'à certains endroits il semble qu'il aurait été possible de faire mieux.

6.4 Ligne de partage des eaux et cartes de distances

6.4.1 Présentation

La ligne de partage des eaux (voir paragraphe 4.2.6) permet de segmenter une image en obtenant des bassins versants. Elle permet donc de trouver des régions fermées. Le problème classique lorsque cette méthode est utilisée sur une image, généralement bruitée, est la sur-segmentation (Fig. 6.4.1). En effet, les marqueurs généralement utilisés sont calculés en utilisant l'opérateur de gradient, et celui-ci est très sensible au bruit.

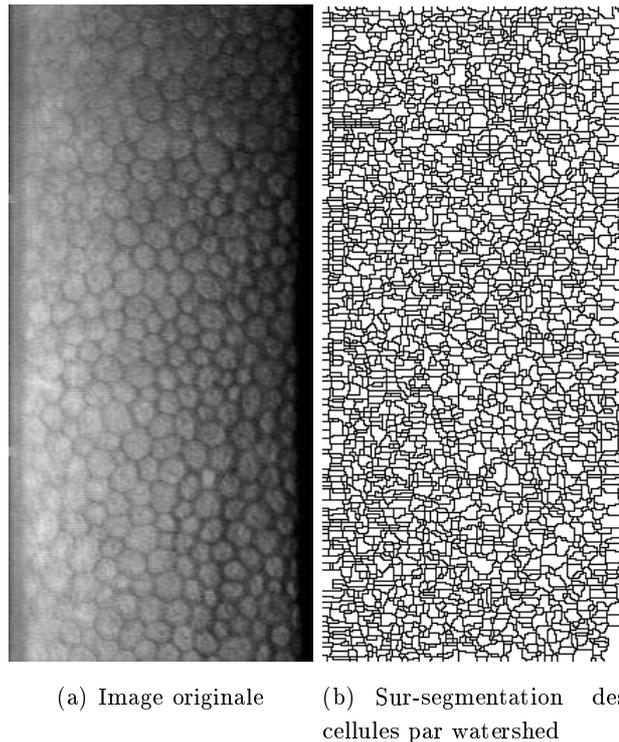


Fig. 6.4.1 – Illustration de la sur-segmentation par l'algorithme du watershed.

Ce problème peut être contourné en utilisant des marqueurs bien sélectionnés. Ces marqueurs sont placés chacun dans une cellule (supposée). Pour les détecter, on utilise les informations déjà calculées sur les bordures des cellules.

En supposant que les bordures détectées ne contiennent pas de faux positifs (ce qui a été détecté est effectivement une bordure de cellule), une carte de distances euclidienne (Fig. 6.4.2, voir aussi [Cuisenaire \[1999\]](#); [Rosenfeld and Pfaltz \[1966\]](#)), à partir du squelette des bordures détecté, permet de repérer les centres supposés des cellules (en prenant le maximum local de la carte de distances). Ces points seront utilisés comme marqueurs (Alg. 14).

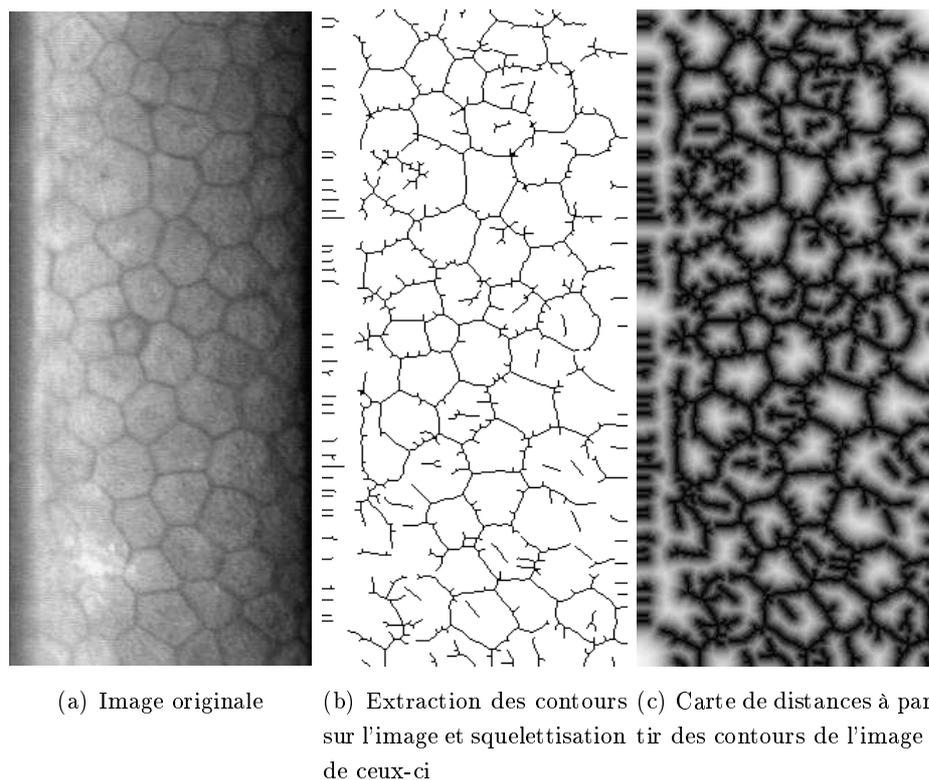


Fig. 6.4.2 – La carte des distances est calculée à partir du squelette des cellules (voir 4.3).

Données : Image de la détection des bordures de cellules (méthode quelconque)

Sorties : Segmentation

```

1 begin
2   Carte de distances sur les bordures des cellules;
3   Marqueurs ← Maxima locaux dans la carte des distances;
4   Watershed-Contraint par Marqueurs sur l'inverse de la carte des distances;
5 end

```

Algorithme 14 : Fermeture des contours par ligne de partage des eaux contrainte. Les marqueurs sont les maxima locaux de la carte des distances calculée à partir du squelette des bordures des cellules.

6.4.2 Commentaires

Cette méthode est bien une méthode de fermeture des contours, car l'opération de watershed sur l'inverse de la carte des distances impose certaines frontières (celles qui ont permis de calculer la carte des distances, si c'est un squelette fin).

En prenant le maximum de la carte des distances, cette méthode introduit indirectement une notion de proximité. Finalement, elle est une synthèse des principes de continuation et de proximité proposés dans la théorie de la Gestalt.

6.5 Algorithme proposé

Voici donc l'algorithme en entier (Alg. 15), depuis la détection des contours jusqu'à la fermeture. On remarque qu'il suit le découpage générique présenté au chapitre précédent (Alg. 7) et sépare la détection des contours de leur fermeture. La 6.5.1 présente en image cet algorithme.

Données : Image I de microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen.
 $o \leftarrow$ ordre du filtre alterné séquentiel
 $t_s \leftarrow$ longueur de segments
 $s_1 \leftarrow$ taille d'un élément structurant

Sorties : Mosaïque segmentée M_R

```

1 begin
2    $fas \leftarrow$  Filtre Alterné Séquentiel de  $I$  d'ordre  $o$ ;
3    $r \leftarrow$  Calcul du résidu  $I - fas$ ;
4    $s \leftarrow$  Union des ouvertures par des segments de taille  $t_s$  sur  $r$ ;
5    $f \leftarrow$  Fermeture de  $s$  par un élément structurant de taille  $s_1$ ;
6    $skel \leftarrow$  Squelettisation de  $f$  ;
7    $dm \leftarrow$  Carte de distances sur les bordures des cellules;
8    $M \leftarrow$  Maxima locaux dans la carte des distances;
9    $M_R \leftarrow$  Watershed-Contraint par  $M$  sur l'inverse de la carte des distances  $dm$ ;
10 end

```

Algorithme 15 : Algorithme de [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) de segmentation des cellules sur les images de l'endothélium cornéen issues de la microscopie spéculaire.

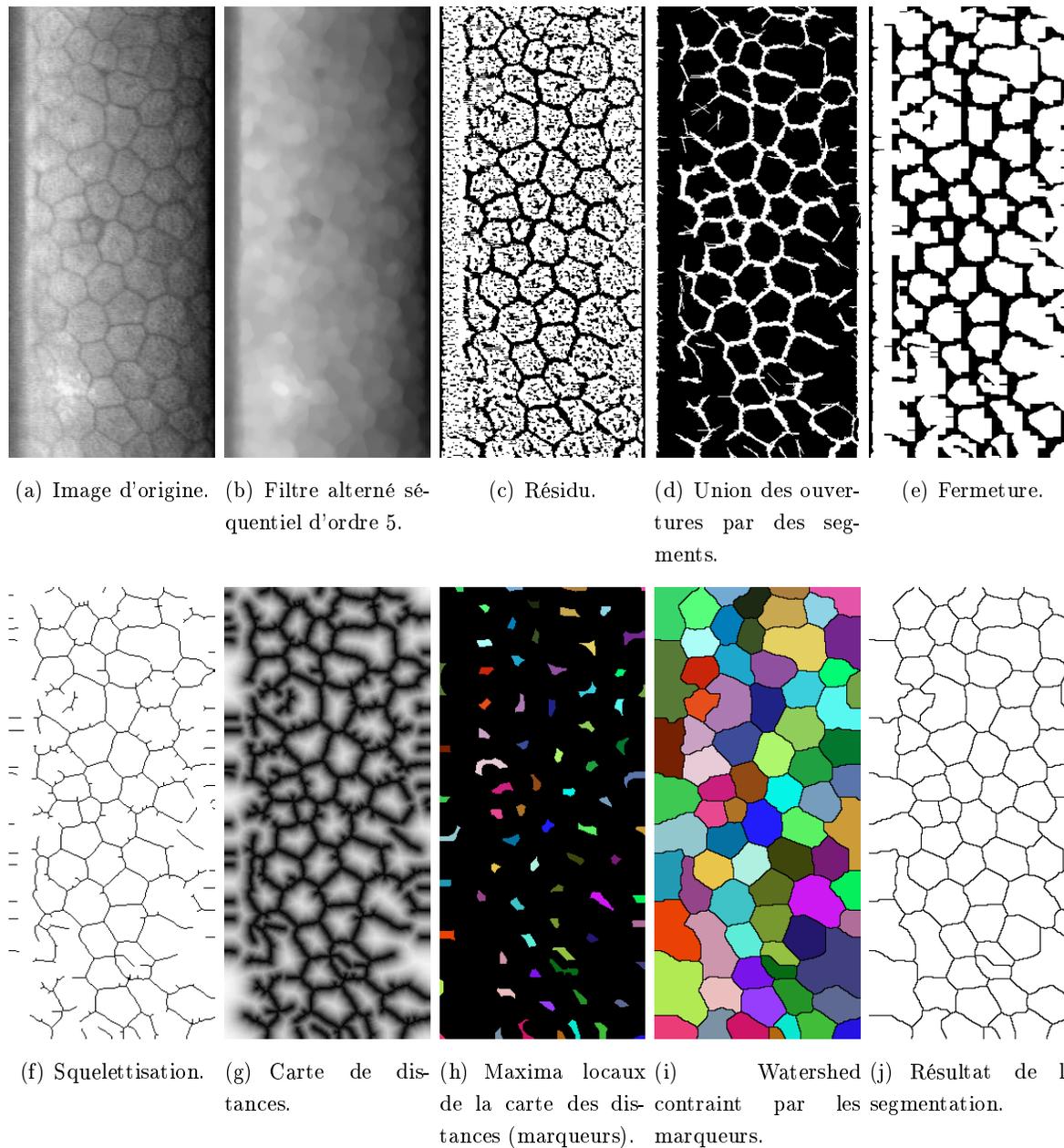


Fig. 6.5.1 – La méthode Gavet and Pinoli [2007] est présentée étape par étape (voir Alg. 15).

6.6 Conclusion

Les méthodes présentées obtiennent des résultats intéressants sur les images de microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen. Ces résultats seront comparés au chapitre 8.

Néanmoins, quelques points négatifs ressortent (comme la superposition des fragments virtuels par exemple), qui tendent à suggérer que les principes de la théorie de la Gestalt demeurent des principes théoriques : ce sont des principes qu'il faut essayer de retrouver dans les algorithmes, mais ils ne sont pas utiles indépendamment les uns des autres.

La fermeture des contours par la méthode du tensor voting est séduisante. Quelques lacunes ont été constatées, par exemple sur la taille du champ d'extension, qui font que seuls les trous les plus petits seront fermés, ou sur le fait qu'il semble que la fermeture ne s'opère bien que lorsque les fragments sont l'un en face de l'autre (là où le principe de continuation fonctionne bien).

Les algorithmes basés sur des lignes de partage des eaux donnent visuellement des résultats satisfaisants. Ceci s'explique par l'importance des contours fermés pour la perception visuelle. D'autre part, ces mêmes algorithmes utilisent pour marqueurs les centres des cellules, et ce faisant, font intervenir une notion de proximité (et de région) dans la fermeture des cellules (voir par exemple [Lohmann \[1995\]](#) pour un algorithme utilisant les propriétés des skiz et des cartes de distances).

Visuellement, notre préférence se porte sur les algorithmes utilisant un watershed. Cependant, le fait que les segmentations obtenues soient beaucoup plus propres (les cellules sont fermées et il n'y a plus les barbules présentes dans les autres algorithmes) peut perturber notre jugement. C'est pourquoi les chapitres suivants vont tout d'abord présenter des méthodes pour évaluer quantitativement les résultats et appliquer ces outils sur les différents algorithmes présentés, ainsi que sur l'algorithme suivant, synthèse de notre étude.

CHAPITRE 7

Evaluation de la segmentation : critères de dissimilarité

_____ R. W. Hamming¹

It is better to solve the right problem the wrong way than to solve the wrong problem the right way. _____

SOMMAIRE

7.1 Introduction	114
7.1.1 Mesure de la fermeture d'une forme trouée	114
7.2 L'expert comme méthode de référence	114
7.2.1 Application aux mosaïques	116
7.3 Quelques méthodes d'évaluation supervisée	116
7.4 Notion de distance	117
7.4.1 Distance de Hausdorff	117
7.4.2 Distance de la différence symétrique	118
7.5 Tolérances dans les distances	119
7.5.1 Extension de la distance de Hausdorff	119
7.5.2 Critère de dissimilarité	120
7.6 Distances, mesures et vision humaine	122
7.7 Critère de dissimilarité adaptatif	124
7.8 Conclusion	125

Ce chapitre présente les outils utiles pour valider les résultats de segmentations. Partant de distances, nous verrons finalement qu'il faut supprimer certaines propriétés pour rester en accord avec la perception visuelle et définir ainsi des critères de dissimilarités. Ils seront appliqués au chapitre suivant pour comparer les différentes méthodes de segmentations et de fermetures proposées.

¹Inventeur d'un code de correction d'erreur utilisant la distance de Hamming appelée parfois distance de la différence symétrique.

Ce chapitre présente des critères de dissimilarité permettant d'évaluer quantitativement la qualité des segmentations. Ces outils sont basés sur les principes de la perception et permettent d'introduire les séries de tests effectués au chapitre 8.

7.1 Introduction

En traitement d'image, la segmentation est une procédure qui permet de dégager les éléments intéressants de l'image (expliquée mathématiquement au paragraphe 7.3). Ainsi, la création de la mosaïque cornéenne est une segmentation de l'image.

Evaluer quantitativement le résultat d'une segmentation n'est pas une affaire simple. Si la segmentation se définit par un partitionnement de l'image en zones d'intérêts, il convient donc de définir l'intérêt de "l'analyseur", qui peut être indépendant de l'image. Par exemple, lorsque l'ophtalmologiste observe le fond de l'œil (Fig. 7.1.1), il regarde les vaisseaux d'une part, mais il regarde aussi le nerf optique (papille). Un algorithme qui va segmenter les artères et les veines donnera une sorte d'arborescence, tandis que la papille sera représentée approximativement par un cercle.

Pour évaluer la segmentation, il faut savoir ce qui est cherché et le fournir d'une manière ou d'une autre à la méthode d'évaluation. Si celle-ci est programmée pour obtenir seule cette information (cas d'une évaluation non supervisée), le critère de comparaison est biaisé puisque l'évaluation peut être adaptée à la méthode utilisée pour obtenir la segmentation. Pour évaluer une méthode, il est donc préférable d'utiliser une référence indépendante de celle-ci.

7.1.1 Mesure de la fermeture d'une forme trouée

Pour terminer l'introduction, ce paragraphe présente une mesure adaptée à l'évaluation des formes fragmentées.

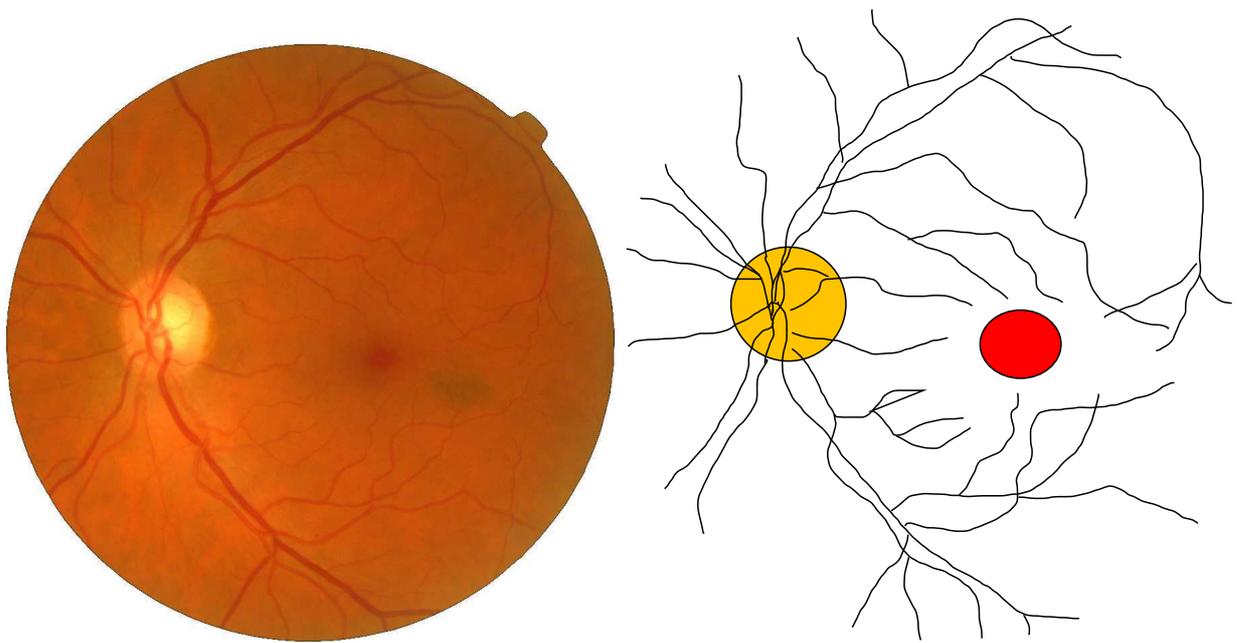
La mesure de la fermeture proposée dans Elder and Zucker [1994] est une comparaison d'un stimulus (par exemple une mosaïque M) contenant des trous avec un stimulus d'origine (la mosaïque non trouée V). Cela permet de déterminer les g_i (la longueur du trou i) et l (la longueur totale de l'arc comme défini dans l'article, ou de la mosaïque dans notre cas).

$$C = 1 - \frac{1}{l} \sqrt{\sum_1^n g_i^2}$$

Cette mesure ne peut pas être utilisée pour comparer deux mosaïques entre elles (même par une méthode supervisée), car pour pouvoir déterminer g_i , il faudrait qu'il y ait $M \subset V$, ce qui permettrait de localiser les trous, donc d'évaluer les g_i . Cependant, elle pourrait être utilisée pour évaluer la reconstruction dans les cas théoriques (voir section 8.1 ; ce sont des cas pour lesquels les trous sont connus).

7.2 L'expert comme méthode de référence

En médecine, une innovation technologique ou un nouveau type d'opération sont comparés avec une méthode de référence, souvent appelée "gold standard". Il n'y a pas de vérité absolue en biologie,



(a) Photographie du fond d'œil (rétine) avec un rétinographe numérique (technique de microscopie optique classique).

(b) Segmentation manuelle de certains éléments intéressants sur le fond d'œil. Le nerf optique, vu par son embouchure, est le disque plutôt jaune. Les traits noirs représentent les vaisseaux sanguins (artères et veines confondues). L'ellipse rouge représente l'emplacement de la macula.

Fig. 7.1.1 – Fond d'œil humain. L'ophtalmologiste recherche plusieurs informations dans une telle photographie. Il va entre autres observer la macula, le nerf optique et les vaisseaux. En termes de traitement d'image, cela correspond à différents algorithmes de segmentation.

c'est pourquoi ce "gold standard" est la méthode qui semble fonctionner le mieux à un moment donné. En analyse d'image, c'est l'œil humain (l'œil de l'expert) qui sert de référence et qui va poser les bases de ce que le traitement doit donner.

En admettant que l'expert soit capable de décrire ou dessiner ce qu'il cherche, ce qui n'est pas toujours le cas, l'évaluation de la segmentation se ramène donc à une quantification d'une dissimilarité voire d'une distance avec la référence. C'est ce que l'on appelle une évaluation supervisée, par opposition à une évaluation non supervisée, qui tente d'établir un critère absolu de qualité de la segmentation.

Des publications récentes et complètes font un état de l'art sur la question; citons par exemple [Philipp-Foliguet and Guigues \[2006\]](#); [Zhang \[1996\]](#); [Chabrier et al. \[2006\]](#); [Rosenberger \[2006\]](#).

7.2.1 Application aux mosaïques

L'endothélium cornéen humain vu par microscopie optique spéculaire ou microscopie optique classique montre une mosaïque identifiable, nous l'avons vu, même par un non expert. L'évaluation supervisée est une méthode simple et fiable pour quantifier les résultats des segmentations qui peuvent être réalisées sur ces images. Il peut être utile de mettre en place un outil pour recueillir le jugement de l'expert (voir Annexe [A.1](#)).

En ce qui concerne une évaluation non supervisée, elle demeure une gageure. En effet, les informations contenues dans les images de l'endothélium cornéen humain ne sont pas suffisantes pour qu'un algorithme puisse segmenter les contours. Ceci signifie qu'un expert qui trace les cellules de manière correcte sera jugé moins bon qu'un algorithme qui se contentera de fournir les bordures qui sont évidentes (dans le sens où les informations de niveaux de gris sont présentes sur l'image). Plus généralement, c'est la critique qui peut être faite aux méthodes d'évaluation non supervisée. Si l'évaluation employée s'adapte suffisamment bien à l'algorithme de segmentation utilisé, la méthode peut être jugée comme très bonne, alors qu'un autre type d'évaluation la jugera de mauvaise qualité.

7.3 Quelques méthodes d'évaluation supervisée

Les méthodes d'évaluation supervisées caractérisent l'adéquation des régions segmentées avec les régions fournies par la méthode de référence. Si P est l'espace de définition de l'image (le plan de l'image), et R une segmentation à évaluer ([Philipp-Foliguet and Guigues \[2006\]](#)), on note R_i l'ensemble des régions formant une partition de l'espace de définition. Une segmentation est une partition R définie comme suit (N est le nombre de régions, et $i \in [1; N]$) :

$$\forall i, j, i \neq j \left\{ \begin{array}{l} R_i \cap R_j = \emptyset \\ \bigcup_i R_i = P \end{array} \right.$$

L'évaluation de la segmentation consiste à quantifier les différences entre les régions R_i de l'image segmentée et les régions V_i correspondant à la segmentation de l'expert (V comme vérité) ([Yasnoff et al. \[1979\]](#); [Vinet \[1991\]](#); [Martin \[2003\]](#)).

Dans le cas des images numériques (P est un ensemble discret et fini), on a ($card$ représente le cardinal de l'ensemble, c'est à dire le nombre de pixels $\#$ pour une image numérique) :

$$\sum_{i=1}^N card(R_i) = card(P)$$

Il convient donc de savoir si la frontière entre les régions (par exemple la mosaïque) a un cardinal nul ou si la frontière est considérée comme une région. Dans les références présentées, la frontière n'est généralement pas prise en compte.

Dans le cas des mosaïques cornéennes et des algorithmes de segmentation présentés, la frontière a une épaisseur. Elle peut être considérée comme une région à part entière, mais le fait qu'elle ait un grand nombre de pixels ainsi qu'une épaisseur fine va introduire des valeurs importantes dans l'évaluation de la dissimilarité, et donc peu fiables. Il vaut mieux la considérer à part ; en fait, il est intéressant de noter que si F est la frontière (les R_i sont des régions et non des frontières), alors :

$$P = \left\{ \bigcup_i \{R_i\} \cup F \right\}$$

C'est la dualité contours-régions. Ainsi, l'évaluation de la segmentation peut se résumer soit à une comparaison entre les frontières, soit à une comparaison entre les régions.

Mathématiquement, l'outil idéal pour réaliser des comparaison est la distance.

7.4 Notion de distance

Une distance est mathématiquement définie comme une application d d'un ensemble E^2 vers \mathbb{R}_+ , qui vérifie les quatre propriétés suivantes (Peeters [1999]; Deza and Deza [2006]) :

$$\forall x \in E, \quad d(x, x) = 0 \quad (7.1)$$

$$\forall x, y \in E, \quad d(x, y) = 0 \Rightarrow x = y \quad (7.2)$$

$$\forall x, y \in E, \quad d(x, y) = d(y, x) \quad (7.3)$$

$$\forall x, y, z \in E, \quad d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y) \quad (7.4)$$

(E, d) définit ainsi un espace métrique.

7.4.1 Distance de Hausdorff

Soit (E, d) un espace métrique. A et B sont deux sous-ensembles non-vides compacts de E . Le r -voisinage de $X \in E$ est défini par :

$$V(r, X) = \{x \in E \mid d_E(x, X) < r\}$$

La distance de Hausdorff (Jourlin et al. [2000]; Deza and Deza [2006]) $D_H(A, B)$ entre A et B est définie comme étant le plus petit nombre réel r tel que le r -voisinage de A contienne B et le r -voisinage de B contienne A , c'est-à-dire :

$$D_H(A, B) = \inf\{r > 0 \mid A \subset V(r, B), B \subset V(r, A)\}$$

En analyse d'image, on utilise les formules suivantes (A et B étant deux images binaires qui définissent donc deux ensembles) :

$$D_H(A, B) = \max\{f_{d_E}(A, B), f_{d_E}(B, A)\}$$

avec (d_E est la distance euclidienne), f_{d_E} est la semi-distance de Hausdorff :

$$f_{d_E}(A, B) = \max_{\rho \in A} \{d_E(\rho, B)\}$$

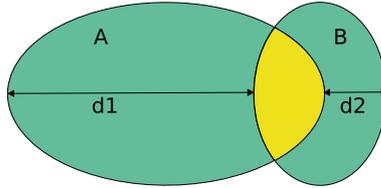


Fig. 7.4.1 – Illustration de la distance de Hausdorff entre A et B . C'est le \max entre $d_1 = f_d(A, B)$ et $d_2 = f_d(B, A)$.

D'un point de vue morphologie mathématique, la distance de Hausdorff peut aussi s'écrire de la façon suivante (Jourlin et al. [2000]) (V est le voisinage ou la boule unité, et $E = \mathbb{R}^n$) :

$$f_d(A, B) = \inf\{p \in \mathbb{N} \mid B \subset (A \oplus pV)\}$$

7.4.2 Distance de la différence symétrique

Soient A et B deux ensembles. Δ est l'opérateur de la différence symétrique :

$$\Delta(A, B) = \{(A \cup B) \setminus (A \cap B)\} = (B \setminus A) \cup (A \setminus B)$$

La semi-distance D_Δ de la différence symétrique est une mesure μ positive de la différence symétrique (par exemple l'aire, Fig. 7.4.2) :

$$D_\Delta(A, B) = \mu(\Delta(A, B))$$

Ce n'est pas une distance dans le cas général, mais bien une semi-distance, car la mesure μ peut éventuellement être négligeable sur une partie non vide de E .

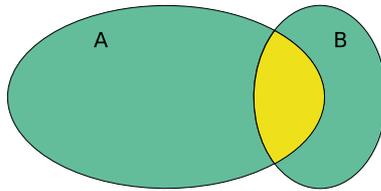
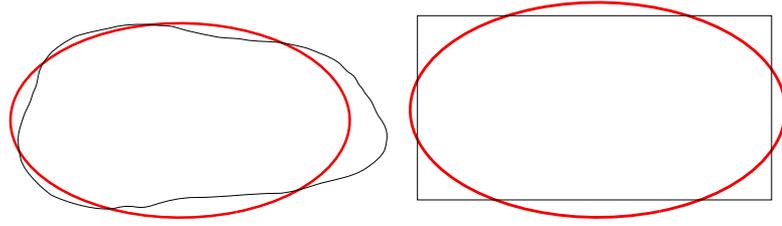


Fig. 7.4.2 – Illustration de la distance de la différence symétrique entre A et B . Ici, l'aire de la partie verte (foncée) est considérée, définie mathématiquement par $\{(A \cup B) \setminus (A \cap B)\}$

En termes informatiques, sur des images binaires, calculer Δ revient à faire un OU Exclusif (Xor) ; la mesure μ utilisée est le nombre de pixels ($\#$) présents dans l'ensemble résultant, et D_Δ définit alors bien une distance :

$$D_\Delta(A, B) = \#(\Delta(A, B))$$

Cette distance n'est cependant pas tolérante vis à vis de petites variations, alors que visuellement, les ensembles peuvent être globalement très proches.



(a) L'ellipse est visuellement proche du contour dessiné à la main. (b) Le rectangle n'est pas la figure qui visuellement se rapproche le plus de l'ellipse.

Fig. 7.4.3 – La distance de la différence symétrique ne permet pas de bien distinguer les deux cas de figure présentés. En effet, si les objets considérés sont fins (non pleins), les distances entre les deux objets dans chaque cas seront presque identiques.

7.5 Tolérances dans les distances

Les distances de Hausdorff et de la différence symétrique sont très sensibles aux légères variations dans les objets. Elles ne reflètent pas ce qui est perçu visuellement, c'est-à-dire que dans le cas de légères variations (des formes très proches et quasi identiques visuellement), ces distances peuvent donner des valeurs numériques très importantes.

Dans les paragraphes suivants, un paramètre de tolérance est introduit dans les distances présentées précédemment, au moyen d'une addition de Minkowski (voir section 4.2). Le critère obtenu sera appelé extension (de la distance considérée) et noté par un e en indice ou en exposant.

7.5.1 Extension de la distance de Hausdorff

Soit une boule de tolérance rV , V étant un voisinage unitaire et r le paramètre de tolérance (la boule étant isotrope, r est donc un rayon) fixé :

$$D_H^e(A, B) = \max\{f_{d_E}(A, B \oplus rV), f_{d_E}(B, A \oplus rV)\}$$

avec, d_E étant la distance euclidienne et f_{d_E} est la semi-distance de Hausdorff :

$$f_d(A, B) = \max_{\rho \in A} \{d(\rho, B)\}$$

Cette notation est équivalente à la notation :

$$D_H^e(A, B) = \max\{f_d^e(A, B), f_d^e(B, A)\}$$

$$f_d^e(A, B) = \inf \{p \in \mathbb{N} \mid (B \oplus rV) \subset ((A \oplus pV) \cap (B \oplus rV))\}$$

La programmation de ce critère s'effectue suivant l'algorithme 16 (calqué directement sur les formules) :

```

Données :  $I_1 \leftarrow$  Image binaire,  $I_2 \leftarrow$  Image binaire
Sorties :  $D_H^e(I_1, I_2)$  : Valeur numérique
1 begin
2    $D_1 \leftarrow I_1 \oplus pV$ ;
3    $D_2 \leftarrow I_2 \oplus pV$ ;
4    $d_1 \leftarrow f_d(I_1, D_2)$ ;
5    $d_2 \leftarrow f_d(I_2, D_1)$ ;
6   return  $\max\{d_1, d_2\}$ ;
7 end
    
```

Algorithme 16 : Mesure de la dissimilarité par extension de la distance de Hausdorff. L'algorithme prend deux images binaires en entrée pour retourner un résultat numérique. La fonction f_d est la semi distance de Hausdorff (voir section 7.4.1). L'opération \oplus est l'opération de dilatation morphologique.

On peut encore écrire la distance de Hausdorff étendue de cette façon :

$$D_H^e(A, B) = \max\{D_H(A, B) - r; 0\}$$

Cette dernière relation montre que l'extension de la distance de Hausdorff n'a que peu d'intérêt car elle peut être obtenue de manière presque linéaire par rapport à la distance de Hausdorff. De plus, comme dans l'exemple de la Fig. 7.5.1 qui montre une mosaïque qui s'étend sur un large champ, la distance de Hausdorff appliquée aux mosaïques ne permet pas de mettre en évidence les disparités entre les résultats de différentes segmentations. En effet, pour une mosaïque M qui pave le domaine de définition D , la relation suivante est vérifiée :

$$\forall x \in D, d(x, M) \leq c$$

avec c une constante qui est liée à la taille d'une cellule. La distance c est atteinte pour un point x situé grossièrement au centre de la plus "grosse" cellule. Ceci signifie que si deux mosaïques M_1 et M_2 sont comparées à une mosaïque de référence M_R , les différences entre les distances ne seront pas significatives ($|D_H^e(M_1, M_R) - D_H^e(M_2, M_R)|$ sera faible).

7.5.2 Critère de dissimilarité

Soit une boule de tolérance rV .

$$\begin{aligned} \Delta(A, B) &= (B \setminus A) \cup (A \setminus B) \\ \Delta_e(A, B) &= (B \setminus A \oplus rV) \cup (A \setminus B \oplus rV) \\ D_{\Delta_e}(A, B) &= \#\{\Delta_e(A, B)\} \end{aligned}$$

Pour établir une comparaison directe avec une référence (par exemple fournie par un expert), il est intéressant d'introduire le critère de dissimilarité ϵ suivant :

$$\epsilon_A^r(B) = \frac{D_{\Delta_e}(A, B)}{\#\{A\}} = \frac{\#\{(B \setminus A \oplus rV) \cup (A \setminus B \oplus rV)\}}{\#\{A\}}$$

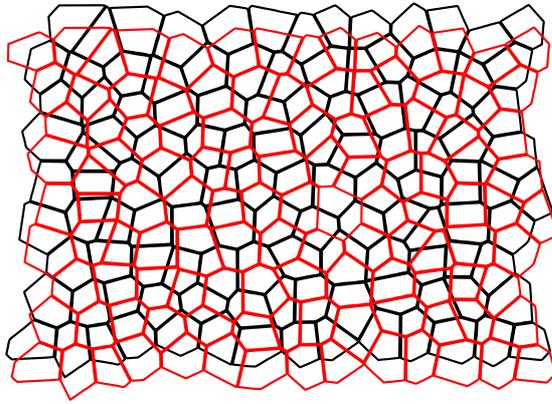


Fig. 7.5.1 – Lorsque la mosaïque de référence (en noir) s'étend sur l'ensemble de l'image, la distance de Hausdorff et sa version étendue sont majorées par le rayon maximal des cercles inscrits dans les cellules. Cette distance ne permet donc pas de séparer suffisamment les différentes mosaïques.

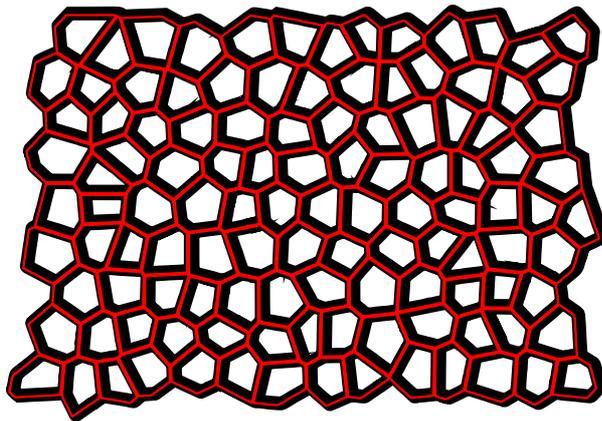


Fig. 7.5.2 – Illustration de la distance de la différence symétrique avec une tolérance. La mosaïque noire présente la mosaïque de référence ainsi que sa tolérance. La mosaïque rouge (en surimpression), volontairement décentrée par rapport à la mosaïque de référence, est le résultat d'une segmentation. Cette mosaïque rouge est considérée comme identique à la mosaïque de référence, même si elle est décalée.

```

Données :  $I_1 \leftarrow$  Image binaire
 $I_2 \leftarrow$  Image binaire
 $r \leftarrow$  tolérance
Sorties :  $\epsilon_{I_1}^r(I_2)$  : Valeur numérique
1 begin
2    $D_1 \leftarrow I_1 \oplus pV$ ;
3    $D_2 \leftarrow I_2 \oplus pV$ ;
4    $X_1 \leftarrow Xor(I_1, D_2)$ ;
5    $X_2 \leftarrow Xor(I_2, D_1)$ ;
6    $R \leftarrow Or(X_1, X_2)$ ;
7   return  $\frac{\#\{R\}}{\#\{I_1\}}$ 
8 end

```

Algorithme 17 : Mesure de la dissimilarité $\epsilon_{I_1}^r(I_2)$ par extension de la distance de la différence symétrique pour une tolérance r . L'algorithme prend deux images binaires I_1 et I_2 en entrée pour retourner un résultat numérique. L'opération \oplus est l'opération de dilatation morphologique.

7.6 Distances, mesures et vision humaine

Le critère ϵ est appelé critère de dissimilarité car il devient grand lorsque les ensembles comparés deviennent très différents.

Les propriétés de séparation (Eq. 7.2) et l'inégalité triangulaire (Eq. 7.4) ne sont pas vérifiées dans ces deux extensions de la distance de Hausdorff et de la différence symétrique (c'est l'effet de la tolérance, voir Fig. 7.6). Les autres propriétés (Eq. 7.1 et Eq. 7.3) sont conservées. Ces extensions sont des semi-pseudo-distances (Peeters [1999]), elles peuvent donc être considérées comme des critères de dissimilarité. Elles prennent en compte la proximité visuelle des objets (Fig. 7.6, Tversky and Gati [1982]; Santini and Jain [1997]).

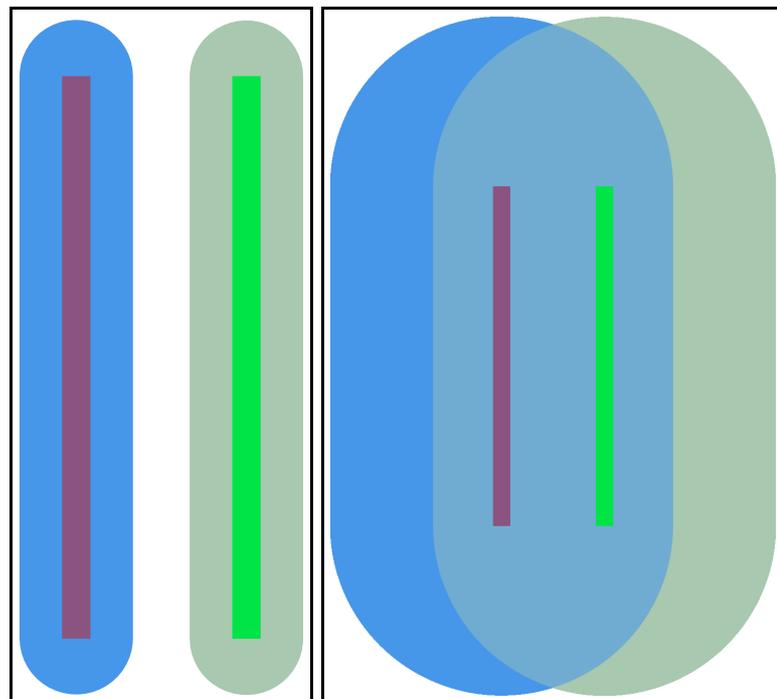
Ces critères de dissimilarité prennent des valeurs importantes pour des objets fortement dissimilaires. Ils valent 0 pour des objets identiques.

Le critère de dissimilarité ϵ ne respectant pas la propriété de symétrie (Eq. 7.2) est une quasi-semi-pseudo-distance par construction. Cependant, ce critère de dissimilarité est en accord avec les principes de la perception visuelle (les espaces métriques ne sont en effet pas adaptés à la vision humaine) :

- Pour la propriété de séparation (Eq. 7.2), il est évident que deux figures représentant le même objet mais dessinées de manières approximativement identiques sont perçues de la même façon.
- En ce qui concerne l'inégalité triangulaire (Eq. 7.4), la perception visuelle ne la respecte pas non plus (Tversky and Gati [1982]; Veltkamp and Hagedoorn [2000]; Veltkamp [2001]); ceci est illustré par la Fig. 7.6.1.
- Et de façon encore plus surprenante, Tversky [1977] montre que la symétrie n'est pas respectée non plus par la perception visuelle, ce qui finalement correspond bien au critère ϵ .

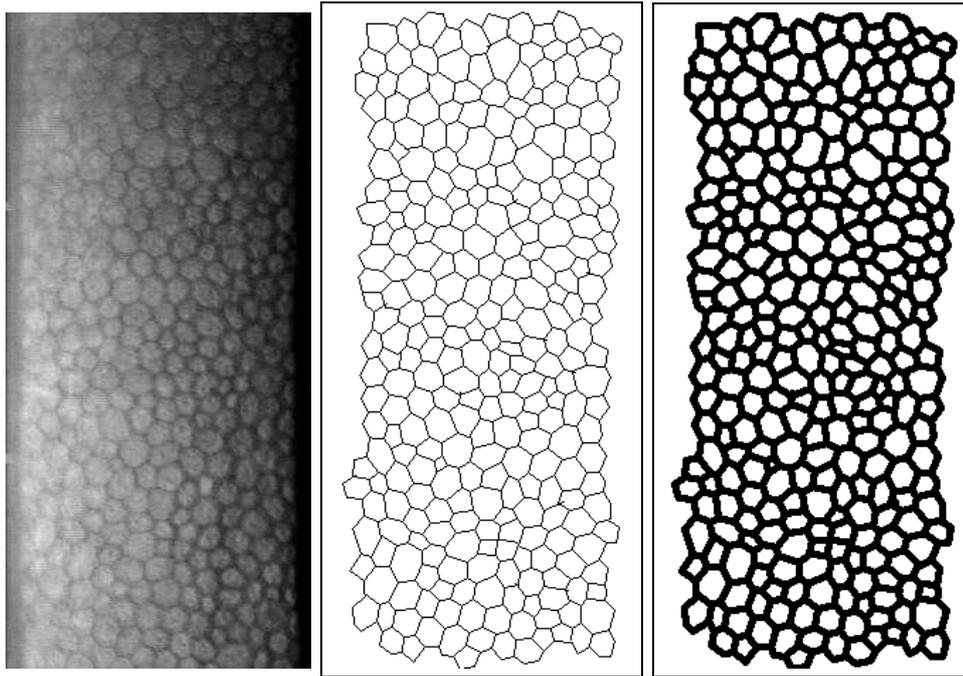


Fig. 7.6.1 – Illustration du non respect de l'inégalité triangulaire. Les différences perçues visuellement entre l'homme et le centaure ainsi qu'entre le centaure et le cheval peuvent sembler faibles, alors qu'elles sont importantes entre l'homme et le cheval.



(a) La tolérance n'est pas suffisante pour considérer les deux traits comme visuellement similaires.
 (b) La tolérance permet de considérer que les deux traits sont visuellement similaires.

Fig. 7.6.2 – Illustration des effets de la tolérance pour décrire la proximité visuelle de deux objets (ici, les objets sont les rectangles centraux et les tolérances les entourent). Le tube de tolérance met en évidence la zone considérée comme visuellement proche.



(a) Image de microscopie optique spéculaire de l'endothélium cornéen humain. (b) Segmentation de l'expert M_E . (c) Tube de tolérance autour de M_E : $\delta_{rV}(M_E)$.

Fig. 7.6.3 – Tube de tolérance.

7.7 Critère de dissimilarité adaptatif

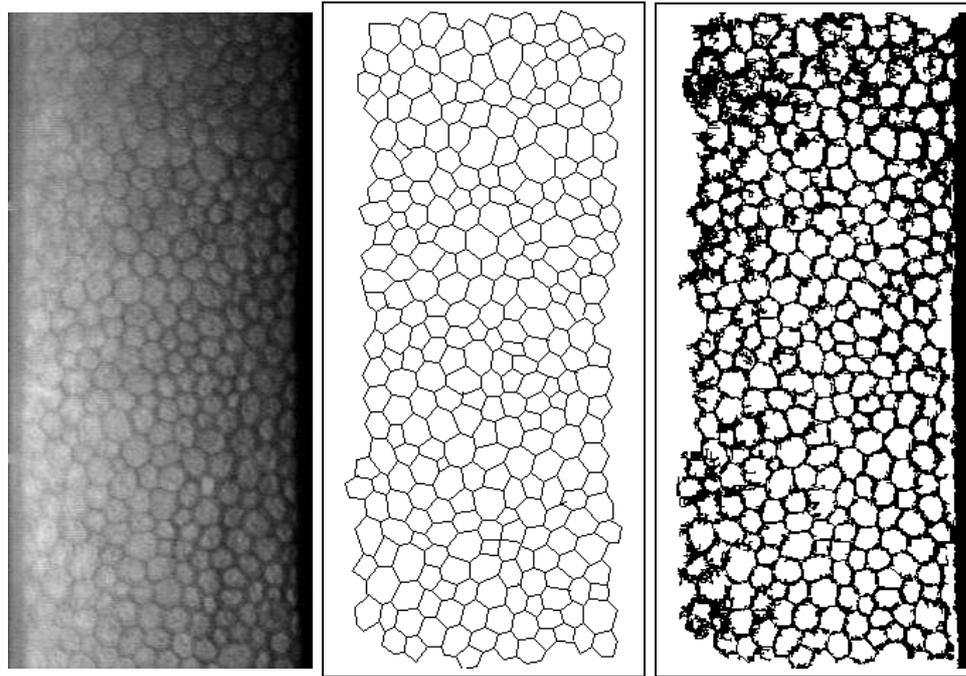
Dans le critère classique, la tolérance est isotrope (identique partout). Les voisinages adaptatifs permettent d'obtenir des éléments structurants adaptés au contexte local de l'image (voir chapitre 4). Un critère de dissimilarité utilisant ces éléments structurants est présenté dans ce paragraphe.

Les $R_m^h(x)$ sont construits (voir section 5.2.2) avec le critère de luminance h et le modèle classique d'espace vectoriel (opération d'addition + classique). Ainsi, une semi-pseudo-distance basée sur la différence symétrique adaptative Δ_m^h peut être définie par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}\Delta_m^h(A, B) &= \left\{ (B \setminus D_m^h(A)) \cup (A \setminus D_m^h(B)) \right\} \\ D_{\Delta_m^h(A, B)}(A, B) &= \# \left\{ \Delta_m^h(A, B) \right\} \\ \epsilon_A^{m, h}(B) &= \frac{D_{\Delta_m^h(A, B)}(A, B)}{\#\{A\}}\end{aligned}$$

Ces équations signifient que, plutôt que de réaliser une dilatation par une boule isotrope (Fig. 7.6.3), la dilatation est adaptative (basée ici sur le critère de luminance, c'est-à-dire l'image de l'endothélium cornéen, voir Fig. 7.7.1).

Les avantages et inconvénients du critère de dissimilarité adaptatif par rapport au critère classique ne sont pas évidents (voir Fig. 7.7.2), cela nécessiterait plus d'investigations, ce qui n'a pas été fait dans le cadre de cette thèse.



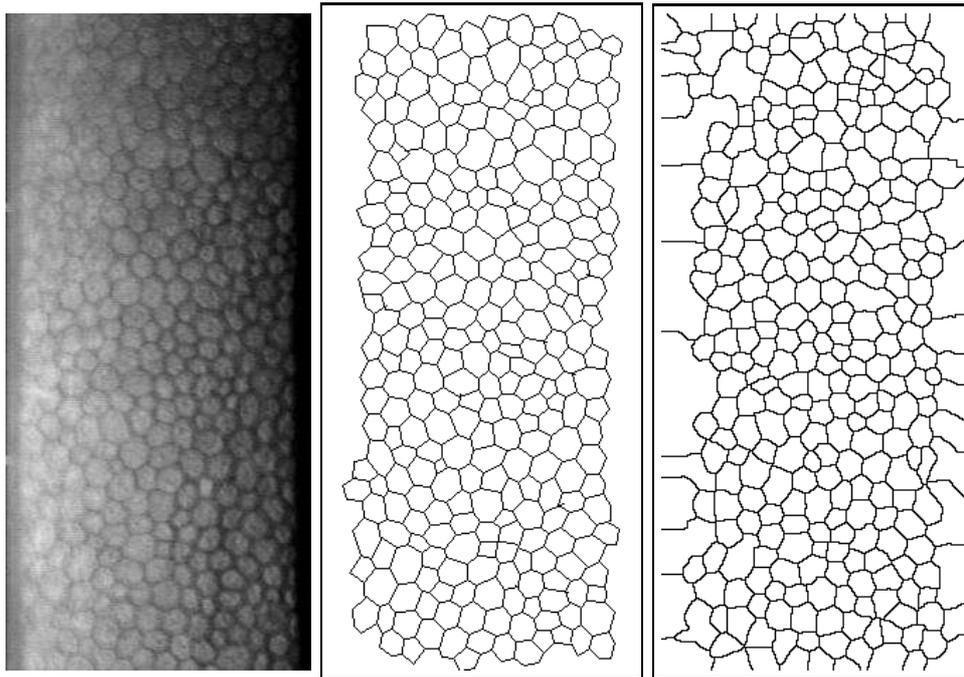
(a) Image de microscopie optique spéculaire de l'endothélium cornéen humain. (b) Segmentation de l'expert M_E . (c) Tube de tolérance adaptatif autour de M_E : $D_{m=1}^h(M_E)$.

Fig. 7.7.1 – Tube de tolérance adaptatif.

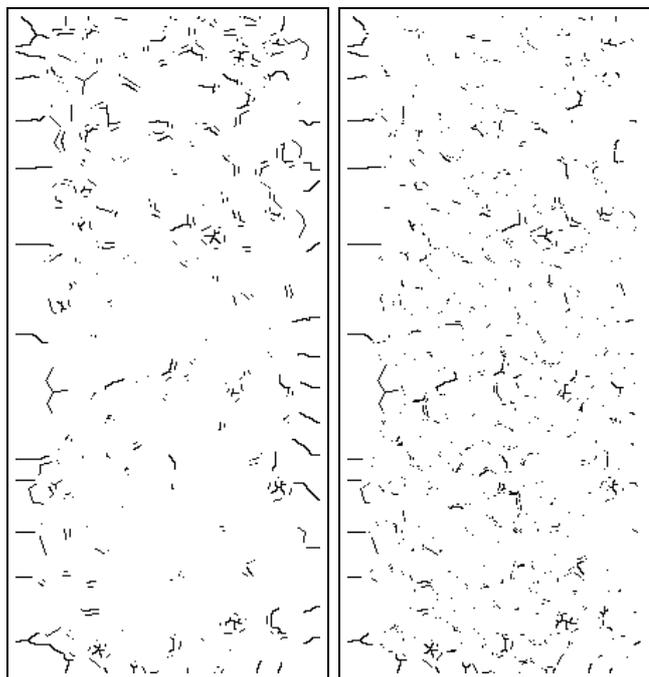
7.8 Conclusion

La perception visuelle ne considère pas l'environnement comme un espace métrique. Les propriétés des distances ont donc été supprimées, ce qui a permis de définir des critères de dissimilarité tolérants aux légères imperfections qui peuvent survenir lors de la segmentation, considérées comme négligeables par un observateur.

Par la suite, le critère de dissimilarité utilisé sera ϵ_M^r utilisant des voisinages classiques (des boules isotropes), car il est bien adapté à l'évaluation supervisée, et en accord avec les principes de la perception visuelle.



(a) Image de microscopie optique spéculaire de l'endothélium cornéen humain. (b) Segmentation M_E de l'ex-pert de l'image présente sur la Fig. (a). (c) Segmentation M_R par une méthode donnée de l'image présente sur la Fig. (a).



(d) $\Delta_e^{r=2}(M_E, M_R)$

(e) $\Delta_{m=3}^h(M_E, M_R)$ pour h étant le critère de luminance (Fig. 7.2(a)).

Fig. 7.7.2 – Résultat de la différence symétrique étendue pour des boules isotropes (Fig. 7.2(d)) et adaptatives ((e)). Les deux critères sont bien différents, mais il est difficile de trouver un avantage à l'un ou à l'autre. Ce travail sera proposé en perspectives.

CHAPITRE 8

Tests et résultats

SOMMAIRE

8.1	Protocoles expérimentaux : mosaïques synthétiques et réelles	129
8.1.1	Notations	130
8.1.2	Présentation des résultats	130
8.1.3	Figure théorique simple : un carré	130
8.1.4	Mosaïque synthétique	135
8.1.5	Tests de la fermeture gestalt sur des mosaïques réelles	137
8.1.6	Conclusion	138
8.2	Analyse des segmentations : introduction	140
8.2.1	Base d'images d'apprentissage	140
8.2.2	Comparaison des méthodes	141
8.3	Evaluation des méthodes de fermeture des contours	142
8.3.1	Introduction	142
8.3.2	Analyse	142
8.3.3	Conclusion	142
8.4	La comparaison des méthodes de segmentation	147
8.4.1	Présentation des paramètres	147
8.4.2	Les meilleurs résultats pour chaque méthode	149
8.4.3	Les résultats des différentes méthodes	154
8.4.4	Bilan	163
8.4.5	Conclusion	165
8.5	Région d'intérêt et suppression des effets de bords	166
8.6	Conclusion	168

La section 8.1 évalue les méthodes issues des principes de la théorie de la Gestalt sur des mosaïques synthétiques. Il en ressort que ces principes ne peuvent pas être utilisés séparément les uns des autres. Ceci est confirmé dans la section suivante (section 8.3) où les méthodes de fermeture sont comparées. L'idée est donc désormais d'utiliser des méthodes plus évoluées qui prennent en compte la proximité et la continuation : celles-ci sont comparées à la section 8.4. Les valeurs optimales des paramètres sont extraites pour chaque méthode. Pour les deux meilleures, les experts ophtalmologistes confirme qualitativement le classement établi.

Les connexions des cellules sur les bords de l'image perturbent les valeurs du critère de dissimilarité. La section 8.5 confirme numériquement cette affirmation.

8.1 Protocoles expérimentaux : mosaïques synthétiques et réelles reconstruites par les algorithmes de continuation, continuation faible et proximité

Les méthodes issues des principes de la théorie de la Gestalt semblent (visuellement) fermer quelques contours, mais présentent quelques lacunes (voir section 6.2). Pour tester ces méthodes, des figures à reconstruire sont fournies aux algorithmes. Ces cas théoriques sont tout d'abord des figures simples, composés d'un ensemble de segments. Ensuite, une mosaïque synthétique est proposée, et enfin, une mosaïque réelle est utilisée.

Les expériences ont été réalisées tout d'abord sur des figures géométriques (carrés) puis complexes (mosaïques), qui sont vectorisées (voir section 6.2). Chaque fragment possède donc deux extrémités, ce qui explique que des points au carrefour de plusieurs fragments sont utilisés dans des fermetures. En ce qui concerne les figures synthétiques (dessinées à la main), elles sont trouées aléatoirement selon la procédure suivante (Algorithme 18) :

<pre> Données : $I \leftarrow$ Image binaire représentant une mosaïque $R_{min} \leftarrow$ rayon minimal du trou $R_{max} \leftarrow$ rayon maximal du trou Sorties : $T \leftarrow$ Image contenant une figure trouée par un seul trou Un seul trou est effectué 1 begin 2 $L \leftarrow$ liste des pixels de la mosaïque ; 3 $p \leftarrow$ choix d'un pixel aléatoirement dans L ; 4 $r \leftarrow$ choix d'un rayon aléatoirement dans l'intervalle $[R_{min}; R_{max}]$; 5 $C \leftarrow$ disque de centre p et de rayon r ; 6 forall $x \in D$ do /* D ensemble de définition */ 7 if $x \in C$ then 8 $T(x) = 0$ 9 else 10 $T(x) = I(x)$ 11 end 12 end 13 end </pre>

Algorithme 18 : Procédure de formation des trous dans une mosaïque. Un pixel dans la mosaïque est choisi au hasard pour être le centre d'un disque (de rayon aléatoire). Tous les pixels présents dans ce disque sont effacés. Cette procédure assure de trouer la mosaïque à chaque itération ; elle est répétée jusqu'à ce que plus aucun pixel ne soit présent dans la mosaïque.

8.1.1 Notations

Lorsqu'elle sera connue, la mosaïque d'Origine sera notée M_O , la mosaïque de référence de l'Expert sera notée M_E , la mosaïque incomplète (ou trouée) sera notée M_T et la mosaïque reconstruite sera notée M_R . Le paramètre de tolérance sera noté r : il correspond à un rayon dans le cas d'une tolérance isotrope, et au critère m dans le cas d'une tolérance adaptative.

$\epsilon_{M_O}^r(M_R)$ indiquera donc la dissimilarité entre la mosaïque de référence M_O et la mosaïque M_R reconstruite par une méthode donnée, avec une tolérance isotrope de rayon r (voir Fig. 7.7.2).

$\epsilon_{M_O}^m(M_R)$ indiquera la dissimilarité entre la mosaïque de référence M_O et la mosaïque M_R reconstruite par une méthode donnée, avec une tolérance adaptative m et basée sur la luminance et le modèle classique CLIP (voir Fig. 7.7.2).

La méthode de reconstruction est appliquée à l'image trouée (M_T). L'image reconstruite (M_R) est ensuite comparée à une image de référence (l'image d'origine M_O en l'occurrence pour les figures géométriques). La comparaison est réalisée au moyen du critère de dissimilarité ϵ^r présenté au chapitre 7.

8.1.2 Présentation des résultats

Par la suite, les graphes auront la forme présentée dans la Fig. 8.1.1. Abscisse et ordonnée ont la même échelle : elles représentent le critère de dissimilarité classique ϵ^r de la mosaïque reconstruite M_R (en ordonnée) en fonction de celui de la mosaïque trouée M_T (en abscisse).

La valeur du paramètre de tolérance utilisé sera $r = 2$ pour ces expériences pour prendre en compte la discrétisation des segments de droites et les approximations liées à celle-ci. Dans la section 8.4 (qui compare les méthodes sur des images réelles de cornées), le paramètre utilisé sera $r = 3$. Ce choix sera justifié au paragraphe 8.2.2.

La droite $y = x$ est la droite de référence, celle qui représente la mosaïque sans modification. En dessous de celle-ci, la reconstruction est efficace (elle diminue les trous, donc reconstruit la mosaïque), et au dessus elle perturbe la mosaïque. Cette droite sera présente sur tous les graphes pour mieux observer le comportement des reconstructions.

Démarche

Pour chaque mosaïque de test, plusieurs séries de trous sont effectuées. Les résultats particuliers de quelques séries sont montrés pour le carré (paragraphe 8.1.3) et pour la mosaïque synthétique (paragraphe 8.1.4).

En utilisant 100 séries de trous, les nuages de points obtenus sont interpolés par un polynôme de degré 7, qui se révèle être le mieux adapté expérimentalement.

8.1.3 Figure théorique simple : un carré

Le carré (Fig. 8.1.2) est une figure géométrique simple pour laquelle les principes de continuation et proximité devraient donner de bons résultats : un trou au milieu d'un côté ne devrait pas poser de problème pour la reconstruction. Par contre, si un trou est présent sur un sommet, les limites des méthodes devraient être atteintes.

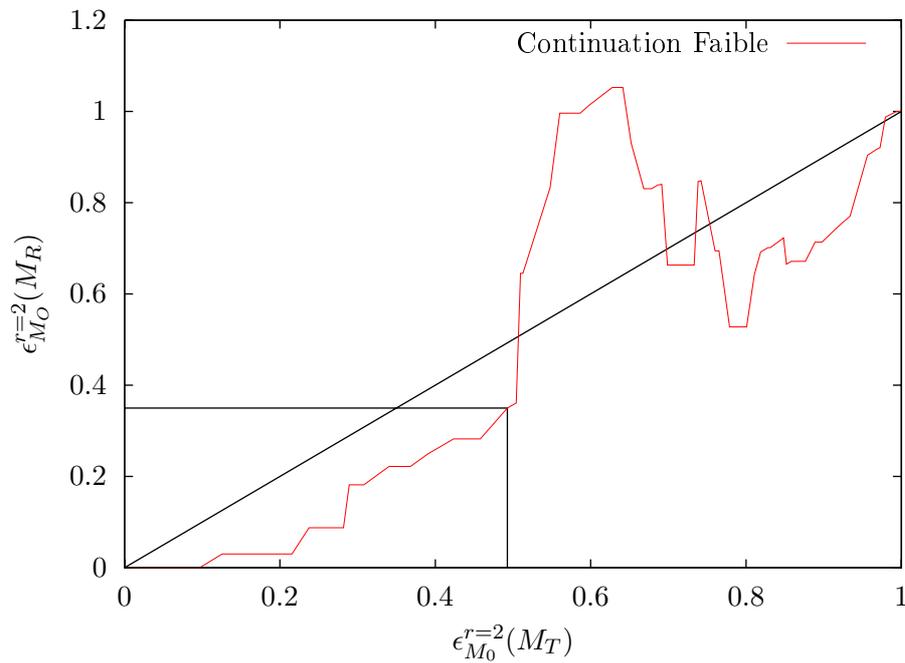
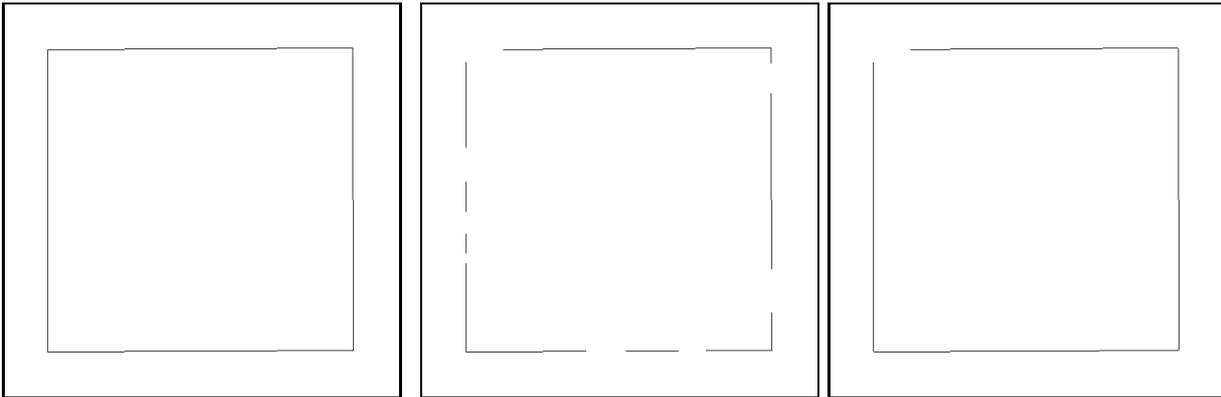
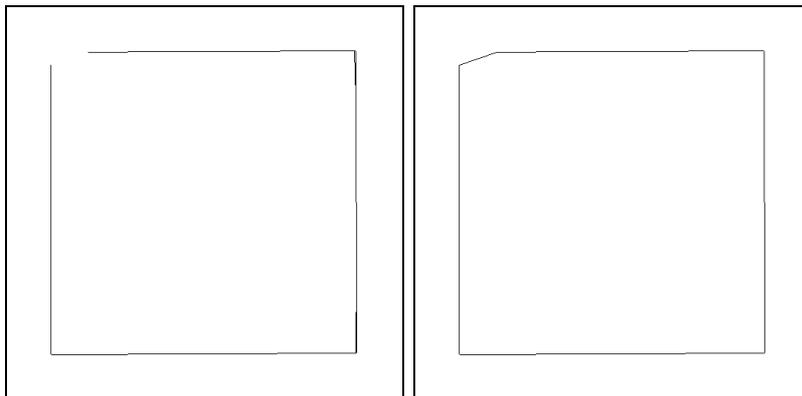


Fig. 8.1.1 – Explication des graphes représentant le critère de dissimilarité. Pour une mosaïque trouée (M_T) dont la dissimilarité est aux alentours de 0.5 (soit une différence d'environ 50% par rapport à la mosaïque d'origine M_O), la reconstruction permet d'obtenir une mosaïque M_R dont la dissimilarité est aux alentours de 0.35 (soit une différence d'environ 35% par rapport à la mosaïque d'origine).

La droite $y = x$ représente la mosaïque sans modification. On peut considérer que des valeurs en dessous de cette droite sont synonymes d'une reconstruction efficace.

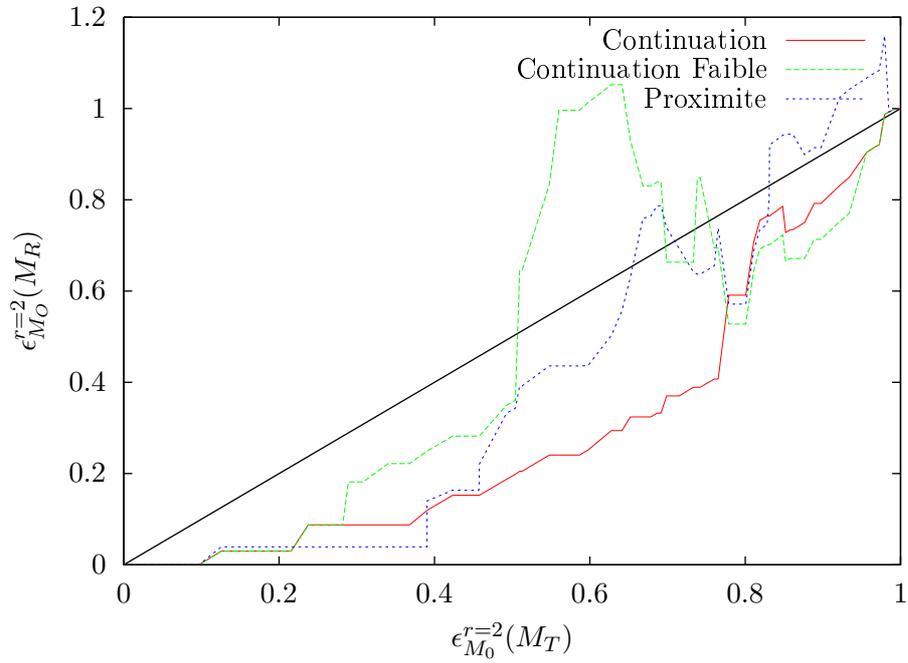


(a) Une figure géométrique simple, un carré M_O , dessinée à la main. (b) Le carré T est troué aléatoirement. (c) Le carré R_C reconstruit par la méthode de Continuation.

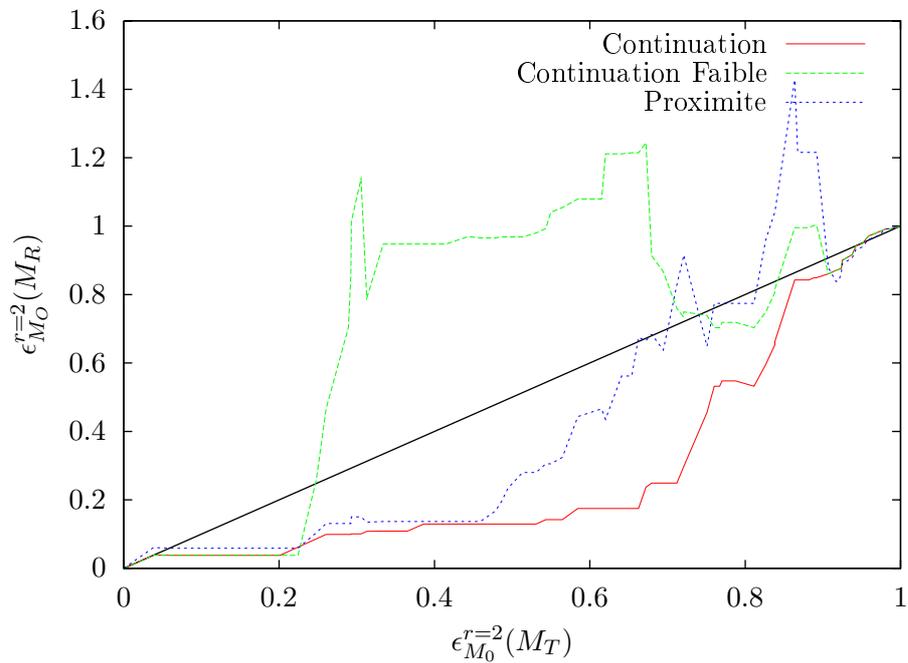


(d) Le carré R_F reconstruit par la méthode de Continuation Faible. (e) Le carré R_P reconstruit par la méthode de Proximité.

Fig. 8.1.2 – Un exemple de figure géométrique (a) et son équivalent troué (b) utilisés pour tester les différentes reconstructions (par continuation (c), continuation faible (d) et proximité (e)).



(a) Première série de trous.



(b) Seconde série de trous.

Fig. 8.1.3 – Evaluation de la reconstruction dans le cas d'un carré (voir Fig. 8.1.2).

Analyse statistique en moyenne

Les données obtenues pour les 100 séries de trous ont été interpolées dans la figure suivante (Fig. 8.1.4) par des polynômes de degré 7.

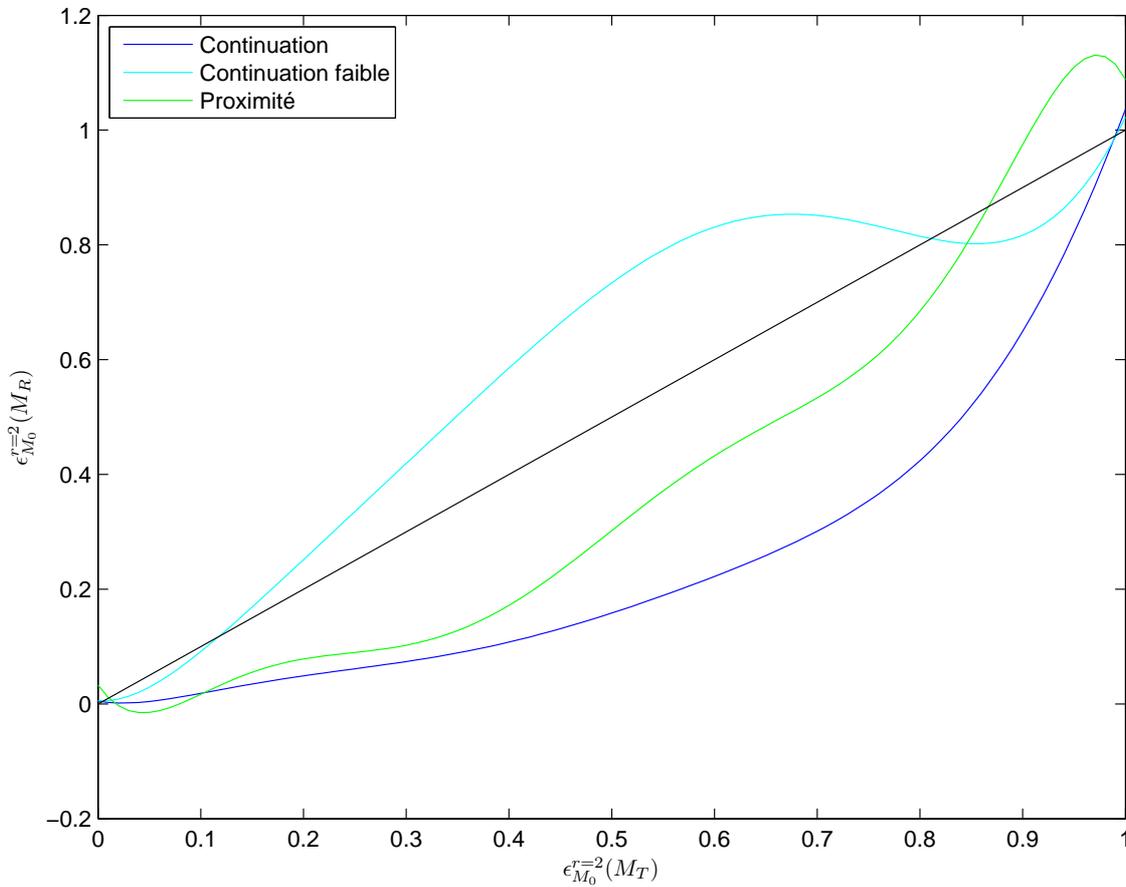
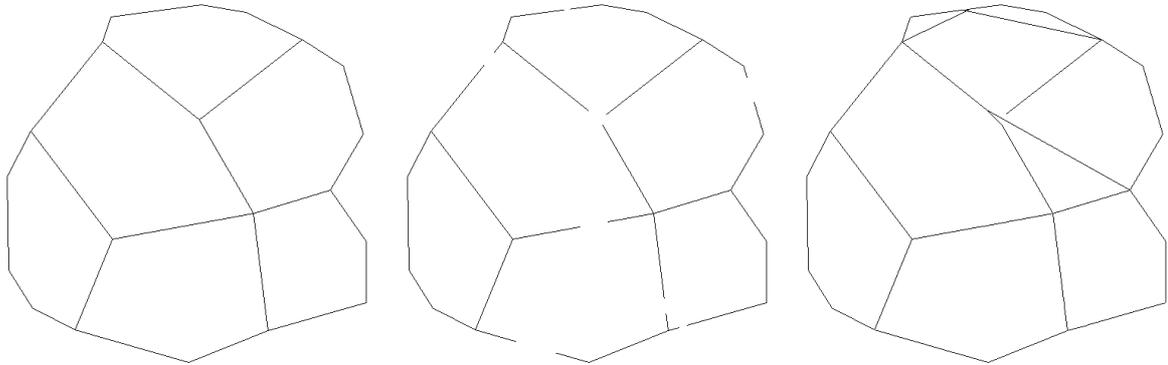


Fig. 8.1.4 – Analyse en moyenne des trous effectués dans le carré simple. Les méthodes de continuation et proximité donnent de bons résultats.

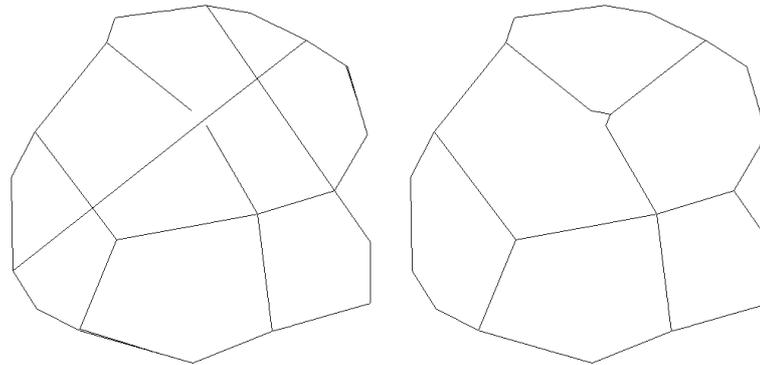
La continuation et la proximité ont tendance à être plus efficaces que la continuation faible, qui semble inventer plus tôt (sur l'échelle des abscisses) des contours. La continuation est un critère plus robuste que la proximité, car lorsque le critère n'est pas rempli, aucun fragment virtuel n'est tracé, donc l'erreur est limitée.

8.1.4 Mosaïque synthétique

Cette mosaïque a été dessinée à la main (Fig. 8.1.5), et de la même manière que les carrés, elle est trouée puis reconstruite. Les graphes résultats sont présentés dans la Fig. 8.1.6.



(a) Une mosaïque de test, utilisée (b) Des trous sont effectués de ma- (c) Fermeture par continuation de
comme base par les méthodes de re- nière aléatoire dans la mosaïque. (b).
construction.



(d) Fermeture par continuation (e) Fermeture par proximité de (b).
faible de (b).

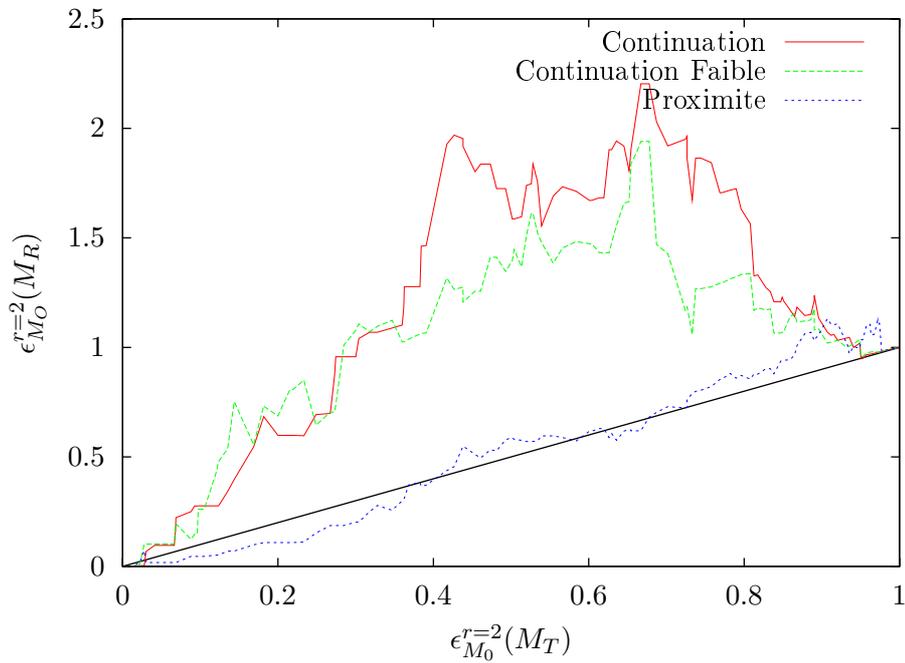
Fig. 8.1.5 – Des trous sont effectués dans une mosaïque de test. Les algorithmes utilisant les principes de continuation et proximité essaient de les fermer. Même si cette mosaïque est complètement synthétique, le système visuel humain réalise la fermeture d'une manière très naturelle et automatique.

La proximité donne de meilleurs résultats, la continuation et la continuation faible donnent beaucoup de faux positifs (beaucoup de fragments sont trouvés alors qu'ils n'existent pas au départ). Notons que cette mosaïque synthétique a été tracée manuellement et ne représente pas réellement les cas de mosaïques fournis par les experts.

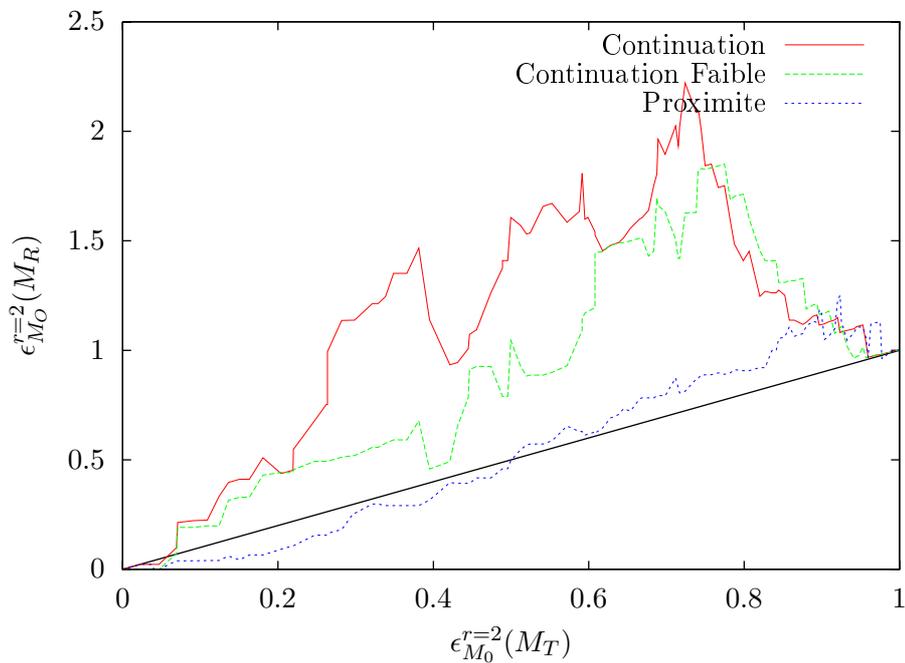
L'algorithme qui utilise la proximité donne des résultats convenables sur les deux séries de trous présentées (8.1.6), le paragraphe suivant montre ce qu'il en est en moyenne sur un grand nombre de séries.

Analyse statistique en moyenne

Une analyse statistique a été réalisée sur cette mosaïque : celle-ci a subi elle aussi 100 séries de trous. Les résultats sont présentés Fig. 8.1.7. Ils confirment ce qui apparaissait sur les deux cas de tests



(a) Première série de trous.



(b) Seconde série de trous.

Fig. 8.1.6 – Evaluation de la reconstruction dans le cas d'une mosaïque théorique.

précédents, c'est-à-dire que la fermeture par continuation ou continuation faible ne donnent pas de bon résultats, et que seule la fermeture par proximité fournit des résultats corrects en apportant une légère amélioration du critère ϵ^r (la droite $y = x$ sert, comme indiqué précédemment, de repère pour observer la fermeture).

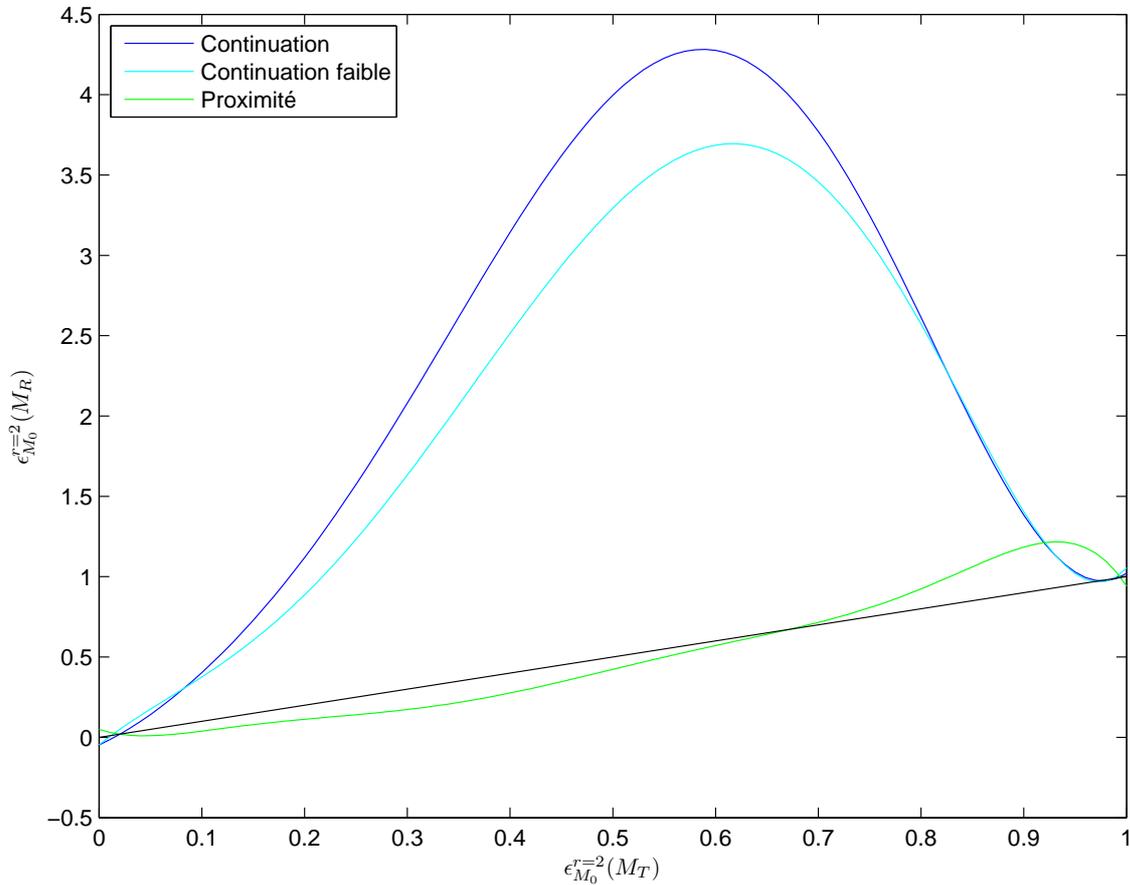


Fig. 8.1.7 – Analyse en moyenne des trous effectués dans la mosaïque synthétique. Seule la méthode de fermeture par proximité donne des résultats satisfaisants.

8.1.5 Tests de la fermeture gestalt sur des mosaïques réelles

Les mêmes séries de tests ont été effectuées sur des mosaïques réelles, à partir de 24 mosaïques fournies par les experts¹, et donnant un panel assez représentatif des mosaïques qu'il est possible de trouver.

Les 24 mosaïques ont été trouvées puis reconstruites 50 fois, et les données approximées par un polynôme (toujours de degré 7). Les graphes suivants présentent le résultat pour les 24 images (8.1.8(a)) ainsi que pour une unique image (Fig. 8.1.8(b)).

Les 3 courbes se situent au-dessus de la droite $y = x$, ce qui signifie que la reconstruction n'est jamais efficace, alors que les expériences sur les figures de tests (le carré et la mosaïque synthétique) laissaient espérer de bons résultats, au moins sur le critère de proximité. Cependant, cela montre

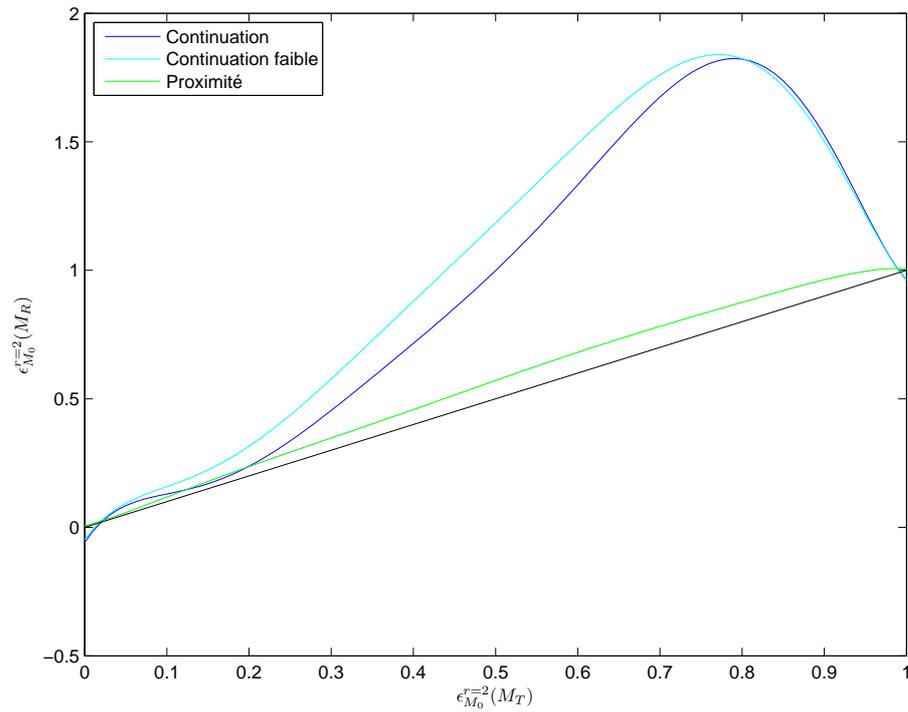
¹Cette base de mosaïques sera utilisée par la suite comme base d'apprentissage. Elle est présentée dans la section suivante 8.2

que les principes élémentaires ne peuvent pas être utilisés de cette façon, et qu'il faut trouver un algorithme qui se base sur plusieurs principes à la fois.

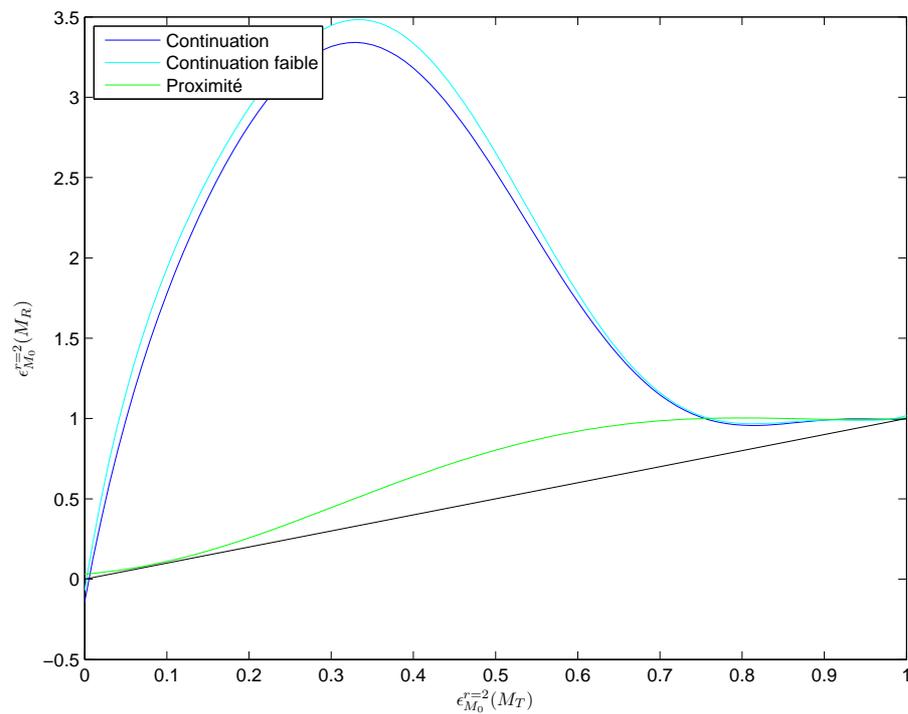
8.1.6 Conclusion

Les principes de la théorie de la Gestalt donnent de bons résultats sur des cas de tests simples (le carré, et dans une moindre mesure la mosaïque synthétique). Les évaluations de ces principes sur des mosaïques réelles montrent que chaque principe pris indépendamment des autres ne reconstruit pas celles-ci de manière correcte.

La prochaine section présente une évaluation des méthodes de fermeture (les principes de la théorie de la Gestalt ainsi que le tensor voting) sur des cornées et en condition réelle, c'est-à-dire partant d'une détection des contours pour aller jusqu'à la segmentation finale (à la section 8.4) et l'évaluation par rapport à l'expert.



(a) Approximation des données sur toutes les images.



(b) Approximation des données sur une image unique.

Fig. 8.1.8 – Les 24 mosaïques ont été trouvées puis reconstruites, cette reconstruction a été évaluée et l'ensemble a été approximé par un polynôme. La figure (a) représente l'approximation sur les 24 images, tandis que la figure (b) représente l'approximation réalisée sur une image particulière.

8.2 Analyse des segmentations : introduction

Une sélection de 24 images d'endothélium cornéen humain (acquises en microscopie optique spéculaire) a été effectuée par les experts. Elles sont représentatives à la fois des différentes qualités d'images et des différentes mosaïques rencontrées (normales ou pathologiques). Sur ces images, les différents algorithmes ont été appliqués, en utilisant plusieurs paramètres.

Les images sont classées en trois groupes par les experts ophtalmologistes, selon la difficulté d'analyse qu'elles représentent pour eux. Ainsi, les images de cornées sont qualifiées de **Bonnes** (Fig. 8.2.1(a)) lorsqu'un non expert est capable de tracer les contours. Les cornées qualifiées de **Moyennes** (Fig. 8.2.1(b)) nécessitent un œil plus averti. Les cornées qualifiées de **Nulles** (Fig. 8.2.1(c)) ne sont visuellement traitables que par l'expert et au prix d'un effort important.

Ce classement ne reflète pas le comportement des algorithmes, mais bien la perception de l'expert par rapport aux images. Ainsi, des images qui comportent des taches noires importantes peuvent être qualifiées de **Bonnes** si les cellules présentes sur le reste de l'image sont bien visibles.

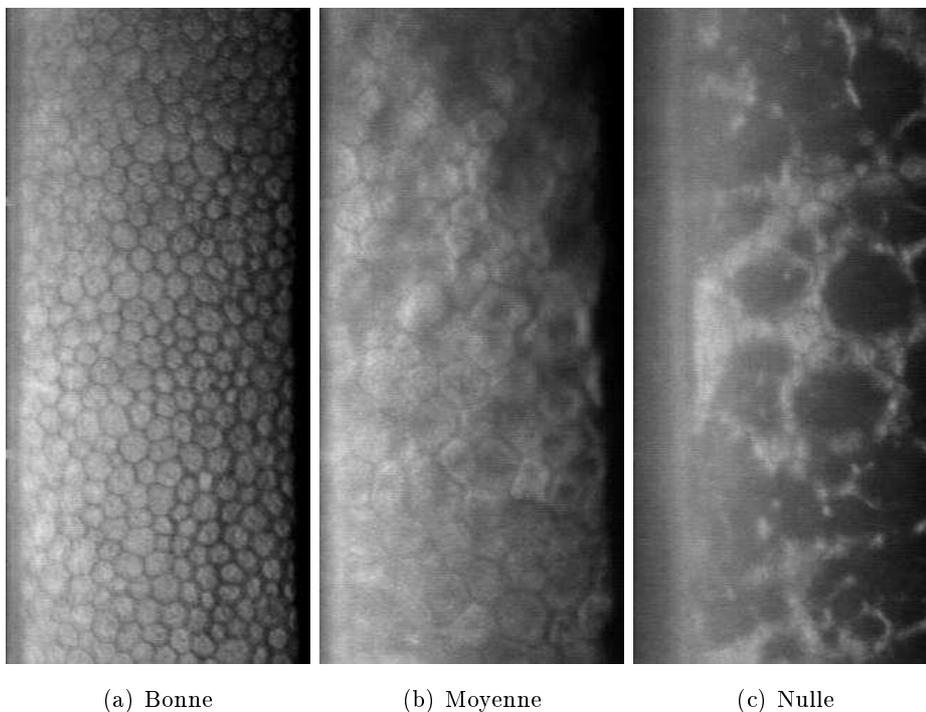


Fig. 8.2.1 – Différentes qualités d'images sont observables ici. L'expert ophtalmologiste a classé ces images de **Bonne** ou **Moyenne** qualité, voire même **Nulle**, selon leur propre appréciation.

Un ophtalmologiste a réalisé les segmentations de référence pour chaque image (grâce à l'outil logiciel présenté en annexe A.2). A partir de celle-ci, le critère ϵ^r (voir chapitre 7) donne une mesure de la dissimilarité de chaque méthode avec la segmentation de référence.

8.2.1 Base d'images d'apprentissage

Les 24 images (voir annexe A.2) vont permettre de comparer dans un premier temps les algorithmes entre eux. Il sera montré que les images Moyennes ou Nulles ne permettent pas d'obtenir de bons

résultats. Ceci permet de conserver les 6 Bonnes images pour les utiliser afin d'extraire sur celles-ci les valeurs optimales des paramètres de chaque méthode.

Par la suite, les résultats seront proposés aux ophtalmologistes pour une validation qualitative (au paragraphe 8.4.4).

8.2.2 Comparaison des méthodes

Dans la section 8.3, les méthodes de fermeture des contours sont évaluées et comparées sur les 24 images fournies par les experts. Ces méthodes se basent sur la même détection de contours, c'est à dire celle que nous proposons dans la section 6.1 (Alg. 8, page 89).

Dans la section 8.4, les méthodes de segmentation globales présentées dans les chapitres 5 et 6 sont comparées.

Choix de la valeur du paramètre de tolérance

Le choix de la valeur de tolérance est primordial. Pour ce faire, un expert a tracé 4 fois de suite les contours des cellules d'une même image. En effet, il est nécessaire que les mêmes cellules soient tracées pour pouvoir définir de manière précise la tolérance.

Cette tolérance doit prendre en compte d'une part l'incertitude liée à la discrétisation des segments de droites tracés (Bresenham [1965]), d'autre par l'incertitude liée à la sélection des pixels par l'expert ophtalmologiste lors du tracé des contours.

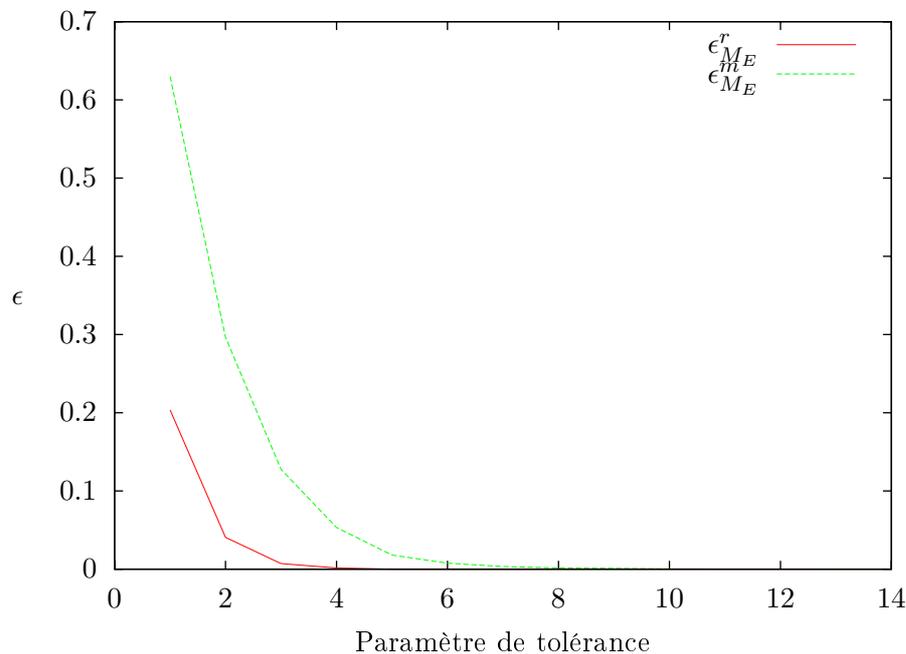


Fig. 8.2.2 – Evaluation de la valeur de la tolérance à utiliser. Un expert a analysé 4 fois la même cornée, en prenant soin de tracer les mêmes cellules. Les erreurs entre les douzes couples d'images (M_1, M_2) (avec $M_1 \neq M_2$, les arrangements de couples sont considérés, ce qui représente $A_4^2 = 12$ arrangements possibles) ont été calculées et moyennées. Cette moyenne est représentée sur les courbes en fonction du paramètre de tolérance, r pour le rayon et m pour la tolérance adaptative.

La moyenne des erreurs passe en dessous de 5% pour un rayon de tolérance de 2, et en dessous de 1% pour un rayon de tolérance de 3. Le rayon de tolérance choisi est donc de 3.

Il faut noter de plus que la tolérance ainsi définie dépend aussi des images données (taille des cellules et qualité de l'image). En effet, une image qui fait apparaître des cellules de taille importante présente des bordures plus marquées ; cela engendre des variations plus grandes dans le tracé de l'expert.

8.3 Evaluation des méthodes de fermeture des contours

8.3.1 Introduction

Les méthodes de fermeture des contours (continuation, continuation faible, proximité et tensor voting) sont appliquées à des contours détectés par l'algorithme 8, page 89. Les valeurs du critère de dissimilarité ϵ^r sont comparées. Les contours de référence (obtenus par l'algorithme 8, page 89) sont notés "Contours Gavet and Pinoli [2007]" et sont évalués eux aussi, pour pouvoir évaluer l'effet de la reconstruction. Cette détection des contours est choisie parce qu'un découpage net a été présenté au chapitre 5 dans cette méthode entre la détection des contours et leur fermeture. La méthode Angulo and Matou [2005] aurait pu être utilisée elle aussi, mais il aurait fallu arrêter l'algorithme juste après la procédure d'amincissement (voir Alg. 4, page 81).

Les 24 images fournies par l'expert ont été analysées. Puisque la méthode de détection des contours est définie en fonction de plusieurs paramètres, le meilleur résultat de chaque méthode a été extrait. Les Fig. 8.3.1, 8.3.2 et 8.3.3 présentent les meilleurs résultats pour les images classées **Bonnes**, **Moyennes** et **Nulles**.

8.3.2 Analyse

Ces graphiques montrent que la *proximité* obtient de bons résultats (comparé à la méthode "Contours Gavet and Pinoli [2007]"), alors que la plupart du temps, les dissimilarités sont importantes pour la *continuation* et la *continuation faible*. Les tensor voting constituent une méthode de fermeture des contours qui semble efficace, peut-être légèrement moins que la proximité.

Pour les images classées **Moyennes** ou **Nulles**, images très difficiles à analyser automatiquement, la proximité et le tensor voting donnent encore de bons résultats, à la différence de la continuation et de la continuation faible.

La continuation et la continuation faible ont tendance à créer plus de faux positifs que la proximité, ce qui explique que les résultats sont toujours moins bons pour ces méthodes.

8.3.3 Conclusion

Même si les valeurs numériques du critère ϵ^r sont faibles, la reconstruction n'est pas efficace (car la méthode "Contours Gavet and Pinoli [2007]", prise comme contours à fermer, donne de meilleurs résultats que les méthodes de fermeture). Différents problèmes peuvent se poser ici, ils seront discutés dans les perspectives, notamment l'ébarbulage dans le calcul du squelette (méthode dite de pruning) ainsi que le choix d'une région d'intérêt (voir chapitre 9).

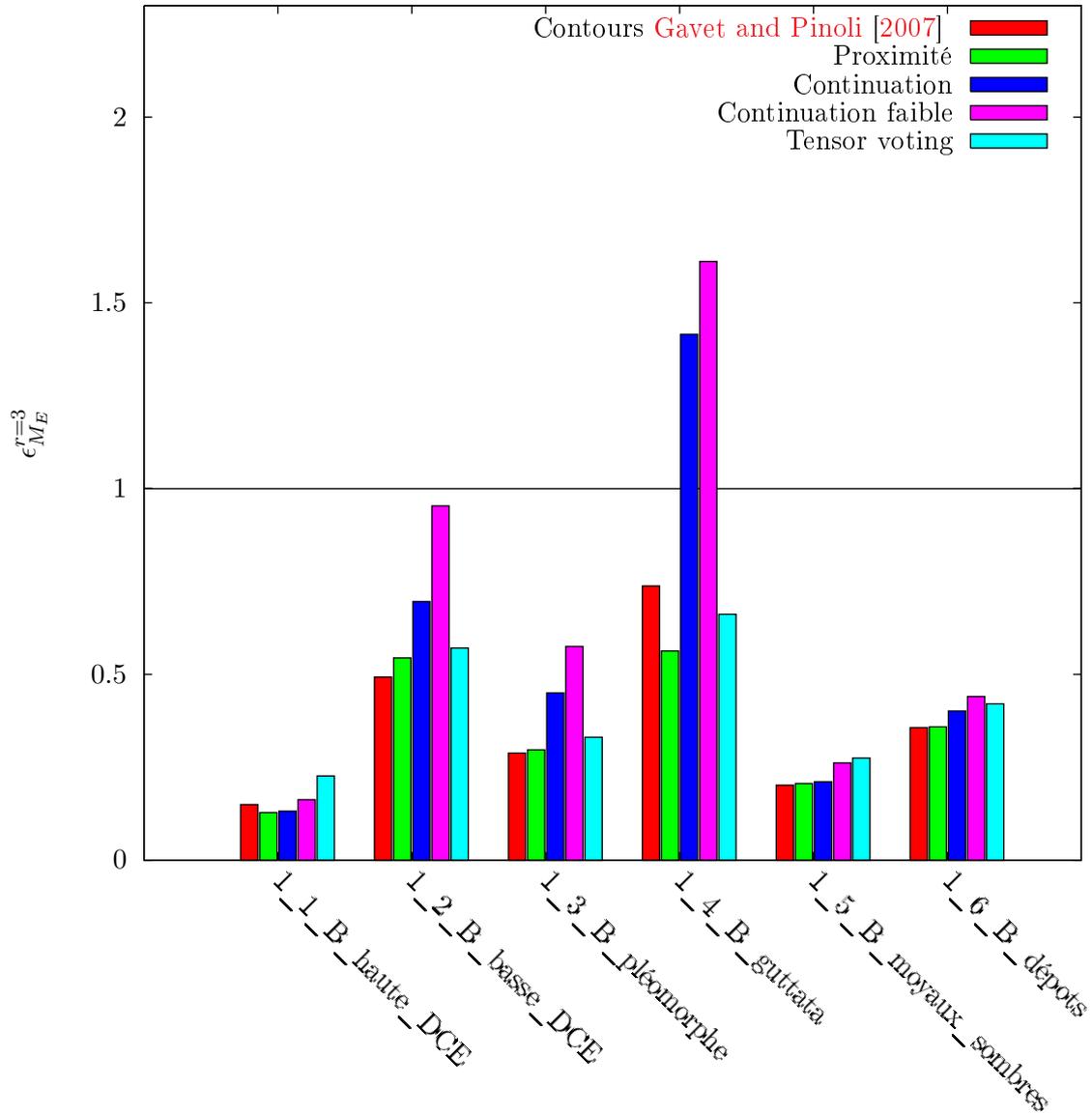


Fig. 8.3.1 – Meilleurs résultats de chaque méthode “Gestalt” pour les images classées Bonnes. La proximité donne des résultats très bons, alors que continuation et continuation faible engendrent parfois des dissimilarités importantes.

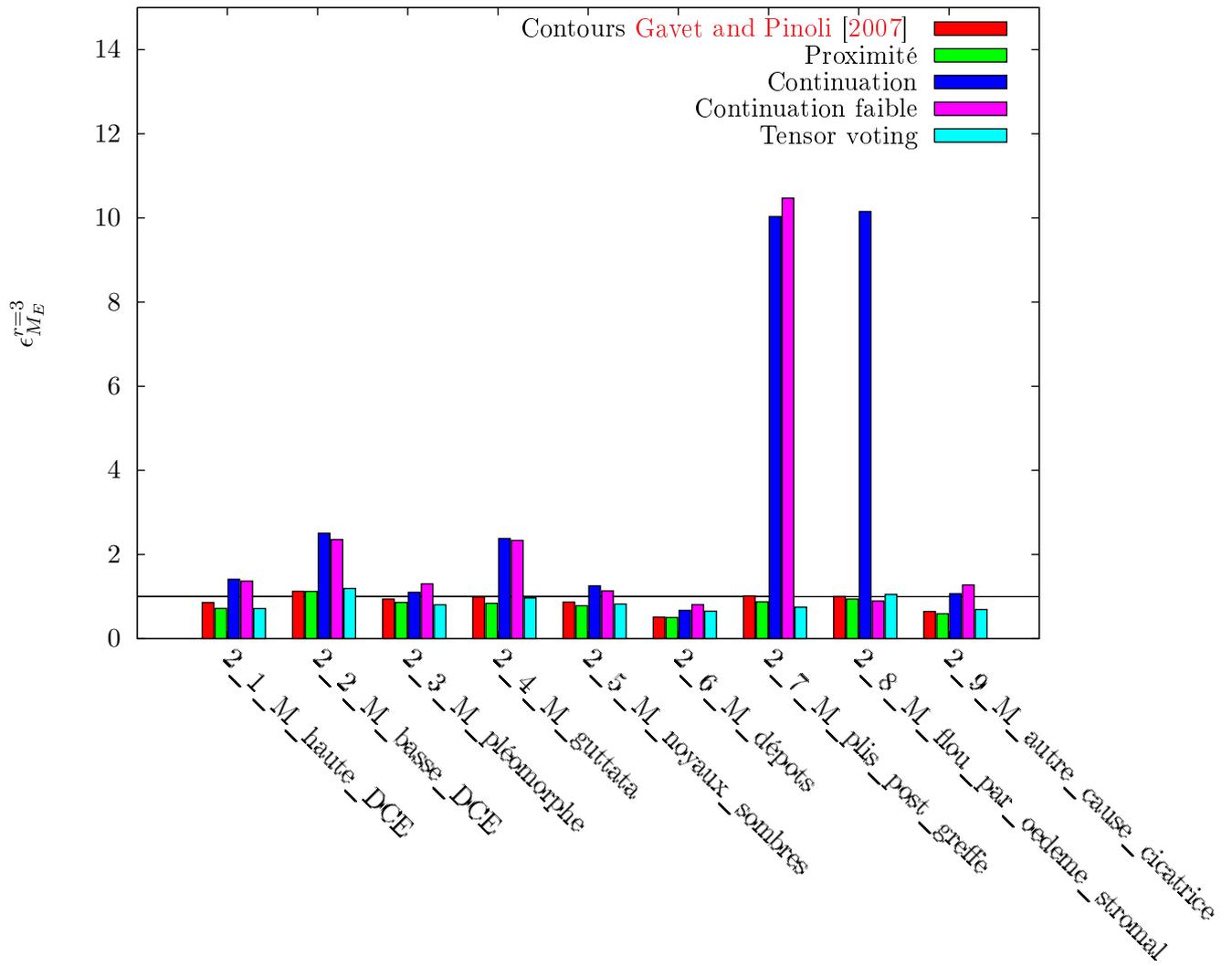


Fig. 8.3.2 – Meilleurs résultats de chaque méthode “Gestalt” pour les images classées Moyennes. Les mêmes problèmes que pour les méthodes classiques sont rencontrés. Les fausses détections trop importantes ne sont pas corrigées par les méthodes de proximité, continuation ou continuation faible.

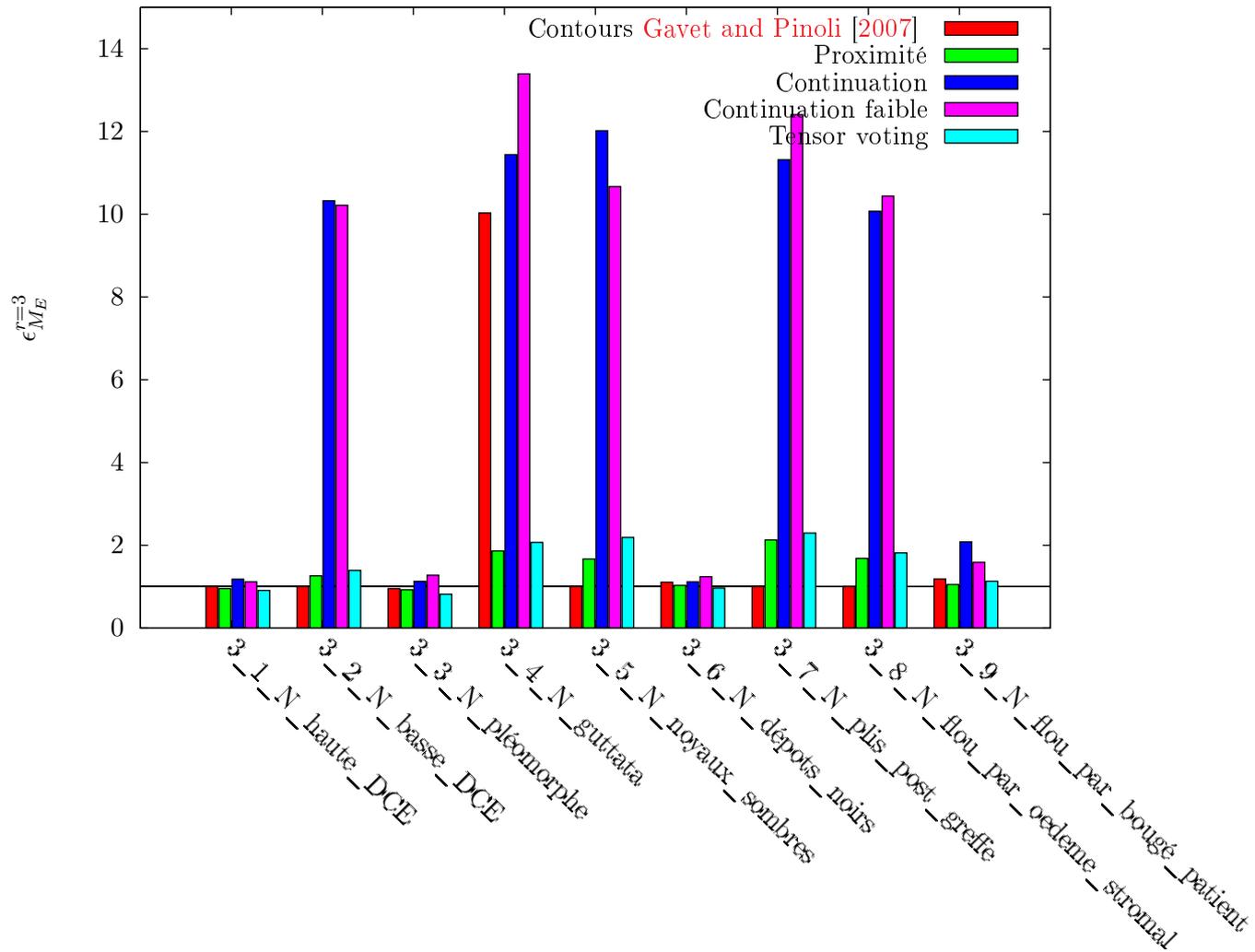


Fig. 8.3.3 – Meilleurs résultats de chaque méthode “Gestalt” pour les images classées Nulles. A nouveau, comme pour les méthodes classiques, les résultats ne peuvent pas être utilisés.

La prochaine section présentera et comparera dans un premier temps les méthodes de segmentation complètes. Les valeurs optimales des paramètres seront proposées suite à cette étude sur les 24 images (ce qui permet de définir les 6 images de la base d'apprentissage), et validées qualitativement par les experts.

8.4 La comparaison des méthodes de segmentation

Les méthodes comparées sont les méthodes de :

- Vincent and Masters [1992]
- Angulo and Matou [2005]
- Bezerra [2001]
- Debayle et al. [2006]
- Gavet and Pinoli [2007]

Ce sont des méthodes complètes car elles réalisent la détection des contours ainsi que la fermeture, par opposition aux méthodes présentées dans la section précédente qui ne réalisaient que la fermeture des contours. Dans la présentation des algorithmes, des paramètres ont été proposés : nous avons décidé de les faire varier pour observer leurs comportements et ainsi permettre d'effectuer un choix expérimentalement optimal.

Le nombre de combinaisons de valeurs de paramètres est très important pour chaque méthode présentée, ce qui a permis de générer un grand nombre d'images (environ 200 000 images pour toutes les méthodes, ce qui interdit de représenter chaque valeur obtenue pour le critère de validation ϵ^r). La comparaison des méthodes entre elles ne peut pas se faire sur une moyenne des résultats, car les intervalles de variation des paramètres ne sont pas comparables. Ces intervalles ont été choisis dans le but d'encadrer la valeur optimale de chaque paramètre. En conséquence, pour chaque image, le meilleur résultat de chaque méthode est représenté et comparé. Par la suite, le paragraphe 8.4.4 présente les meilleures valeurs des paramètres obtenues en moyenne.

8.4.1 Présentation des paramètres

Le tableau 8.1 présente les différents algorithmes et les paramètres utilisés. Les paramètres o (ordre d'un filtre alterné séquentiel, classé avec un L pour opération de Lissage) et h (méthode de h-reconstruction) sont communs à plusieurs algorithmes. Le paramètre h permet d'obtenir des contours fermés, d'où sa classification C-F (C pour détecteur de Contours et F comme opération de Fermeture des contours). Tous ces algorithmes présentent la même structure, montrée dans l'algorithme générique 7 que nous rappelons ici :

<p>Données : Image I de microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen.</p> <p>Sorties : Mosaïque segmentée</p> <pre> 1 begin 2 Lissage de l'image; 3 Extraction des Contours; 4 Fermeture des contours; 5 end </pre>

Algorithme 19 : Algorithme générique faisant ressortir la structure des algorithmes présentés dans le tableau 8.1.

Il faut noter qu'il n'y a pas forcément une séparation effective entre la détection des contours et leur fermeture. La méthode Gavet and Pinoli [2007] présente cette séparation.

Méthode	Paramètres	Valeurs	Rôle
Vincent and Masters [1992] , Alg. 3, p. 79	o	[1; 8]	L
	h	[1; 10]	C-F
Angulo and Matou [2005] , Alg. 4, p. 81	s_1	[1; 3]	L
	s_2	[2; 8]	C
	u	[1; 6]	C
	t	[6; 20]	C
	h	[1; 4]	C-F
Bezerra [2001] , Alg. 5, p. 83	t	[1; 9]	L-C
	h	[1; 40]	C-F
Debayle et al. [2006] , Alg. 6, p. 84	m	[0; 20]	L
	h	[0; 10]	C-F
Gavet and Pinoli [2007] , Alg. 15, p. 110	o	[1; 8]	L
	t_s	[1; 10]	C
	s_1	[1; 5]	C

Tab. 8.1 – Tableau des paramètres des algorithmes comparés ainsi que les intervalles donnés à ceux-ci. Chaque paramètre intervient dans un **L**issage, une détection des **C**ontours et/ou une **F**ermeture des contours, ce rôle étant indiqué dans la colonne de droite (L, C, F, respectivement).

8.4.2 Les meilleurs résultats pour chaque méthode

Les Fig. 8.4.1, 8.4.2 et 8.4.3 présentent les meilleurs résultats (sur l'ensemble des paramètres) de chaque méthode pour les 24 images analysées.

Ces graphiques montrent le meilleur résultat qu'il est possible d'obtenir, compte tenu des variations des paramètres. Cependant, en utilisation réelle, il n'est pas possible de tester tous les paramètres, c'est pourquoi un choix sera présenté par la suite.

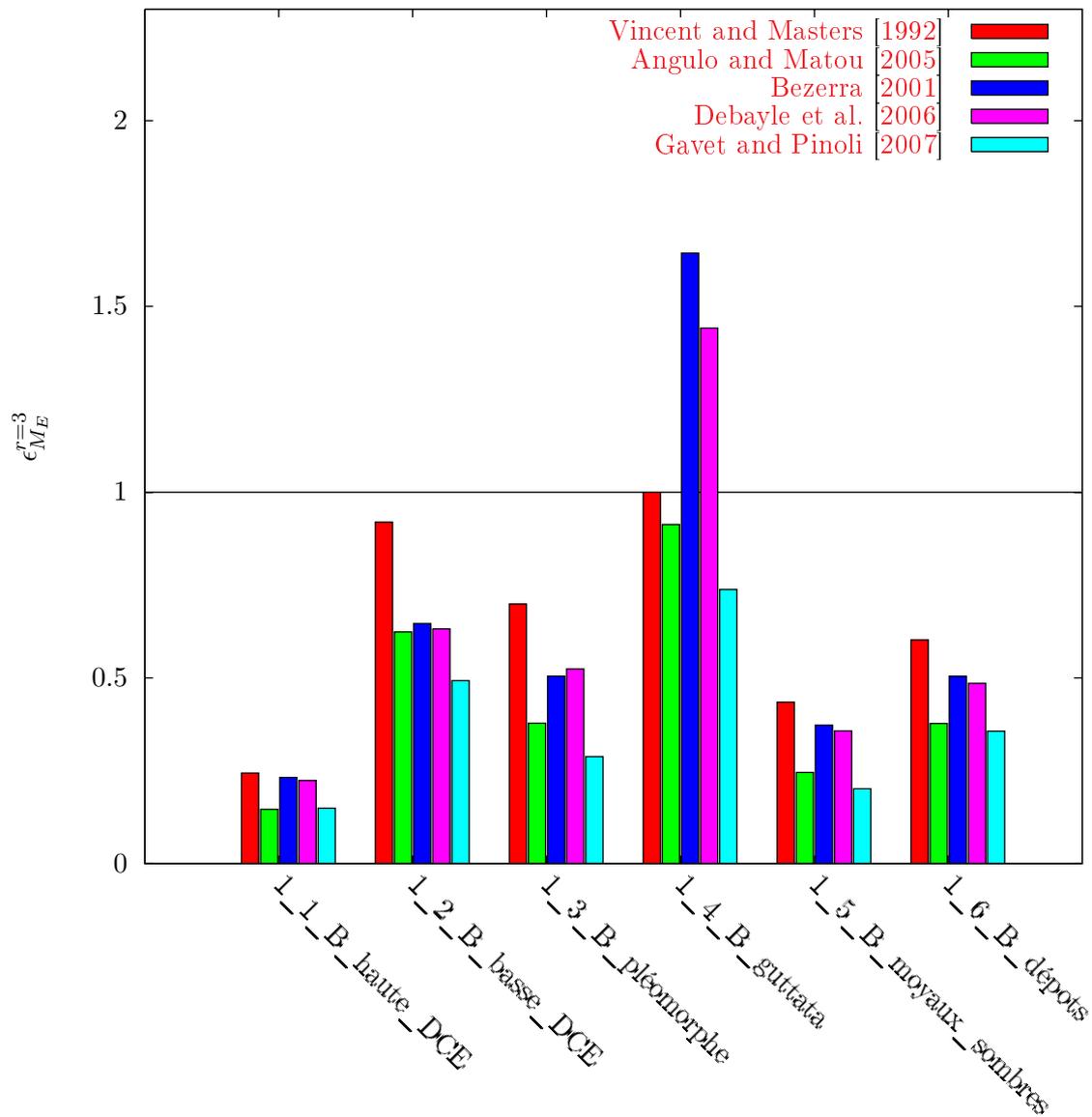


Fig. 8.4.1 – Meilleurs résultats de chaque méthode pour les images classées **Bonnes**. La méthode **Gavet and Pinoli [2007]** donne des résultats en général meilleurs. Pour une image ne contenant pas d'artefacts gênants pour les algorithmes (image 1_1_B par exemple), les résultats sont bons pour tous. Lorsque des taches noires (par exemple) sont présentes en grande quantité (image 1_4_B par exemple), les erreurs deviennent importantes et les calculs ne sont plus fiables.

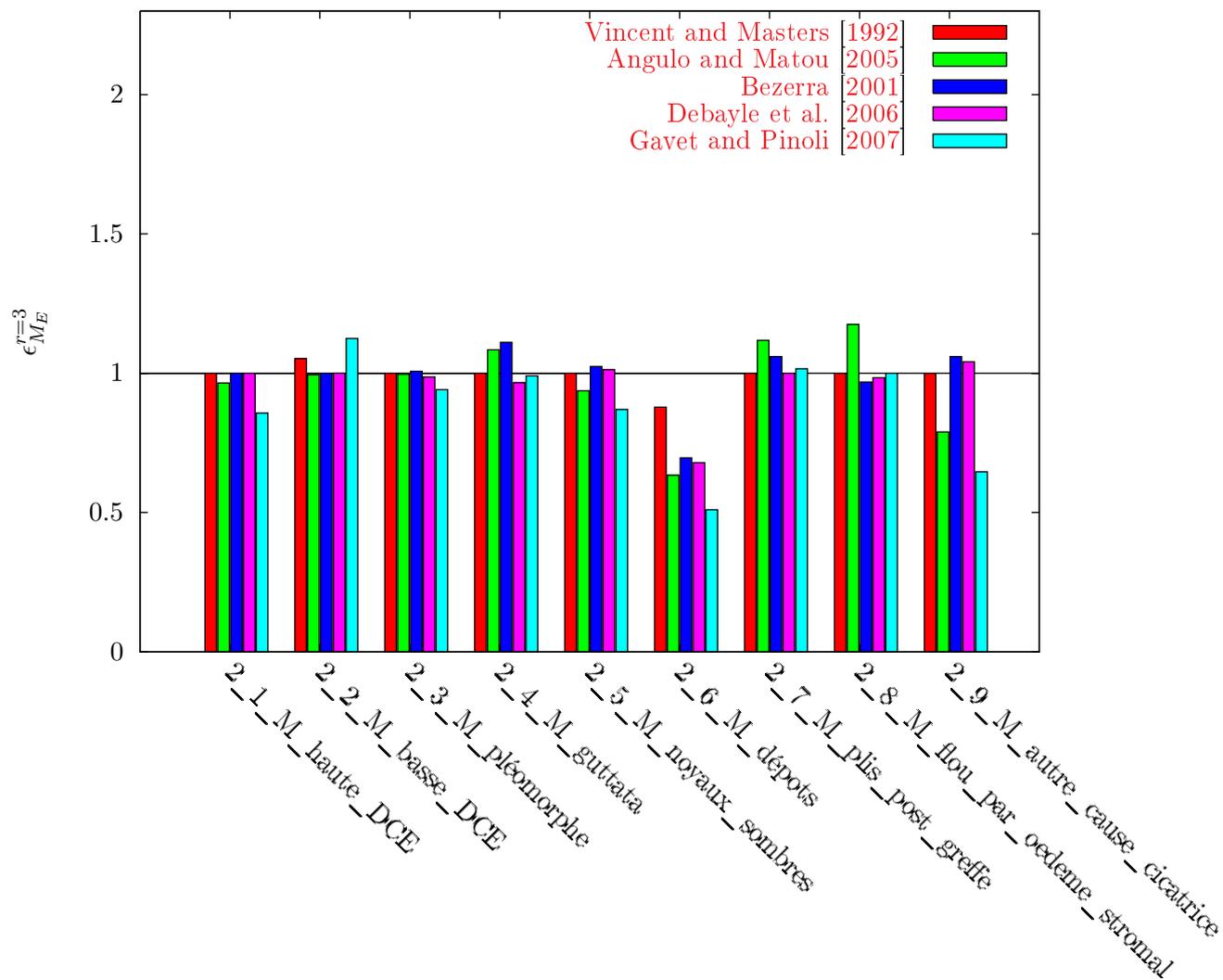


Fig. 8.4.2 – Meilleurs résultats de chaque méthode pour les images classées Moyennes. Les résultats donnés sur ces images ne peuvent pas être exploités par les ophtalmologistes, les critères de dissimilarité oscillent autour de 1.

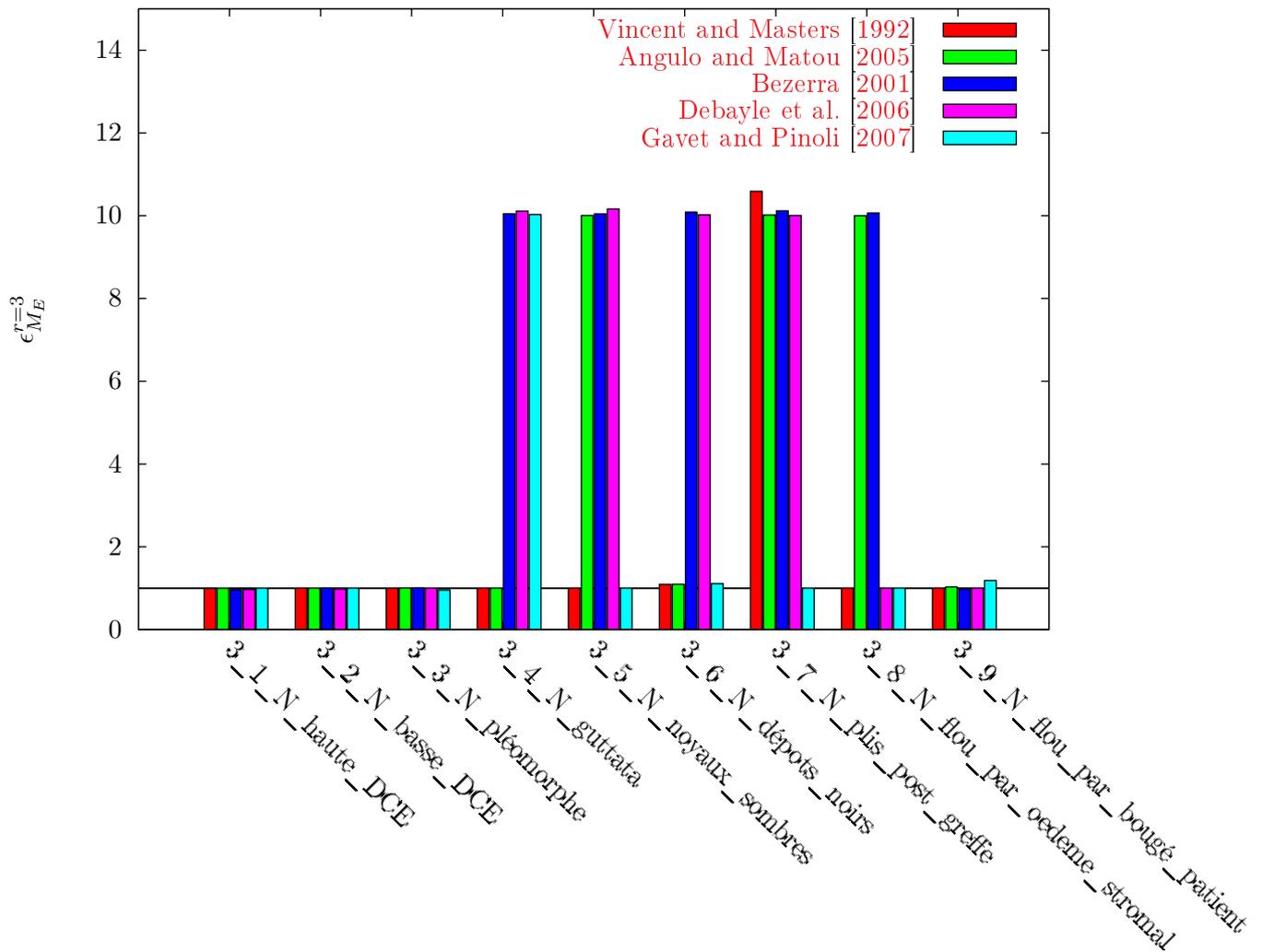


Fig. 8.4.3 – Meilleurs résultats de chaque méthode pour les images classées Nulles. Aucun des algorithmes ne peut détecter quoi que ce soit sur ces images. Les valeurs proches de 1 signifient que la mosaïque obtenue par l’algorithme est vide (voir paragraphe suivant). Lorsque les valeurs sont importantes, la mosaïque trouvée contient beaucoup de différences avec la mosaïque de référence. Les algorithmes qui fournissent des résultats sur ces images sont plus pénalisés par le critère de dissimilarité.

Quelques explications sur le critère de dissimilarité

La lecture des graphiques précédents amène le lecteur à se poser quelques questions. Pourquoi dans un grand nombre de cas le critère de dissimilarité est égal à 1? Le critère de dissimilarité, s'exprimant comme un rapport à une mosaïque de référence, peut-il s'exprimer sous la forme d'un pourcentage d'erreur?

Le critère de dissimilarité ne s'exprime pas sous la forme d'un pourcentage de la mosaïque de référence puisqu'il est basé sur le principe de la différence symétrique (la symétrie empêche cette interprétation, voir Fig. 8.4.4).

La différence symétrique permet aussi de comprendre pourquoi, notamment pour les images classées \mathbf{N} , un grand nombre de critères valent 1. Pour une mosaïque de référence H , en forme d'hexagone, une mosaïque vide donne un critère de dissimilarité de 1, alors qu'une mosaïque à moitié bonne (seul le bas de l'hexagone est correct, la partie triangulaire est en trop) donne elle-aussi 1 (voir Fig. 8.4.4).

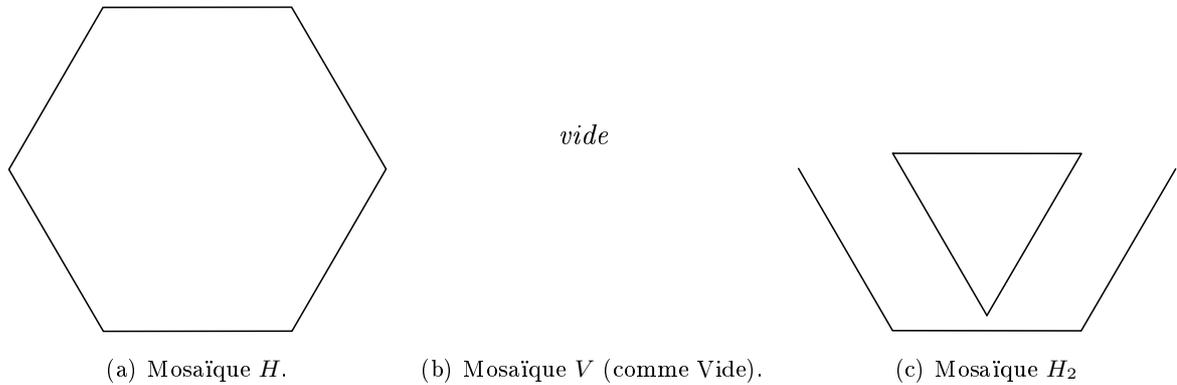


Fig. 8.4.4 – Illustration de la difficulté d'interprétation du critère de dissimilarité : $\epsilon_H(V) = 1$ et $\epsilon_H(H_2) = 1$. Ce phénomène vient de la non symétrie du critère. H est considérée comme la mosaïque de référence. H_2 représente une mosaïque calculée avec une méthode qui donne quelques erreurs. V est vide et représente les calculs qui n'ont rien donné (comme sur les images de qualité Moyenne ou Nulles).

Le critère de dissimilarité peut paraître important d'un point de vue ophtalmologique. Il faut le relativiser en précisant que l'expert ne trace que les cellules qu'il voit. Il choisit sa zone d'intérêt, alors que les algorithmes ont été testés sur les images entières. Ceci a engendré des valeurs de dissimilarité importantes lorsque quelques bordures de cellules peuvent être visibles et détectées par les algorithmes mais n'ont pas été tracées par l'expert. Notamment, les algorithmes utilisant le watershed connectent les contours aux bords de l'image. Nous verrons l'évaluation de ce phénomène au chapitre 9.

8.4.3 Les résultats des différentes méthodes

La comparaison effectuée sur les images Moyennes et Nulles montrent que toutes les méthodes (ou au moins la plupart) obtiennent des critères de dissimilarité autour de 1 voire au dessus. Ceci permet d'affirmer que l'expert ne peut être remplacé pour ces images, et que toute comparaison des méthodes entre elles sur ces deux séries est inappropriée.

Ceci n'est pas vrai pour les images qualifiées de **Bonnes**. La méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) est généralement meilleure que les autres (excepté sur une image sur laquelle de nombreuses taches noires sont présentes et qui perturbent fortement les algorithmes), suivie de près par la méthode [Angulo and Matou \[2005\]](#), ce qui sera vérifié au paragraphe 8.4.4 avec une extraction des valeurs des paramètres sur la base d'apprentissage et une validation qualitative des méthodes par les experts ophtalmologistes.

Les sous-sections suivantes présentent quelques résultats et commentaires sur les méthodes suivantes, en utilisant le critère de dissimilarité ϵ^r (présenté au paragraphe 7.5.2, page 7.5.2) :

- Méthode [Vincent and Masters \[1992\]](#), page 155
- Méthode [Angulo and Matou \[2005\]](#), page 156
- Méthode [Bezerra \[2001\]](#), page 158
- Méthode [Debayle et al. \[2006\]](#), page 159
- Méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#), page 161

Le critère de dissimilarité utilise les notations suivantes : $\epsilon_{M_E}^{r=3}(M)$ est la dissimilarité entre la mosaïque fournie par l'expert M_E et la mosaïque obtenue par segmentation M , en utilisant un disque de tolérance de rayon $r = 3$.

Méthode Vincent and Masters [1992]

Le graphe suivant (Fig. 8.4.5) présente les résultats pour l'algorithme Vincent and Masters [1992] (sur l'image de 1_1_B). Il est tout de suite évident qu'un filtrage (paramètre o) trop important ne permet pas de segmenter correctement les cellules (ceci est clairement dit dans Vincent and Masters [1992], qui mentionne un filtre alterné séquentiel de petite taille). En effet, l'extraction des h-maxima (paramètre h) pour récupérer les marqueurs se base sur une image filtrée. Si l'image est trop filtrée, aucun marqueur n'est révélé, et les mosaïques calculées sont alors vides (les valeurs de dissimilarité se rapprochent de 1).

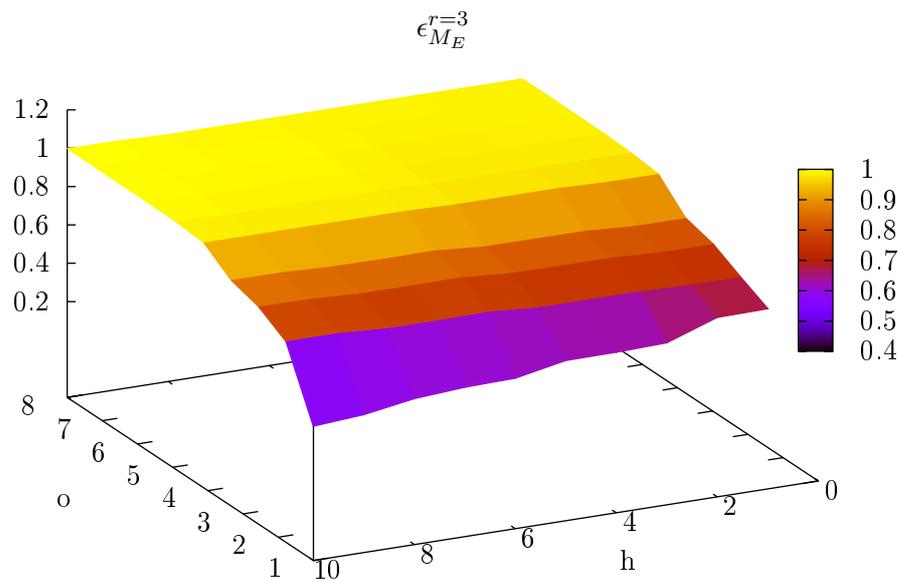


Fig. 8.4.5 – Résultats pour l'algorithme de Vincent and Masters [1992]. Les meilleurs résultats sont obtenus pour un filtre alterné séquentiel d'ordre 2 et pour des valeurs de h faibles (inférieures à 3).

Méthode Angulo and Matou [2005]

Les valeurs des paramètres qui permettent d'obtenir la meilleure valeur du critère de dissimilarité ϵ^r sont globalement en accord avec les recommandations faites dans Angulo and Matou [2005]. Il faut rappeler toutefois que l'algorithme présenté était à l'origine prévu pour être appliqué à des images de microscopie optique classique (ex vivo), ce qui explique par exemple que le paramètre des itérations d'amincissement soit différent de celui proposé.

Pour information, les valeurs des paramètres qui permettent d'obtenir le meilleur résultat (pour l'image 1_1_B) sont : $u = 5$, $h = 2$, $s_1 = 2$, $s_2 = 4$ et $t = 6$. Le graphe suivant (Fig. 8.4.6) présente le critère de dissimilarité ϵ^r calculé en faisant varier les paramètres h et s_1 , avec u , h et s_2 fixés. Ce choix a été fait pour présenter un paramètre lié au filtrage (s_1) et un paramètre lié à la détection des contours (h , utilisé dans la méthode des h-maxima). Ceci permet d'être homogène avec la présentation des autres méthodes.

Le paramètre t qui indique le nombre d'itérations d'amincissement permet une convergence des résultats au bout d'un certain nombre d'itérations (par exemple, pour ces critères, $t = 12$ et $t = 20$ donnent des résultats identiques, et presque identiques à $t = 6$, qui pour cette raison sera la seule valeur à être présentée).

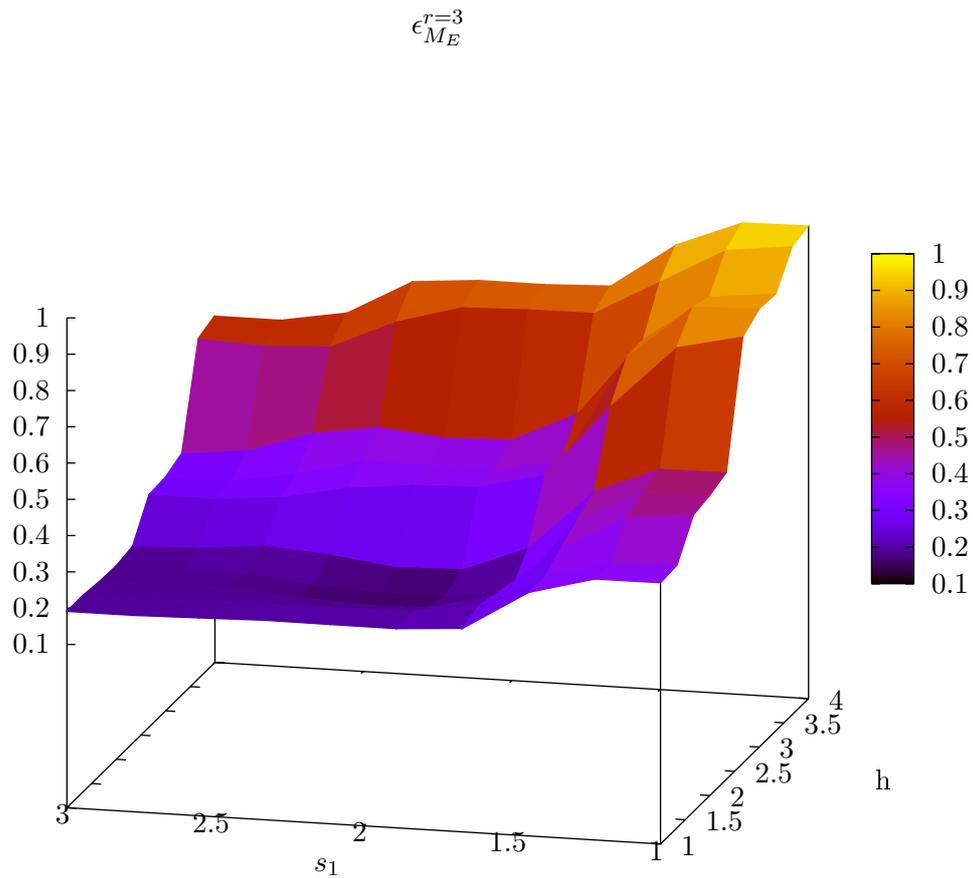


Fig. 8.4.6 – Résultats pour l'algorithme de [Angulo and Matou \[2005\]](#). Les paramètres sont fixés à $u = 5$, $s_2 = 5$ et $t = 6$. Les paramètres qui varient sont h et s_1 . Les résultats sont à peu de choses près identiques pour $t = 12$ et $t = 20$ et ne sont donc pas représentés.

Méthode **Bezerra** [2001]

Pour l'image de référence 1_1_B, les résultats obtenus sont présentés Fig. 8.4.7. L'amincissement t n'a qu'un faible rôle dans cette méthode.

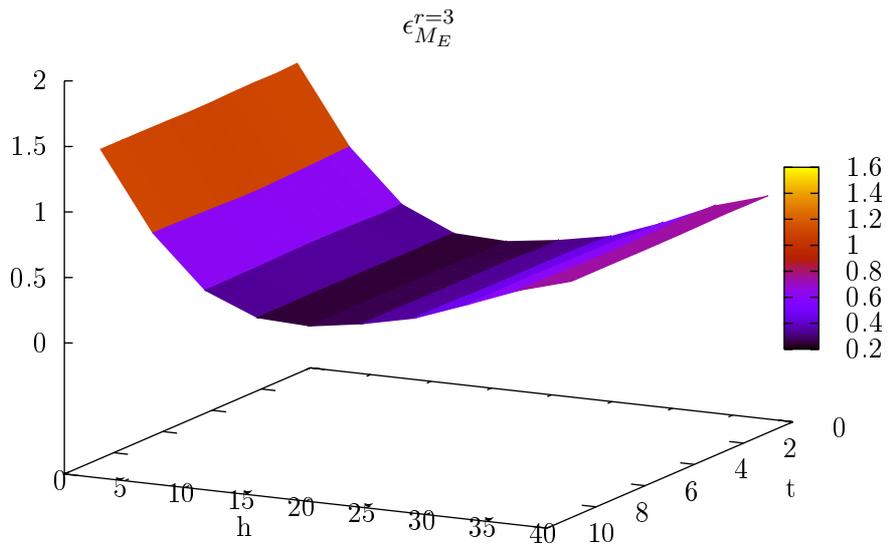


Fig. 8.4.7 – Résultats pour l'algorithme de **Bezerra** [2001] , pour une image particulière. Le paramètre t est le paramètres d'amincissement. Le paramètre h est le paramètre de l'opération de h-maxima.

Méthode Debayle et al. [2006]

Pour l'image de référence 1_1_B (image de bonne qualité, facile à analyser), la méthode Debayle et al. [2006] donne les résultats présentés sur le graphe 8.4.8, pour la tolérance $r = 3$.

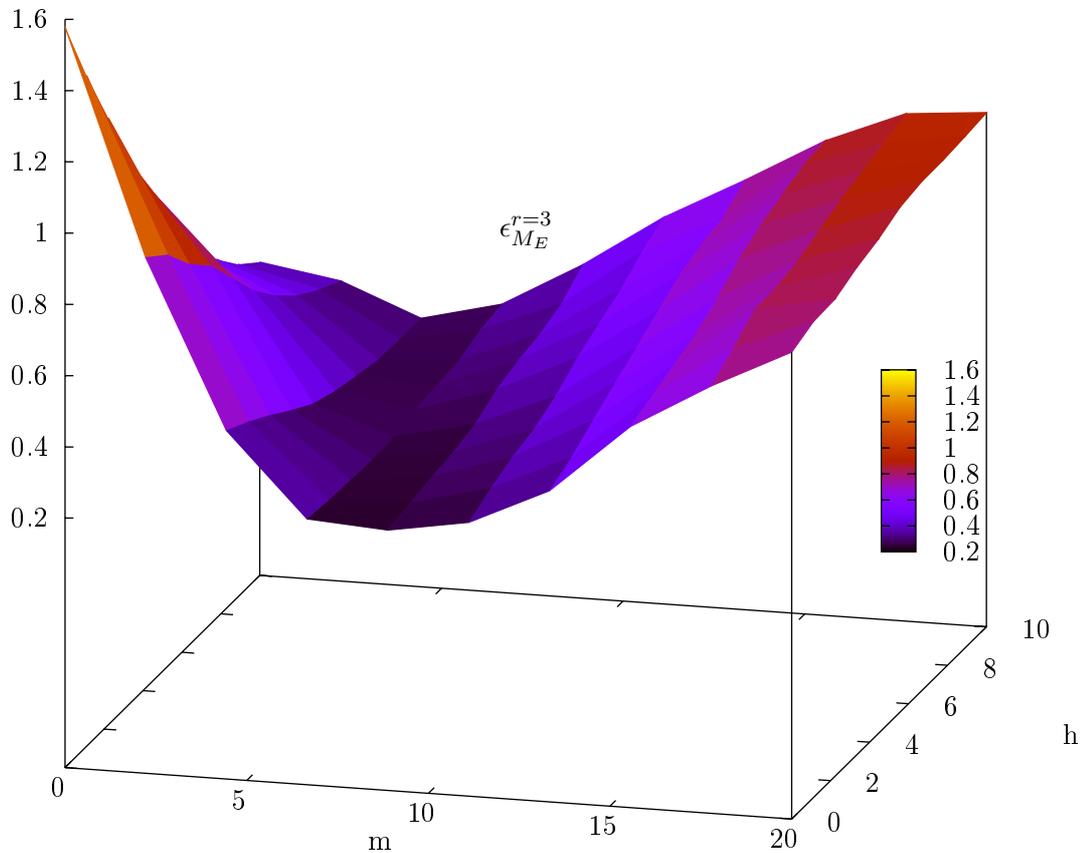


Fig. 8.4.8 – Résultats pour l'algorithme de Debayle et al. [2006], pour une image particulière. Le paramètre m est lié au filtrage ; lorsque h est plus important (h est utilisé pour l'opération des h-maxima), le paramètre m doit être plus faible pour obtenir un résultat optimal (m est lié au filtrage). Ce graphe semble indiquer que le minimum est atteint pour un ensemble de couples (m, h) formant une droite (voir aussi 8.4.9).

Les minima atteints pour chaque h sont presque identiques, ce qui permet de supposer que le filtrage (par le paramètre m) n'a que peu d'influence, ou en tous cas peut être compensé par une valeur de h plus importante. Ceci est mis en évidence par le graphique présenté Fig. 8.4.9. Ce graphique représente pour les 16 premières images analysées (les dernières sont de trop mauvaise qualité et perturbent la compréhension du phénomène) les minima des critères de dissimilarité en fonction du paramètre h . Ces dissimilarités sont presque constantes quel que soit h .

Il existe donc une relation linéaire liant les paramètres h et m pour la méthode Debayle et al. [2006], ce qui signifie que l'un des deux paramètres pourrait ne pas être nécessaire. Ce résultat suggère de tester la détection des marqueurs en utilisant simplement l'opération de calcul des h-maxima sans même une étape préalable de filtrage.

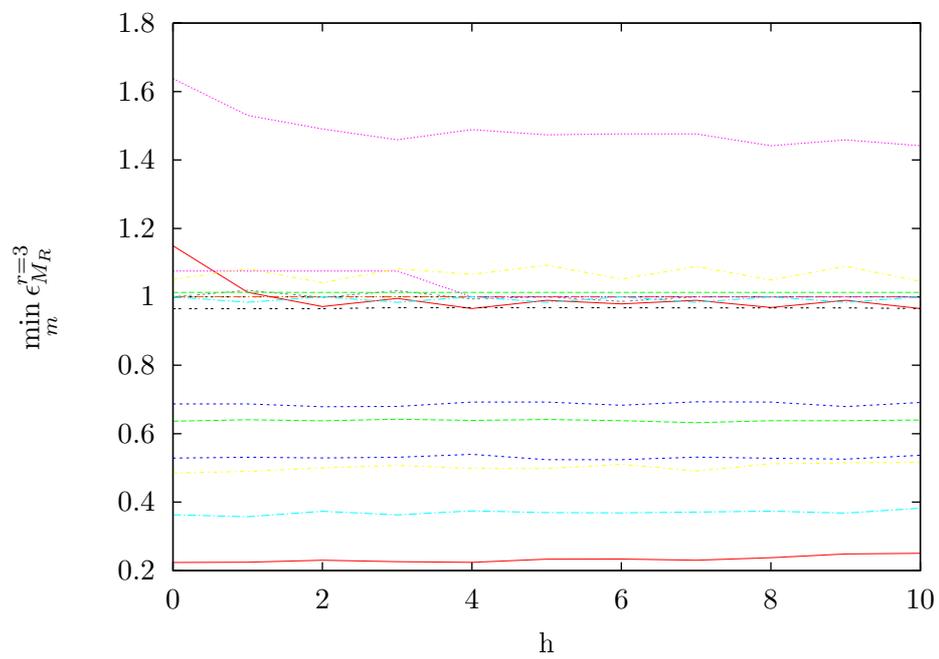


Fig. 8.4.9 – Minima atteints pour h fixé par l'algorithme [Debayle et al. \[2006\]](#) en faisant varier le paramètre m . Les minima sont constants quel que soit la valeur du paramètre h .

Méthode Gavet and Pinoli [2007]

Cette méthode donne globalement de meilleurs résultats que les autres méthodes présentées. L'explication en est simple : les autres méthodes sur-segmentent par rapport à celle-ci. L'utilisation de l'union des ouvertures par des segments permet de ne conserver que les parties linéaires des bordures de cellules ; la longueur t_s doit être choisie au plus près de la longueur moyenne des côtés des cellules (voir Fig. 8.4.10).

En examinant plus précisément l'algorithme, l'étape qui permet de récupérer les parties linéaires des bordures des cellules (union des ouvertures par des segments) est primordiale pour obtenir ces bons résultats. C'est une étape supplémentaire qui permet d'améliorer le squelette obtenu en supprimant des fausses bordures.

Il est important de remarquer que plus les contours obtenus sont exacts (c'est-à-dire ne contiennent pas de fausses détections), plus la fermeture va s'approcher de la référence de l'expert. Quitte à perdre certaines informations (ce qui signifie pour l'ophtalmologiste ne pas prendre en compte certaines cellules), il semble plus intéressant d'éliminer au maximum les artefacts (comme les barbules dans le squelette des bordures des cellules) qui conduisent à une sur-segmentation.

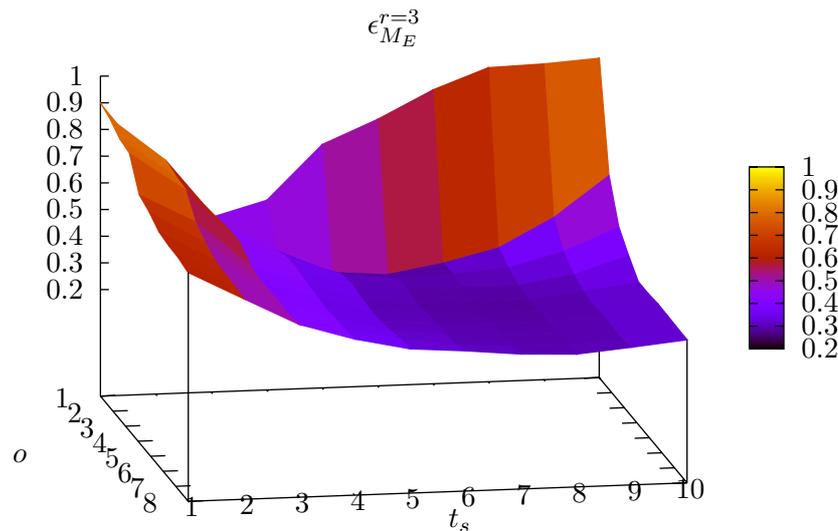
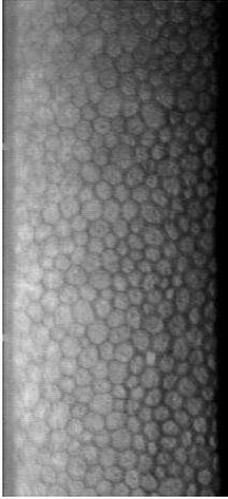


Fig. 8.4.10 – Résultats pour l'algorithme de Gavet and Pinoli [2007]. Le paramètre fixé est $s_1 = 1$. La longueur des segments utilisés (t_s) est primordiale et doit être de l'ordre de la longueur des côtés des bordures. Ce graphe montre qu'un minima est atteint pour $t_s = 5$ et $o = 5$, c'est-à-dire un filtrage alterné séquentiel d'ordre relativement important, pour une longueur de segments t_s plutôt faible par rapport aux autres images.



(a) Image d'origine

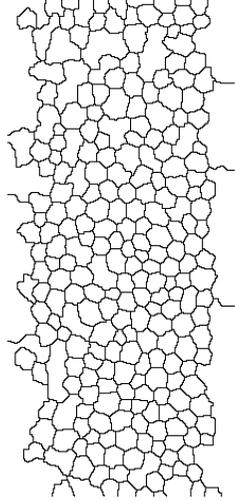
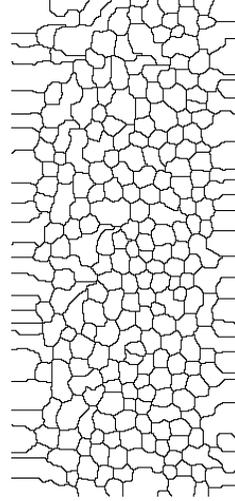
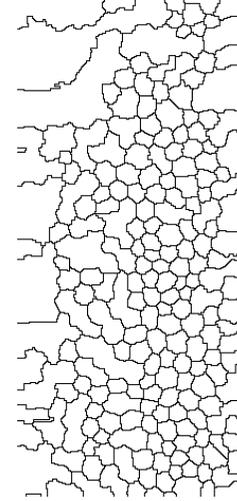
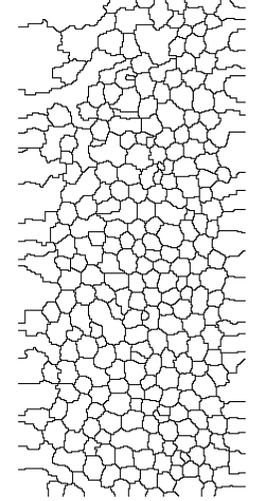
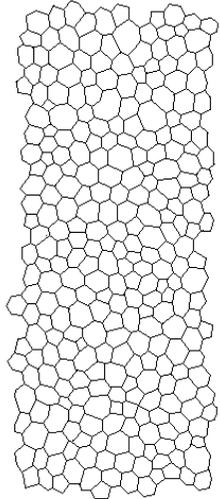
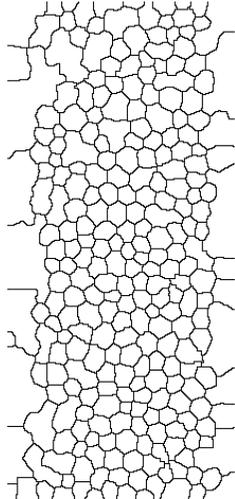
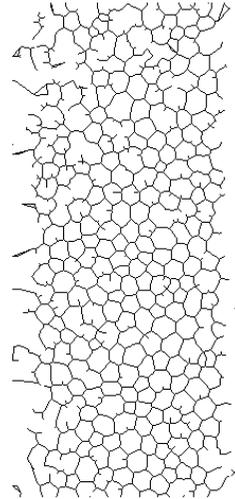
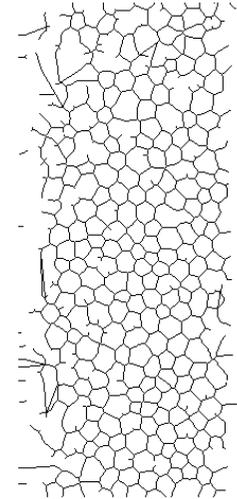
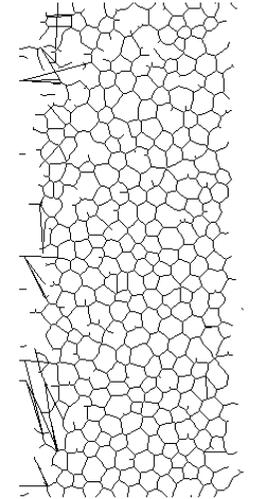
(b) Méthode
Angulo and Matou
[2005] ($\epsilon = 0.14$)(c) Méthode
Vincent and Masters
[1992] ($\epsilon = 0.24$)(d) Méthode **Bezerra**
[2001] ($\epsilon = 0.23$)(e) Méthode
Debayle et al.
[2006] ($\epsilon = 0.22$)(f) Expert ($\epsilon = 0$)(g) Méthode
Gavet and Pinoli
[2007] ($\epsilon = 0.14$)(h) Proximité ($\epsilon =$
0.12)(i) Continuation ($\epsilon =$
0.13)(j) Continuation
faible ($\epsilon = 0.16$)

Fig. 8.4.11 – Résultats sur une même image de toutes les méthodes.

8.4.4 Bilan

Quels paramètres choisir ?

Ce paragraphe permet de faire un bilan sur les paramètres à utiliser (voir tableau 8.2) pour obtenir les meilleurs résultats en moyenne. Cette moyenne a été réalisée sur les 6 images qualifiées de bonnes par les experts, car il a été montré que les résultats n'étaient pas acceptables pour les autres images.

Méthode	Paramètres	Valeurs optimales	Valeur du ϵ moyen
Vincent and Masters [1992] , Alg. 3, p. 79	o h	2 10	0.80
Angulo and Matou [2005] , Alg. 4, p. 81	s_1 s_2 u t h	3 3 6 8 2	0.55
Bezerra [2001] , Alg. 5, p. 83	t h	2 22	0.7
Debayle et al. [2006] , Alg. 6, p. 84	m h	11 0	0.68
Gavet and Pinoli [2007] , Alg. 15, p. 110	o t_s s_1	4 9 3	0.43

Tab. 8.2 – Tableau des paramètres optimaux des algorithmes, les moyennes sont réalisées sur les 6 images qualifiées de bonnes.

Les paramètres trouvés permettent donc de comparer les méthodes par un critère qualitatif (validation par l'expert).

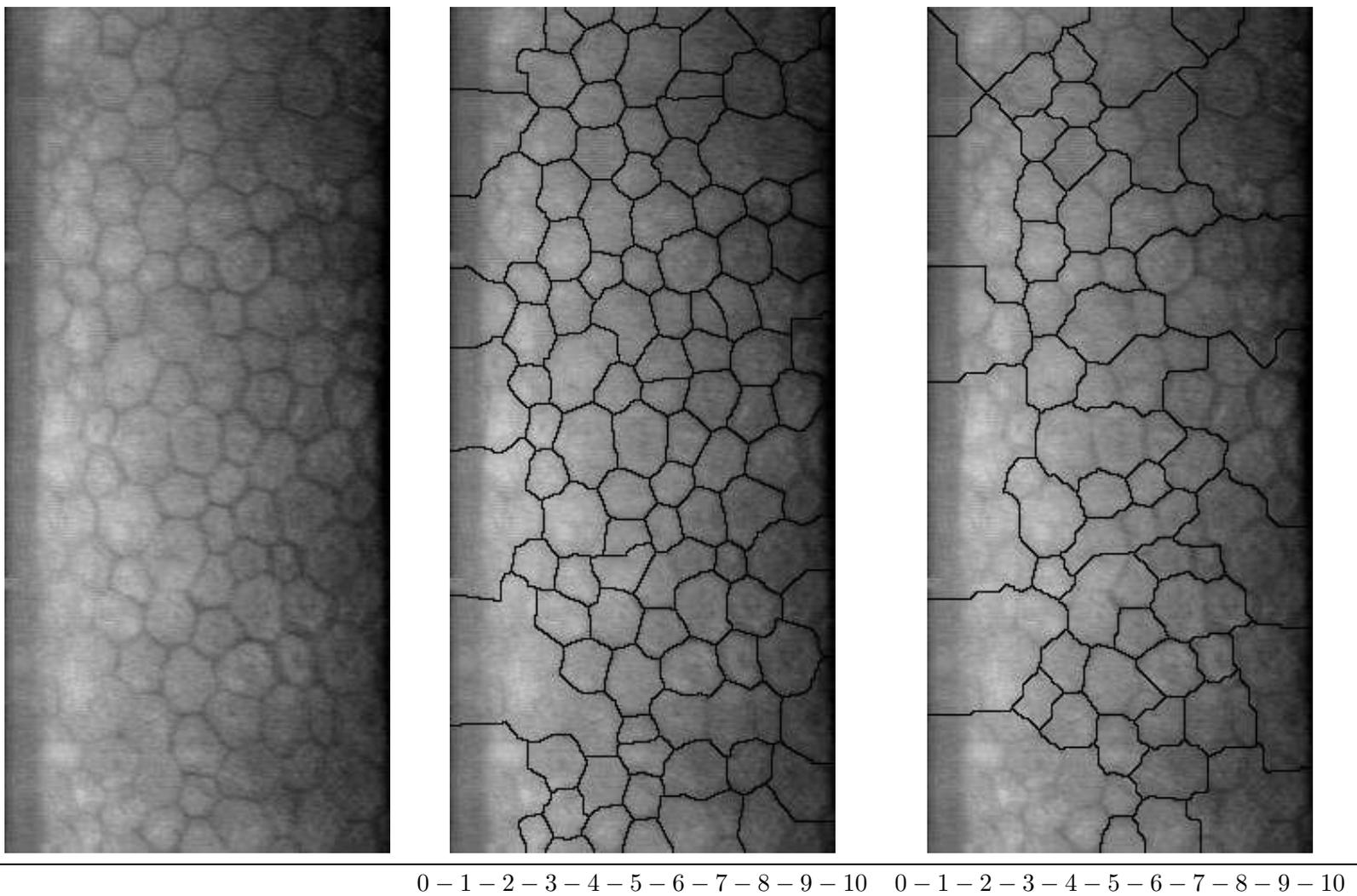
Quelle méthode retenir ?

Les résultats de deux méthodes ont été proposés aux experts, celles de Angulo and Matou [2005] (Alg. 4) et de Gavet and Pinoli [2007] (Alg. 15), car ce sont celles qui donnent les meilleurs résultats en moyenne sur la base d'apprentissage.

100 nouvelles images, choisies par un expert en ophtalmologie pour leur facilité à être analysées visuellement (les bordures des cellules sont a priori assez bien marquées), ont été segmentées.

Deux experts ophtalmologistes ont dû noter en aveugle les segmentations sur une échelle de 0 à 10 (avec sur une même page l'image d'origine, et les résultats fournis par les deux méthodes ; le 0 correspond à pas de segmentation, le 10 à une segmentation parfaite ; en pratique, ces bornes n'ont pas été atteintes). Le tableau d'images 8.3 présente un résultat.

Les résultats sont en faveur de la méthode Gavet and Pinoli [2007] (voir tableau 8.4).



Tab. 8.3 – Type de tableau de notation présenté aux experts pour estimer la qualité de la segmentation obtenue en fonction de l'image d'origine. Les notes proposées s'étagent de 0 à 10, même si ces valeurs extrêmes ne sont en pratique pas utilisées.

Méthode		Moyenne des notes	Écart-type (%)
Gavet and Pinoli [2007] , Alg. 15	Expert 1	6.41	1.72 (26%)
	Expert 2	4.92	1.59 (32%)
Angulo and Matou [2005] , Alg. 4	Expert 1	2.12	1.31 (66%)
	Expert 2	1.98	1.12 (56%)

Tab. 8.4 – Evaluation des résultats des méthodes par deux experts ophthalmologistes. Une base de tests de 100 images a été utilisée pour calculer ces moyennes.

8.4.5 Conclusion

Les résultats obtenus par les méthodes qui utilisent carte de distances et ligne de partage des eaux comme moyen de fermer les contours donnent visuellement des résultats satisfaisants. Ceci s’explique par le fait que le système de perception visuelle humain a tendance à “préférer” les contours fermés et convexes, ce qui est effectivement le cas pour la structure cellulaire de l’endothélium cornéen.

La méthode de Gavet and Pinoli [2007] fournit les meilleurs résultats d’un point de vue quantitatif (critère ϵ) et d’un point de vue qualitatif (les experts).

Cependant, les valeurs optimales du critère de dissimilarité ϵ'' des méthodes de proximité, continuation et continuation faible sont plus bas que celles des autres méthodes “globales”. La Fig. 8.4.11 (page 162) montre clairement que ces premières ne sont pas satisfaisantes d’un point de vue visuel. Le critère de dissimilarité n’est pas remis en cause, ce phénomène est dû au fait qu’aucune région d’intérêt n’a été définie dans les algorithmes : le fait que le watershed connecte les bordures aux bords de l’image fausse grandement le résultat. La section suivante présente une justification numérique de cette explication.

8.5 Région d'intérêt et suppression des effets de bords

Ce chapitre a tout d'abord permis de vérifier le comportement des méthodes élémentaires issues de la théorie de la Gestalt, ainsi que de l'algorithme de fermeture des contours du Tensor Voting. Les bons résultats sont fortement liés à la détection des contours utilisés.

Puis, les algorithmes globaux, qui réalisent la segmentation des cellules depuis les étapes de filtrages, sont testés. Visuellement, ils améliorent la détection des contours des cellules, mais numériquement, les valeurs de dissimilarité sont supérieures à ceux obtenus pour les méthodes de fermeture, la proximité comme le tensor voting.

Ce phénomène ne remet pas en question la conclusion, qui est que la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) donne de meilleurs résultats. Simplement, elle met en évidence d'une part que les méthodes de fermetures testées ne sont pas assez efficaces, car elles se contentent à peu de choses près de conserver les mosaïques en l'état. Une simple observation de quelques résultats suffit à nous en convaincre (Fig. 8.5.1).

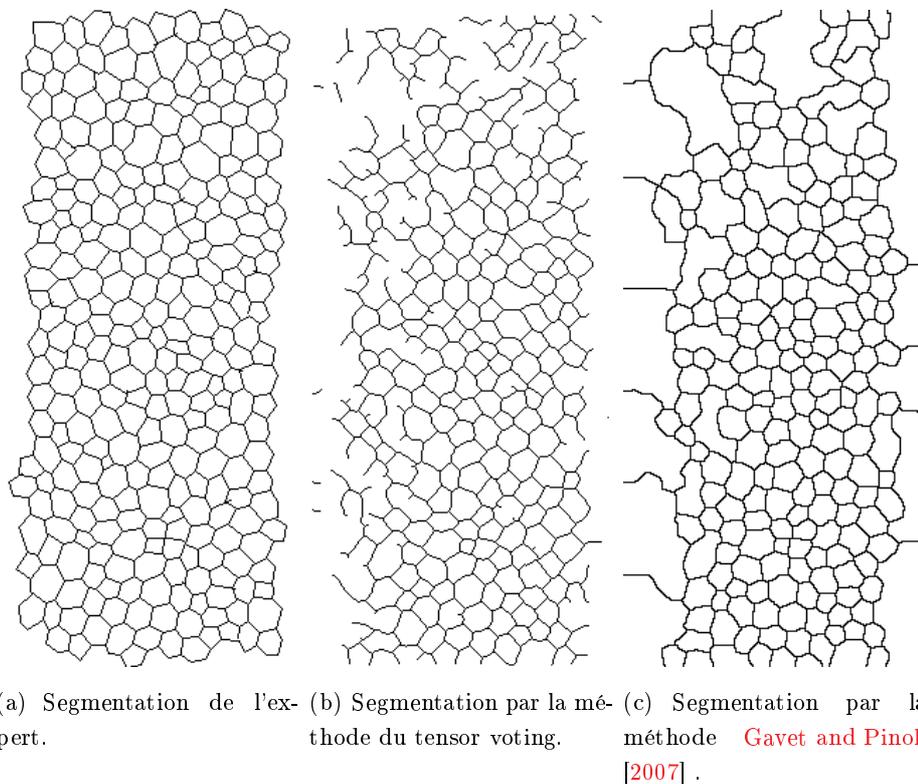


Fig. 8.5.1 – Comparaison des méthodes de fermeture des contours par tensor voting (b) et par la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) (c). La segmentation de l'expert est présente sur la figure (a).

D'autre part, nous avons choisi pour les différentes méthodes de ne pas définir de région d'intérêt, pour reproduire un comportement totalement automatique. Cependant, les mosaïques fournies par les experts sont définies dans une région d'intérêt, car ceux-ci n'ont tracé que des cellules fermées, et non pas l'ensemble des contours.

Les algorithmes utilisant un watershed (et présentés dans cette thèse) rencontrent alors un problème : ils réalisent des connexions avec le bord de l'image. Ainsi, si peu de cellules sont proposées

par l'expert, la connexion des contours aux bords de l'image entraîne une valeur du critère de dissimilarité importante. Ceci est montré par l'évaluation réalisée sur les segmentations (voir Fig. 8.5.2) pour lesquelles les contours connectés aux bords de l'image sont supprimés (et n'appartenant pas à des cellules). La procédure utilisée est proposée dans l'algorithme 20 suivant.

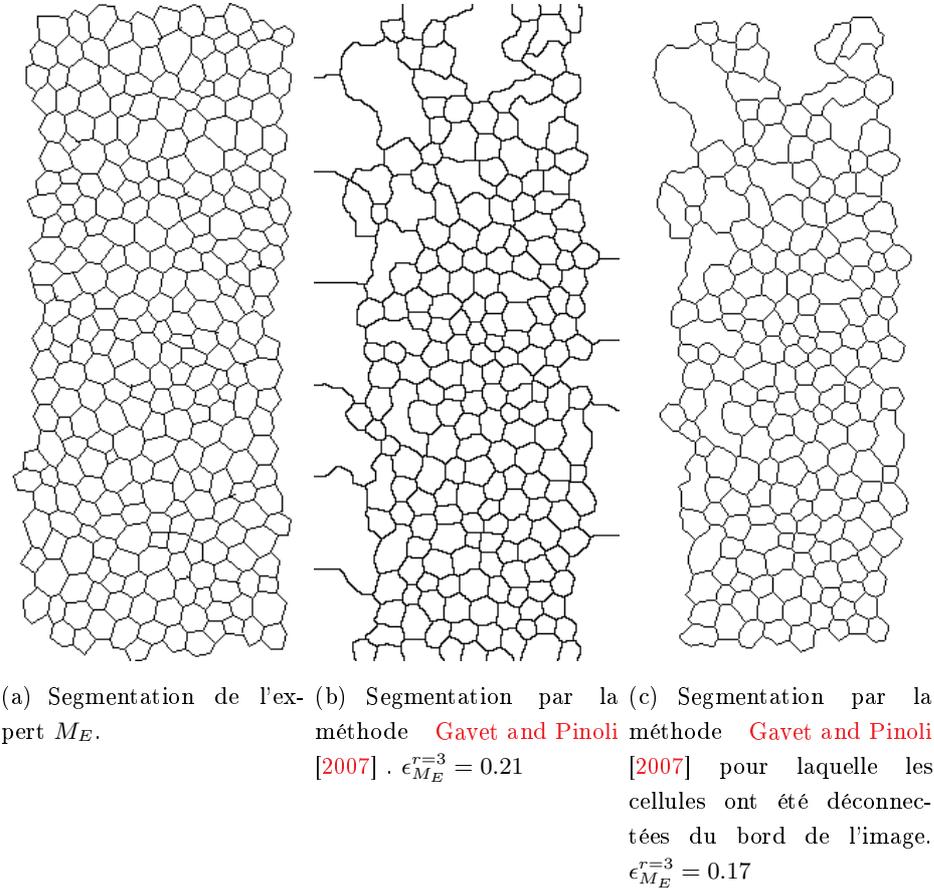


Fig. 8.5.2 – Influence de la région d'intérêt. Les valeurs des paramètres les meilleurs en moyenne ont été choisies pour l'illustration, ce qui explique que la mosaïque (c) n'est pas la mosaïque (b) déconnectée des bords.

Données : $Input \leftarrow$ Mosaïque segmentée

Sorties : $Output$: Mosaïque segmentée dont plus aucune bordure ne touche les bords de l'image.

1 **begin**

2 $c \leftarrow$ Suppression d'un cadre en bordure de l'image mosaïque $Input$;

3 $Output \leftarrow$ Squelette ultime de c ;

4 **end**

Algorithme 20 : Suppression des contours des cellules touchant les bords de l'image. Cet algorithme permet de restreindre la mosaïque aux cellules fermées, considérant que les bordures qui touchent les bords de l'image ne doivent pas être prises en compte.

Les résultats obtenus montrent que la méthode Gavet and Pinoli [2007] est encore améliorée d'un point de vue quantitatif. D'un point de vue qualitatif, elle se rapproche ainsi encore mieux des attentes de l'expert qui se concentre sur les cellules fermées (voir Fig. 8.5.3, 8.5.4 et 8.5.5).

Il faut noter que les valeurs optimales des paramètres ne sont plus tout à fait les mêmes pour la méthode déconnectée des bords ($o = 5$ et $t_s = 8$ alors que pour la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) sans déconnexion, $o = 4$ et $t_s = 9$, le paramètre s_1 étant inchangé).

8.6 Conclusion

Dans ce chapitre, les méthodes de fermeture ont tout d'abord été comparées grâce au critère de dissimilarité ϵ^r . Leur inefficacité dans le cas général a été constatée.

Puis, les méthodes de segmentation des cellules ont été comparées, de manière quantitative sur 24 images servant de base d'apprentissage, puis de manière qualitative en utilisant cet apprentissage pour appliquer les valeurs des paramètres obtenus sur de nouvelles images proposées aux experts. Grâce à cette étude, nous pouvons conclure que la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) permet d'obtenir les meilleurs résultats dans le cas de l'endothélium cornéen humain observé en microscopie optique spéculaire.

Enfin, la dernière section a mis l'accent sur la région d'intérêt, en montrant que si celle-ci n'a pas été prise en compte dès le début (pour conserver toutes les informations qui pouvaient être utiles dans la fermeture), les résultats de comparaison des algorithmes seront identiques si uniquement les cellules fermées sont prises en compte.

Cependant, les segmentations obtenus ne sont pas parfaites, il est souvent possible de constater une légère sur-segmentation. Visuellement, cela introduit dans la mosaïque des cellules mal formées, qui pourraient être détectées et corrigées en utilisant des paramètres de formes.

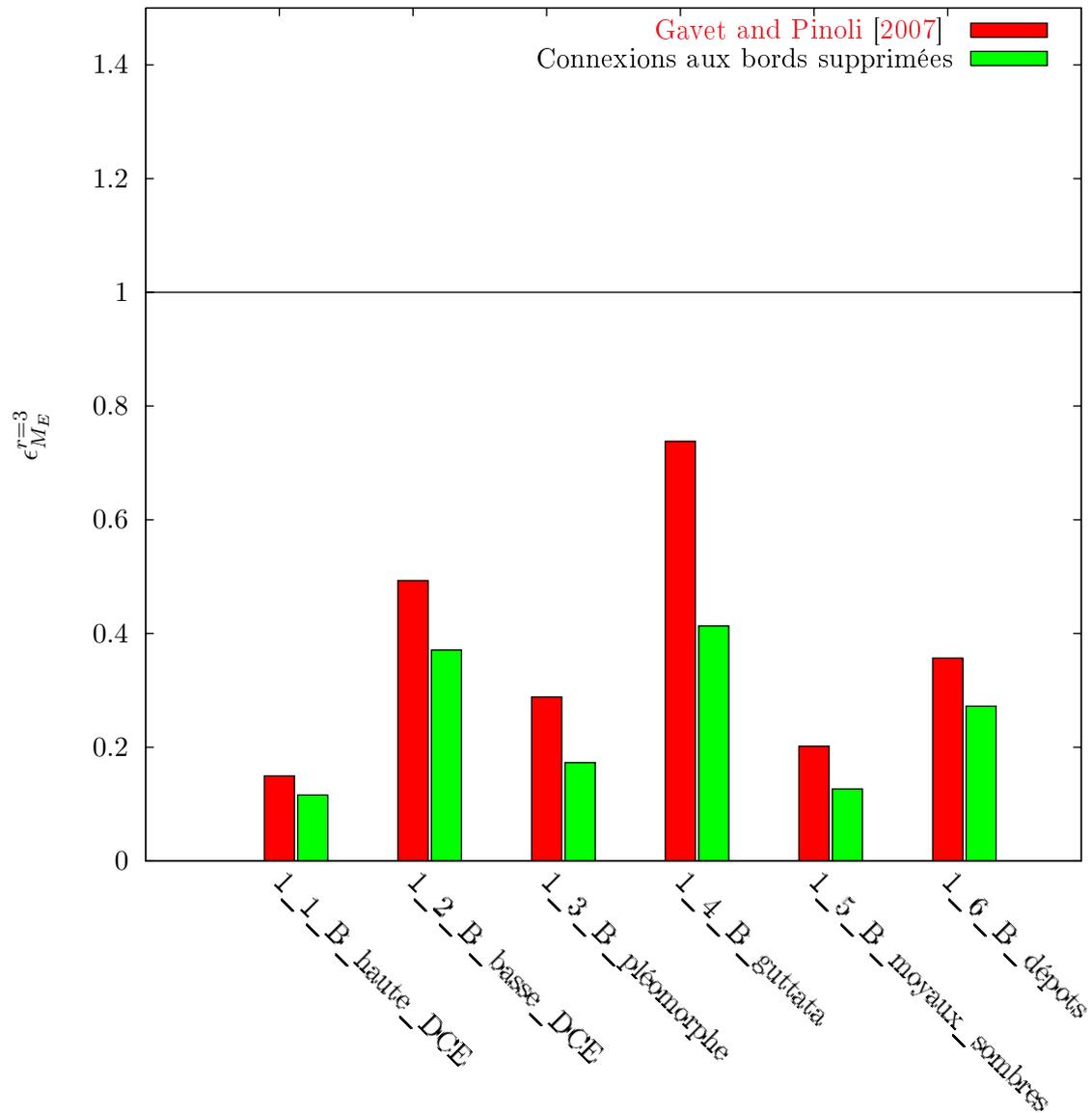


Fig. 8.5.3 – Comparaison de la méthode Gavet and Pinoli [2007] avec son résultat dont les cellules ont été déconnectées des bords de l'image sur la série des images classées Bonnes. Le critère de dissimilarité est meilleur, le résultat obtenu est plus proche de ce qu'attend l'ophtalmologiste.

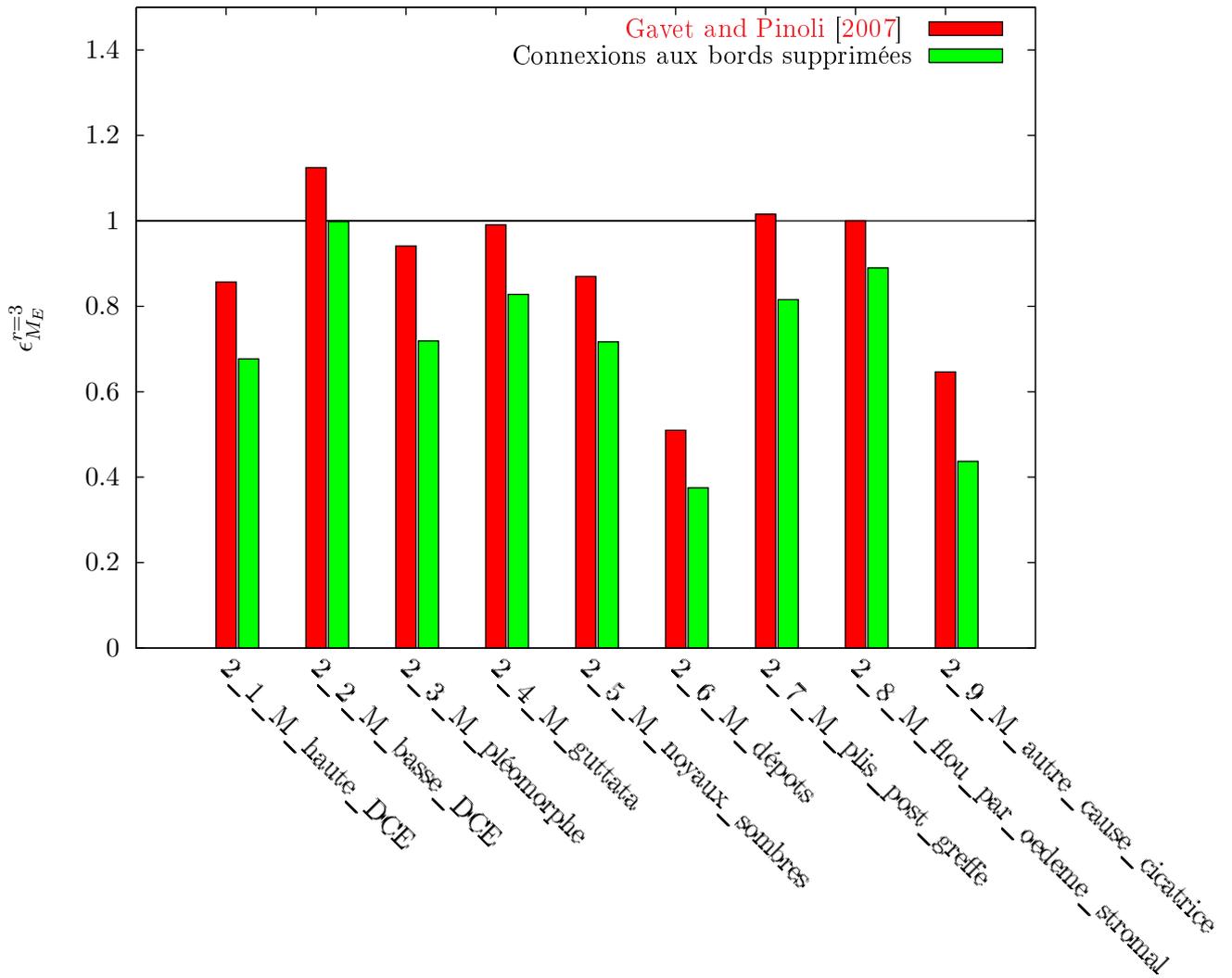


Fig. 8.5.4 – Comparaison de la méthode Gavet and Pinoli [2007] avec son résultat dont les cellules ont été déconnectées des bords de l'image sur la série des images classées Moyennes.

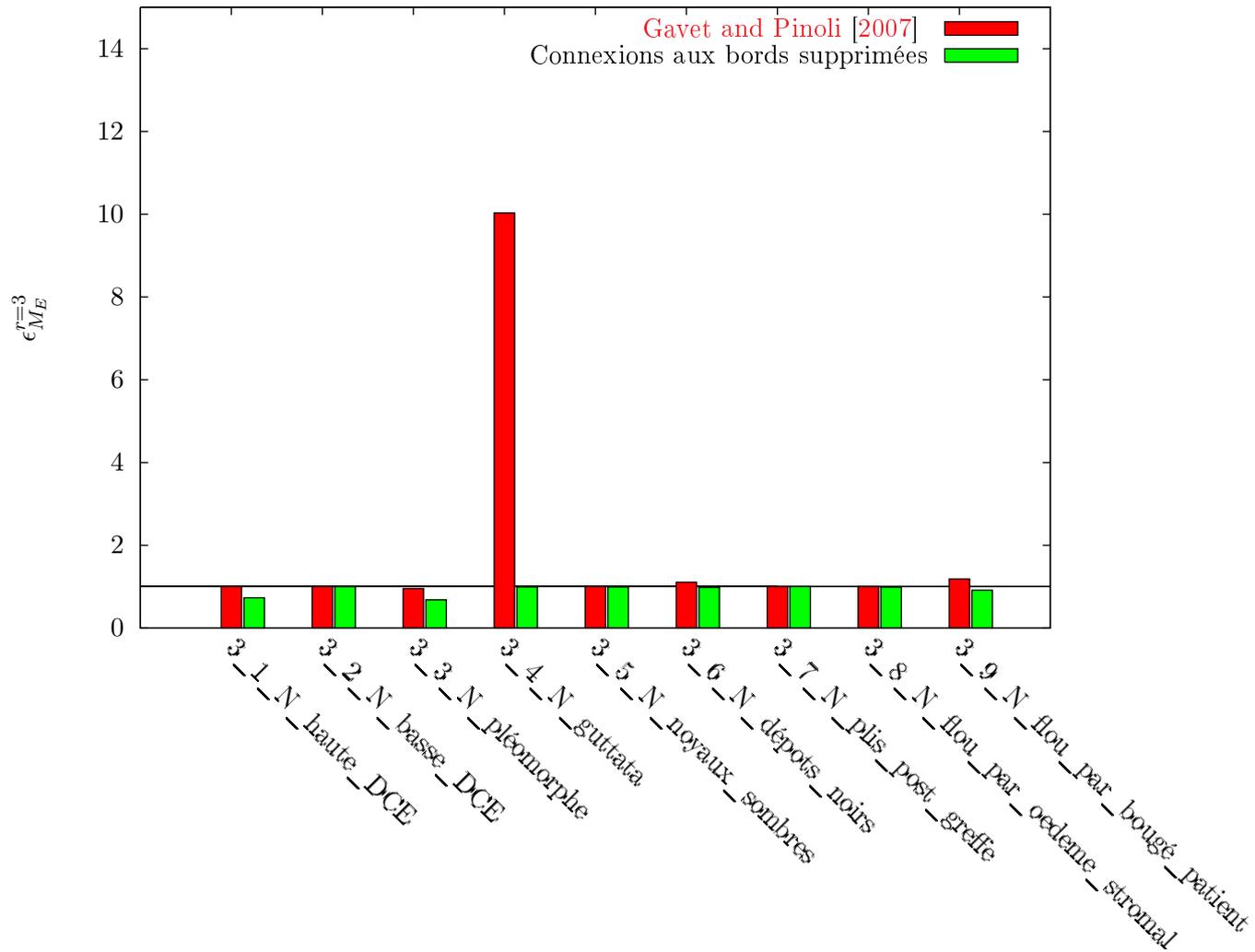


Fig. 8.5.5 – Comparaison de la méthode Gavet and Pinoli [2007] avec son résultat dont les cellules ont été déconnectées des bords de l'image sur la série des images classées Nulles.

CHAPITRE 9

Critères régionaux morphologiques et validation des cellules segmentées

SOMMAIRE

9.1 Critères de formes	174
9.1.1 Critères ophtalmologiques	174
9.1.2 Symétrie	175
9.1.3 Circularité	175
9.1.4 Convexité	178
9.1.5 Conclusion	178
9.2 Validation : fusion des régions	180
9.2.1 Conclusion	180
9.3 Conclusion	183

Les mosaïques obtenues présentent parfois des sur-segmentation qui semblent faciles à détecter, du moins visuellement. L'approche présentée dans ce chapitre consiste à repérer ces sur-segmentations en utilisant des paramètres de formes, puisque dans la structure cellulaire de l'endothélium, les cellules sont théoriquement hexagonales.

Ces paramètres de formes permettent d'envisager une détection des cellules mal-formées et de proposer une méthode de correction par fusion.

9.1 Critères de formes

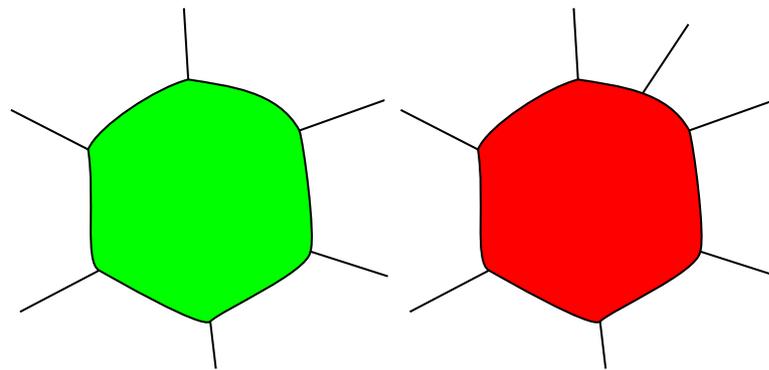
Des paramètres de formes sont utilisés dans le but de faire ressortir les régions qui présentent visuellement un défaut. Ainsi, une cellule pourra être classée comme non correcte, et être complétée avec les méthodes adaptées.

Ce chapitre présente un certain nombre de paramètres de formes, puis propose une méthode de correction des cellules qui prend en compte ce paramètre.

9.1.1 Critères ophtalmologiques

Les ophtalmologistes utilisent déjà des critères permettant de caractériser le pléomorphisme (différentes formes de cellules). Ces critères s'appuient principalement sur le nombre de cellules voisines d'une cellule donnée, ou sur le nombre de côtés.

Lorsque la mosaïque est parfaitement dessinée, le nombre de cellules voisines est simple à calculer. Lorsque la mosaïque est incomplète, pour une cellule donnée, les cellules voisines ne sont probablement pas correctement définies et fermées. Ceci signifie que si le nombre de cellules voisines est pris en compte, une mauvaise détection pour une cellule se répercute sur le paramètre régional des voisines, ce qui n'est pas acceptable (voir Fig. 9.1.1).

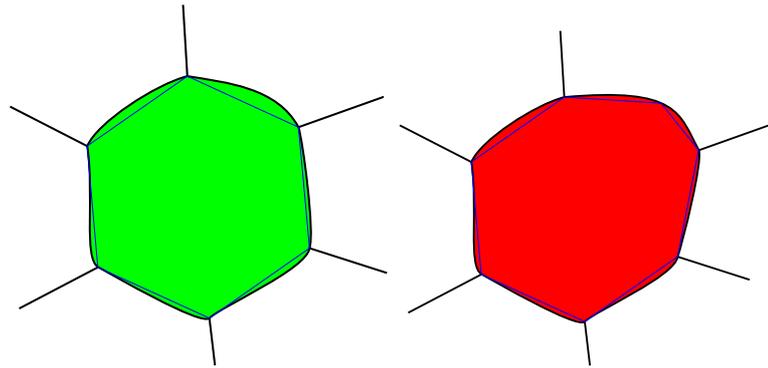


(a) Le nombre de régions voisines correspond bien à 6, c'est-à-dire au nombre de côtés d'un hexagone.
 (b) Le nombre de régions voisines est de 7, ce qui ne correspond pas au nombre de côtés de la région segmentée, si on approche ses côtés par des segments (vectorisation).

Fig. 9.1.1 – La région segmentée est présentée en vert lorsque le critère de voisinage considère la région comme étant une cellule correctement segmentée, et en rouge lorsqu'il la considère comme mal segmentée. Le critère régional qui consiste à observer les régions voisines n'est pas suffisamment robuste, car une mauvaise segmentation sur une région adjacente entraîne un critère régional correspondant à une région mal formée sur une cellule qui correspond visuellement à ce qui est attendu. Les traits noirs correspondent à la segmentation de la mosaïque.

Une solution est alors de vectoriser le contour des régions et de compter le nombre de côtés N_C dans l'objet ainsi vectorisé (voir Fig. 9.1.2). Un paramètre d'hexagonalité (noté H) est alors défini par rapport au nombre $N_0 = 6$ de côtés théoriquement présent dans la forme observée (voir Fig. 9.1.3) :

$$H = |N_0 - N_C|$$



(a) La région vectorisée a 6 côtés, elle est considérée comme bien formée.
 (b) La région vectorisée a 7 côtés, elle est considérée comme mal formée, même si le nombre de cellules voisines est de 6.

Fig. 9.1.2 – Illustration du paramètre d’hexagonalité prenant en compte le nombre de côtés de la région après vectorisation.

9.1.2 Symétrie

Le critère d’asymétrie de Besicovitch (Besicovitch [1948, 1951]) est un critère géométrique applicable sur des objets convexes (Fig. 9.1.4).

Soit A un ensemble convexe de D , ensemble de définition. On note $A^-(x)$ le symétrique de A par rapport à $x \in D$, et μ une mesure (l’aire ou le nombre de pixels) ; le coefficient d’asymétrie de A est donné par :

$$a_B(A) = 1 - \frac{\sup_{x_0 \in A} \{\mu(A \cap A^-(x_0))\}}{\mu\{A\}}$$

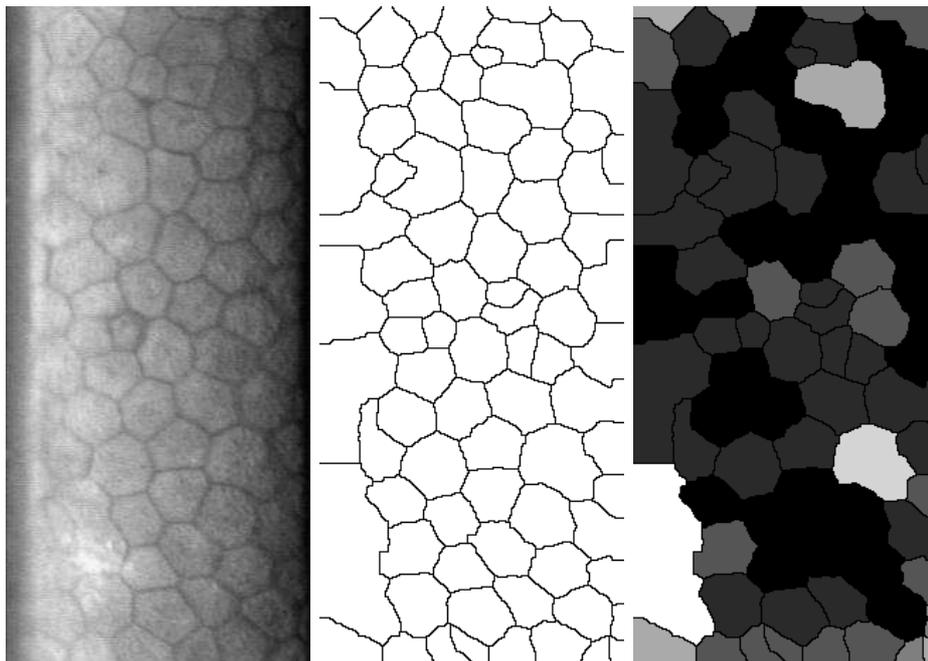
En général, x_0 n’est pas le centre de gravité de A . Notons aussi que ce coefficient varie dans l’intervalle $[0; \frac{1}{3}]$, avec $a_B(A) = 0$ pour un objet parfaitement symétrique, et $a_B(A) = \frac{1}{3}$ pour un triangle.

Dans le cas des cellules de l’endothélium, ce critère est appliqué même si les cellules ne sont pas convexes : la limite de $\frac{1}{3}$ n’est donc plus valable. Pour limiter les calculs, le centre de symétrie utilisé est le centre de gravité (qui n’est pas forcément à l’intérieur de la cellule). Un résultat est présenté sur la Fig. 9.1.5.

9.1.3 Circularité

Pour un objet (ensemble) A donné, le cercle circonscrit est le cercle de plus petit rayon R_e qui contient A . Soit R_i le rayon du plus grand cercle inscrit dans A . Un critère de circularité est défini par le rapport de ces deux rayons :

$$circ = \frac{R_i}{R_e} \leq 1$$



(a) Image d'origine. (b) Squelette passé en paramètre, représentant les contours des cellules de l'image (a). (c) Le (faux) niveau de gris de chaque région représente la valeur du critère d'hexagonalité H .

Fig. 9.1.3 – Paramètre d'hexagonalité appliqué aux cellules de l'endothélium cornéen (a). Les régions les plus sombres (les valeurs les plus basses du critère) représentent les régions dont les contours se rapprochent d'un hexagone (cellules bien formées), les régions les plus claires représentent les régions dont les contours s'éloignent le plus d'un hexagone (cellules mal formées).

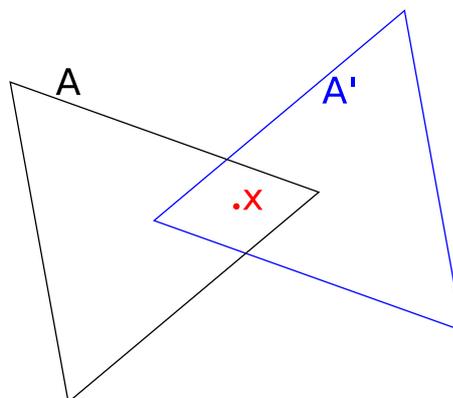
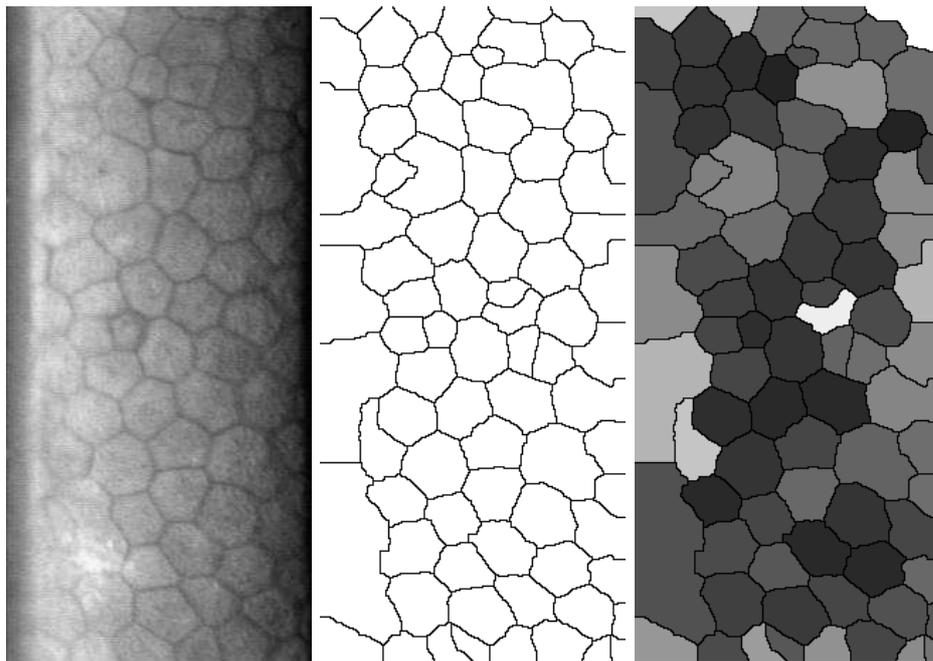


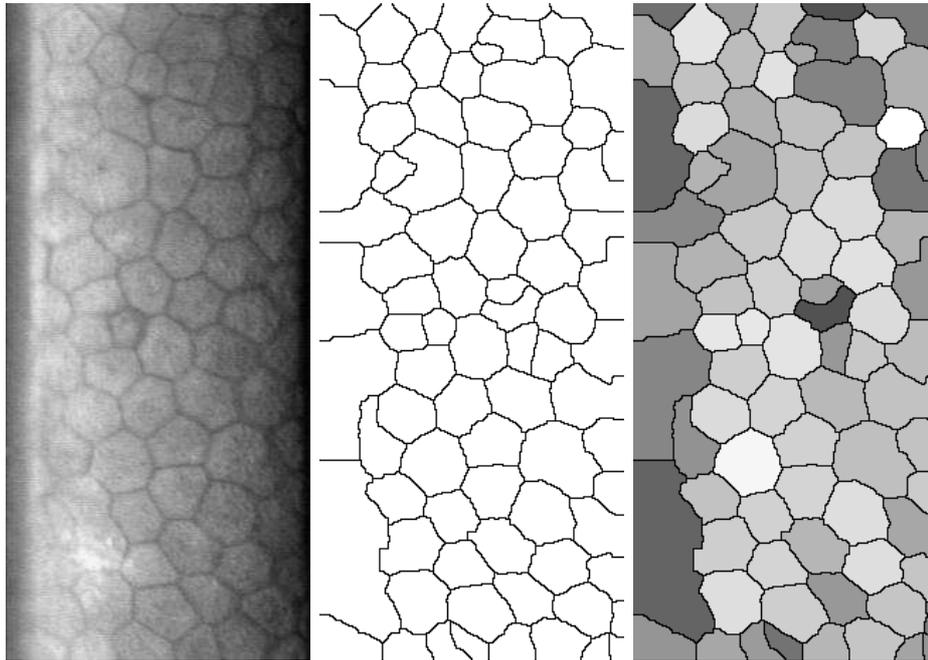
Fig. 9.1.4 – Le critère d'antisymétrie de Besicovitch utilise le symétrique A' du triangle A par rapport au point x .



(a) Image d'origine. (b) Squelette passé en (c) Le niveau de gris de paramètre, représentant chaque région représente le les contours des cellules de critère de Besicovitch. l'image (a).

Fig. 9.1.5 – Critère d'asymétrie de Besicovitch adapté aux cellules de l'endothélium cornéen humain (a). Les régions représentées en blanc (les valeurs les plus élevées du critère) représentent les régions les moins symétriques. Les régions les plus sombres représentent les régions les plus symétriques.

Ce paramètre vaut 1 pour un cercle, et devient faible lorsque la forme s'étire et/ou devient moins circulaire (voir 9.1.6).



(a) Image d'origine. (b) Squelette représentant les contours des cellules de l'image (a). (c) Le (faux) niveau de gris de chaque région représente la valeur du critère de circularité.

Fig. 9.1.6 – Critère de circularité appliqué aux cellules de l'endothélium cornéen (a). Les régions représentées en blanc (les valeurs les plus hautes du critère) représentent les régions les plus circulaires. Les régions les plus sombres représentent les moins proches d'un cercle.

9.1.4 Convexité

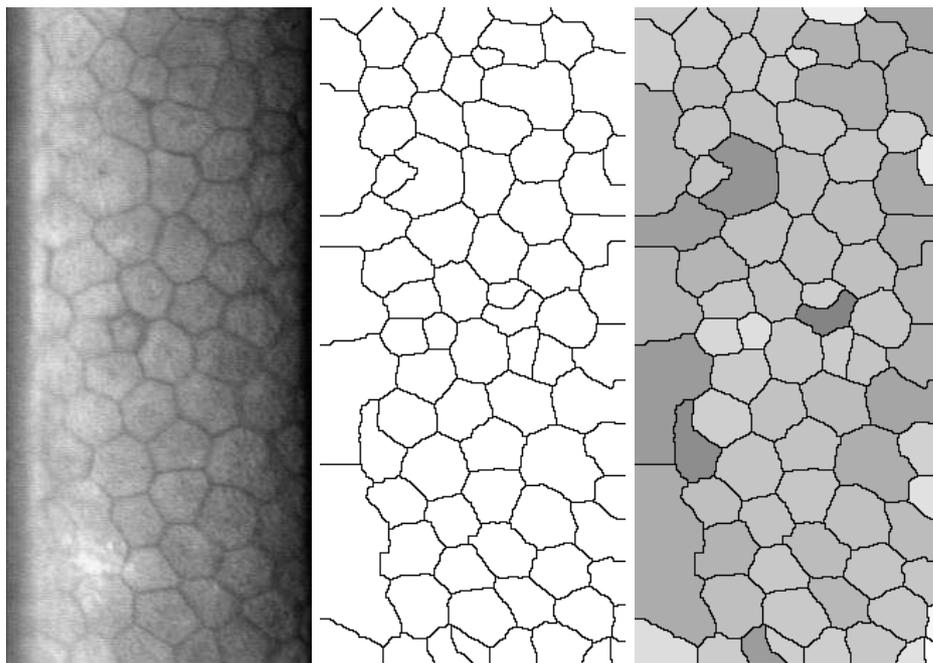
Un autre critère classiquement utilisé (Kindratenko [1997]) est le rapport entre l'aire de la région considérée R et l'aire de son enveloppe convexe Ec (voir Fig. 9.1.7).

$$C = \frac{Aire(R)}{Aire(Ec)}$$

9.1.5 Conclusion

Les critères présentés ne sont cependant pas parfaits, et ne permettent pas de manière certaine, dans la variété des formes qui peuvent être observées pour les cellules de l'endothélium cornéen, de distinguer les cellules correctement détectées des autres.

Néanmoins, si le seuil est sévère, il est possible de s'assurer de ne repérer que des cellules mal-formées, et ainsi faire une amélioration de la mosaïque.



(a) Image d'origine.

(b) Squelette représentant les contours des cellules de l'image (a).

(c) Le (faux) niveau de gris de chaque région représente la valeur du critère de convexité.

Fig. 9.1.7 – Critère de convexité appliqué aux cellules de l'endothélium cornéen (a). Les régions représentées en blanc (les valeurs les plus hautes du critère) représentent les régions les plus convexes. Les régions les plus sombres représentent les moins convexes.

9.2 Validation : fusion des régions

Les critères de formes qualifient la région par rapport aux valeurs attendues pour une cellule : il est alors possible de valider ces régions, et de les corriger le cas échéant. L'algorithme suivant propose une telle méthode de validation et de correction (Alg. 21).

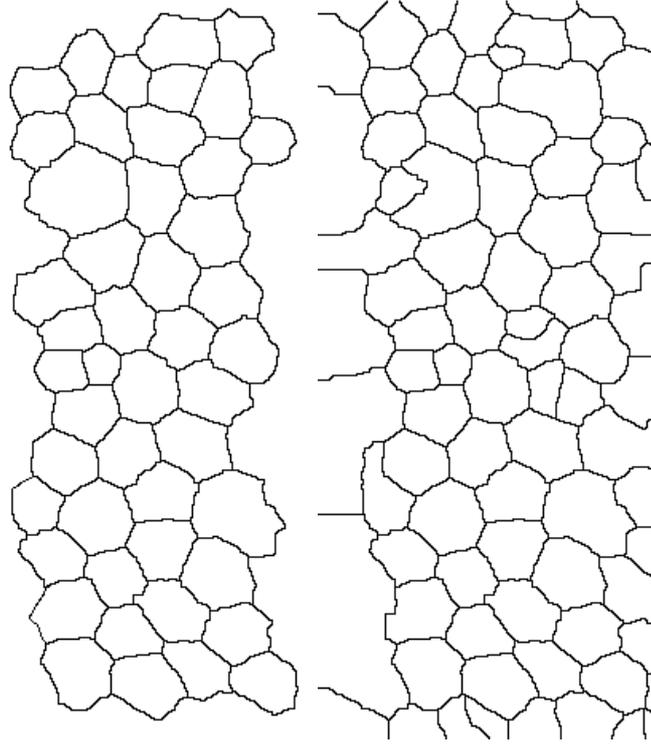
<p>Données : $Input \leftarrow$ Mosaïque fermée. C : critère de forme. $s \leftarrow$ seuil de tolérance pour le critère de forme utilisé. Sorties : Mosaïque corrigée.</p> <pre> 1 begin 2 pour chaque Région R_i faire 3 Calculer le paramètre de forme p_i pour chaque région R_i; 4 fin 5 pour chaque Région R_i <i>pour laquelle</i> $p_i < s$ faire 6 Regarder les régions voisines; 7 Trouver une région voisine pour laquelle la fusion avec R_i donne un critère de forme 8 correct (par rapport au seuil s); 9 Fusionner ces régions; 10 fin 11 end </pre>

Algorithme 21 : Fusion des régions basée sur un critère régional.

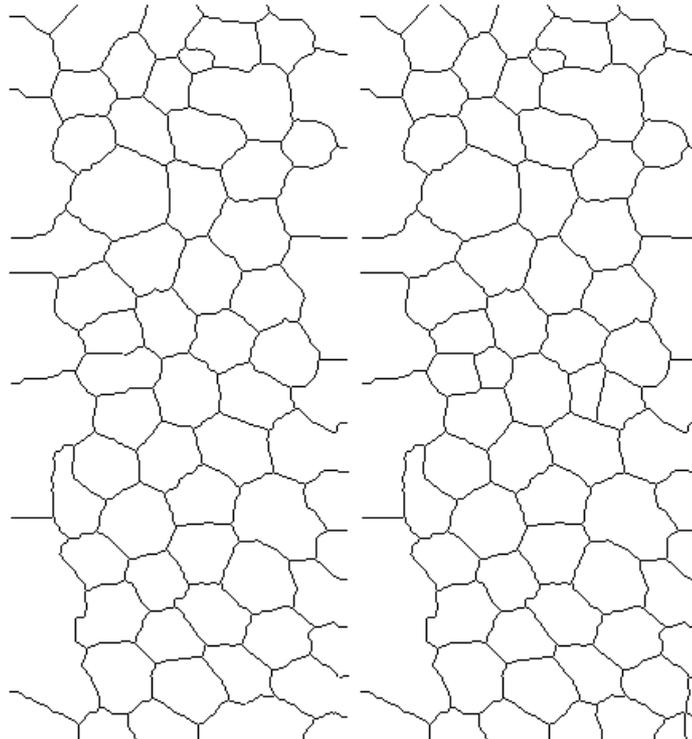
La fusion de deux régions se réalise simplement en faisant l'union des deux régions ainsi que de la frontière entre ces deux régions. L'algorithme proposé revient à considérer les fusions possibles à partir d'une région mal formée, et à fusionner avec la première région pour laquelle le critère de forme devient correct (c'est à dire, une fusion qui donne une région ressemblant à une cellule d'endothélium). Deux exemples de résultats sont proposés Fig. 9.2.1, ainsi que le résultat final (9.2.2) pour lequel les bords des cellules ont été déconnectés des bords de l'image.

9.2.1 Conclusion

L'algorithme de fusion suivant un critère de forme semble donner de bons résultats. Il faudrait les valider quantitativement avec le critère ϵ^r et qualitativement avec le regard de l'expert.

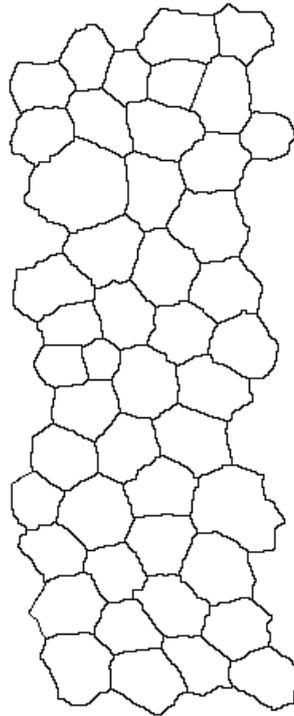


(a) Mosaïque de référence de l'expert M_E . (b) Mosaïque détectée M .
 $\epsilon_{M_E}^{r=3}(M) = 0.23$

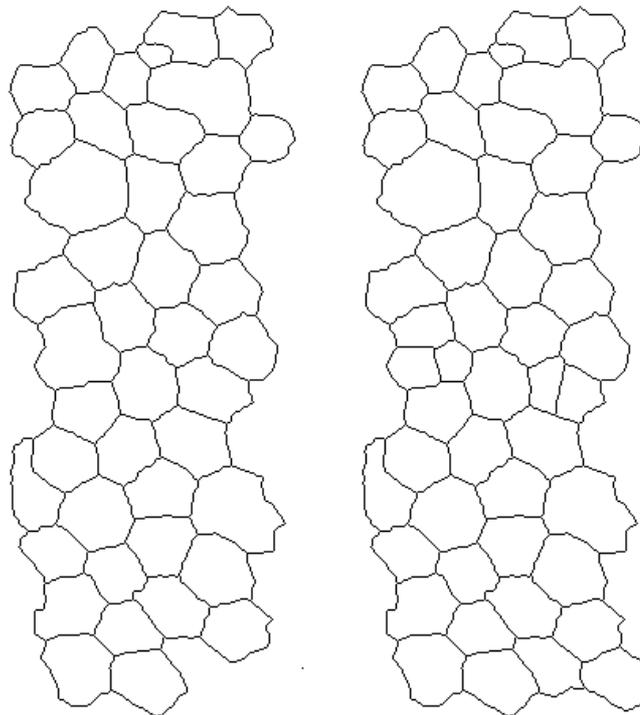


(c) Fusion des régions de (b) suivant le critère de Besicovitch M_B . $\epsilon_{M_E}^{r=3}(M_B) = 0.13$
 (d) Fusion des régions de (b) suivant le critère de convexité M_C . $\epsilon_{M_E}^{r=3}(M_C) = 0.14$

Fig. 9.2.1 – La forme des régions est analysée et les régions considérées comme mal formées suivant le critère donné (critère de Besicovitch pour (c) ou critère de convexité pour (d)) sont fusionnées avec une région voisine, si cette fusion valide le critère employé.



(a) Mosaïque de référence de l'expert M_E .



(b) Fusion des régions de (a) suivant le critère de Besicovitch avec déconnexion des bords de l'image M_B . $\epsilon_{M_E}^{r=3}(M_B) = 0.06$
(c) Fusion des régions de (a) suivant le critère de convexité avec déconnexion des bords de l'image M_C . $\epsilon_{M_E}^{r=3}(M_C) = 0.03$

Fig. 9.2.2 – Résultat de la fusion selon les paramètres de Besicovitch et de convexité, avec les cellules déconnectées de bords. Les résultats numériques sont inférieurs à ceux obtenus jusqu'à maintenant.

9.3 Conclusion

L'objectif en introduisant ces critères régionaux morphologiques était de pouvoir classer de manière certaine les régions (cellules) en fonction de leur forme, et ainsi être capable de distinguer les cellules correctement formées (d'un point de vue ophtalmologique) des autres. Ceci permettrait d'éviter les mauvaises fermetures, ou en tous cas de limiter le travail de fermeture aux cellules qui sont malformées.

Cependant, aucun critère simple ne permet réellement de classer les cellules de manière certaine. Il faudrait probablement mettre en place un critère utilisant de nombreuses caractéristiques, qui semblent importantes pour le système de perception visuelle humain, comme la symétrie, la régularité d'agencement dans la mosaïque, les angles formés par les contours, les tailles des cellules, etc.

La fusion des régions suivant un critère de forme est une étape qui peut servir de validation de la mosaïque. Le critère ne doit pas être trop sévère, pour avoir une certaine utilité, mais il ne doit pas non plus réaliser des fusions trop importantes (c'est-à-dire fusionner deux régions qui correspondent à des cellules bien formées).

CHAPITRE 10

Conclusion

SOMMAIRE

10.1 Conclusion	186
10.2 Perspectives	187

10.1 Conclusion

Des images de mauvaise qualité, difficiles à analyser

Cette thèse a été initiée par une problématique simple : pourquoi un observateur, même non ophtalmologiste, est-il capable de compter et segmenter facilement les cellules de l'endothélium cornéen humain (en tous cas pour les images de qualité suffisante), alors même que les algorithmes n'arrivent pas à réaliser une segmentation totalement automatique ?

Les images de microscopie optique spéculaire sont difficiles à analyser informatiquement. D'une part, la dérive d'éclairement complexifie l'analyse, mais surtout, ces images sont de mauvaise qualité. En effet, les bordures des cellules se confondent souvent avec l'intérieur des cellules et toute segmentation devient alors difficile, voire impossible.

Il était donc intéressant d'identifier le rôle de quelques principes des théories de la perception visuelle dans les méthodes existantes de segmentation automatique et de renforcer leur intégration dans l'analyse d'images. Parmi ces théories, la théorie de la Gestalt a retenu notre attention.

Des méthodes unitaires testées

Les principes de la théorie de la Gestalt sont très séduisants car ils sont simples et précis. Leur simplicité permet de les programmer informatiquement de manière élémentaire, tout au moins pour la continuation et la proximité. Les programmes développés durant cette thèse représentent un total d'environ 80 000 lignes de code (C++, et shells principalement). Environ 200 000 images ont été générées (avec les différentes méthodes et les paramètres associés).

Les algorithmes basés sur les principes de la théorie de la Gestalt doivent prendre en compte toutes les combinaisons possibles de fragments de contours, puis restreindre ces combinaisons aux cas intéressants (critères régionaux, continuation ou proximité).

La comparaison des méthodes "classiques", utilisant indirectement les principes de la perception visuelle, avec les résultats donnés par la continuation, la continuation faible et surtout la proximité, montre d'une part qu'il n'est pas simple de faire cohabiter plusieurs principes de la perception visuelle dans un même algorithme, et d'autre part que le principe de proximité donne de bons résultats. Ceci suggère que le principe de proximité pourrait être prioritaire (d'un point de vue perception) par rapport au principe de continuation.

Méthodes de segmentations

Un état de l'art sur les méthodes de segmentation des cellules de l'endothélium cornéen humain a été réalisé. Certaines méthodes semblent plus efficaces que d'autres (visuellement) : elles sont présentées en détail et appliquées sur des images de l'endothélium cornéen.

Mais la comparaison visuelle des résultats ne permet pas d'évaluer finement les différences entre celles-ci, des critères quantitatifs ont donc été développés.

Distances, mesures et critères de dissimilarité

Il a été montré que les espaces métriques ne sont pas des structures mathématiques adaptées pour modéliser les comparaisons que peut réaliser la perception visuelle humaine. Le critère basé sur la distance de Hausdorff s'est avéré inintéressant dans le cas des mosaïques. En fait, c'est la notion de mesure et non celle de distance qui se révèle être adaptée. Le critère de dissimilarité basé sur la différence symétrique reproduit mieux la perception visuelle de la différence entre deux mosaïques. Le critère de dissimilarité retenu permet ainsi de valider les résultats de manière quantitative.

Evaluation quantitative des résultats

Le critère de dissimilarité a tout d'abord été appliqué aux principes élémentaires de continuation et de proximité issus de la théorie de la Gestalt. Ceux-ci se sont avérés en pratique inefficaces pour reconstruire le réseau cellulaire cornéen, alors mêmes que les résultats théoriques (sur des mosaïques synthétiques) étaient bons. Ces premiers résultats ont donc permis d'orienter le choix des algorithmes vers ceux qui utilisent des cartes de distances suivis de watersheds, qui sont finalement une synthèse des principes de la perception visuelle.

Puis, ces critères ont été appliqués sur tous les algorithmes non élémentaires développés, en faisant varier un certain nombre de paramètres. 24 images ont été fournies par des experts ophtalmologistes pour constituer une base d'apprentissage qui permet de déterminer les meilleurs algorithmes (en moyenne), ainsi que les valeurs des paramètres à retenir.

Ces valeurs ont été utilisées par les experts ophtalmologistes pour valider qualitativement des résultats fournis par les deux meilleures méthodes.

Evaluation des deux meilleurs algorithmes

Une base de test contenant 100 images a servi pour cette évaluation. Les ophtalmologistes ont conclu que la méthode [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) était meilleure que la méthode [Angulo and Matou \[2005\]](#) sur ces images, avec les valeurs des paramètres obtenues précédemment.

10.2 Perspectives

Approche duale contours et régions

Les méthodes basées sur les lignes de partage des eaux fournissent des résultats visuellement bons et souvent proches de la référence de l'expert. La carte de distance permet de trouver les marqueurs des cellules : en pratique, il y a un aller-retour *bottom-up* (des contours aux régions) *top-down* (des régions aux contours). Les méthodes présentées dans cette thèse réalisent relativement bien l'aller. Le retour a été engagé en introduisant les paramètres régionaux. Il convient de le finaliser en les utilisant pour obtenir à nouveau des informations de contours et ainsi de procéder par itération. Les résultats de comparaison des algorithmes ont montré que la sur-segmentation est le principal problème rencontré. Les marqueurs obtenus sont directement liés à cette sur-segmentation. Lorsqu'ils correspondent aux maxima d'une carte de distance sur un squelette, cela veut dire que le

squelette contient des informations en trop (les barbules). Il serait donc intéressant d'étudier l'impact du calcul du squelette (par exemple, en élaguant les barbules avec une méthode de pruning avant la fermeture des contours) sur les marqueurs obtenus.

Optimisation des algorithmes

En ce qui concerne les algorithmes, il est toujours possible de les optimiser ; le problème est alors d'améliorer l'algorithme sur l'ensemble des images et non pas sur quelques bonnes images. Le critère de dissimilarité ϵ proposé permet ainsi de mieux comprendre chaque algorithme et en particulier les interactions entre les différents paramètres.

Par exemple, le cas de l'algorithme [Debayle et al. \[2006\]](#) pour lequel il semble qu'il y ait une relation linéaire entre les deux paramètres h et m qui permette d'obtenir le même résultat peut laisser supposer qu'une méthode simple qui prendrait les h-maxima de l'image pour réaliser ensuite un watershed contraint devrait donner des résultats intéressants.

Vers une utilisation dans les services d'ophtalmologie ou les banques de cornées

N'oublions pas la finalité de cette recherche, qui est l'amélioration de la qualité des soins fournis aux patients. Dans cette optique, quels seraient les besoins d'un ophtalmologiste par rapport à ce travail ?

Tout d'abord, il souhaite pouvoir utiliser une méthode qui lui donne les meilleurs résultats. Plusieurs éléments de réponses se trouvent dans cette thèse. Ensuite, il souhaite que l'algorithme soit le plus rapide possible (en temps de calcul), mais aussi qu'il lui en fasse perdre le moins possible (en intervention ou en manipulations diverses). Par exemple, un paramétrage demande une bonne connaissance de l'algorithme et fait perdre du temps à la personne qui le réalise.

L'ophtalmologiste souhaite cependant que l'algorithme lui permette d'obtenir des résultats fiables dans la plupart des cas traités, qui correspondent à des images difficilement exploitables dans le cas de patients malades. Ceci signifie qu'une ou des zones d'intérêts doivent être définies, soit manuellement, soit automatiquement.

L'algorithme le meilleur ainsi que les valeurs optimales de ses paramètres a été proposé. Nous allons désormais travailler sur la validation qualitative de celui-ci, notamment en le comparant aux méthodes qui sont utilisées dans les services d'ophtalmologie.

CHAPITRE A

Annexes

SOMMAIRE

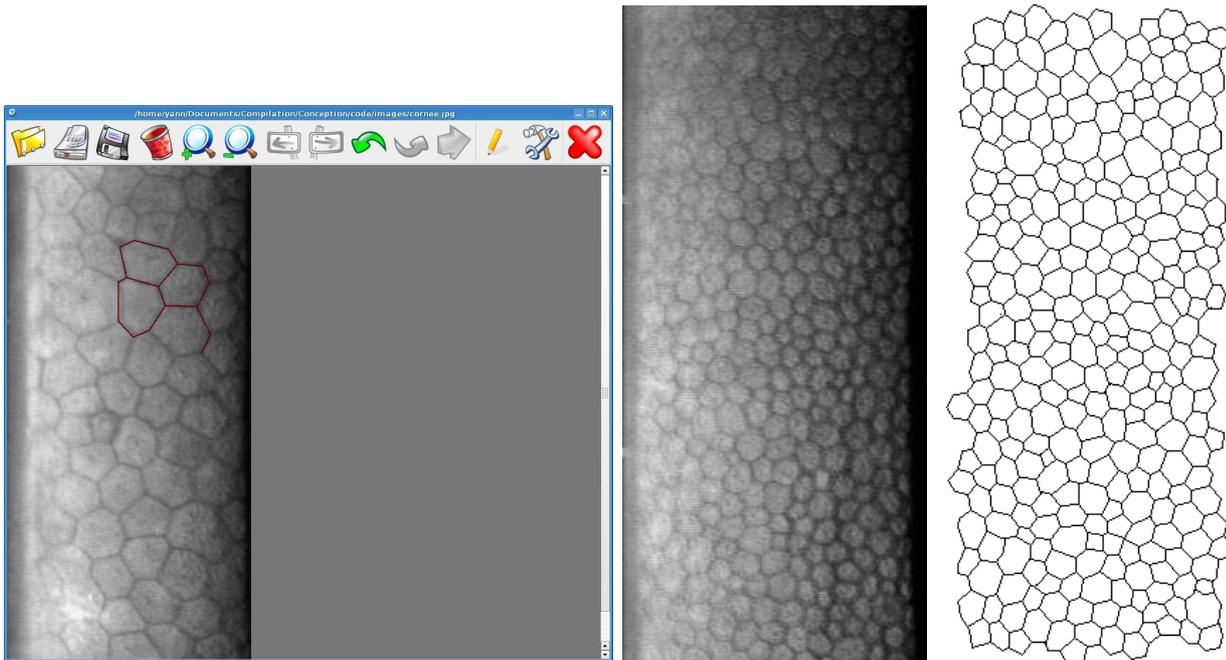
A.1	Comment accéder aux contours de l'expert	190
A.2	Quelques images ainsi que les segmentations de l'expert	192

A.1 Comment accéder aux contours de l'expert

Cette section présente l'outil logiciel mis en place pour fournir les données de l'expertise.

Ce logiciel permet pour une image donnée (de n'importe quel type ; dans notre cas, ce sont des images de l'endothélium cornéen humain) de tracer les contours de la segmentation (par des traits fins affichés en surimpression). Pour aider l'expert, le tracé de ces contours est effectué en superposition sur l'image d'origine.

Ce logiciel est programmé en C++ (environ 1300 lignes de code) avec Qt, fonctionne sous Linux et Windows.



(a) Capture d'écran de l'interface graphique

(b) Exemple d'image analy-
la microscopie spéculaire.

(c) Résultat de la segmenta-
tion par l'expert.

Fig. A.1.1 – Interface graphique permettant à l'expert de segmenter les cellules de l'endothélium cornéen et de fournir ainsi une image binaire du contour des cellules.

L'interface se compose d'une zone de boutons définissant un certain nombre d'actions et d'outils. Le tracé des contours se fait soit en continu (déplacement de la souris avec le bouton gauche de la souris maintenu appuyé), soit segment par segment (un premier clic souris définit un point, un second clic permet de tracer un segment depuis le point précédent jusqu'au point actuel).

Pour faciliter le tracé, une fonction d'attraction est mise en place, qui se signale par un cercle autour du point attracteur. Cela permet notamment de ne pas avoir de trous dans la mosaïque dessinée.

Les boutons sont présentés dans les tableaux [A.1](#) et [A.2](#).

A noter, pour être complet, que la touche *espace* permet de passer d'un affichage à une absence des traits en superposition pour mieux observer l'image d'origine.

Les résultats sont utilisés dans la comparaison avec différents algorithmes.

	Ouverture d'un fichier unique. La sauvegarde du résultat est manuelle.
	Ouverture d'un ensemble de fichiers, ce qui permet d'enchaîner les analyses sans réouvrir ni sauvegarder à chaque fois une image (les sauvegardes des résultats sont automatiques). Les boutons présentés au tableau A.2 sont alors accessibles.
	Sauvegarde d'un résultat (une mosaïque) au format PNG, format d'image compressé sans perte.
	Poubelle : permet de supprimer le dessin en cours
	Zoom In de l'image
	Zoom Out de l'image
	Défait l'action précédente.
	Refait l'action qui a été défaite.
	Mode de tracé. En pratique, ce bouton est toujours activé.
	Bouton de configuration. L'appui sur ce bouton fait apparaître un menu de configuration qui permet de gérer facilement le stockage des données (il définit un nom de répertoire, utile lorsque plusieurs experts travaillent sur les mêmes données).
	Bouton qui permet de quitter le programme. Les données ne sont pas sauvegardées, sauf si un ensemble de fichiers a été ouvert.

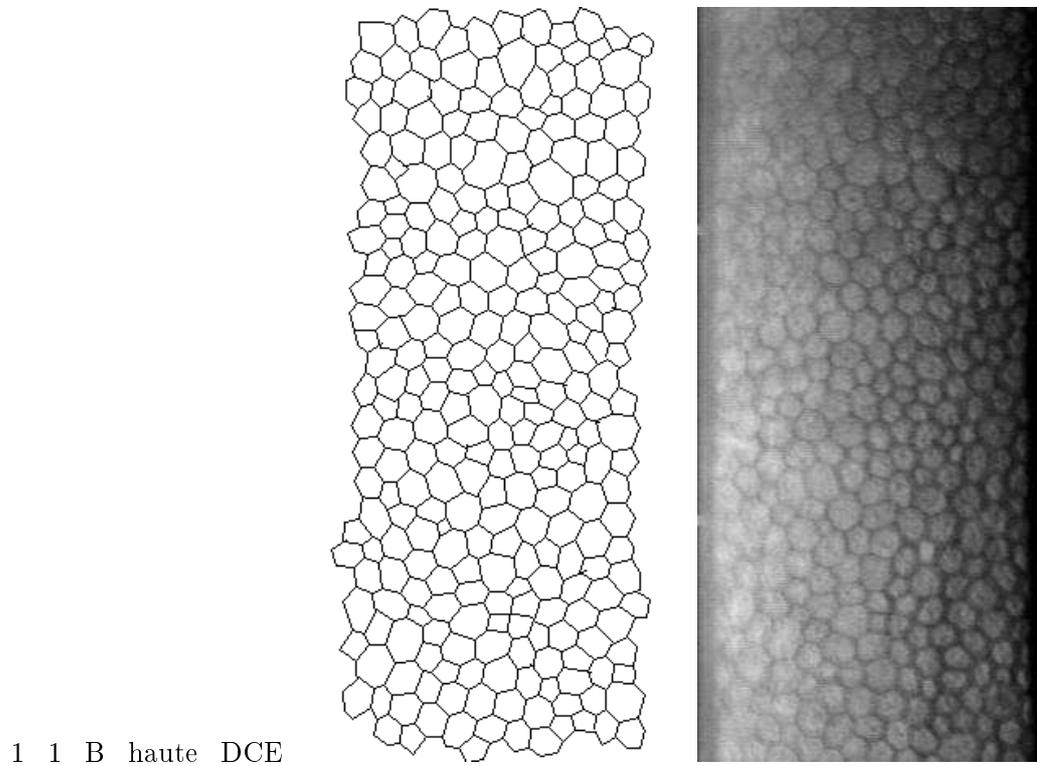
Tab. A.1 – Présentation des boutons du logiciel de segmentation manuelle permettant de réaliser les mosaïques de référence.

	Passe à l'image précédente lors de l'analyse de plusieurs images.
	Passe à l'image suivante lors de l'analyse de plusieurs images.
	Passe à la prochaine image non segmentée par l'expert lors de l'analyse de plusieurs images.

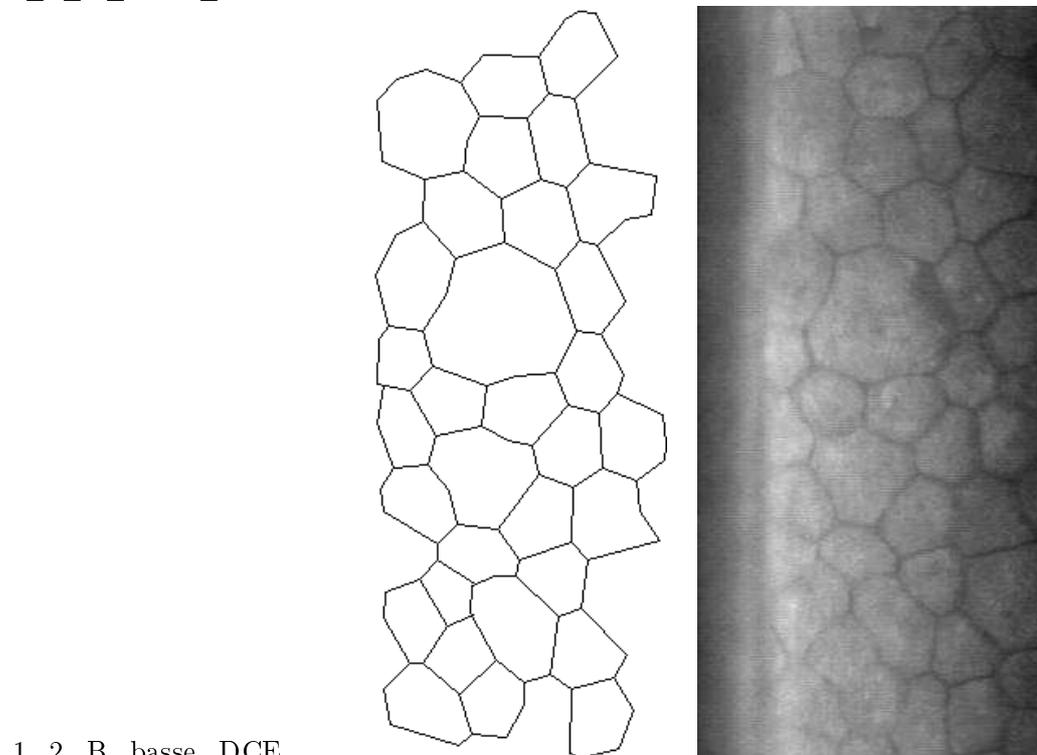
Tab. A.2 – Ces options sont accessibles lorsqu'un ensemble de fichiers a été ouvert (bouton ressemblant à un disque dur).

A.2 Quelques images ainsi que les segmentations de l'expert

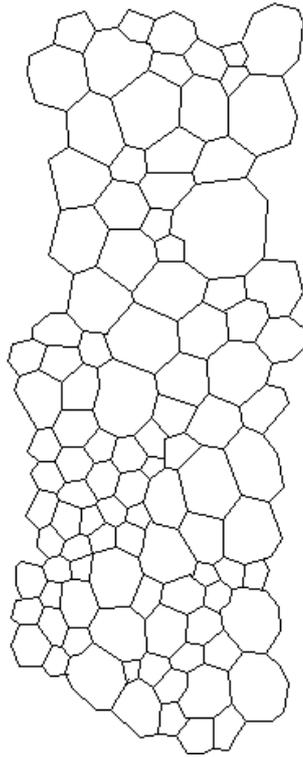
Les figures suivantes présentent les 24 images utilisées dans les comparaisons des méthodes ainsi que les segmentations réalisées manuellement par un expert ophtalmologiste.



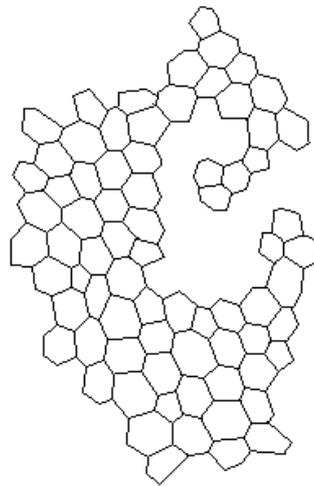
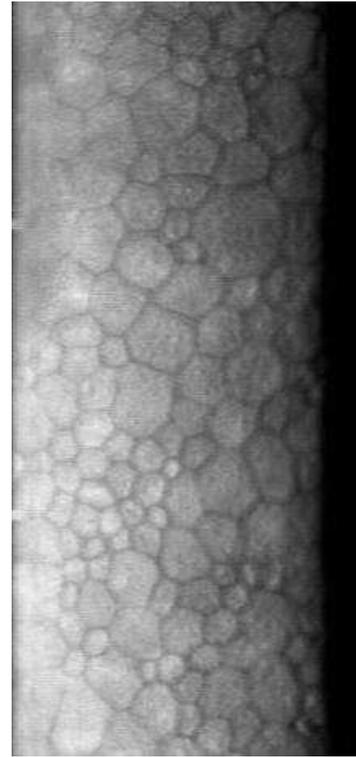
1_1_B_haute_DCE



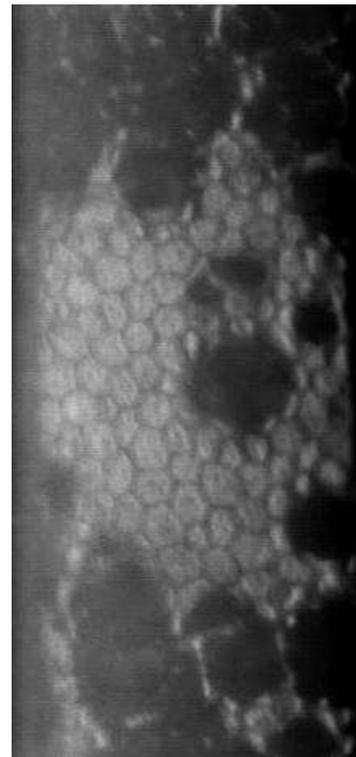
1_2_B_basse_DCE



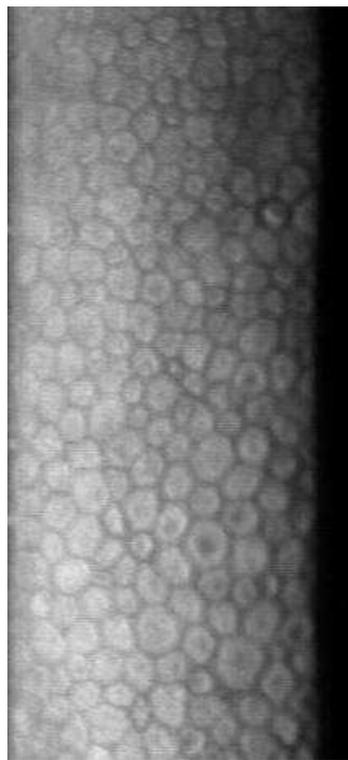
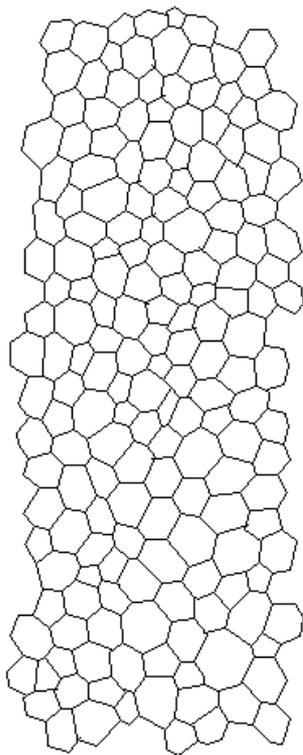
1_3_B_pleomorphe



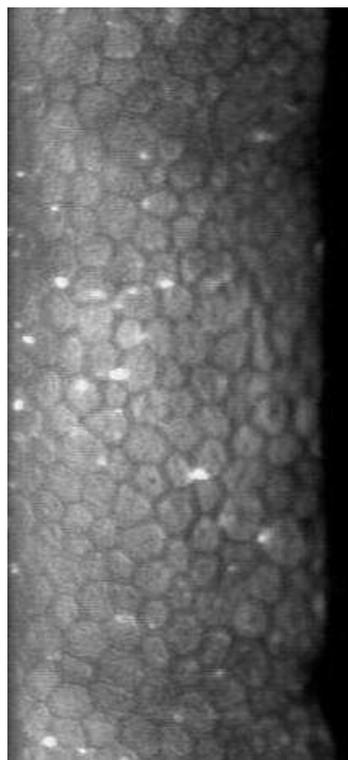
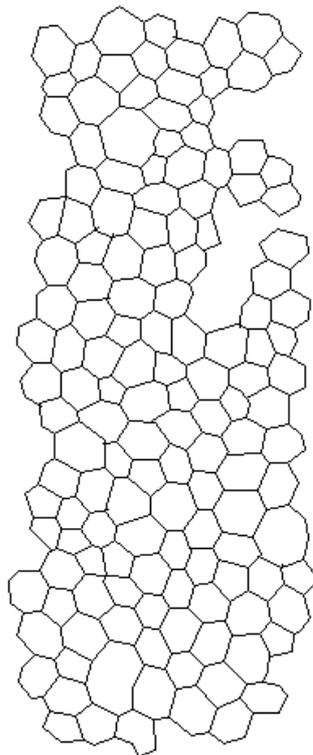
1_4_B_guttata



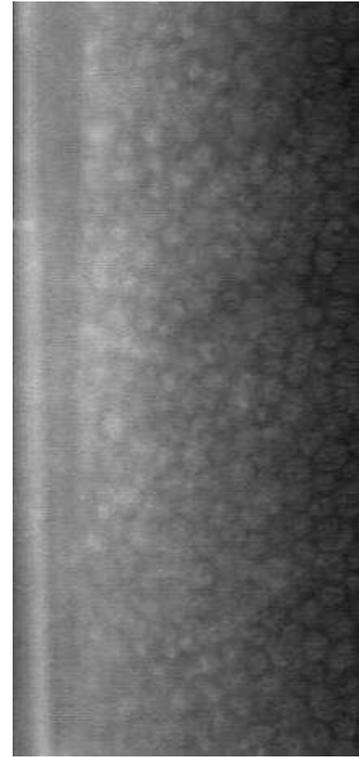
1_5_B_moyaux_sombres



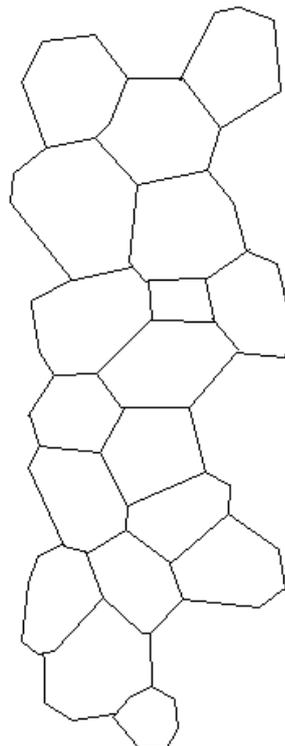
1_6_B_depots



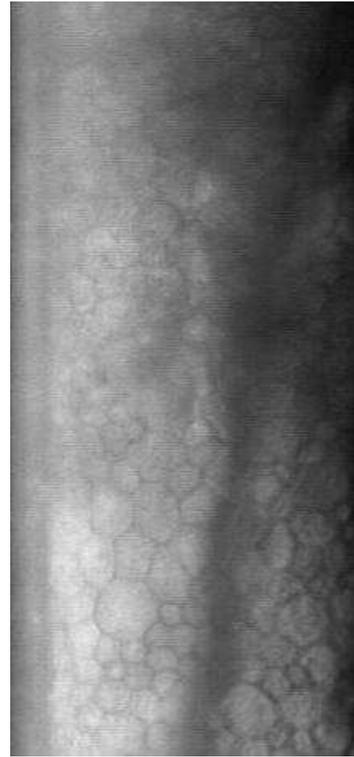
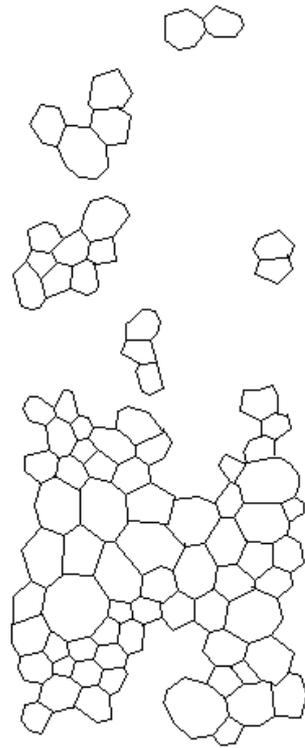
2_1_M_haute_DCE



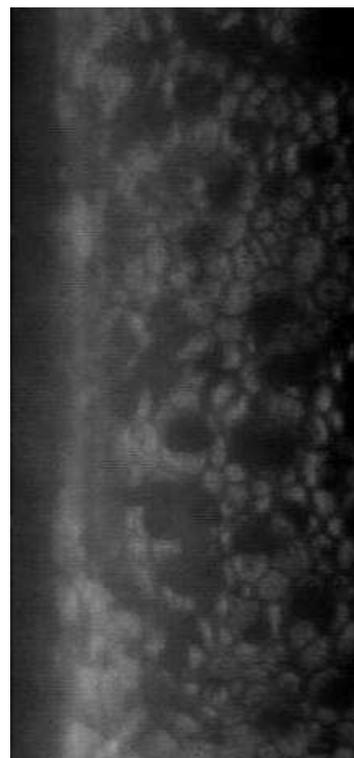
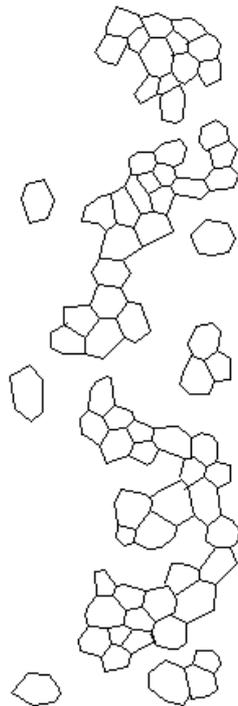
2_2_M_basse_DCE

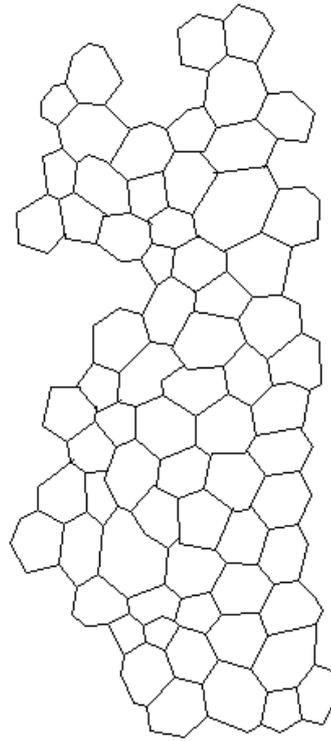


2_3_M_pleomorphe

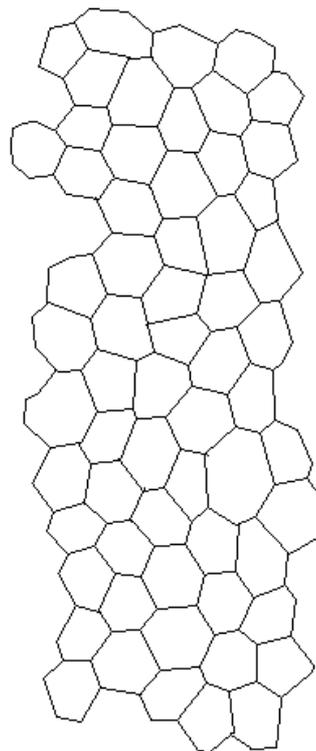
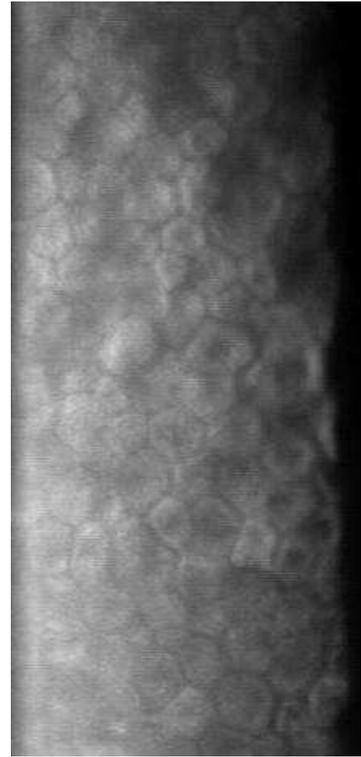


2_4_M_guttata

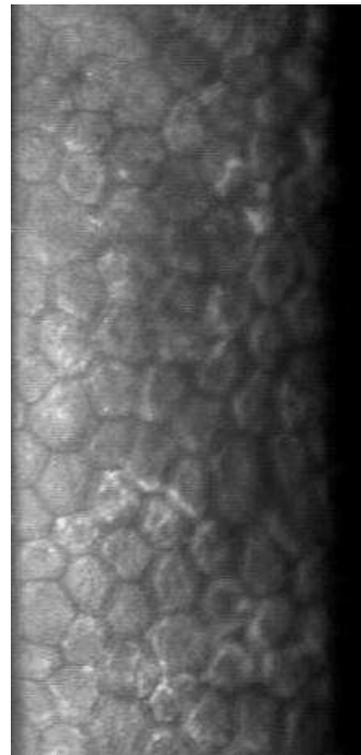


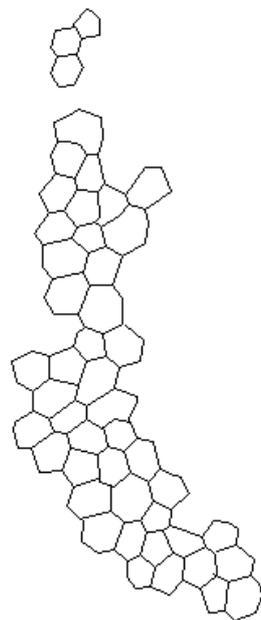


2_5_M_noyaux_sombres

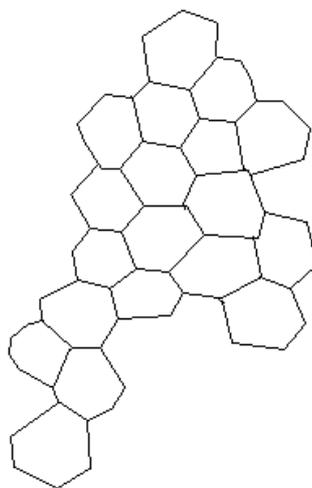
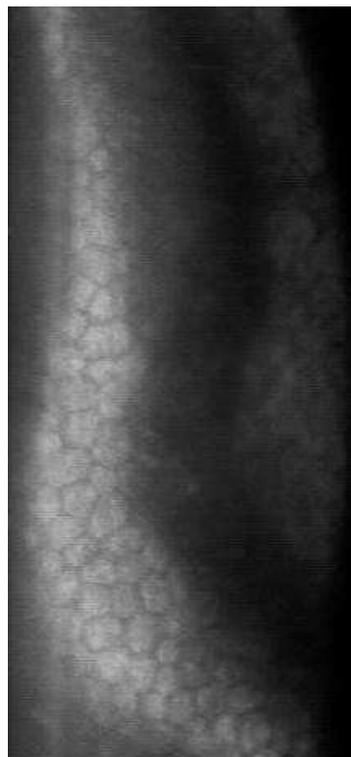


2_6_M_depots



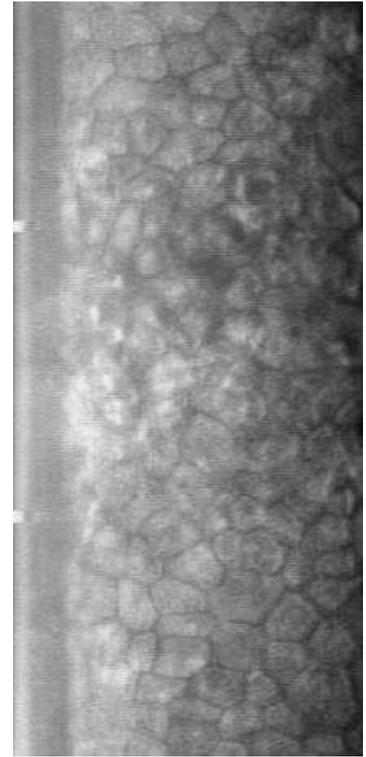
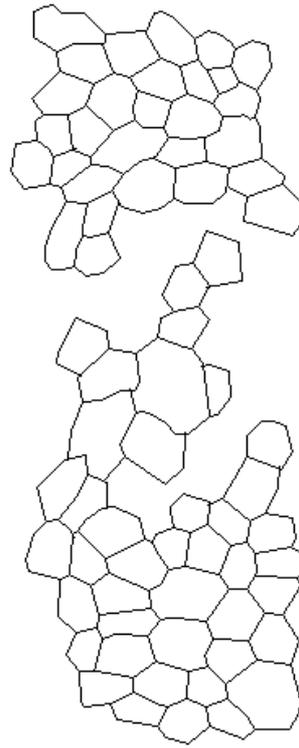


2_7_M_plis_post_grefe

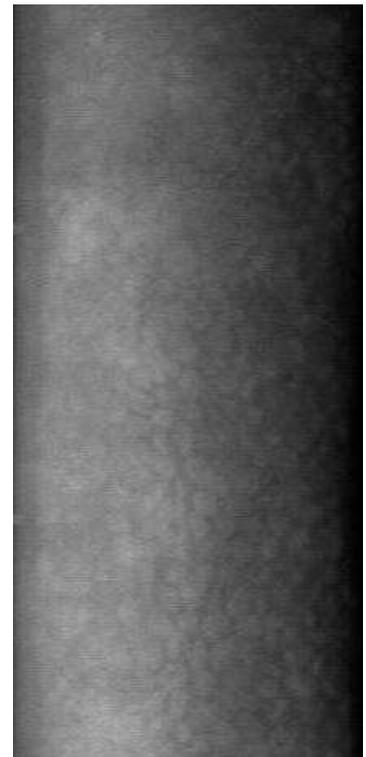
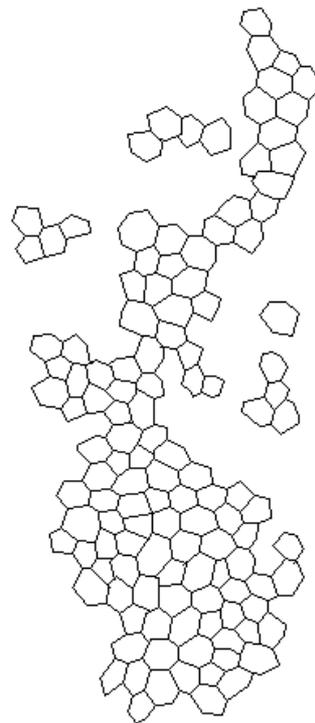


2_8_M_flou_par_oedeme_stromal



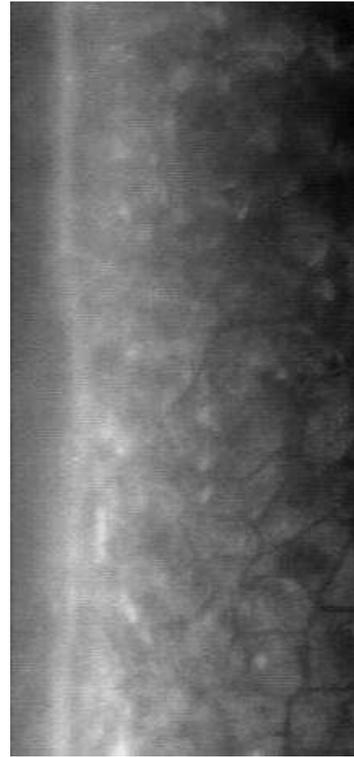
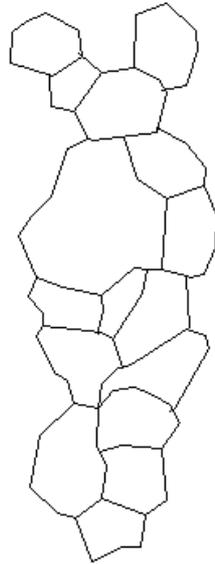


2_9_M_autre_cause_cicatrice

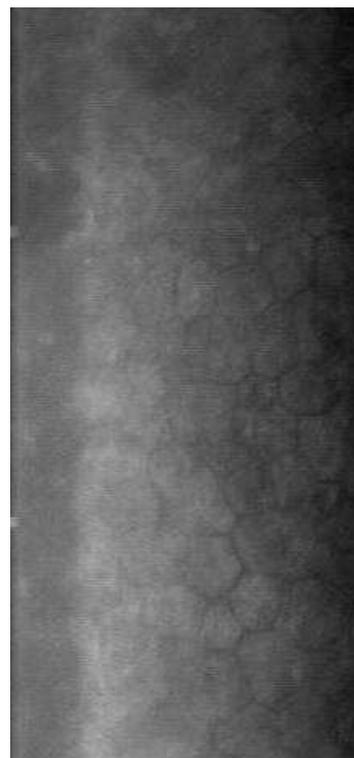
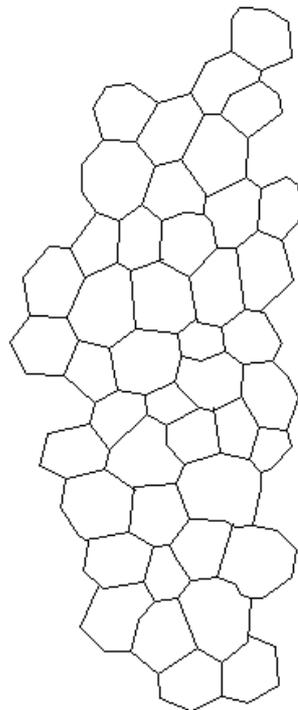


3_1_N_haute_DCE

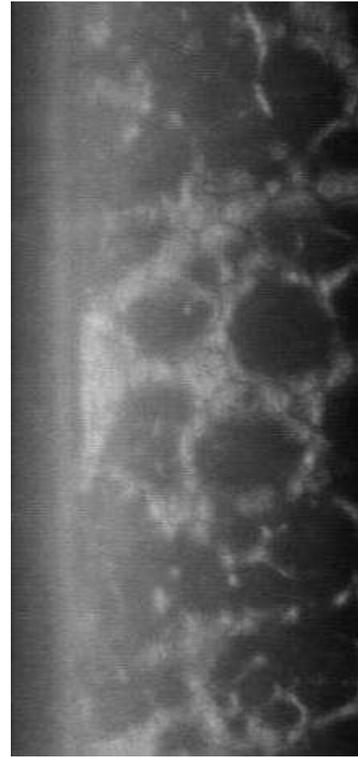
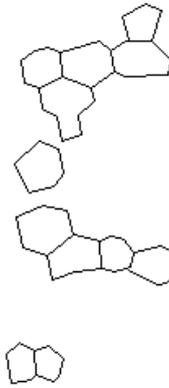
3_2_N_basse_DCE



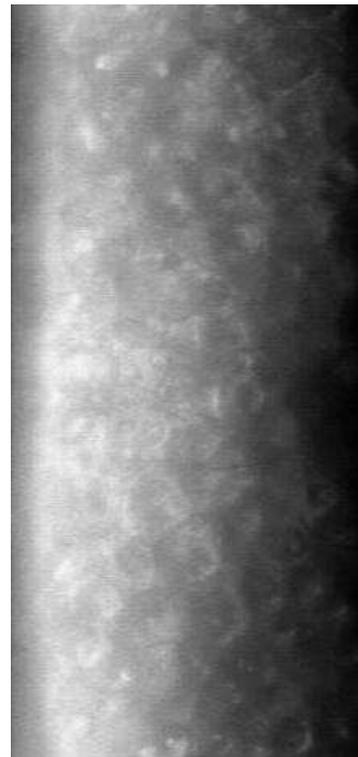
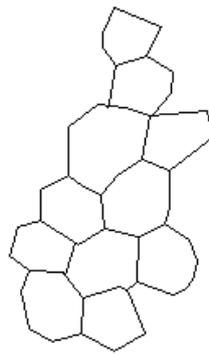
3_3_N_pleomorphe



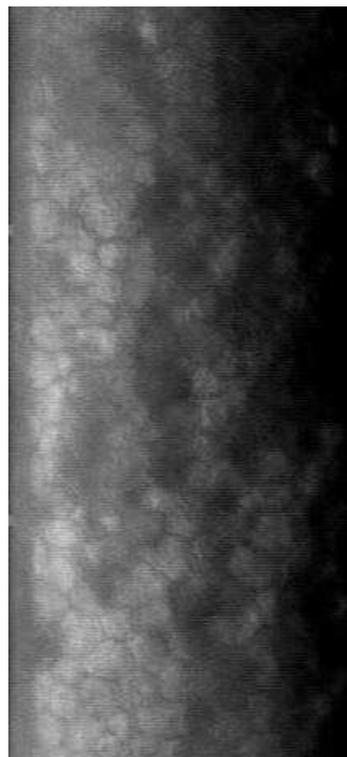
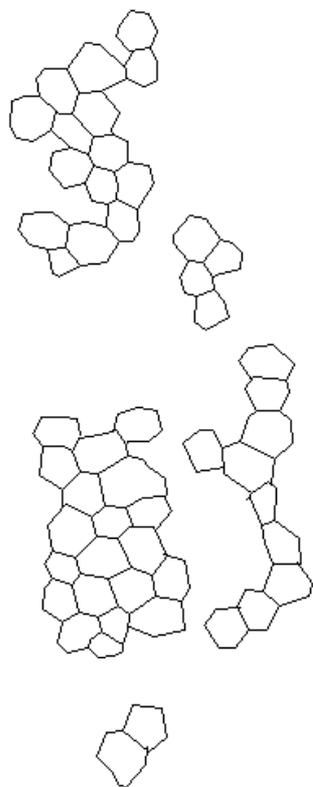
3_4_N_guttata



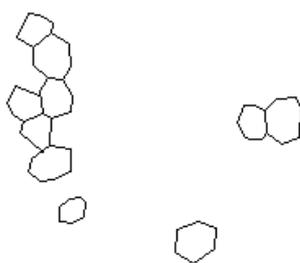
3_5_N_noyaux_sombres



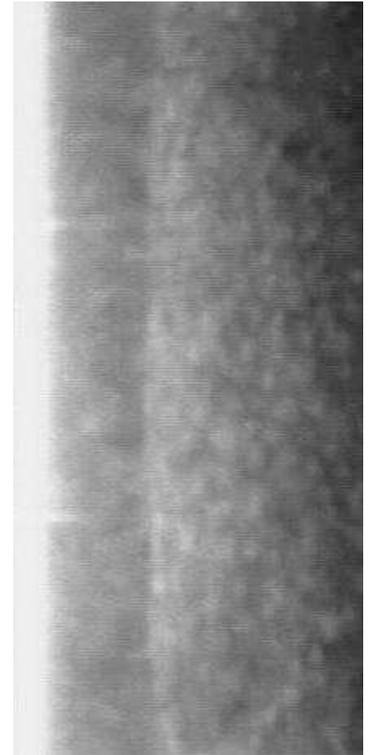
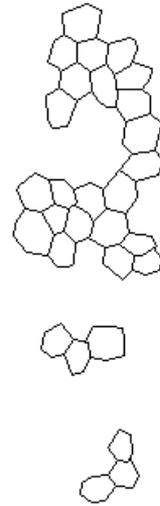
3_6_N_depots_noirs



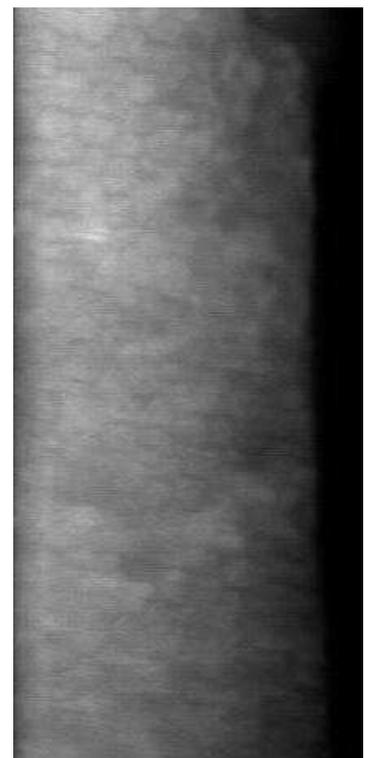
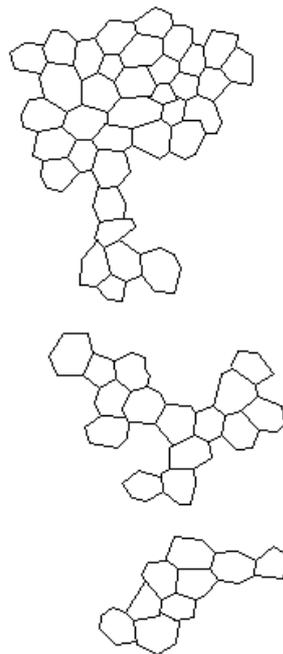
3_7_N_plis_post_greffe



3_8_N_flou_par_oedeme_stromal



3_9_N_flou_par_bouge_patient



Index

- Abeilles, [64](#)
- Algorithme
 - [Angulo and Matou \[2005\]](#) , [76](#)
 - [Debayle et al. \[2006\]](#) , [79](#)
 - [Vincent and Masters \[1992\]](#) , [75](#)
 - [Bezerra \[2001\]](#) , [78](#)
 - Ondelettes, [35](#)
 - Transformée de Fourier, [35](#)
- Binarisation, [52](#)
- Bottom-up, [40](#)
- Connectivité uniforme, [47](#)
- Continuation, [42](#), [92](#)
 - Faible, [93](#)
- Contours actifs, [67](#)
- Cornée, voir oeil
 - Histologie, [30](#)
- Densité cellulaire, [24](#)
- Dissimilarité, [118](#)
- Distance, [96](#)
 - Définition, [113](#)
 - Différence symétrique, [114](#)
 - Etendue, [116](#)
 - Géodésique, [98](#)
 - Hausdorff, [113](#)
 - Etendue, [115](#)
 - Pseudo-semi-distance, [118](#)
 - Quasi-pseudo-semi-distance, [118](#)
 - Tolérance, [115](#), [137](#)
- Transformée de Fourier, [35](#)
- Fragment, [64](#)
 - Courbe, [64](#)
 - Extrémité, [64](#)
 - Réel, [64](#)
 - Segment, [64](#)
 - Virtuel, [64](#)
- GANIP, [61](#), [79](#)
 - VAG, [61](#)
- Gestalt, [40](#)
- Gestalt Theory, [41](#)
- Greffe, [26](#)
- Histogramme, [52](#)
- Image
 - Binaire, [52](#)
 - Codage, [52](#)
 - Fonction, [52](#)
- Méthode
 - [Gavet and Pinoli \[2007\]](#) , [106](#)
- Microscope
 - Optique, [28](#)
 - Image, [28](#)
 - Spéculaire, [29](#)
 - Images, [34](#), [186–199](#)
 - Principe, [30](#)
- Morphologie Mathématique
 - Érosion, [54](#)
 - Adaptative, [61](#)
 - Chapeau haut de forme, [55](#)
 - Dilatation, [54](#)
 - Fermeture, [55](#)
 - Filtre Alterné Séquentiel, [55](#)
 - H-maxima, [56](#)
 - Ligne de Partage des Eaux, [56](#), [72](#), [108](#)
 - Ligne de partage des eaux, [104](#)
 - Minkowski, [53](#)
 - Ouverture, [55](#)
 - Reconstruction, [56](#)

-
- Top-Hat, 55
 - Mosaïque, 52, 64
 - Complétion, 64
 - Reconstruction, 64
 - Œil, 25
 - Cornée, 24, 25
 - Endothélium cornéen, 24
 - Rétine, 25, 110
 - Pixel, 52
 - Pléomorphisme, 26, 170
 - Polymégéthisme, 26
 - Proximité, 42, 96
 - Région commune, 47
 - Résidu, 55
 - Segmentation, 112
 - Seuillage, 52
 - Squelette, 58
 - SKIZ, 35, 59, 108
 - Stroma, 24
 - Déturgescence, 24
 - Tensor Voting, 68, 102, 108
 - Tessellation, voir Mosaïque
 - Top-down, 40
 - Transformée de Fourier, 35
 - Voxel, 52
 - Watershed, 104

Références bibliographiques

(avec indication des pages où elles sont citées)

- Angulo, J. and Matou, S. (2005). Automatic quantification of in vitro endothelial cell networks using mathematical morphology. In *IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing (VIIP'2005)*, pages 51–56, Benidorm, Spain. IASTED. [16](#), [17](#), [19](#), [76](#), [79](#), [80](#), [81](#), [82](#), [86](#), [88](#), [142](#), [147](#), [148](#), [150](#), [151](#), [152](#), [154](#), [156](#), [157](#), [162](#), [163](#), [165](#), [187](#), [204](#)
- Arnould, X., Coster, M., Chermant, J., Chermant, L., Chartier, T., and Elmoataz, A. (2001). Segmentation and grain size of ceramics. *Image Analysis and Stereology*, 20(11) :131–135. [72](#)
- Beaudot, W. H. A. and Mullen, K. T. (2001). Processing time of contour integration : the role of colour, contrast, and curvature. *Perception*, 30(7) :833–853. [46](#)
- Bertrand, G., Everat, J. C., and Couprie, M. (1997). Image segmentation through operators based upon topology. *Journal of Electronic Imaging*, 6(4) :395–405. [83](#)
- Besicovitch, A. S. (1948). Measure of asymmetry of convex curves. *J. London Math. Soc.*, 23 :237–240. [175](#)
- Besicovitch, A. S. (1951). Measure of Asymmetry of Convex Curves (II) : Curves of Constant Width. *J. London Math. Soc.*, 26(2) :81–93. [175](#)
- Beucher, S. and Lantuejoul, C. (1979). Use of watersheds in contour detection. In *International Workshop on image processing, real-time edge and motion detection/estimation*, Rennes, France. [60](#)
- Bex, P. J., Simmers, A. J., and Dakin, S. C. (2001). Snakes and ladders : the role of temporal modulation in visual contour integration. *Vision Research*, 41(27) :3775–3782. [96](#)
- Bezerra, F. N. (2001). *Opérateurs topologiques pour le traitement d'images en niveaux de gris*. PhD thesis, Université de Marne-La-Vallée. [16](#), [17](#), [19](#), [76](#), [83](#), [84](#), [86](#), [147](#), [148](#), [150](#), [151](#), [152](#), [154](#), [158](#), [162](#), [163](#), [204](#)
- Blum, H. (1967). A Transformation for Extracting New Descriptors of Shape. In Wathen-Dunn, W., editor, *Models for the Perception of Speech and Visual Form*, pages 362–380. MIT Press, Cambridge. [62](#)

- Borgefors, G. (1986). Distance transformation in digital images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 34(3) :344–371. [102](#)
- Bresenham, J. E. (1965). Algorithm for computer control of a digital plotter. *IBM Systems Journal*, 4(1) :25–30. [141](#)
- Brimkov, V., Coeurjolly, D., and Klette, R. (2007). Digital planarity - A review. *Discrete Applied Mathematics*, 155(4) :197–230. [96](#)
- Burillon, C. and Gain, P. (2002). *Endothélium Cornéen, Bulletin des sociétés d'ophtalmologie de France, Rapport annuel*, chapter La Microscopie spéculaire, pages 55–74. [34](#)
- Calabi, L. and Hartnett, W. (1968). Shape recognition, prairie fires, convex deficiencies and skeletons. *American Mathematical Monthly*, 75 :335–342. [62](#)
- Cazuguel, G., Lecornu, L., and Mimouni, F. (1992). Wavelet analysis of human corneal endothelium for extracting cell contours. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 1992. Vol.14. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE*, volume 5, pages 1843–1844. [39](#)
- Cazuguel, G., Rannou, J.-P., and Mimouni, F. (1991). Automatic extraction of human corneal endothelium cell contours. In *Annual international conference of the IEEE EMBS*, volume 13. [76](#)
- Chabrier, S., Emile, B., Rosenberger, C., and Laurent, H. (2006). Unsupervised performance evaluation of image segmentation. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006 :Article ID 96306, 12 pages. doi :10.1155/ASP/2006/96306. [116](#)
- Chazallon, L. and Pinoli, J.-C. (1997). An automatic morphological method for aluminium grain segmentation in complex grey level images. *Acta Stereol*, 16(2) :119–130. [88](#), [89](#)
- Chen, L., Zhang, S., and Srinivasan, M. V. (2003). Global perception in small brains : Topological pattern recognition in honey bees. *PNAS*, 100(11) :6884–6889. [52](#)
- Cocquerez, J.-P., Philipp, S., Bolon, P., Chassery J.-M., Demigny, D., Graffigne, C., Montanvert, A., Zéboudj, R., and Zérubia, J. (1995). *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson. [70](#), [102](#)
- Coeurjolly, D., Montanvert, A., and Chassery, J.-M. (2007). *Géométrie discrète et images numériques*. [96](#)
- Cootes, T., Edwards, G., and Taylor, C. (1999). Comparing active shape models with active appearance models. volume 1, pages 173–182. [72](#)
- Cootes, T., Edwards, G., and Taylor, C. (2001). Active appearance models. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(6) :681–685. [72](#)
- Cotinat, J. (1999). Microscopie spéculaire de l'endothélium cornéen. *J Fr. Ophtalmol.*, 22(2) :255–261. [34](#)

- Coupric, M. and Bertrand, G. (1997). Topological Grayscale Watershed Transform. In *SPIE Vision Geometry V Proceedings*, volume 3168, pages 136–146. [83](#)
- Cuisenaire, O. (1999). *Distance transformations : fast algorithms and applications to medical image processing*. PhD thesis, Université Catholique de Louvain. [62](#), [108](#)
- Dakin, S. C. and Hess, R. F. (1999). Contour integration and scale combination processes in visual edge detection. *Spatial Vision*, 12 :209–327. [46](#)
- Debayle, J. (2005). *General Adaptive Neighborhood Image Processing*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne. [57](#), [65](#), [83](#), [84](#)
- Debayle, J., Gavet, Y., and Pinoli, J. C. (2006). *General Adaptive Neighborhood Image Restoration, Enhancement and Segmentation*, volume 4141 of *LNCS : Image Analysis and Recognition*, chapter Image Restoration and Enhancement, pages 29–40. Springer Verlag. [16](#), [17](#), [19](#), [84](#), [85](#), [86](#), [147](#), [148](#), [150](#), [151](#), [152](#), [154](#), [159](#), [160](#), [162](#), [163](#), [188](#), [204](#)
- Debayle, J. and Pinoli, J.-C. (2005). Spatially Adaptive Morphological Image Filtering using Intrinsic Structuring Elements. *Image Analysis and Stereology*, 24(3) :145–158. [65](#)
- Debayle, J. and Pinoli, J.-C. (2006a). General adaptive neighborhood image processing- part I : Introduction and theoretical aspects. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 25(2) :245–266. [65](#), [67](#)
- Debayle, J. and Pinoli, J.-C. (2006b). General adaptive neighborhood image processing- part II : Practical application examples. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 25(2) :267–284. [67](#)
- Debled-Rennesson, I., Remy, J.-L., and Rouyer-Degli, J. (2005). Linear segmentation of discrete curves into blurred segments. *Discrete Applied Mathematics*, 151(3) :122–137. [96](#)
- Deriche, R., Cocquerez, J. P., and Almouzni, G. (1988). An efficient method to build an early image description. In *Proceedings of the 9th International Conference On Pattern Recognition*, volume 1, pages 588–590, Rome. [70](#), [71](#)
- Desolneux, A., Moisan, L., and Morel, J.-M. (2000). Meaningful alignments. *International Journal of Computer Vision*, 40(1) :7–23. [74](#)
- Desolneux, A., Moisan, L., and Morel, J.-M. (2001). Edge detection by helmholtz principle. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 14(3) :271–284. [74](#)
- Desolneux, A., Moisan, L., and Morel, J.-M. (2003a). Computational gestalts and perception thresholds. *Journal of Physiology-Paris*, 97(2-3) :311–324. [74](#)
- Desolneux, A., Moisan, L., and Morel, J.-M. (2003b). A grouping principle and four applications. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 25(4) :508–513. [74](#)

- Desolneux, A., Moisan, L., and Morel, J.-M. (2008). *From Gestalt Theory to Image Analysis : A Probabilistic Approach*, volume 34. Springer-Verlag, collection “Interdisciplinary Applied Mathematics”. 74
- Deza, M.-M. and Deza, E. (2006). *Dictionary of distances*. Elsevier. 117
- Díaz, M., Ayala, G., Sebastian, R., and Martinez-Costa, L. (2007). Granulometric analysis of corneal endothelium specular images by using a germ-grain model. *Computers in Biology and Medicine*, 37(3) :364–375. 40
- Doughty, M., Spiteri, M., and Dilts, D. (1997). Determination of the unit size of the corneal endothelial cell mosaic from fourier component image analysis. *Tissue and Cell*, 29(2) :229–238. 39
- Elder, J. (1992). Contour closure and the perception of shape. Master’s thesis, Department of Electrical Engineering, McGill University, Montréal, Canada. 45
- Elder, J., Krupnik, A., and Johnston, L. (2003). Contour grouping with prior models. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 25(6) :661–674. 49
- Elder, J. and Zucker, S. (1994). A measure of closure. *Vision Research*, 34(24) :3361–3369. 49, 114
- Elder, J. H. and Zucker, S. W. (1996). Computing contour closure. In *Proceedings of the 4th European Conference on Computer Vision-Volume I*, pages 399–412. Springer-Verlag. 70
- Fernández-Vidal, S. and Malandain, G. (1996). Squelettes euclidiens d’objets discrets n-dimensionnels. Technical report, INRIA. TR 2771. 93
- Field, D. J., Hayes, A., and Hess, R. F. (1993). Contour integration by the human visual system : evidence for a local association field. *Vision Research*, 33 :173–193. 96
- Fitzke, F. W., Masters, B. R., Buckley, R. J., and Speedwell, L. (1997). Fourier transform analysis of human corneal endothelial specular photomicrographs. *Experimental Eye Research*, 65(2) :205–214. 39
- Fouard, C. (2005). *Extraction de paramètres morphométriques pour l’étude du réseau microvasculaire cérébral*. PhD thesis, Université de Nice Sophie Antipolis. 62, 102
- Fouard, C. and Malandain, G. (2005). 3-d chamfer distances and norms in anisotropic grids. *Image and Vision Computing*, 23(2) :143–158. 102
- Gain, P., Thuret, G., Chiquet, C., Gavet, Y., Turc, P.-H., Théillère, C., Acquart, S., Petit, J.-C. L., Maugery, J., and Campos, L. (2002a). Automated analyser of organ cultured corneal endothelial mosaic. *J Fr Ophtalmol*, 25(5) :462–472. 33, 76
- Gain, P., Thuret, G., Kodjikian, L., Gavet, Y., Turc, P. H., Theillere, C., Acquart, S., Petit, J. C. L., Maugery, J., and Campos, L. (2002b). Automated tri-image analysis of stored corneal endothelium. *Br J Ophthalmol*, 86(7) :801–808. 33, 76

- Gavet, Y., Deb, N., Pinoli, J.-C., Thuret, G., Dumollard, J., Peoc'h, M., Acquart, S., Chavarin, P., Garraud, O., Prades, J., Maugery, J., and Gain, P. (2006a). Nouveaux développements 3d dans le comptage endothélial des greffons conservés en organoculture. In *Réunion de la société d'ophtalmologie Rhône-Alpes SORA*. Prix de la meilleure communication. 33
- Gavet, Y., Deb-Joardar, N., Pinoli, J.-C., Thuret, G., Dumollard, J.-M., Peoc'h, M., Acquart, S., Chavarin, P., Garraud, O., Prades, J.-M., and Gain, P. (2006b). Nouveaux développements 3d dans le comptage endothélial des greffons conservés en organoculture. In *Société Française d'Ophtalmologie, 2006*. 33
- Gavet, Y., Deb-Joardar, N., Thuret, G., Dumollard, J.-M., Peoch, M., Acquart, S., Garraud, O., Prades, J., Pinoli, J.-C., and Gain, P. (2006c). New trends in endothelial cell assessment : taking account of the tri-dimensionnal aspect of the organ cultured endothelium. In *XVIII annual meeting of the European Eye Bank Association, Venice*. 33
- Gavet, Y. and Pinoli, J.-C. (2007). Image recognition of mosaics, human vision and application to human corneal endothelium. In *The 12th International Congress for Stereology, proceedings of, Saint-Etienne, France*. 16, 17, 19, 76, 86, 87, 88, 89, 90, 95, 110, 111, 142, 143, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 161, 162, 163, 165, 166, 167, 168, 169, 170, 171, 187, 204
- GAVET, Y. and PINOLI, J.-C. (2008). Visual perception based automatic recognition of cell mosaics in human corneal endothelium microscopy images. *Image Anal Stereol*, 27 :53–61. 10
- Gavet, Y., Pinoli, J.-C., Thuret, G., and Gain, P. (2007). Human visual perception, gestalt principles and duality region-contour. application to computer image analysis of human cornea endothelium. In *VISAPP 2007 : Second International Conference on computer vision theory and applications*, volume 2, pages 221–224. Barcelona, 7-11 March. 19, 89
- Gibson, J. (1966). *The Senses Considered as Perceptual Systems*. Houghton Mifflin., Boston. 52
- Gibson, J. (1979). *The Ecological Approach to Visual Perception*. Houghton Mifflin., Boston. 52
- Guillaume, P. (1979). *La psychologie de la forme*. 44, 45
- Guy, G. and Medioni, G. (1993). Inferring global perceptual contours from local features. In *Image Understanding Workshop*, pages 881–892. 19, 72, 106
- Haralick, R. (1983). Ridges and valleys on digital images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 22(10) :28–38. 57
- Ikonen, L. (2006). Priority pixel queue algorithm for geodesic distance transforms. *Image and Vision Computing*, In Press, Corrected Proof :–. available online. 102
- Ikonen, L. and Toivanen, P. (2005). Shortest routes on varying height surfaces using gray-level distance transforms. *Image and Vision Computing*, 23(2) :133–141. 102
- Jiang, X. (2000). An adaptive contour closure algorithm and its experimental evaluation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 22(11) :1252–1265. 72

- Jourlin, M., Courbebaisse, G., and Garcia, D. (2000). Polymer molding simulation - a mathematical imaging approach based on propagation of discrete distances. *Computational Materials Science*, 18(1) :19–23. [117](#), [118](#)
- Jourlin, M. and Pinoli, J.-C. (1987). Logarithmic image processing. *Acta Stereol.*, 6 :651–656. [67](#)
- Jourlin, M. and Pinoli, J.-C. (2001). Logarithmic image processing. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 115 :129–195. [67](#)
- Kahl, R. (1971). *Selected Writings of Hermann von Helmholtz*. [52](#)
- Kanizsa, G. (1980). *Grammatica del vedere. Saggi su percezione e Gestalt*. [45](#), [54](#)
- Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4) :321–331. [71](#)
- Kimia, B. B. (2003). On the role of medial geometry in human vision. *Journal of Physiology-Paris*, 97(2-3) :155–190. [62](#)
- Kindratenko, V. (1997). *Development and Application of Image Analysis Techniques for Identification and Classification of Microscopic Particles*. PhD thesis, Université d'Anvers (UNIVERSITEIT ANTWERPEN). [178](#)
- Koffka, K. (1935). *Principles of Gestalt Psychology*. Harcourt Brace. [45](#)
- Kovács, I. and Julesz, B. (1993). A Closed Curve is Much More than an Incomplete One : Effect of Closure in Figure-Ground Segmentation. *PNAS*, 90(16) :7495–7497. [49](#), [50](#)
- Kubovy, M. and Gepshtein, S. (2000). *Perceptual Organization for Artificial Vision Systems*, chapter Gestalt : from phenomena to laws, pages 41–71. Kluwers Academic Publishers. [49](#), [102](#)
- Kurdy, M. B. (1990). *Transformations morphologiques directionnelles et adaptatives : applications aux sciences des matériaux*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. [72](#)
- Lee, T. S. (2003). Computations in the early visual cortex. *Journal of Physiology-Paris*, 97(2-3) :121–139. [54](#)
- Lester, J., McFarland, J., Bursell, S., Laing, R., and Brenner, J. (1981). Automated morphometric analysis of corneal endothelial cells. *Invest. Ophthalmol. Vis. Sci.*, 20(3) :407–410. [76](#)
- Lindeberg, T. and Fagerstrom, D. (1996). Scale-space with casual time direction. In *ECCV (1)*, pages 229–240. [57](#)
- Lohmann, G. (1995). A new method of extracting closed contours using maximal discs. In *CAIP*, pages 472–479. [112](#)
- Lordereau, O. (2002). *Les mousses bidimensionnelles : de la caractérisation à la rhéologie des matériaux hétérogènes*. PhD thesis, Université de Rennes 1. [68](#)

- Lowe, D. G. (1985). *Perceptual Organization and Visual Recognition*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA. 44
- Lowe, D. G. (1987). Three-dimensional object recognition from single two-dimensional images. *Artificial Intelligence*, 31(3) :355–395. 44
- MacQueen, J. B. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *5-th Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, volume 1, pages 281–297. 56
- Malandain, G. and Fernández-Vidal, S. (1998). Euclidean skeletons. *Image and Vision Computing*, 16(5) :317–327. 93
- Marr, D. (1983). *Vision : A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. Henry Holt & Company. 46, 52, 54
- Marr, D. and Hildreth, E. (1980). Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences (1934-1990)*, 207(1167) :187–217. 46, 63
- Martin, D. R. (2003). *An Empirical Approach to Grouping and Segmentation*. PhD thesis, EECS Department, University of California, Berkeley. 116
- Matheron, G. (1967). *Elements pour une théorie des milieux poreux*. Masson, Paris. 57
- Minkowski, H. (1903). Volumen und Oberfläche. *Mathematische Annalen*, 57 :447–495. 57
- Montagnat, J., Delingette, H., and Ayache, N. (2001). A review of deformable surfaces : topology, geometry and deformation. *Image and Vision Computing*, 19(14) :1023–1040. 72
- Montagnat, J., Delingette, H., Scapel, N., and Ayache, N. (2000). Representation, shape, topology and evolution of deformable surfaces. application to 3d medical image segmentation. Technical report, INRIA. 72
- Mordohai, P. and Medioni, G. (2006). *Tensor Voting : A Perceptual Organization Approach to Computer Vision and Machine Learning (Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing)*. Morgan and Claypool Publishers. 72
- Mullen, K. T., Beaudot, W. H. A., and McIlhagga, W. H. (2000). Contour integration in color vision : a common process for the blue-yellow, red-green and luminance mechanisms? *Vision Research*, 40(6) :639–655. 46, 96
- Nieder, A. (2002). Seeing more than meets the eye : processing of illusory contours in animals. *Journal of Comparative Physiology A : Sensory, Neural, and Behavioral Physiology*, 188(4) :249–260. 52
- Nieder, A. and Wagner, H. (1999). Perception and neuronal coding of subjective contours in the owl. *Nature Neuroscience*, 2(7) :660–663. 52

- Nilsson, N. J. (1971). *Problem-Solving Methods in Artificial Intelligence*. McGraw-Hill Pub. Co. [70](#)
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray level histograms. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, 9 :62–66. minimize inter class variance. [56](#)
- Palmer, S. E., Brooks, J. L., and Nelson, R. (2003). When does grouping happen? *Acta Psychologica*, 114(3) :311–330. [51](#), [52](#)
- Peeters, W. (1999). *Semi-pseudo-metric and Pretopological Methods in Image Analysis*. PhD thesis, University of Antwerp, RUCA. [117](#), [122](#)
- Peterson, M. A. (1999). Organization, segregation and object recognition. *Intellectica*, 28(1) :37–51. [52](#)
- Peyre, G. and Mallat, S. (2005). Discrete bandelets with geometric orthogonal filters. In *Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on*, volume 1, pages I–65–8. [54](#)
- Philipp-Foliguet, S. and Guigues, L. (2006). évaluation de la segmentation d’images : état de l’art, nouveaux indices et comparaison. *Traitement du signal*, 23(2) :109–124. [116](#)
- Pinoli, J.-C. (1997a). A general comparative study of the multiplicative homomorphic, log-ratio and logarithmic image processing approaches. *Signal Processing*, 58(1) :11–45. [65](#)
- Pinoli, J.-C. (1997b). The logarithmic image processing model : Connections with human brightness perception and contrast estimators. *J. Math. Imaging Vis.*, 7(4) :341–358. [67](#)
- Pinoli, J.-C. and Debayle, J. (2007). Logarithmic Adaptive Neighborhood Image Processing (LANIP) : introduction, connections to human brightness perception and application issues. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2007 :Article ID 36105, 22 pages. [65](#), [67](#)
- Rochery, M., Jermyn, I. H., and Zerubia, J. (2004). Gap closure in (road) networks using higher-order active contours. In *ICIP*, Singapore. [72](#)
- Rock, I. (2001). *La Perception*. De Boeck Université. [45](#), [51](#), [52](#)
- Rosenberger, C. (2006). Contribution à l’évaluation d’algorithmes de traitement d’images. HDR. [116](#)
- Rosenfeld, A. and Pfaltz, J. L. (1966). Sequential operations in digital picture processing. *J. ACM*, 13(4) :471–494. [108](#)
- Rosin, J. and West, G. (1989). Segmentation of edges into lines and arcs. *Image and Vision Computing*, 7(2) :109–114. [96](#)
- Ruggeri, A., Grisan, E., and Jaroszewski, J. (2005). A new system for the automatic estimation of endothelial cell density in donor corneas. *Br J Ophthalmol*, 89(3) :306–311. [39](#)
- Ruggeri, A., Grisan, E., and Schroeter, J. (2007). Evaluation of repeatability for the automatic estimation of endothelial cell density in donor corneas. *Br J Ophthalmol*, 0. [39](#)

- Russ, J. C. (1995). *The image processing handbook (2nd ed.)*. CRC Press, Inc., Boca Raton, FL, USA. [57](#)
- Santini, S. and Jain, R. (1997). Similarity is a geometer. *Multimedia Tools Appl.*, 5(3) :277–306. [122](#)
- Satabin, A. (2004). L'âme de géomètre des abeilles. *Pour La Science, Dossier*, (44) :72–77. [68](#)
- Serra, J. (1982). *Image Analysis and Mathematical Morphology*. London : academic press. [57](#)
- Singh, M. and Fulvio, J. M. (2005). Visual extrapolation of contour geometry. *PNAS*, 102(3) :939–944. [49](#), [50](#)
- Soille, P. (2003). *Morphological Image Analysis : Principles and Applications*. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2nd edition. [57](#), [59](#)
- Terzopoulos, D., Witkin, A., and Kass, M. (1988). Constraints on deformable models : recovering 3D shape and nonrigid motion. *Artificial Intelligence*, 36(1) :91–123. [72](#)
- Thuret, G., Manissolle, C., Acquart, S., Garraud, O., Campos-Guyotat, L., Maugery, J., and Gain, P. (2004). Urgent need for normalization of corneal graft quality controls in french eye banks. *Transplantation*, 78(9) :1299–1302. [33](#)
- Thuret, G., Manissolle, C., Acquart, S., Petit, J.-C. L., Maugery, J., Campos-Guyotat, L., Doughty, M. J., and Gain, P. (2003). Is manual counting of corneal endothelial cell density in eye banks still acceptable? The French experience. *Br J Ophthalmol*, 87(12) :1481–1486. [33](#)
- Tong, W.-S., Tang, C.-K., Mordohai, P., and Medioni, G. (2004). First order augmentation to tensor voting for boundary inference and multiscale analysis in 3d. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 26(5) :594–611. [72](#), [106](#)
- Tversky, A. (1977). Features of similarity. *Psychological Review*, 84(4) :327–352. [122](#)
- Tversky, A. and Gati, I. (1982). Similarity, separability and the triangle inequality. *Psychological Review*, 89 :123–154. [122](#)
- Vachier, C. (1995). *Extraction de caractéristiques, segmentation d'image et morphologie mathématique*. PhD thesis, Ecole des Mines de Paris. [57](#)
- Veltkamp, R. (2001). Shape matching : similarity measures and algorithms. In *Shape Modeling and Applications, SMI 2001 International Conference on.*, pages 188–197. [122](#)
- Veltkamp, R. C. and Hagedoorn, M. (2000). Shape similarity measures, properties and constructions. In *VISUAL '00 : Proceedings of the 4th International Conference on Advances in Visual Information Systems*, volume 1929 of *LNCS*, pages 467–476, London, UK. Springer-Verlag. [122](#)
- Vincent, L. and Masters, B. (1992). Morphological image processing and network analysis of cornea endothelial cell images. In Paul D. Gader, Edward R. Dougherty, J. C. S., editor, *Image Algebra and Morphological Image Processing III*, volume 1769, pages 212–226, San Diego, CA. SPIE. [16](#), [17](#), [19](#), [76](#), [79](#), [80](#), [84](#), [85](#), [86](#), [88](#), [147](#), [148](#), [150](#), [151](#), [152](#), [154](#), [155](#), [162](#), [163](#), [204](#)

-
- Vinet, L. (1991). *Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéréoscopiques*. PhD thesis, Université Paris IX - Dauphine. [116](#)
- von Ehrenfels, C. F. (1890). Über Gestaltqualitäten. *Vierteljahrsschrift für wissenschaftliche Philosophie*, 14 :242–292. [45](#)
- Wang, S., Kubota, T., Siskind, J. M., and Wang, J. (2005). Salient closed boundary extraction with ratio contour. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(4) :546–561. [68](#), [70](#)
- Wei, S. X.-F. S. J.-X. Y. (27-30 May 2005). Improved tensor voting for illusory contour. *Communications, Circuits and Systems, 2005. Proceedings. 2005 International Conference on*, 2 :786–788. [106](#)
- Wertheimer, M. (1923a). Untersuchungen zur lehre von der gestalt. i. *Psychologische Forschung*, 1 :47–58. [45](#), [51](#)
- Wertheimer, M. (1923b). Untersuchungen zur lehre von der gestalt. ii. *Psychologische Forschung*, 4 :301–350. [45](#), [51](#)
- Wertheimer, M. (1938). *A sourcebook of Gestalt Psychology*, chapter Laws of Organization in Perceptual Forms (partial translation), pages 71–88. Hartcourt, Brace. [45](#)
- Yasnoff, W., Galbraith, W., and Bacus, J. (1979). Error measures for objective assessment of scene segmentation algorithms. *Analytical and quantitative cytology*, 1(2) :107–121. [116](#)
- Yu, J., Hsieh, M.-M., Su, J.-L., and Hung, B.-N. (1991). Algorithm for automatic analysis of corneal endothelial images. In *Annual International Conference of the IEEE EMBS*, volume 13, pages 273–275. [76](#)
- Zapater, V., Martinez-Costa, L., and Ayala, G. (2005). A granulometric analysis of specular microscopy images of human corneal endothelia. *Computer Vision and Image Understanding*, 97(3) :297–314. [40](#)
- Zhang, Y. J. (1996). A survey on evaluation methods for image segmentation. *Pattern Recognition*, 29(8) :1335–1346. [116](#)

N°ordre : 469 IVS

Yann GAVET

**HUMAN VISUAL PERCEPTION, MOSAIC COMPLETION AND
APPLICATION TO IMAGE RECONSTRUCTION OF HUMAN CORNEAL
ENDOTHELIUM IN OPTICAL SPECULAR MICROSCOPY.**

Specialty : Image, Vision, Signal

Keywords : Dissimilarity criterion ; Contour detection ; Distances ; Human corneal endothelium ; Segmentation evaluation ; Contour closing ; Morphology ; Mosaics ; Visual perception ; cellular network ; Segmentation ; Gestalt theory.

Abstract : Human corneal endothelium constitutes a monolayer of relatively hexagonal cells with irregular surfaces situated on the internal side of the cornea. These cells are fundamental because they preserve the transparency of the cornea. Their contours can be easily photographed on a patient, using optical specular microscopy (*in vivo*), or on a graft (*ex vivo*), using classic optical microscopy. Ophthalmologists then take an interest in cell density as well as in morphometric characteristics (polymegathism and pleomorphism). However, their analysis using specific software is never as relevant as visual analysis.

This observation led us to focus on the principles which govern human visual perception. In this thesis we verify in an elementary way that the principles of good continuation and proximity of the Gestalt theory are algorithmically verified on simple cases. This allows us to consider their use to close the contours that are imperfectly detected on images. Nevertheless, the results that are obtained suggest a complex interaction between those principles. The use of morphological methods based on sequential alternate filters, distance maps and watersheds provide good results. It is shown that these methods are based on the principles of Gestalt theory : proximity is introduced by the distance maps, continuation and closing are properties of the watershed operator. Their combined use allows the realization of a dual analysis “contours-régions” : distance maps give access to regional information based on the contours, whereas watersheds provide contour information based on regional markers.

These impressions were verified by setting up a dissimilarity criterion which allows us to quantify the differences between a mosaic (cell structure observed on the picture of the endothelium) provided by an expert and another mosaic. Thus, several segmentation methods are tested, and the method we put forward gives the best results. This criterion of dissimilarity allowed us to find the best parameters of each method and to have a ranking established among them by ophthalmologists.

In order to complete the segmentation of the images, we put forward a validation based on shape parameters.

N°ordre : 469 IVS

Yann GAVET

PERCEPTION VISUELLE HUMAINE, COMPLÉTION DES MOSAÏQUES ET
APPLICATION À LA RECONSTRUCTION D'IMAGES DE L'ENDOTHÉLIUM
CORNÉEN HUMAIN
EN MICROSCOPIE OPTIQUE SPÉCULAIRE.

Spécialité : Image, Vision, Signal

Mots-clés : Critère de dissimilarité; Détection des contours; Distances; Endothélium cornéen humain;
Evaluation de segmentation; Fermeture des contours; Morphologie mathématique; Mosaïques;
Paramètres de formes; Perception visuelle; Réseau cellulaire; Segmentation; Théorie de la Gestalt.

Résumé : L'endothélium cornéen humain constitue une mono-couche de cellules de formes relativement hexagonales et de surfaces régulières, situées à la face interne de la cornée. Ces cellules sont primordiales car elles maintiennent la transparence de la cornée. Leurs contours sont facilement photographiés chez le patient grâce à la microscopie optique spéculaire (*in vivo*), ou sur un greffon (*ex vivo*) grâce à la microscopie optique classique. Les ophtalmologistes s'intéressent alors à la densité cellulaire, ainsi qu'à des caractéristiques morphométriques (polyméthisme et pléomorphisme). Leur analyse, lorsqu'elle utilise des logiciels spécifiques, n'est cependant jamais aussi pertinente que l'analyse visuelle.

Ce constat nous a conduit à nous intéresser aux principes qui régissent la perception visuelle humaine. Dans cette thèse, nous vérifions de manière élémentaire que les principes de bonne continuation et de proximité de la théorie de la Gestalt sont vérifiés algorithmiquement sur des cas simples, ce qui permet d'envisager leur utilisation pour fermer les contours imparfaitement détectés dans les images. Cependant, les résultats obtenus suggèrent une interaction complexe entre ces principes. L'utilisation de méthodes morphologiques basées sur des filtres alternés séquentiels, des cartes de distances et des lignes de partage des eaux fournit de bons résultats. Il est montré que ces méthodes sont fondées sur les principes de la théorie de la Gestalt : la "proximité" est introduite par les cartes de distances, la "continuation" et la "fermeture" sont des propriétés des lignes de partage des eaux. Leur utilisation conjointe permet de réaliser une analyse duale contours-régions : les cartes de distances permettent d'accéder à des informations régionales à partir des contours, alors que les lignes de partage des eaux permettent d'obtenir des informations de contours à partir de marqueurs régionaux.

Ces impressions ont été vérifiées en mettant en place un critère de dissimilarité qui permet de quantifier l'erreur entre une mosaïque (structure cellulaire observée sur l'image de l'endothélium) fournie par l'expert et une autre mosaïque. Ainsi, plusieurs méthodes de segmentation sont testées, et la méthode que nous proposons donne les meilleurs résultats. Ce critère de dissimilarité a permis de trouver les meilleurs paramètres de chaque méthode et de faire établir entre elles un classement par les ophtalmologistes.

Pour terminer la segmentation des images, une validation des résultats, basée sur des paramètres de formes, est proposée.