



HAL
open science

Intégration de connaissances a priori dans les systèmes d'analyse d'images : Applications en analyse de documents, biométrie et ophtalmologie

Florence Rossant

► **To cite this version:**

Florence Rossant. Intégration de connaissances a priori dans les systèmes d'analyse d'images : Applications en analyse de documents, biométrie et ophtalmologie. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paris Descartes, UFR Mathématiques et Informatique, 2012. tel-01080313

HAL Id: tel-01080313

<https://hal.science/tel-01080313>

Submitted on 5 Nov 2014

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.



Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches (partie technique)
Université PARIS DESCARTES

Intégration de connaissances *a priori*
dans les systèmes d'analyse d'images :
Applications en analyse de documents, biométrie et ophtalmologie

Florence Rossant

Enseignant-chercheur, responsable de l'équipe de recherche SITE
de l'Institut Supérieur d'Electronique de Paris

Habilitation soutenue le 25 Juin 2012

devant le jury suivant :

Présidente :	Nicole Vincent	Professeur, Université Paris Descartes
Rapporteurs :	Jean-Marc Chassery Florence Tupin	Professeur, INP Grenoble - ENSE3 Professeur, Télécom ParisTech
Examineurs :	Isabelle Bloch Michel Pâques	Professeur, Télécom ParisTech Professeur, CIC 503 Hôpital des Quinze-Vingts
Invité :	Amara Amara	Professeur, ISEP

Table des Matières

CHAPITRE 1	5
INTRODUCTION	5
1.1. Résumés des projets de recherche	5
1.1.1. Reconnaissance optique de partitions musicales (OMR)	5
1.1.2. Identification par l'iris de l'œil	6
1.1.3. Imagerie pour l'ophtalmologie	6
1.2. Modélisation de connaissances <i>a priori</i>	7
1.3. Références	9
CHAPITRE 2	11
RECONNAISSANCE DE PARTITIONS MUSICALES	11
2.1. Etude bibliographique	11
2.2. Système proposé	12
2.3. Résultats obtenus	14
2.4. Conclusion et perspectives	15
2.5. Références	16
2.5.1. Publications	16
2.5.2. Autres références	16
CHAPITRE 3	19
IDENTIFICATION PAR L'IRIS DE L'ŒIL	19
3.1. Etude bibliographique	19
3.2. Système proposé	20
3.2.1. Segmentation	21
3.2.2. Génération de la signature	22
3.2.3. Identification	23
3.3. Evaluation des performances	25
3.3.1. Robustesse de la méthode d'identification par rapport à la qualité des images	25
3.3.2. Performances du système complet	25
3.4. Conclusion et perspectives	26
3.5. Références	27
3.5.1. Publications relatives à la méthode d'identification	27
3.5.2. Publications relatives aux implémentations matérielles	28
3.5.3. Autres références	28
CHAPITRE 4	31
IMAGERIE POUR L'OPHTALMOLOGIE	31
4.1. Contexte et objectifs	31
4.1.1. Anatomie de l'œil et imagerie rétinienne	32

CHAPITRE 1

4.1.2.	Etude des rétinopathies pigmentaires (RP)	33
4.1.3.	Etude de la vascularisation de la rétine	34
4.2.	Segmentation des images OCT de la rétine - sujets sains	35
4.2.1.	Etude bibliographique	36
4.2.2.	Méthode proposée pour les sujets sains	37
4.2.2.1	<i>Segmentation du HRC et de l'ILM</i>	37
4.2.2.2	<i>Segmentation des photorécepteurs : modélisation du parallélisme par filtre de Kalman</i>	38
4.2.2.3	<i>Segmentation des couches internes</i>	40
4.2.3.	Résultats expérimentaux	41
4.2.4.	Conclusion	42
4.3.	Segmentation des images OCT de rétines – sujets atteints de RP	44
4.3.1.	Limitations de la méthode de segmentation appliquée aux sujets sains	44
4.3.2.	Modélisation du parallélisme dans les contours actifs	45
4.3.2.1	<i>Modèle 1 : contour actif évoluant sous contrainte de parallélisme</i>	45
4.3.2.2	<i>Modèle 2 : Contours Actifs Parallèles</i>	47
4.3.3.	Méthode de segmentation des images OCT de rétines atteintes de RP	49
4.3.4.	Résultats expérimentaux	49
4.3.5.	Conclusion	50
4.4.	Détection et comptage des photorécepteurs en optique adaptative	50
4.4.1.	Etude bibliographique	50
4.4.2.	Méthode proposée	51
4.4.3.	Evaluation	51
4.4.4.	Conclusion	52
4.5.	Segmentation des images de fond d'œil	52
4.5.1.	Etude bibliographique	53
4.5.2.	Méthode proposée	54
4.5.3.	Evaluation quantitative	55
4.5.4.	Mesures autour de la papille	55
4.5.5.	Segmentation de la paroi des artères rétiniennes en optique adaptative	56
4.5.6.	Conclusion	58
4.6.	Conclusion et perspectives	58
4.7.	Références	59
4.7.1.	Publications	59
4.7.2.	Autres références	60

CHAPITRE 5

CONCLUSION

5.1. Références

CHAPITRE 6

PUBLICATIONS

Chapitre 1

Introduction

Ce document synthétise les travaux de recherche que j'ai menés depuis 2000, dans les domaines suivants : reconnaissance optique de partitions musicales numérisées (OMR, Chapitre 2), identification biométrique par l'iris de l'œil (Chapitre 3), imagerie dans le domaine de l'ophtalmologie (Chapitre 4), avec la segmentation d'images OCT de rétines saines (Section 4.2) ou pathologiques (Section 4.3), le comptage de photorécepteurs dans des images d'optique adaptative (Section 4.4), la segmentation des vaisseaux rétiens dans des images acquises par rétino-graphie ou par optique adaptative (Section 4.5). Ces différents projets sont résumés dans la section 1.1. Ils m'ont permis de travailler à plusieurs niveaux de la chaîne d'interprétation des images : segmentation, reconnaissance (classification), interprétation de haut niveau. Ils ont tous abouti à des systèmes complets, exploitables, évalués par rapport à l'état de l'art. Bien que les contextes applicatifs soient très différents, une composante commune a structuré mes recherches : la nécessité, bien connue dans le domaine du traitement des images, de modéliser et d'intégrer des informations *a priori* dans les systèmes de reconnaissance, pour en améliorer la fiabilité et la précision (Section 1.2).

1.1. Résumés des projets de recherche

1.1.1. Reconnaissance optique de partitions musicales (OMR)

La reconnaissance de partitions musicales est un domaine spécifique de l'analyse de documents numérisés. Elle permet de passer de l'image d'une partition à la description symbolique et sémantique de son contenu. Bien que de nombreux travaux de recherche aient été menés depuis les années 1980, les résultats restent très peu fiables, à cause de spécificités de notation et d'édition, que nous pouvons résumer ainsi : l'interconnexion de tous les symboles ; la grande variabilité des éditions ; les défauts d'impression. Ces spécificités rendent l'étape de segmentation très délicate et provoquent des ambiguïtés de reconnaissance.

Pour surmonter ces difficultés, nous avons proposé une approche qui s'appuie sur toutes les connaissances *a priori* disponibles : informations structurelles sur la forme des entités musicales et la construction des symboles complexes, règles de notation graphiques et syntaxiques. La plupart des systèmes décrits dans la littérature n'intègrent pas la totalité de ces informations et ne prennent pas

suffisamment en compte la variabilité, la souplesse et les imprécisions de la notation musicale. Au contraire, nous avons proposé une approche fondée sur la théorie des ensembles flous et des possibilités, qui permet de modéliser et d'intégrer dans un même formalisme tous les types de connaissances, conduisant à une interprétation beaucoup plus cohérente et fiable.

1.1.2. Identification par l'iris de l'œil

L'identification par l'iris de l'œil a fait l'objet de nombreux travaux, depuis le premier brevet déposé par John Daugman en 1993. L'iris compte parmi les modalités biométriques les plus fiables pour l'identification des personnes et de nombreux systèmes sont déjà opérationnels. Les algorithmes proposés nécessitent l'acquisition d'images de très bonne qualité, obtenues grâce à un environnement très contrôlé et à la coopération active de l'utilisateur. Or, malgré toutes ces précautions, les images présentent généralement de nombreuses variabilités (flou, variations de contraste, occlusions partielles par les paupières, reflets, etc.) qui nuisent fortement à la robustesse de l'identification. D'autre part, il est impératif de pouvoir relâcher les contraintes d'acquisition des images lorsque des flux importants de personnes sont à traiter.

Dans le cadre de la thèse de Mathieu Adam, nous avons travaillé sur les différentes étapes de la chaîne d'identification, afin d'améliorer la robustesse du système par rapport aux variations de conditions d'acquisition. Nous avons tout d'abord proposé un algorithme fiable de segmentation, s'appuyant sur une modélisation paramétrique des contours de l'iris, éprouvé et évalué sur de très grandes bases de données. Nous avons également proposé une nouvelle méthode d'identification, fondée, d'une part, sur la décomposition en paquets d'ondelettes de la texture de l'iris et, d'autre part, sur une méthode originale de comparaison de signatures. Notre signature permet une grande robustesse par rapport aux variabilités de l'image, tandis que le module d'identification permet de compenser, en partie, les distorsions dues aux imprécisions de segmentation. Ces résultats ont été démontrés grâce à une évaluation quantitative poussée réalisée sur deux bases de données, comprenant des images acquises dans les domaines visible et proche infrarouge.

1.1.3. Imagerie pour l'ophtalmologie

L'ophtalmologie est un domaine médical qui bénéficie désormais de systèmes d'imagerie performants, permettant d'imager la rétine suivant différentes modalités, avec une résolution importante. Par ordre chronologique, on peut citer la rétinographie, qui donne des images de fond d'œil révélant la vascularisation, la tomographie de cohérence optique (OCT), qui fournit des images en coupe de la rétine, et l'optique adaptative (AO), qui permet de visualiser les structures microscopiques, telles que les photorécepteurs. Nos travaux s'inscrivent dans le cadre d'une coopération avec le Centre d'Investigation Clinique de l'hôpital des Quinze-Vingts. Ils visent à fournir aux médecins investigateurs des outils logiciels dédiés, permettant d'analyser automatiquement de grandes bases de données, afin d'en extraire des mesures qui servent à la compréhension et à la modélisation de pathologies rétinienne.

Nous avons tout d'abord travaillé sur la segmentation des images OCT. Si les instruments actuels proposent la délimitation automatisée de la rétine, aucun ne réalise la détection de toutes les interfaces rétinienne. De plus, les algorithmes décrits dans la littérature reposent le plus souvent sur l'analyse locale des colonnes de l'image, et sont sensibles au bruit et à la variabilité des images (notamment la variabilité de morphologie, observée parmi les sujets sains ou due à des pathologies). Au contraire, nous avons proposé des méthodes plus globales, intégrant, notamment, des connaissances *a priori* sur le parallélisme approximatif des interfaces. Les algorithmes développés ont permis de segmenter automatiquement des centaines d'images de rétines saines ou atteintes de rétinopathie pigmentaire. En parallèle, nous avons travaillé sur la détection et le comptage des photorécepteurs, dans des images d'optique adaptative, fournissant aux médecins des mesures

complémentaires à celles issues des images OCT.

Enfin, nous avons également amorcé des études sur la segmentation des vaisseaux réiniens, dans des images de rétinographie ou d'optique adaptative. Concernant la première modalité, de nombreux algorithmes ont déjà été proposés. Cependant, le problème reste encore très ouvert car les difficultés sont très importantes : manque de contraste, bruit dans l'image, variabilité des structures (taille, luminance, tortuosité). Pour pallier ces difficultés, nous avons proposé une nouvelle approche, fondée sur des filtres morphologiques d'ouvertures par chemins (path-openings) et procédant à deux niveaux de résolution. Elle permet d'obtenir une meilleure connexité de l'arbre vasculaire. Un autre aspect original de nos travaux a été la localisation précise des parois des branches des vaisseaux, dans des images de rétinographie ou d'optique adaptative, grâce à de nouveaux modèles de contours actifs paramétriques intégrant une contrainte de parallélisme.

Il est à noter que l'analyse automatisée des images d'optique adaptative est un champ très prospectif, car cette modalité d'imagerie, très récente, atteint tout juste le niveau de maturité nécessaire à son utilisation en pratique clinique.

Ces différents travaux sont d'ores et déjà exploités par les médecins du CIC, en recherche clinique. Ils fournissent des données complémentaires, utiles à la compréhension de la structure de la rétine et de ses transformations en cas de maladie.

1.2. Modélisation de connaissances *a priori*

J'ai donc travaillé sur trois axes de recherche très différents, mais dont la finalité commune est le traitement automatisé de grandes quantités de données, requérant fiabilité et précision des résultats. L'enjeu, dans chacune des applications, a été de parvenir à concevoir un système robuste, ne nécessitant aucune coopération de la part de l'utilisateur, ou très peu le cas échéant. Pour cela, j'ai tenté d'exploiter au mieux toutes les connaissances *a priori* relatives à chaque problème. Cette démarche vise à introduire dans les algorithmes des contraintes plus ou moins strictes, qui vont guider le processus d'analyse en réduisant l'espace des solutions.

Les connaissances *a priori* sont de différentes natures et interviennent dans toutes les étapes d'une chaîne classique d'interprétation d'images (FIG. 1-1).

Les *connaissances structurelles* sont certainement les plus informatives. Ce sont typiquement des informations sur la forme, la taille, la couleur ou la texture des objets recherchés, et, aussi, l'agencement de ces objets : position relative, niveau radiométrique relatif, etc. Bien que les techniques d'analyse d'images les plus récentes tendent à proposer des méthodes mathématiques génériques, il vient toujours un moment où il faut introduire ce type d'information : pour définir des filtres adaptés à l'extraction des structures recherchées, pour initialiser l'algorithme et le guider vers la solution. Ainsi, les connaissances structurelles sont indispensables à tout système d'interprétation automatique d'images. La difficulté est de les modéliser de manière rigoureuse, avec une formalisation bien adaptée, et d'éviter, notamment, le piège de la multiplicité de paramètres codés en dur et disséminés dans le programme. La modélisation et l'intégration de connaissances structurelles ont été au cœur des différents projets que j'ai menés, que ce soit en OMR, en biométrie ou en imagerie pour l'ophtalmologie : citons par exemple la modélisation de la forme des structures recherchées (contours de l'iris, parallélisme des interfaces réiniennes ou des bord des vaisseaux), de leur profil radiométrique (vaisseaux), la prise en compte de relations spatiales (OMR, coupes OCT de la rétine), l'extraction de caractéristiques de texture (identification par l'iris).

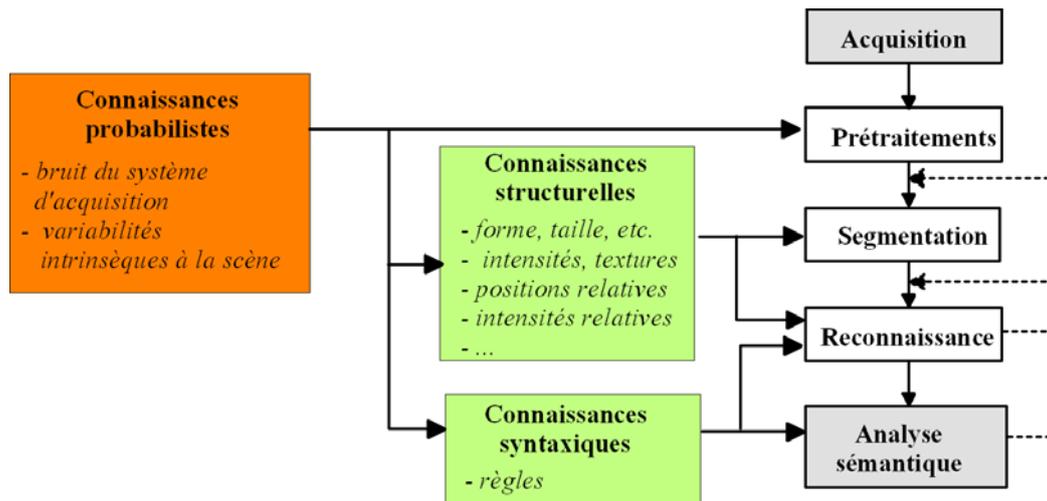


FIG. 1-1. Chaîne d'interprétation des images et connaissances prises en compte dans les systèmes proposés

Dans certains problèmes, on dispose aussi de *connaissances syntaxiques*. Il s'agit de règles qui régissent des interactions entre les différentes entités et qui permettent de vérifier la cohérence des résultats de reconnaissance. Elles contribuent aussi à retrouver le contenu sémantique de l'image. Elles sont généralement introduites à des niveaux élevés d'interprétation, contrairement aux règles structurelles précédemment évoquées, qui se situent plutôt au niveau image. Elles peuvent, elles aussi, être utilisées pour guider le processus de segmentation et de reconnaissance : sélection d'hypothèses pour lesquelles une règle s'applique, déclenchement de procédures de retour en arrière lorsque aucune règle ne s'applique, etc. Là encore, la difficulté est de trouver un formalisme bien adapté à la modélisation de contraintes qui sont souvent flexibles, hétérogènes, et qui mettent en jeu un nombre de primitives plus ou moins grand. La modélisation et l'intégration de règles syntaxiques pour la reconnaissance de partitions musicales ont constitué l'un des points forts et originaux de ma thèse.

Enfin, nous disposons de *connaissances de nature probabiliste*. Il s'agit tout d'abord d'informations sur le système d'acquisition : bruit lié à la physique du système (bruit gaussien, bruit de speckle, etc.), à la numérisation (quantification), aux conditions d'acquisition des images (variations d'éclairage et d'angle de prise de vue, défauts de mise au point, etc.). Ces différents bruits sont des obstacles à l'interprétation des images. Néanmoins, si on connaît leurs caractéristiques, il est possible d'appliquer des méthodes de rehaussement et de restauration, pour améliorer la qualité des images et faciliter leur analyse. Dans les projets que j'ai menés, j'ai intégré des prétraitements classiques de débruitage et de normalisation des images, mais j'ai surtout travaillé à la robustesse des méthodes de segmentation et de reconnaissance, par l'intégration de connaissances *a priori* sur les structures recherchées. D'autres sources de variabilité sont intrinsèques au sujet traité : par exemple, les différences de morphologie en imagerie médicale, les différences d'édition en analyse de documents. Dans le premier exemple, les variabilités sont des informations en soi qu'il faut justement mesurer ; dans le second, il s'agit plutôt d'un bruit qui fait obstacle à la reconnaissance des symboles et dont il faut s'affranchir. Dans tous les cas, les différentes sources de variabilité et d'incertitude, liées à la scène, doivent être prises en compte dans la modélisation des informations structurelles et syntaxiques, et, bien entendu, dans les étapes de décision. L'incertitude liée à la variabilité de l'édition musicale a été explicitement modélisée dans le cadre de la théorie des ensembles flous et des possibilités. Dans les autres projets, les variabilités ont été implicitement prises en compte dans les différentes étapes, en proposant des paramétrages adaptés, conformes aux connaissances dont on dispose ou calculés directement dans les images.

La présentation des axes de recherche sera faite dans les chapitres suivants, sous cet éclairage,

en insistant sur les apports méthodologiques liés à la modélisation de connaissances *a priori*.

1.3. Références

- [ISEP] <http://www.isep.fr/>
[ISEP-LISITE] <http://www.isep.fr/recherche-academique>
[ISEP-SITe] <http://www.isep.fr/recherche-academique/site>

Chapitre 2

Reconnaissance de partitions musicales

La reconnaissance optique de partitions musicales (OMR) s'inscrit dans le domaine plus vaste de la reconnaissance de documents numérisés. Elle permet de passer d'une image à la description symbolique puis sémantique de son contenu. Cette problématique a constitué mon premier thème de recherche [Rossant-06]. Les travaux ont porté à la fois sur les traitements de bas niveau, permettant d'extraire les symboles, et les traitements de haut niveau, concernant la modélisation des règles d'écriture musicale et leur intégration dans le processus de reconnaissance. Le formalisme proposé repose sur la théorie des ensembles flous et des possibilités. Il permet de prendre en compte les imprécisions d'impression des partitions, la variabilité des éditions, la souplesse des règles musicales.

2.1. Etude bibliographique

Les partitions musicales sont des documents organisés en couches graphiques superposées : les symboles musicaux sont placés sur des portées, constituées de cinq lignes parallèles, l'ensemble de ces éléments graphiques étant imprimé en noir sur fond blanc. Cette organisation pose des problèmes importants, dès l'étape de segmentation, puisque toutes les entités musicales sont interconnectées et de même couleur [Blostein-92], et se chevauchent [Bainbridge-97]. A ceci s'ajoutent les défauts d'impression [Couasnon-94], la variabilité des éditions [Fujinaga-97], la complexité de construction de certains symboles (les groupes de notes) à partir de primitives [Ng-96], l'hétérogénéité des règles de notation, qui expriment des contraintes plus ou moins strictes et qui interviennent à des niveaux d'interprétation différents [Fahmy-98]. Toutes ces spécificités font que le domaine de l'OMR est finalement fort différent des autres domaines relatifs à l'analyse de documents et qu'il soulève des problèmes techniques particuliers, nécessitant des solutions innovantes.

Les logiciels commercialisés jusqu'à présent restent très peu fiables, malgré les nombreux travaux de recherche menés depuis les années 80 [Blostein-92]. La figure FIG. 2-1 montre des exemples de reconnaissance produits par SmartScore [SmartScore-3.2]. On déplore de nombreuses erreurs, dues aux difficultés mentionnées précédemment, et, probablement à une utilisation insuffisante des règles de la notation musicale dans les algorithmes mis en œuvre.

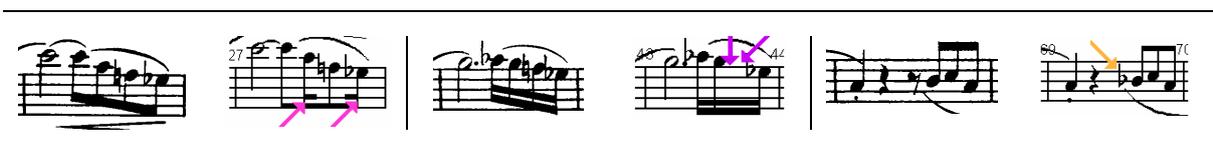


FIG. 2-1. Exemples de résultats de reconnaissance fournis par un logiciel du commerce [SmartScore-3.2].
A gauche, l'image source, à droite, le résultat fourni par le logiciel.

On conçoit donc aisément la nécessité d'intégrer des connaissances *a priori* dans le processus de reconnaissance, afin de lever les ambiguïtés dues aux différentes sources d'imprécision et d'incertitude. Heureusement, les partitions musicales sont des documents assez bien structurés et on dispose d'un certain nombre d'informations, que nous avons regroupées en quatre catégories, notées C1, C2, C3 et C4 :

- C1. La *forme des primitives* musicales (modèles de symboles).
- C2. La *structure graphique* des symboles musicaux composés (portée, groupes de notes).
- C3. Les *relations graphiques* entre certaines primitives, comme la position d'une altération par rapport à une tête de note.
- C4. Les *relations syntaxiques*, concernant la métrique ou la tonalité.

Ces différents types de connaissances interviennent à différents niveaux du système OMR. Les trois premiers (C1, C2, C3) sont proches du niveau image et ont été très souvent introduits dès les traitements de bas niveau, pour localiser les lignes de portée [Andecy-94][Carter-92], pour segmenter les images et reconnaître les primitives musicales [Coüasnon-94][Ng-96][Kato-90][Bainbridge-97][Bellini-01]. En revanche, les règles syntaxiques (C4) n'ont généralement été introduites qu'au dernier niveau d'interprétation, en lien avec les règles graphiques (C3), pour restituer le contenu sémantique du document, typiquement la hauteur et la durée de chaque note [Bainbridge-03][Droettboom-02][Fahmy-98][Kato-90]. Cette intégration partielle, et souvent disséminée, des règles de notation constitue une limitation importante des systèmes OMR proposés jusqu'à présent. Un enjeu crucial est donc de parvenir à intégrer toutes les connaissances *a priori* dans un même formalisme, de manière à extraire une solution cohérente par rapport à l'ensemble des critères.

Il est également très important de noter que la variabilité et la souplesse de l'édition musicale ont été assez peu prises en compte dans la littérature. Au niveau symbole (C1), certains auteurs ont proposé des systèmes adaptables fondés sur des procédures d'apprentissage [Bainbridge-96][Fujinaga-97] ; d'autres ont introduit des degrés de confiance [Bainbridge-03] ou des seuils de reconnaissance variables [Kato-90], pour mieux gérer l'incertitude. En revanche, la souplesse des règles de notation (C2, C3 et C4) n'est généralement pas prise en compte : les règles graphiques (C2 et C3) ont été exprimées par des relations binaires strictes liant deux objets, souvent dans le cadre de grammaires [Coüasnon-94][Bainbridge-96][Fahmy-98] ; les règles syntaxiques (C4) ont été, comme nous l'avons indiqué précédemment, laissées de côté, la contrainte du nombre de temps par mesure exceptée (e.g. [Coüasnon-95]). La prise en compte de la variabilité et de la souplesse de l'édition musicale est un second point décisif.

On voit donc qu'il est nécessaire de modéliser et d'intégrer dans un même formalisme tous les types de connaissances, ce formalisme prenant en compte toutes les sources d'ambiguïté et d'incertitude, à tous les niveaux d'interprétation (symboles, relations graphiques locales, règles syntaxiques plus globales). Dans le cadre de cette thèse, nous avons proposé une méthode qui répond à cette attente, grâce aux caractéristiques suivantes :

- Le système procède par génération d'hypothèses et prise de décision par optimisation globale, une fois toutes les connaissances modélisées et évaluées.
- Les connaissances énumérées précédemment sont toutes modélisées dans le cadre de la théorie des ensembles flous et des possibilités [Dubois-80][Dubois-99]. Ce formalisme permet de représenter et de fusionner des connaissances très hétérogènes, et de parvenir ainsi à une décision cohérente par rapport aux différents critères [Bloch-96][Bloch-97].

2.2. Système proposé

Le système de reconnaissance (FIG. 2-1) prend en paramètres le fichier graphique contenant l'image, ainsi que des informations globales : la clé, la métrique et la tonalité.

La première étape (prétraitements) réalise la mesure et la correction du biais de l'image, la détection précise des portées et des lignes de portée. L'image est ensuite segmentée. Ces traitements reposent sur les connaissances de type C1 et C2. En particulier, nous avons proposé :

- une méthode originale de suivi des lignes de portée, reposant sur un filtre récursif d'ordre 1, aboutissant à une localisation précise, même si la portée ondule [Rossant-07].
- un algorithme de séparation des notes, fondé sur la détection des segments verticaux, candidats à être interprétés comme des hampes, et sur la définition de boîtes englobantes [Rossant-01][Rossant-02][Rossant-07].
- une détection robuste des barres de groupes de notes, malgré les défauts d'impression, grâce à une transformée de Hough modifiée [Rossant-07].

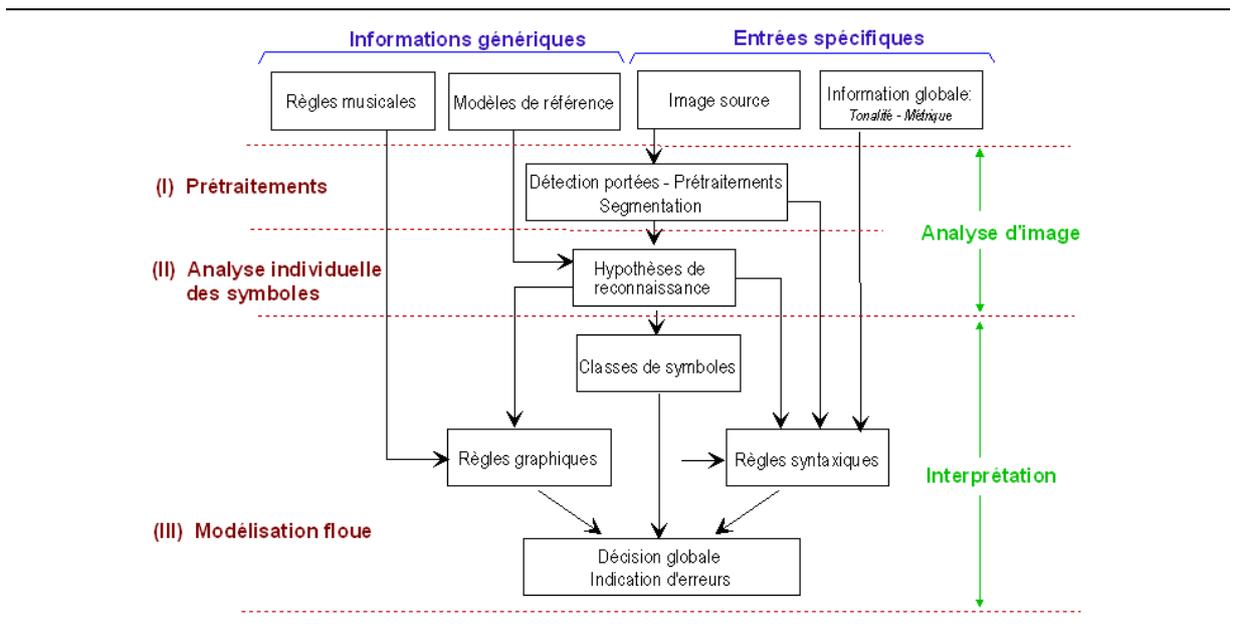


FIG. 2-1. Système OMR proposé.

Les objets segmentés sont préclassifiés, sur la base de paramètres dérivés des boîtes englobantes, puis analysés par corrélation avec des modèles de référence (C1). Cette deuxième étape, dite d'analyse individuelle des symboles, aboutit à des hypothèses de reconnaissance, quatre au plus par objet détecté.

La théorie des ensembles flous et des possibilités permet, dans une troisième étape, de combiner les informations de position et de corrélation fournies par l'étape précédente, de modéliser et d'intégrer les règles d'écriture de la musique (C3 et C4) [Rossant-01b][Rossant-03][Rossant-04][Rossant-05][Rossant-07]. On définit ainsi pour chaque hypothèse de reconnaissance :

- un degré de possibilité d'appartenance à la classe, calculé à partir des scores de corrélation obtenus sur toute l'image. Dans cette approche, les modèles de classes s'adaptent automatiquement à la partition traitée, sans apprentissage supervisé.
- des degrés de compatibilité graphique et syntaxique entre les objets.

La modélisation des classes par des sous-ensembles flous permet de prendre en compte la variabilité des fontes de symboles, ainsi que la variabilité intra-partition due aux défauts d'impression et de segmentation. Les coefficients de compatibilité évaluent un degré de satisfaction aux règles graphiques et syntaxiques de la notation musicale, énoncées précédemment (C3 et C4). Ils permettent donc d'apprécier la cohérence entre les symboles constituant une configuration d'hypothèses.

La décision est ensuite prise, mesure par mesure. Elle doit être exprimée comme une optimisation globale de tous les critères. L'algorithme teste donc toutes les configurations d'hypothèses, en fusionnant tous les degrés de possibilité et coefficients de compatibilité, et retient la plus cohérente par maximisation.

Ainsi, nous avons conçu un système qui procède par génération d'hypothèses et optimisation globale. Dans ce système, la décision est reportée tant que le contexte n'est pas entièrement connu. Le formalisme flou est particulièrement bien adapté car il permet de considérer et de « propager » toutes les sources d'ambiguïté, de bout en bout, et de fusionner des informations très hétérogènes intervenant à des niveaux d'interprétation différents. Dans notre approche, la souplesse et la variabilité de l'édition musicale sont des informations en soi, explicitement modélisées, ce qui permet d'éviter la mise en œuvre de procédures complexes de correction d'erreurs, nécessaires lorsque ce type d'information est ignoré.

Enfin, les résultats de la modélisation floue correspondant à la configuration retenue sont utilisés de manière à indiquer les erreurs potentielles. Cela permet de faciliter la vérification et la correction manuelle du résultat de reconnaissance [Rossant-05b][Rossant-07].

Le dernier point, qui n'est pas représenté dans la figure FIG. 2-1 pour plus de lisibilité, est optionnel. Il concerne les procédures d'adaptation du système de reconnaissance à la partition traitée, grâce à un cycle de reconnaissance/correction effectué par l'utilisateur. Cet apprentissage supervisé consiste à affiner les modèles flous d'appartenance aux classes. L'objectif est d'améliorer la robustesse sur le reste de la partition [Rossant-05b][Rossant-07].

2.3. Résultats obtenus

La méthode proposée a été évaluée sur plus d'une centaine de partitions, soit plus de 48000 symboles [Rossant-06]. Le taux de reconnaissance global mesuré est de 99.2%, les erreurs provenant des confusions (0.2%) et des symboles manquants (0.6%). Il y a également 0.3% de symboles ajoutés. La hauteur des notes est correcte pour 99% d'entre elles et la durée est exacte dans 99.3% des cas.

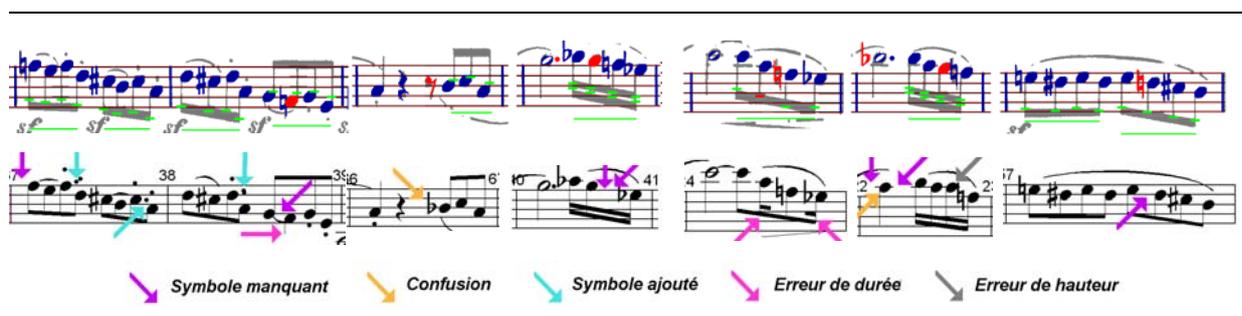


FIG. 2-2. Comparaison avec [SmartScore-3.2]. Notre méthode (1^{ère} ligne, symboles reconnus superposés sur l'image originale): 0 erreur, SmartScore (2^{ème} ligne, partition reconstituée): 16 erreurs.

Nous avons également vérifié l'apport de la modélisation floue. La décision, sans modélisation floue, consiste à rechercher la combinaison d'hypothèses qui satisfait à la contrainte stricte de la métrique et qui maximise un score de corrélation moyen. Sur une page de musique contenant 10 portées, il y a en moyenne 28 erreurs de plus. Enfin, le système proposé a été comparé avec un logiciel du commerce, SmartScore (FIG. 2-2). Les résultats montrent que notre méthode permet de résoudre des cas pour lesquels SmartScore échoue, grâce, notamment, à la modélisation floue des règles de musique et à leur intégration dans le processus de décision.

2.4. Conclusion et perspectives

Nous avons proposé une méthode complète de reconnaissance de partitions musicales, dans le cas de la musique monodique. Le système comprend trois modules distincts de traitement et d'analyse : (i) prétraitements et segmentation, (ii) analyse individuelle des symboles, (iii) interprétation de haut niveau. Dans chacune des étapes, des connaissances spécifiques ont été modélisées et introduites, afin de mieux gérer l'ambiguïté liée à la variabilité des éditions musicales et aux défauts de segmentation. Dans les deux premières étapes, il s'agit essentiellement d'informations portant sur la forme des entités musicales et la structure des objets construits à partir de ces entités (portées, groupes de notes). La prise en compte de ces connaissances permet de diriger l'analyse de l'image et d'aboutir à un ensemble fiable d'hypothèses de reconnaissance : ces hypothèses incluent la solution pour 99.7% des symboles. Dans la troisième étape, on introduit les principales règles graphiques et syntaxiques qui régissent la notation musicale (interactions entre les symboles). L'ensemble des informations disponibles, résultats de la phase d'analyse de l'image et règles de notation, est traité dans le cadre de la théorie des ensembles flous et des possibilités. Ce formalisme permet de prendre en compte les différentes sources d'incertitude et d'imprécision, notamment la variabilité et la flexibilité de l'édition musicale. Il permet aussi de fusionner dans un même processus des informations extrêmement hétérogènes et d'aboutir, par maximisation, à une interprétation finale cohérente par rapport à l'ensemble des critères. Les résultats ont démontré l'intérêt de la méthode, qui conduit à une interprétation cohérente et fiable, capable, de surcroît, d'indiquer automatiquement la plupart des erreurs de reconnaissance commises.

Il est important de souligner que le formalisme proposé pourrait s'appliquer à d'autres problèmes d'analyse d'images, notamment de documents, puisque les problématiques traitées dans cette thèse sont très générales.

Par exemple, les plans architecturaux numérisés sont constitués de primitives géométriques (segments, arcs, etc.) formant des symboles complexes, présentant eux-mêmes une forte variabilité (défauts de standardisation), et ont implicitement un contenu sémantique très riche. Pour reconnaître les symboles, il peut être intéressant d'évaluer de manière souple des propriétés locales telles que le parallélisme, l'orthogonalité, la connexité, l'épaisseur, etc., et de vérifier la cohérence globale des résultats de reconnaissance. On retrouve donc des caractéristiques similaires à celles des partitions musicales, ce qui laisse à penser que de nombreuses idées de cette thèse pourraient être reprises dans ce nouveau contexte applicatif.

Le domaine de la transcription assistée par ordinateur est un autre exemple. Il s'agit de proposer des algorithmes de reconnaissance de mots, fondés sur des procédures interactives d'apprentissage du document à analyser. Cette démarche est à privilégier lorsque le recours à des logiciels classiques d'OCR (Optical Character Recognition) est impossible : documents trop dégradés, écritures anciennes, manuscrits. L'idée de réaliser un apprentissage sur une portion du document pour améliorer la reconnaissance de l'ensemble a été exploitée dans nos travaux en OMR et a conduit à des gains de performances significatifs. En reconnaissance de caractères, un formalisme fondé sur la théorie des ensembles flous et des possibilités semble aussi très pertinent : d'une part, pour évaluer des hypothèses sur la localisation des différentes traces d'écriture (paragraphe de texte, mots, dessins, etc.), en mesurant la cohérence graphique de ces différents éléments ; d'autre part pour reconnaître les caractères élémentaires, en calculant des degrés de possibilité d'appartenance aux classes, qui pourraient permettre d'évaluer conjointement différentes caractéristiques telles que la forme, la géométrie ou la position du caractère dans le mot. Ces idées pourront être développées dans les projets *Ozalid* et *Mnémonésies* (Section **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**).

2.5. Références

2.5.1. Publications

- [Rossant-11] F. Rossant, Reconnaissance de partitions musicales numérisées par modélisation floue des informations extraites et des règles de notation, Editions Universitaires Européennes, ISBN 978-613-1-55897-9, 2011.
- [Rossant-07] F. Rossant, I. Bloch, Robust and Adaptive OMR System Including Fuzzy Modeling, Fusion of Musical Rules, and Possible Error Detection, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, Article ID 81541, 25 pages, 2007.
- [Rossant-06] F. Rossant, Reconnaissance de partitions musicales par modélisation floue des informations extraites et des règles de notation. Thèse Signal et Images, ENST, 2006.
- [Rossant-05] F. Rossant, I. Bloch, Optical music recognition based on a fuzzy modeling of symbol classes and music writing rules, *IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP)*, Vol. 2, pp. 538-541, Genova, Italy, 2005.
- [Rossant-05b] F. Rossant, I. Bloch, Amélioration de la reconnaissance de partitions musicales par modélisation floue et indication des erreurs possibles, *Gretsi'05*, pp. 937-940, Louvain-la Neuve, Belgique, 2005.
- [Rossant-04] F. Rossant, I. Bloch, A fuzzy model for optical recognition of musical scores, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 141, n°2, pp. 165-201, 2004.
- [Rossant-03] F. Rossant, I. Bloch, Modélisation floue pour la reconnaissance de partitions musicales, *Logique Floue et ses Applications (LFA)*, pp. 253-260, Montpellier, France, 2003.
- [Rossant-02] F. Rossant, A global method for music symbol recognition in typeset music sheets, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 23(10), pp. 1129-1141, 2002.
- [Rossant-01] F. Rossant, Une méthode globale pour la reconnaissance de partitions musicales, *Gretsi'01*, Vol. 2, pp. 95-98, Toulouse, France, 2001.
- [Rossant-01b] F. Rossant, I. Bloch, Reconnaissance de partitions musicales par modélisation floue et intégration de règles musicales, *Gretsi'01*, Vol. 2, pp. 99-102, Toulouse, France, 2001.

2.5.2. Autres références

- [Andecy-94] V. P. d' Andecy, J. Camillerapp, and I. Leplumey, "Kalman filtering for segment detection: application to music scores analysis," 12th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '94), vol. 1, pp. 301-305, Jerusalem, Israël, October 1994.
- [Bainbridge-96] D. Bainbridge and T. Bell, "An extensible optical music recognition system," in Proceedings of the 19th Australasian Computer Science Conference (ACSC '96), pp. 308-317, Melbourne, Australia, January-February 1996.
- [Bainbridge-97] D. Bainbridge and T. C. Bell, "Dealing with superimposed objects in optical music recognition," 6th International Conference on Image Processing and Its Applications, vol. 2, pp. 756-760, Dublin, Ireland, July 1997.
- [Bainbridge-03] D. Bainbridge and T. Bell, "A music notation construction engine for optical music recognition," *Software: Practice and Experience*, vol. 33, no. 2, pp. 173-200, 2003.
- [Bellini-01] P. Bellini, I. Bruno, and P. Nesi, "Optical music sheet segmentation," 1st International Conference on Web Delivering of Music (WEDELMUSIC '01), pp. 183-190, Florence, Italy, November 2001.
- [Bloch-96] I. Bloch, "Information combination operators for data fusion: a comparative review with classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, vol. 26, no. 1, pp. 52-67, 1996.
- [Bloch-97] I. Bloch and H. Maître, "Fusion of image information under imprecision," in Aggregation and Fusion of Imperfect Information, B. Bouchon-Meunier, Ed., vol. 12 of Studies in Fuzziness and Soft Computing, pp. 189-213, Springer, Berlin, Germany, 1997.
- [Blostein-92] D. Blostein and H. Baird, "A critical survey of music image analysis," in *Structured Document Image Analysis*, H. S. Baird, H. Bunke, and K. Yamamoto, Eds., pp. 405-434, Springer, Berlin, Germany, 1992.
- [Carter-92] N. Carter and R. Bacon, "Automatic recognition of printed music," in *Structured*
-

- Document Image Analysis, H. S. Baird, H. Bunke, and K. Yamamoto, Eds., pp. 456–465, Springer, Berlin, Germany, 1992.
- [Coüasnon-94] B. Coüasnon and J. Camillerapp, “Using grammars to segment and recognize music scores,” International Association for Pattern Recognition Workshop on Document Analysis Systems (DAS ’94), pp. 15–27, Kaiserslautern, Germany, October 1994.
- [Coüasnon-95] B. Coüasnon and B. Retif, “Using a grammar for a reliable full score recognition system,” International Computer Music Conference (ICMC ’95), pp. 187–194, Banff, Canada, September 1995.
- [Droettboom-02] M. Droettboom, I. Fujinaga, and K. MacMillan, “Optical music interpretation,” International Workshops on the Structural, Syntactic and Statistical Pattern Recognition Conference (SSSPR ’02), pp. 378–386, Windsor, Canada, August 2002.
- [Dubois-80] D. Dubois and H. Prade, “Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications,” Academic Press, New York, NY, USA, 1980.
- [Dubois-99] D. Dubois, H. Prade, and R. R. Yager, “Merging fuzzy information,” in Approximate Reasoning and Information Systems, J. C. Bezdek, D. Dubois, and H. Prade, Eds., Handbook of Fuzzy Sets, chapter 6, pp. 335–401, Kluwer Academic, Norwell, Mass, USA, 1999.
- [Fahmy-98] H. Fahmy and D. Blostein, “A graph-rewriting paradigm for discrete relaxation: application to sheet-music recognition,” International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 12, no. 6, pp. 763–799, 1998.
- [Fujinaga-97] I. Fujinaga, “Adaptive optical music recognition,” Ph. D. dissertation, McGill University, Montreal, Calif, USA, 1997.
- [Kato-90] H. Kato and S. Inokuchi, “The recognition system of printed piano using musical knowledge and constraints,” IAPR Workshop on Syntactic and Structured Pattern Recognition, pp. 231–248, Murray Hill, NJ, USA, June 1990.
- [Ng-96] K. C. Ng and R. D. Boyle, “Recognition and reconstruction of primitives in music scores,” Image and Vision Computing, vol. 14, no. 1, pp. 39–46, 1996.
- [SmartScore-3.2] SmartScore 3.2 Pro Demo. <http://www.musitek.com/>.

Chapitre 3

Identification par l'iris de l'œil

La biométrie consiste à identifier des personnes à partir de leurs caractéristiques physiques. Elle est appelée à remplacer peu à peu les codes d'accès et les mots de passe, peu sûrs, dans un contexte mondial où les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants. De nombreux travaux de recherche ont d'ores et déjà été menés pour satisfaire cette attente, depuis ceux de Daugman [Daugman-93][Daugman-94], et la recherche est toujours très active dans ce domaine.

L'ISEP a mené des projets de recherche en biométrie, essentiellement sur l'identification par l'iris de l'œil. Cet axe a débuté en 2003 avec le stage M2 d'Erik Rydgren (Chalmers University), que j'ai co-encadré avec mes collègues électroniciens. J'ai rapidement pris la direction de toute la partie algorithmique du projet. Entre 2004 et 2010, j'ai encadré le projet de fin d'études de Manuel Torres Eslava, élève espagnol (Sevilla University) en échange à l'ISEP, et dirigé la thèse de Mathieu Adam [Adam-10]. J'ai également co-encadré des stagiaires de l'équipe MINARC, qui ont travaillé sur l'implémentation matérielle du système, en contribuant aux réflexions portant sur l'adaptation et l'optimisation des algorithmes proposés. Tous ces travaux ont fait l'objet de publications (Sections 3.5.1 et 3.5.2).

3.1. Etude bibliographique

L'identification par l'iris de l'œil se ramène à un problème de classification, dans lequel l'iris d'un utilisateur représente une classe. Il s'agit d'une classification supervisée : pour identifier une personne, on confronte la signature extraite de son iris avec N signatures stockées dans une base de données, obtenue lors d'une phase préalable d'enrôlement.

Les systèmes d'identification par l'iris incluent classiquement les étapes suivantes : segmentation de l'iris, normalisation, extraction d'une signature, identification par comparaison avec les signatures enregistrées (FIG. 3-1).

La segmentation permet d'extraire le signal utile, c'est-à-dire la texture de l'iris. Le processus consiste à rechercher les contours interne et externe de l'iris. Les paupières supérieure et inférieure sont elles aussi segmentées, afin de créer un masque binaire définissant précisément les pixels appartenant à la texture de l'iris. Les méthodes proposées utilisent des modèles paramétriques de contours, détectés par transformée de Hough [Wildes-97] ou par application d'opérateurs intégral-différentiels [Daugman-94].

L'iris et le masque des occlusions sont ensuite normalisés, suivant la transformation pseudo-polaire proposée par Daugman [Daugman-94]. Celle-ci permet d'obtenir, par rééchantillonnage suivant les directions radiales, une image rectangulaire de taille fixée, quelles que soient la résolution

initiale de l'image et la dilatation de la pupille.

De nombreuses méthodes ont été proposées pour caractériser l'iris. Les principales procèdent par analyse globale de sa texture : filtres de Gabor, approche introduite par Daugman [Daugman-93] et reprise par de nombreux auteurs ; décompositions en ondelettes dyadiques, pour différentes ondelettes mères (e.g. [Boles-97]) ; construction d'une image analytique à partir de la transformée de Hilbert [Tisse-02]; différents filtres mettant en évidence les contours [Wildes-97][Sudha-09][Lee-07]. Les signatures sont formées des coefficients obtenus à l'issue des transformées ou après codage [Daugman-93][Lim-01][Boles-97], ou encore de descripteurs (moyenne, variance, etc.) issus de la décomposition [Ma-03][Sanchez-05].

Des approches locales ont aussi été mises en œuvre. Elles procèdent par détection des contours de régions [Sun-05] ou seuillage adapté de l'iris [Hosseini-07], et extraction de caractéristiques géométriques (centre de gravité, moments). Proença propose de modéliser chaque iris par un graphe représentant les régions homogènes [Proença-07]. Ces approches locales semblent moins robustes que les approches par transformées, car elles sont sensibles à la segmentation des structures d'intérêt.

L'identification repose sur la comparaison de la signature testée et des signatures stockées dans une base de données, obtenue lors de la phase préalable d'enrôlement des utilisateurs. Plusieurs mesures de distance ont été employées. On note en particulier la distance de Hamming pour les signatures binaires [Daugman-93], la distance euclidienne pour les signatures réelles (e.g. [Sanchez-05][Schuckers-07]). La décision s'effectue le plus souvent par comparaison du résultat avec un seuil. D'autres auteurs, cherchant à optimiser la séparation des classes, ont proposé des classifieurs supervisés : LVQ [Lim-01], SVM [Roy-07], k-plus-proches-voisins [Ma-03][Lee-07]. Mais ces approches n'apportent pas de réels gains de performances. En revanche, la comparaison de la signature testée avec plusieurs signatures de référence de chaque classe semble intéressante [Ma-02][Vatsa-08], de même que l'introduction, dans la mesure de distance, de pondérations liées à des mesures locales de qualité [Chen-06].

3.2. Système proposé

La figure FIG. 3-1 décrit le schéma fonctionnel de la méthode proposée. L'image source est acquise soit en lumière visible (base ISEP), soit en lumière infrarouge (base CASIA V3-Interval [CASIA]). Dans le premier cas, elle est transformée en niveaux de gris. Les images sont codées sur 8 bits.

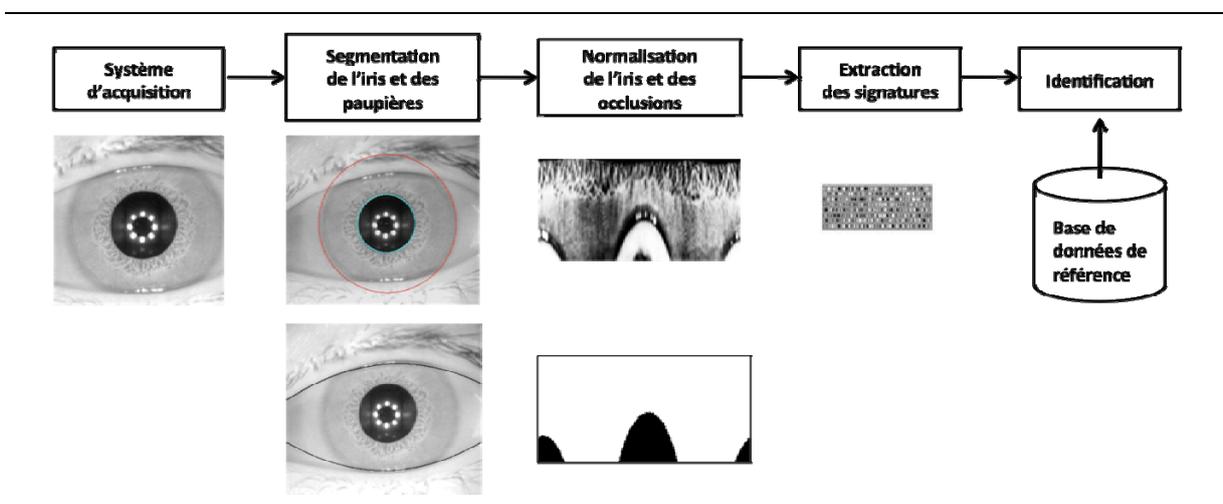


FIG. 3-1. Schéma fonctionnel du système d'identification par l'iris.

3.2.1. Segmentation

Comme dans tout système de vision, l'étape de segmentation est primordiale et nous avons pu vérifier que les performances du système d'identification dépendent largement de sa qualité. Or cette étape est délicate à réaliser, à cause du faible contraste entre l'iris et la pupille ou entre l'iris et la scléra, et de la présence de forts gradients liés à la texture de l'iris, aux cils, aux paupières et aux spots lumineux. De plus, aux variabilités intrinsèques aux iris s'ajoutent les variabilités liées au système d'acquisition (contraste, flou, etc.). Il est donc nécessaire de proposer une méthode robuste par rapport à ces différentes perturbations.

L'introduction de connaissances *a priori* dans le processus de segmentation permet de pallier ces difficultés. Les principales informations dont nous disposons sont les suivantes :

- les spots lumineux se présentent comme des disques clairs et sont positionnés approximativement au centre de l'image ;
- la pupille se présente comme un disque, contenant généralement les pixels les plus sombres de l'image, hormis les spots ;
- le contour externe de l'iris peut être approximé par une ellipse, dont le centre est proche de celui de la pupille ;
- le contour des paupières supérieure et inférieure peut être approximé par une parabole ;
- la position relative des différents éléments est approximativement connue.

Toutes ces informations ont été prises en compte pour réaliser la segmentation. J'ai proposé un algorithme de localisation des contours de l'iris [Rossant-05][Rossant-05b] qui a été complété par un module de détection des paupières développé par Mathieu Adam [Adam-08][Adam-08b]. Les principales étapes de ce système sont les suivantes. Tout d'abord, les spots lumineux sont détectés par morphologie mathématique puis supprimés. La position approximative de la pupille est ensuite estimée grossièrement par détection de la zone image la plus sombre. Enfin, les contours recherchés (iris/pupille, iris/scléra, paupières) sont approximés par des courbes paramétrées, cercle, ellipse ou parabole, dont on détermine les paramètres (centre, rayon, axes) par un processus de maximisation du gradient moyen. L'intervalle possible de variation de ces différents paramètres est fixé en fonction des caractéristiques morphologiques de l'œil (par exemple, le rapport typique entre le rayon de la pupille et le grand axe de l'iris) et de la position relative des différents contours recherchés (par exemple la position du centre de l'iris par rapport au centre de la pupille).

Ainsi, nous avons mis en œuvre un processus séquentiel de segmentation, partant des caractéristiques les plus faciles à détecter (spots) et allant vers les contours les plus difficiles à localiser (paupières). Cette méthodologie permet d'intégrer progressivement des connaissances *a priori* sur la position relative et les tailles respectives des différentes régions à délimiter, restreignant ainsi la plage de recherche. La complexité du processus est ainsi diminuée et sa robustesse améliorée [Rossant-10].

Nous avons réalisé une évaluation quantitative de notre approche, sur les deux bases de données, ISEP (1572 images) et CASIA (2655 images), en comparant les segmentations obtenues automatiquement avec notre algorithme aux segmentations faites manuellement. Plus de 99% des images ont une erreur globale (Eq. 3-1) inférieure à 10% [Rossant-10]. Aucune autre évaluation quantitative rigoureuse n'ayant été, à notre connaissance, présentée dans la littérature, il n'est pas possible de comparer les méthodes de segmentation publiées.

$$\text{erreur}_{\%} = 100 \frac{\text{Nombre de pixels sous ou sur - segmentés}}{\text{Nombre de pixels non occultés de l'iris}} \quad \text{Eq. 3-1}$$

Enfin, il faut souligner que les différents types d'erreurs de segmentation ont des impacts plus

ou moins importants sur les taux d'identification. Des imprécisions sur l'estimation du centre de la pupille détériorent rapidement les performances, car ce point sert d'origine dans la transformation pseudo-polaire utilisée pour la normalisation des images. A l'opposé, la localisation des paupières permet d'améliorer les résultats, mais le système est moins sensible aux erreurs commises. Ces points ont été discutés dans [Adam-09] et [Rossant-10].

L'iris est normalisé par application de la transformation pseudo-polaire [Daugman-93] et par égalisation d'histogramme. La taille de l'image est fixée à 128 x256 pixels.

3.2.2. Génération de la signature

L'iris est un anneau constitué de fibres musculaires permettant de contrôler la taille de la pupille. Sa surface est divisée en deux zones : la zone pupillaire et la zone ciliaire (FIG. 3-2(a)). La séparation entre ces deux zones forme un zigzag sur toute la circonférence de l'iris et est appelée collerette. La texture contient de nombreuses structures (des crêtes, des sillons, des couronnes, des anneaux, des cryptes, des naevus, des taches) qui forment un ensemble complexe, chaotique et très variable, caractéristique de chaque individu [Snaell-98]. Après normalisation [Daugman-93], l'image obtenue se présente sous la forme d'une texture formée de stries verticales dont la répartition est caractéristique de chaque personne (FIG. 3-2(b)). L'objectif de l'extraction de signature est d'obtenir une description compacte et discriminante de la texture de l'iris.

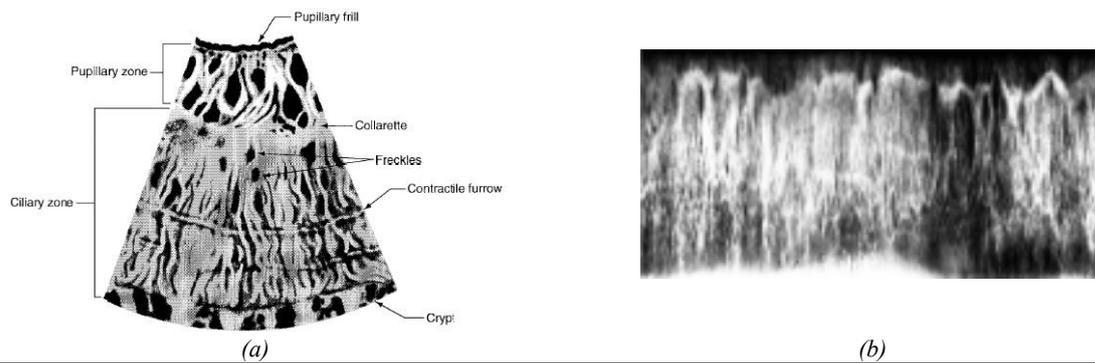


FIG. 3-2. (a) Anatomie de l'iris de l'œil [Cabal-03] ; (b) iris normalisé.

Notre approche repose sur une décomposition en paquets d'ondelettes sur trois niveaux (FIG. 3-3). En effet, si la transformée en ondelettes classique est appropriée pour la description des images naturelles, la capacité de décorrélation des paquets d'ondelettes est supérieure à celle de l'ondelette classique pour des images fortement texturées ou contenant des textures résiduelles, comme les images d'iris déroulés [Rajpoot-02]. Une autre raison valable d'utiliser les paquets d'ondelettes pour l'extraction de la signature de l'iris est que les événements cycliques, comme les stries de l'iris, produisent des structures régulières dans le domaine spatial.

L'énergie moyenne des sous-bandes est utilisée comme critère discriminant pour déterminer celles qui contiennent la plus grande quantité d'information pour la génération des signatures. Durant le stage d'Erik Rydgren, nous avons tout d'abord validé cette approche et déterminé les ondelettes mères les plus appropriées en estimant la séparabilité des distributions authentiques/imposteurs. Nous avons ainsi montré que la transformée en ondelettes de Haar ou biorthogonales 9/7 binarisée permet d'obtenir une signature compacte, qui conduit à une séparabilité proche de celle obtenue par les filtres de Gabor 2D, pour une complexité de calcul moindre [Rydgren-04]. Nous avons également montré que les sous-bandes 10 (AVV) et 8 (AVA) de la décomposition en paquets d'ondelettes (FIG. 3-3) sont elles aussi discriminantes [Rydgren-04][Rossant-05].

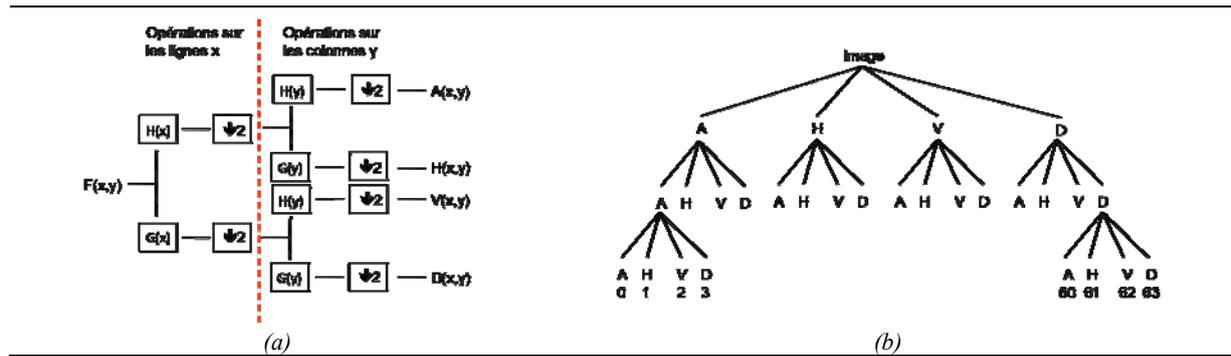


FIG. 3-3. Décomposition en paquets d'ondelettes :

(a) banc de filtres pour la décomposition sur un niveau, (b) arbre de décomposition sur 3 niveaux.

Ces résultats préliminaires m'ont conduite à définir une signature extraite des paquets 2 et 10, dont les coefficients sont codés sur trois niveaux, -1, 0 et 1, par seuillage des sous-bandes. J'ai aussi proposé une nouvelle méthode de comparaison des signatures, combinant les deux sous-signatures. J'ai alors établi qu'un gain de performances pouvait être réalisé par cette approche, par rapport à l'utilisation de la seule sous-bande 2 (AAV) [Rossant-05][Rossant-05b]. Ces résultats sont à rapprocher de ceux publiés par Krichen à la même époque [Krichen-04], obtenus avec une décomposition en paquets d'ondelettes de Gabor.

Dans le cadre de la thèse de Mathieu Adam, nous avons poursuivi l'étude sur nos deux bases de données (domaine visible et domaine infrarouge), pour les deux ondelettes sélectionnées dans [Rydgren-04], et confirmé l'intérêt de générer une signature à partir des paquets 2 et 10. En outre, nous avons amélioré l'encodage en calculant pour chaque paquet un seuil T adapté [Rossant-10]. Soient $w_i(j,k)$ les coefficients de la sous-bande i ($i=2,10$). Les coefficients de la signature sont codés sur trois niveaux, -1,0, +1, suivant :

$$s_i(j,k) = \begin{cases} \text{signe}(w_i(j,k)) & \text{si } |w_i(j,k)| > T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Eq. 3-2}$$

T est défini pour chaque image et chaque sous-bande, de sorte que les n coefficients les plus énergétiques, représentant à eux seuls un certain pourcentage P de l'énergie totale, soient codés par -1 ou 1. Le paramètre P a été optimisé par apprentissage. La signature complète contient $2 \times 16 \times 32$ symboles.

Les tests conduits sur nos deux bases de données, ISEP et CASIA, ont montré que les meilleures performances (voir Section 3.3) sont obtenues pour l'ondelette de Haar avec $P=99\%$. Les gains de performances par rapport à un codage binaire sont, en haute sécurité, de 0.45% sur la base CASIA et 1.8% sur la base ISEP [Rossant-10].

3.2.3. Identification

L'identification repose sur la comparaison de la signature testée avec les signatures stockées dans une base de données, obtenue lors de la phase d'enrôlement des utilisateurs. L'approche originale proposée dans le cadre de la thèse de Mathieu Adam repose sur la combinaison de mesures de distance effectuées sur des sous-signatures, donc localement.

Les études que nous avons menées ont en effet montré que la signature proposée couplée à une mesure de distance globale conduit à un système sans erreur, sur les bases de données dont nous disposons, segmentées précisément (manuellement) [Adam-09][Rossant-10]. Durant le stage de Manuel Torres Eslava, nous avons également prouvé que cette signature est très robuste aux

dégradations de l'image, telles que le flou, les pertes de contraste ou encore des déviations de l'axe optique [Rossant-05][Rossant-05b]. Cette propriété est très intéressante si l'on veut tendre vers un système biométrique à la volée, nécessitant peu de coopération de la part de l'utilisateur. Cependant les taux d'identification baissent dans le cas d'une segmentation automatique moins précise (98.20% en moyenne sécurité, 94,6% en haute sécurité, sur la base CASIA [Rossant-10]), phénomène qui ne peut que s'amplifier si les images baissent en qualité. Le point crucial à traiter est donc la variabilité des images déroulées, due aux imprécisions de segmentation. En particulier, les erreurs d'estimation des paramètres des contours de l'iris induisent des distorsions non uniformes dans l'image déroulée, se traduisant, lors de la phase d'identification, par une augmentation des distances « authentiques ». Ces erreurs sont donc à l'origine des pertes de performances.

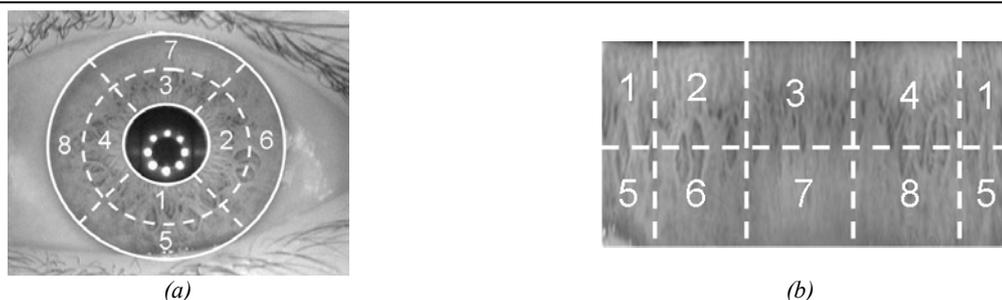


FIG. 3-4. Définition des fenêtres d'analyse dans l'image source (a) et dans l'image déroulée (b).

Nous avons donc proposé une nouvelle méthode d'identification, fondée sur la définition de huit fenêtres glissantes mutuellement indépendantes (FIG. 3-4) et la fusion de mesures calculées sur ces fenêtres [Adam-09][Rossant-10]. Cette approche permet de traiter partiellement le problème posé par les distorsions de la texture de l'iris dans les images déroulées. De plus, le découpage proposé permet d'affiner l'analyse, en pondérant les mesures de distance calculées localement en fonction de la quantité et de la fiabilité de l'information contenue dans les différentes fenêtres. La figure FIG. 3-5 illustre l'algorithme de comparaison des signatures.

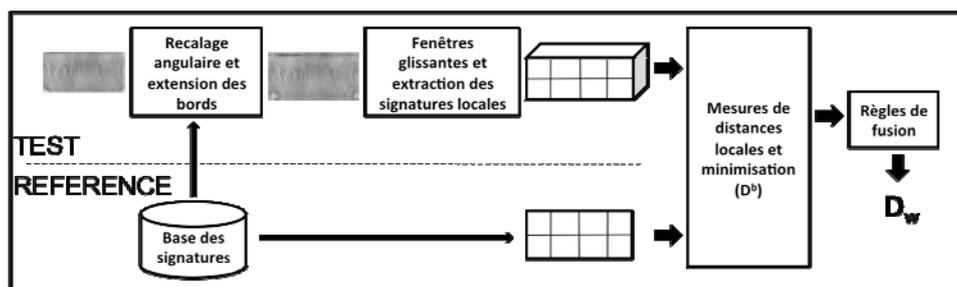


FIG. 3-5. Schéma fonctionnel de la méthode de comparaison des iris.

Considérons deux signatures extraites d'une image de référence R et d'une image testée T . Ces deux signatures ont été préalablement recalées angulairement [Rydgren-04].

Ce recalage est affiné localement sur chaque bloc b ($b \in [1,8]$), par minimisation de la distance locale $D_{\{m,n\}}^b$ mesurée entre la sous-signature $S^{R,b}$ issue de la signature de référence et la sous-signature $S_{\{m,n\}}^{T,b}$ issue de la signature testée et translatée d'un vecteur $[m \ n]^T$:

$$D_{\{m,n\}}^b = 2HD_{2,\{m,n\}}^b HD_{10,\{m,n\}}^b, \quad b \in [1,8], \quad (m,n) \in [1,N] \times [1,N] \quad \text{Eq. 3-3}$$

$$D^b = \min_{m,n} D_{\{m,n\}}^b, b \in [1,8]$$

Eq. 3-4

Dans l'équation Eq. 3-3, $HD_{i,\{m,n\}}^b$ représente la distance locale mesurée sur le bloc b pour la sous-bande i et la translation $[m\ n]^T$. Comme nous supposons l'indépendance des informations contenues dans les sous-bandes 2 et 10, cette règle de fusion (conjonctive) permet d'accroître le pouvoir discriminant du classifieur [Rossant-05][Rossant-10].

La fusion des 8 distances D^b ainsi obtenues conduit à la mesure D_w , qui permet d'évaluer la similarité entre les iris R et T . La règle de fusion proposée est une somme pondérée dont les poids sont calculés dynamiquement sur chaque image. Cette règle permet de prendre en considération deux types d'informations : le nombre de coefficients non occultés par les paupières dans chaque sous-signature b et la fiabilité des mesures (en diminuant l'impact des mesures D^b qui sont statistiquement différentes des autres). Les différents paramètres de l'algorithme d'identification ont été définis par apprentissage [Adam-09]. Il s'agit du décalage maximum N et d'un paramètre utilisé dans la pondération.

L'identification consiste à sélectionner la classe qui a conduit à la distance D_w minimale et à comparer cette distance à un seuil. Afin de mieux prendre en compte les différentes sources de variabilité, l'iris testé T est confronté à deux iris de référence R de chaque classe. Le choix du seuil est dicté par les courbes ROC du système (Section 3.3) et le niveau de sécurité que l'on veut atteindre. En haute sécurité par exemple, on placera un seuil de fonctionnement pour lequel le taux de fausses acceptations est proche de zéro.

3.3. Evaluation des performances

Chacune des étapes du processus d'identification a fait l'objet d'une évaluation quantitative exhaustive, sur les bases de données ISEP et CASIA V3-Interval [CASIA]. Pour l'estimation des taux d'identification, nous avons extrait, de chacune de ces deux bases de données, des sous-bases de 888 images pour 222 classes, en retenant les images pour lesquelles l'erreur de segmentation globale est inférieure à 25% et les classes pour lesquelles nous disposons au moins de 4 images satisfaisant le critère précédent. La moitié des images a servi à constituer la base des signatures de référence (2 images de référence par classe), l'autre moitié à constituer la base des signatures testées.

Les performances d'un système biométrique sont évaluées en termes de taux de fausses acceptations (FAR), de fausses réjections (FRR) et d'égale erreur (EER). La courbe qui donne le FRR en fonction du FAR, pour différents seuils d'identification, est appelée courbe ROC.

3.3.1. Robustesse de la méthode d'identification par rapport à la qualité des images

La robustesse de l'algorithme d'identification par rapport aux différentes sources de variabilité (flou, variations d'illumination et de contraste, déviation de l'axe optique) a été démontrée en dégradant progressivement les images. Ces dégradations ont été opérées sur les images initiales (ISEP et CASIA), qui ont été ensuite déroulées suivant les paramètres issus des segmentations manuelles. Ainsi, les imprécisions de segmentation engendrées par la variabilité des images n'interfèrent pas dans l'étude et seule la robustesse de la signature et de la méthode de comparaison est évaluée. Les résultats publiés dans [Rossant-10] ont confirmé l'étude préliminaire présentée dans [Rossant-05], qui démontrait un très bon comportement par rapport aux dégradations des images. De plus, la méthode de comparaison locale renforce la robustesse par rapport à la déviation de l'axe optique.

3.3.2. Performances du système complet

La figure FIG. 3-6 montre les courbes ROC obtenues avec le système proposé (en bleu) sur

nos deux bases de données. On a également représenté (en rouge) les courbes obtenues par comparaison globale des signatures. Ces résultats prouvent les gains de performances réalisés grâce à la méthode de comparaison locale de signatures. Celle-ci permet en effet de « rattraper » en partie les pertes dues aux imprécisions de segmentation. Les gains de performances sont particulièrement importants en haute sécurité, comme l'indique le tableau TAB. 3-1.

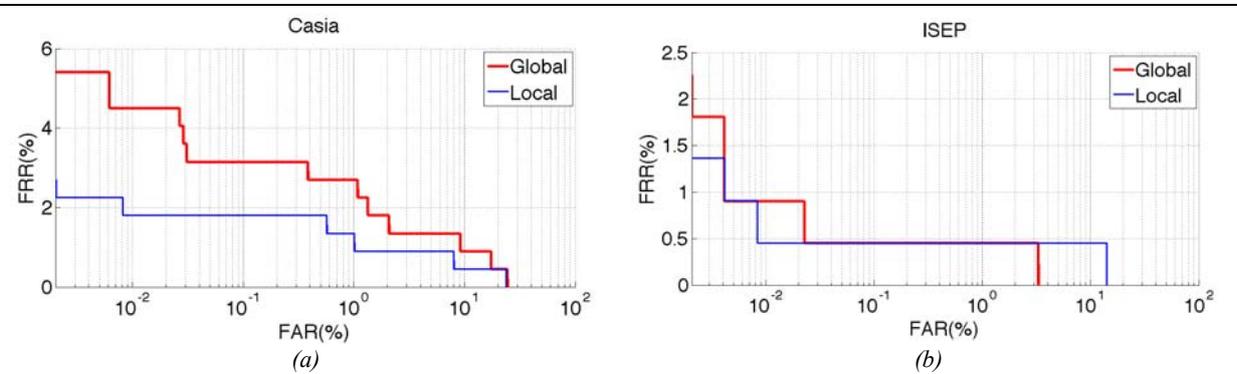


FIG. 3-6. Courbes ROC pour les bases CASIA (a) et ISEP (b).

	EER	FRR(FAR=0%)		EER	FRR(FAR=0%)
Global	1.80%	5.43%	Global	0.47%	2.3%
Local	1.36%	2.64%	Local	0.47%	1.34%

TAB. 3-1. EER et FRR(FAR=0%) pour les bases CASIA (a) et ISEP (b).

Le tableau TAB. 3-2 permet de comparer les performances de notre système avec celles publiées dans la littérature. Les bases de données utilisées dans ces évaluations ont été extraites de [CASIA], sur des critères propres à chaque auteur mais semblables aux nôtres. Nous obtenons des performances similaires, voire meilleures, pour un nombre d'images d'iris analogue (888). Cependant, notre base d'évaluation contient deux à trois fois plus de classes (222), ce qui démontre une très grande robustesse de notre méthode par rapport à l'augmentation du nombre d'individus.

	EER	FRR(FAR=0%)
Méthode Daugman [Daugman-93] évaluée par Proença [Proença-07b]	1.44%	3.41%
Analyse locale de Proença [Proença-07b]	1.01%	2.39%
Analyse qualité locale de Chen [Chen-06]	0.79%	Non évalué
Méthode proposée	0.90%	2.70%

TAB. 3-2. Performances de la méthode d'analyse locale comparées à la littérature.

3.4. Conclusion et perspectives

Nous avons proposé un système complet d'identification biométrique par l'iris de l'œil. Ce système, entièrement automatique, possède les spécificités suivantes :

- Segmentation : localisation précise de la texture de l'iris, par segmentation des iris et des paupières, validée sur de grandes bases de données.
- Extraction de la signature : décomposition en paquets d'ondelettes de Haar, encodage des paquets 2 et 10 sur 3 niveaux (-1,0,+1), seuil défini dynamiquement.
- Identification : fusion de mesures de distance calculées localement sur des fenêtres

glissantes ; confrontation de la signature testée avec deux signatures de chaque classe.

Pour concevoir ce système, nous nous sommes appuyés sur les nombreuses connaissances disponibles : des connaissances structurelles, intégrées dans l'algorithme de segmentation, des connaissances sur la texture de l'iris, qui nous ont permis de définir une signature pertinente, et, enfin, des connaissances sur les différentes sources d'incertitude, liées à la variabilité des images acquises. Concernant le dernier point, nous avons, d'une part, vérifié expérimentalement la robustesse de notre signature par rapport aux différents types de perturbations et, d'autre part, proposé une méthode de comparaison originale permettant de compenser efficacement les distorsions résiduelles dues aux défauts de segmentation.

Une évaluation exhaustive a démontré la robustesse de chacune des étapes. Les performances du système complet, comparées à celles publiées jusqu'à présent, sont comparables, voire meilleures en haute sécurité.

Les perspectives d'amélioration portent tout d'abord sur l'optimisation de la méthode de comparaison des sous-signatures, en tirant parti de la simplicité de la décomposition en ondelettes de Haar et de la redondance des calculs effectués pour gérer les différentes translations. Enfin, on pourrait envisager une mise en correspondance plus fine des structures particulières de l'iris, révélées par les coefficients de très forte amplitude dans la décomposition en paquets d'ondelettes. Ces différentes améliorations permettraient de faire un pas de plus vers un système d'identification fiable nécessitant une coopération réduite de la part de l'utilisateur.

3.5. Références

3.5.1. Publications relatives à la méthode d'identification

- [Adam-10] M. Adam, "Identification Biométrique par Analyse Locale de la Texture de l'Iris", *Thèse Signal et Images, Télécom Paris [ENST]*, 2010.
- [Rossant-10] F. Rossant, B. Mikovicova, M. Adam, M. Trocan, "A Robust Iris Identification System Based on Wavelet Packet Decomposition and Local Comparisons of the Extracted Signatures," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, Article ID 415307, 16 pages, 2010.
- [Adam-09] M. Adam, F. Rossant, B. Mikovicova, "Iris Identification based on a Local Analysis of the Iris Texture", *IEEE International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis ISPA'09*, Salzburg, Austria, September 2009.
- [Adam-09b] M. Adam, F. Rossant, B. Mikovicova, F. Amiel, Identification par analyse locale de signatures extraites de l'iris, *Gretsi'09*, Dijon, France, 2009.
- [Adam-08] M. Adam, F. Rossant, F. Amiel, B. Mikovicova, T. Ea, "Reliable Eyelid Localization for Iris Recognition", *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems ACIVS'08*, Juan-les-Pins, France, October 2008
- [Adam-08b] M. Adam, F. Rossant, F. Amiel, B. Mikovicova, T. Ea, "Eyelid Localization for Iris Identification", *Radioengineering*, Vol. 17, pp. 82-85, 2008.
- [Rossant-05] F. Rossant, M. Torres Eslava, T. Ea, F. Amiel, A. Amara, "Iris identification and robustness evaluation of a wavelet packets based algorithm", *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Vol. 3. pp. 257-260, Genova, Italy, 2005.
- [Rossant-05b] F. Rossant, M. Torres Eslava, T. Ea, F. Amiel, A. Amara, "Identification par analyse en paquets d'ondelettes de l'iris et tests de robustesse", *Gretsi'05*, pp. 9-12, Louvain-la-Neuve, Belgique, 2005.
- [Adam-06] M. Adam, F. Rossant, F. Amiel, T. Ea, A. Amara, "Identification de l'iris par analyse en paquets d'ondelettes", *MajecSTIC'06*, Lorient, France, 2006.
- [Rydgren-04] E. Rydgren, A. Amara, F. Amiel, T. Ea, F. Rossant, "Iris features extraction using wavelet packets", *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Vol. 2, pp. 861-864, Singapor, 2004.

3.5.2. Publications relatives aux implémentations matérielles

- [Amiel-08] F. Amiel, F. Rossant, B. Mikovicova, "Embedded Iris Identification System", *EDERS 08*, Tel Aviv, 2008.
- [Blasinsky-08] H. Blasinsky, F. Amiel, T. Ea, F. Rossant, B. Mikovicova, "Implementation and Evaluation of Power Consumption of an Iris Pre-processing Algorithm on Modern FPGA", *Radioengineering*, Vol. 17, pp. 108-112, 2008.
- [Ea-06] T. Ea, F. Amiel, A. Michalowska, F. Rossant, A. Amara, "Erosion and dilatation implementation for Iris recognition system using different techniques on SoPC", *DCIS'06*, Barcelona, Spain, 2006
- [Ea-06b] T. Ea, F. Amiel, A. Michalowska, F. Rossant, A. Amara, "Contribution of Custom Instructions on SoPC for iris recognition application", *IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems (ICECS 06)*, Nice, France, 2006.
- [Ea-05] T. Ea, A. Valentian, F. Rossant, F. Amiel, A. Amara, "Algorithm implementation for iris identification", *48th Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, Vol.2, pp. 1207-1210, Cincinnati, Ohio, 2005.
- [Ea-05] T. Ea, A. Valentian, F. Amiel, F. Rossant, A. Amara, "Implementation on SoPC of algorithms dedicated to iris identification", *Conference On Design of Circuits and Integrated Systems (DCIS)*, Lisboa, Portugal, 2005.

3.5.3. Autres références

- [Boles-97] W.W. Boles, "A security system based on human iris identification using wavelet transform," First International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems KES '97, pp.533-541, 1997.
- [Cabal-03] C. Cabal, "Les méthodes scientifiques d'identification des personnes à partir de données biométriques et les techniques de mise en œuvre", rapport parlementaire, Office Parlementaire d'Evaluation des Choix Scientifiques et Technologiques, Juin 2003.
- [CASIA] Base de donnée CASIA, <http://www.cbsr.ja.ac.cn/IrisDatabase.html>.
- [Chen-06] Y. Chen, S. C. Dass, and A. K. Jain, "Localized iris image quality using 2-D wavelets," International Conference on Biometrics ICB06, pp. 373–381, 2006.
- [Daugman-93] J. Daugman, "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, pp. 1148–1161, 1993.
- [Daugman-94] J. Daugman, "Biometric personal identification system based on iris analysis", US patent no. 5291560, March 1994.
- [Hosseini-07] S. M. Hosseini, B. N. Araabi and H. Soltanian-Zadeh, "Shape Analysis of Stroma for Iris Recognition", International Conference on Biometrics ICB07, pp.790-799, 2007.
- [Krichen-04] E. Krichen, M. Anouar Mellakh, S. Garcia-Salicetti, K. Hamrouni, N. Ellouze and B. Dorizzi, "Iris Identification Using Wavelet Packet for Images in Visible Light Illumination", International Conference on Biometric Authentication ICBA'04, vol. 3072, pp. 491-497, Hong Kong, Chine, 2004.
- [Lee-07] J.-C. Lee, P. S. Huang, C.-P. Chang, T.-M. Tu, "A novel approach for iris recognition using local edge patterns", 3rd international conference on Advances in visual computing ISVC'07, pp. 479–488, 2007.
- [Lim-01] S. Lim, K. Lee, O. Byeon, and T. Kim, "Efficient Iris Recognition through Improvement of Feature Vector and Classifier", *ETRI Journal*, vol.23, pp. 61-70, 2001.
- [Ma-03] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, D. Zhang, "Personal identification based on iris texture analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.25, no.12, pp. 1519- 1533, Dec. 2003.
- [Ma-02] L. Ma, Y. Wang, T. Tan, "Iris Recognition Based on Multichannel Gabor Filtering," Fifth Asian Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 279-283, 2002.
- [Proença-07] H. Proença; "A Structural Pattern Analysis Approach to Iris Recognition", 5th International Conference on Computer Recognition Systems, pp. 731-738, 2007.
- [Proença-07b] H. Proenca, L.A. Alexandre, "Toward Noncooperative Iris Recognition: A Classification
-

- Approach Using Multiple Signatures," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.29, no.4, pp.607-612, 2007.
- [Rajpoot-02] N.M. Rajpoot, "Texture Classification Using Discriminant Wavelet Packet Subbands", IEEE 45th Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS'02), Vol. 3, pp. 300-303, 2002.
- [Roy-07] K. Roy and P. Bhattacharya, "Iris Recognition Based on Zigzag Collarete Region and Asymmetrical Support Vector Machines", International Conference on Image Analysis and Recognition ICIAR07, Proceedings appeared in the Springer Lecture Note Series in Computer Science (LNCS), Vol. 4633/2007, pp. 854-865, 2007.
- [Sanchez-05] C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, "Two different approaches for iris recognition using Gabor filters and multiscale zero-crossing representation", Pattern Recognition, Volume 38, Issue 2, pp 231-240, 2005.
- [Schuckers -07] S.A.C. Schuckers, N.A. Schmid, A. Abhyankar, V. Dorairaj, C.K. Boyce, L.A. Hornak., "On Techniques for Angle Compensation in Nonideal Iris Recognition," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol.37, no.5, pp.1176-1190, 2007.
- [Snaell-98] R. S. Snaell, M. A. Lemp, Clinical anatomy of the eye, 2nd edition, Wiley-Blackwell, 1998.
- [Sudha-09] N. Sudha, N.B. Puhan, H. Xia, X. Jiang, "Iris recognition on edge maps," Computer Vision, IET , vol.3, no.1, pp.1-7, 2009.
- [Sun-05] Z. Sun, Y. Wang, T. Tan, J. Cui, "Improving iris recognition accuracy via cascaded classifiers," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol.35, no.3, pp.435-441, 2005.
- [Tisse-02] C.-L. Tisse, L. Martin, L. Torres, M. Robert, "Person identification technique using human iris recognition," International Conference on Vision Interface VI'02, pp 294-299, 2002.
- [Vatsa-08] M. Vatsa, R. Singh, A. Noore, "Improving Iris Recognition Performance Using Segmentation, Quality Enhancement, Match Score Fusion, and Indexing", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.38, no.4, pp.1021-1035, 2008.
- [Wildes-97] R. P. Wildes, "Iris recognition: an emerging biometric technology", Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 9, pp. 1348-1363, 1997.

Chapitre 4

Imagerie pour l'ophtalmologie

Dans cette section sont présentés les travaux que j'ai menés dans le domaine de l'imagerie pour l'ophtalmologie depuis 2006, en partenariat avec le Centre d'Investigation Clinique (CIC 503) du Centre Hospitalier National d'Ophtalmologie (CHNO) des Quinze-Vingts [CIC]. Le contexte et les objectifs de ces travaux, qui constituent maintenant mon thème de recherche principal, sont tout d'abord résumés (Section 4.1), puis chacun des projets est décrit : segmentation des images OCT de la rétine pour les sujets sains (Section 4.2) et pour les sujets pathologiques atteints de rétinopathie pigmentaire (Section 4.3), analyse d'images de photorécepteurs acquises en optique adaptative (Section 4.4), segmentation d'images de fond d'œil, segmentation de la paroi des artères rétiniennes dans des images d'optique adaptative (Section 4.5). Nous concluons sur ces travaux en indiquant les perspectives (Section 4.6).

4.1. Contexte et objectifs

Le Centre d'Investigation Clinique 503 du Centre Hospitalier National d'Ophtalmologie (CHNO) des Quinze-Vingts [CIC] est une unité de recherche clinique spécialisée dans les maladies de la rétine, regroupant une quinzaine de médecins investigateurs. Un aspect important des travaux de recherche du CIC concerne les systèmes d'imagerie à haute résolution. Les médecins disposent des systèmes commercialisés les plus performants (imagerie de fond d'œil, tomographie de cohérence optique (OCT), ...) et travaillent en étroite collaboration avec les laboratoires développant de nouveaux instruments, comme les systèmes d'optique adaptative (AO). Les études cliniques réalisées à partir des images acquises suivant ces différentes modalités nécessitent le développement d'outils informatiques dédiés, permettant d'extraire automatiquement des mesures pertinentes, sur de grandes bases de données. L'ensemble de ces mesures est transmis et traité par des biostatisticiens, qui développent des modèles pathogéniques d'évolution des pathologies rétiniennes. La collaboration initiée en 2006 entre l'ISEP et le CIC [Rossant-08], et étendue à Télécom ParisTech en 2008, s'inscrit dans ce cadre. La figure FIG. 4-2 illustre les trois modalités d'imagerie qui ont été utilisées. Les projets menés poursuivent les objectifs suivants : (i) étude de la morphologie rétinienne des sujets sains ; (ii) étude de l'évolution de la rétinopathie pigmentaire, maladie dégénérative de la rétine ; (iii) étude de la vascularisation de la rétine et analyse longitudinale des modifications observées lors de certaines maladies.

Dans la suite de ce paragraphe, nous indiquons quelques notions fondamentales sur l'anatomie de l'œil et les instruments qui permettent d'imager la rétine. Nous introduisons aussi les affections rétiniennes étudiées dans le cadre de nos projets de recherche, ainsi que les travaux réalisés jusqu'à présent.

4.1.1. Anatomie de l'œil et imagerie rétinienne

La figure FIG. 4-1 montre le globe oculaire en coupe. La lumière entre par la pupille, traverse le corps vitré et atteint la rétine. Celle-ci est un tissu nerveux d'environ 250 μ m d'épaisseur, constitué de plusieurs couches de cellules, couvrant l'intérieur du globe oculaire. Les photorécepteurs sont les cellules sensibles à la lumière. Ils se composent d'environ 5 millions de cônes (vision diurne et colorée) et d'environ 120 millions de bâtonnets (vision crépusculaire et nocturne en noir et blanc), qui convertissent les signaux lumineux en signaux électrochimiques. Les différentes cellules des couches rétinienne transforment ces signaux en influx nerveux, convergeant vers le nerf optique pour être transmis au cerveau. La zone d'émergence du nerf optique, la papille, est dépourvue de photorécepteurs.

La zone la plus dense en photorécepteurs se situe au niveau de la macula. Au centre de la macula, dans le prolongement de l'axe optique, se trouve la fovéa, qui est la zone de la macula où les photorécepteurs (exclusivement des cônes) sont les plus denses et la vision des détails la plus précise.

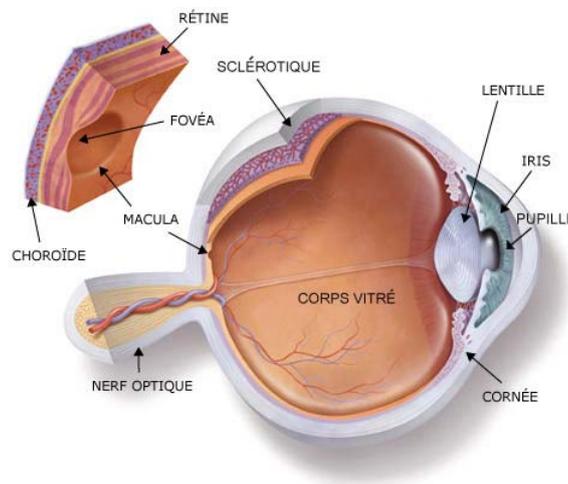


FIG. 4-1. Anatomie de l'œil, d'après [AMD-Alliance].

La rétine peut être observée in vivo grâce à différents instruments (FIG. 4-2) :

- La *rétinographie* permet d'obtenir des images de fond d'œil (FIG. 4-2 (b)), en couleurs ou en niveaux de gris, révélant le réseau veineux et artériel. Cet examen permet de détecter des signes d'atteintes de la rétine, comme la rétinopathie diabétique, les occlusions de branches veineuses (OVCR, OBVR).
 - La *tomographie de cohérence optique* (OCT) est une technique d'imagerie plus récente, fondée sur le principe de l'interférométrie, dans le domaine proche infrarouge [Born-70][Kiernan-10]. Elle permet d'obtenir des images en coupe de la rétine (FIG. 4-2 (a)), avec une précision allant de 5 à 10 microns. Il est ainsi possible de visualiser des lésions internes de la rétine. C'est maintenant un examen classique pour le dépistage et le suivi des affections maculaires, notamment des dégénérescences rétinienne (dégénérescences maculaires liées à l'âge (DMLA), rétinopathies pigmentaires (RP), etc.).
 - L'*optique adaptative* (AO) est une nouvelle technologie, fondée sur l'utilisation de miroirs déformables pour contrer la dispersion de la lumière due à la traversée des milieux transparents (cornée, cristallin). Elle permet d'imager les cellules photoréceptrices (FIG. 4-2 (c)), les fibres nerveuses, les capillaires sanguins et d'autres structures microscopiques, avec une précision cellulaire [Porter-05].
-

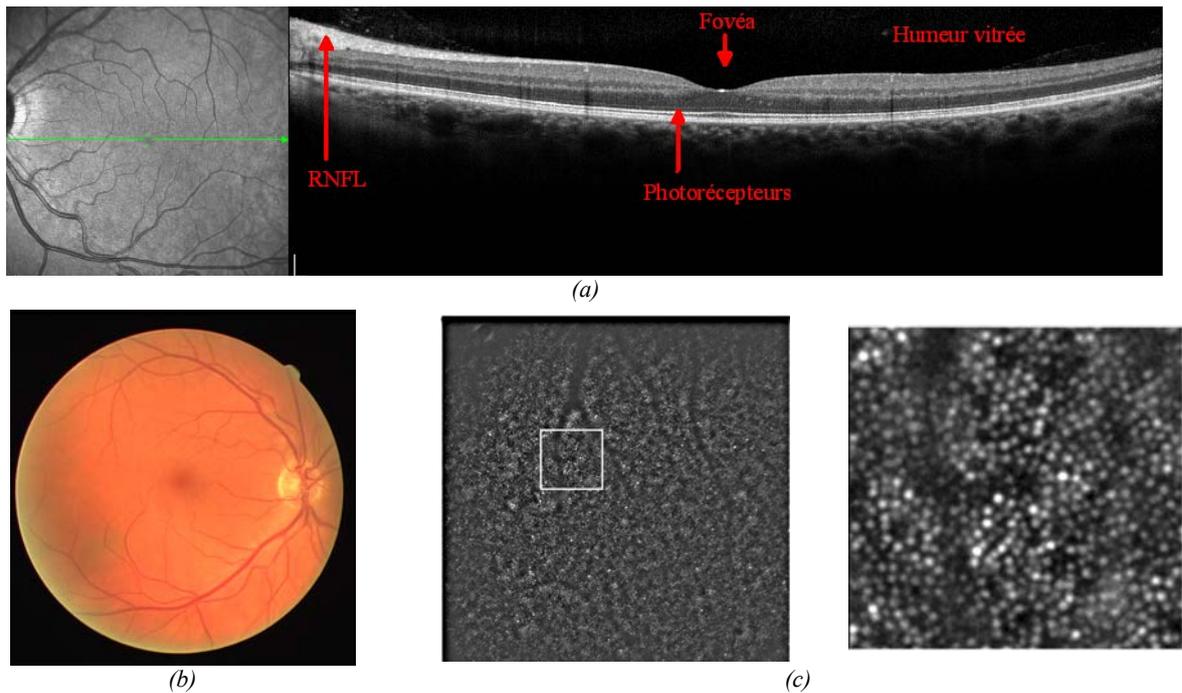


FIG. 4-2. Images de rétines acquises suivant différentes modalités : (a) image OCT acquise autour de la fovéa : coupe horizontale de l'œil gauche. Le trait vert indique la position de la coupe dans l'image de fond d'œil ; on observe en particulier la couche des fibres du nerf optique (RNFL) et la couche des photorécepteurs ; (b) image de fond d'œil (rétinographie couleur) : le disque clair sur la droite correspond à la papille, zone d'émergence du nerf optique, des veines et des artères ; la zone un peu plus foncée au centre correspond à la macula ; (c) image AO des photorécepteurs de la macula, vis de face ; l'image de droite est une vue agrandie du carré blanc de l'image de gauche ; chaque point est un photorécepteur.

4.1.2. Etude des rétinopathies pigmentaires (RP)

La rétinopathie pigmentaire est une dystrophie rétinienne héréditaire qui affecte les photorécepteurs, entraînant à terme la cécité. La maladie se traduit par une perte progressive des photorécepteurs et par la disparition de la couche nucléaire externe contenant les photorécepteurs. La maladie progresse généralement très lentement, de la périphérie vers le centre de la macula, si bien que le patient peut garder une vision centrale correcte pendant de longues années. Le diagnostic peut être établi grâce à l'imagerie par tomographie de cohérence optique (FIG. 4-3(a)). L'optique adaptative fournit elle aussi des données extrêmement intéressantes, puisqu'il devient possible de visualiser les photorécepteurs avec une précision cellulaire, et donc d'observer précisément leur disparition (FIG. 4-3(b)).

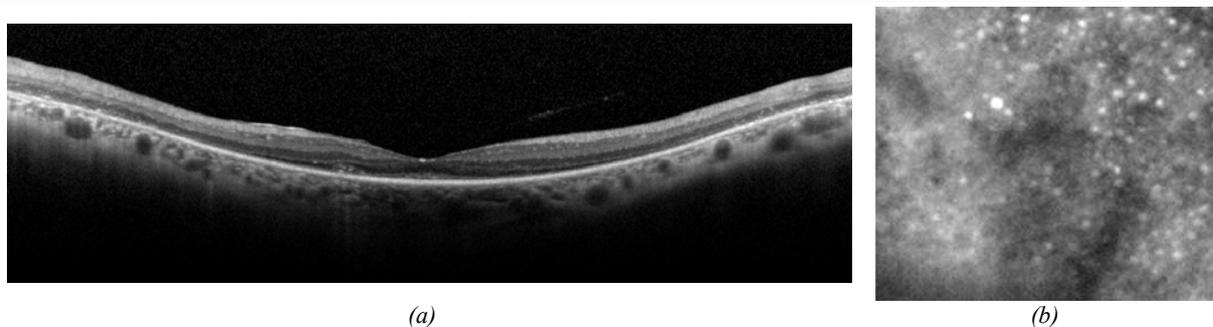


FIG. 4-3. Images OCT (a) et AO (b) de la rétine, sur un sujet atteint de rétinopathie pigmentaire.

J'ai tout d'abord proposé une méthode de segmentation automatique des images OCT de la rétine, dans la zone fovéolaire, pour les sujets sains [Rossant-09][Rossant-09b][Ghorbel-09]. Différentes mesures d'épaisseurs rétinienne ont ainsi été réalisées sur une base de données comprenant plus de 700 images [Ghorbel-11], et ont été exploitées par le CIC pour réaliser une étude morphométrique de la rétine [Tick-11]. La méthode a été étendue aux images de rétines atteintes de rétinopathie pigmentaire (RP), à différents stades d'évolution [Ghorbel-11b][Ghorbel-11c]. Ces travaux sont menés depuis 2009 dans le cadre d'une thèse CIFRE (ANRT N°897/2008), en partenariat avec Fovea Pharmaceuticals [Fovea-Pharma] et Télécom ParisTech.

En parallèle, le projet ANR iPhot, conduit par le CIC, réunit différents partenaires académiques et industriels (**Erreur ! Source du renvoi introuvable.**, p **Erreur ! Signet non défini.**) autour de l'imagerie par optique adaptative. Les principaux objectifs de ce projet sont les suivants :

- améliorer le système AO développé par la société Imagine Eyes [Imagine-Eyes] ;
- proposer des outils de détection et de comptage automatique des photorécepteurs (sous-projet mené par l'ISEP et Télécom ParisTech) ;
- réaliser des études cliniques de la rétinopathie pigmentaire par le suivi de cohortes de patients atteints de cette maladie.

Un logiciel de détection des photorécepteurs, développé par Kevin Loquin lors de son stage post-doctoral, est d'ores et déjà exploité au CIC [Loquin-11][Loquin-12].

4.1.3. Etude de la vascularisation de la rétine

Un second axe de recherche a été initié en 2009. Il concerne la segmentation des vaisseaux rétinien dans les images de fond d'œil et la modélisation de l'arbre vasculaire. Les objectifs sont les suivants :

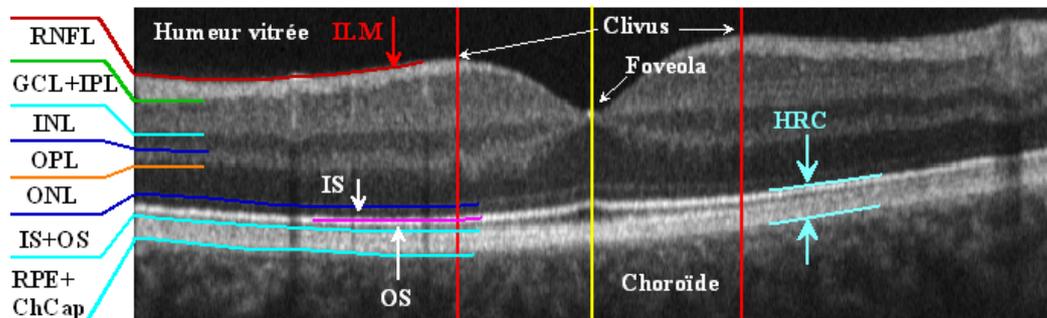
- *Etudier les modifications de trajet des vaisseaux, liées à certaines pathologies.* Les médecins font l'hypothèse que l'artériosclérose (épaississement de la paroi des vaisseaux dû au vieillissement) modifie la géométrie longitudinale du vaisseau (par exemple sa tortuosité), entraînant des contraintes géométriques aux croisements artério-veineux et précipitant l'occlusion de branches veineuses (OBVR). Pour vérifier cette hypothèse, il est nécessaire d'analyser automatiquement des images de fond d'œil, sur des patients sains ou atteints de pathologies (diabète, hypertension artérielle, OBVR de l'autre œil, etc.), acquises à des intervalles de temps réguliers. Les médecins ont aussi observé des modifications du calibre et du trajet des veines rétinienne chez des patients atteints d'hypertension intracrânienne (HTIC). Dans ce cas, il s'agit d'étudier l'intérêt de quantifier ces variations et d'utiliser les mesures obtenues comme marqueurs de la pression intracrânienne.
 - *Mesurer le diamètre des artères et des veines.* Les médecins font l'hypothèse que la vascularisation de la rétine possède certaines caractéristiques (en particulier une répartition anatomique permettant d'égaliser la répartition du flux sanguin), qui, si elles ne sont pas respectées, peuvent être à l'origine de maladies, par le déséquilibre de perfusion induit. Pour vérifier cette hypothèse, il est nécessaire de calculer automatiquement le diamètre des vaisseaux, le flux sanguin étant directement lié à ce paramètre.
 - *Déterminer la position des vaisseaux dans les images OCT.* La présence d'un vaisseau sanguin se manifeste sur l'image OCT par un aspect particulier lié à la réfraction des globules rouges (Brevet UPMC déposé par M. Pâques et S. Mrejen). Or, chaque image OCT est couplée avec une image de fond d'œil, indiquant l'endroit précis où la coupe a été réalisée (FIG. 4-2 (a)). Ainsi, la détection simultanée et automatisée des vaisseaux et de l'ombrage induit par ces vaisseaux devrait permettre une amélioration, non seulement
-

de la caractérisation anatomique des structures rétinienne, mais également de la résolution par la correction des ombrages.

J'ai commencé à travailler sur l'analyse des images de fond d'œil, avec le CIC et Télécom ParisTech, par l'encadrement de 4 stages ingénieurs (2009-2011). Nous avons tout d'abord amélioré la méthode de segmentation proposée par Zana et Klein [Zana-01]. Nous avons également commencé à travailler sur la classification des vaisseaux en veines et artères, et sur la modélisation de l'arbre vasculaire [Rossant-11]. Dans le cadre d'une prestation de service, j'ai conçu un logiciel interactif de mesures d'équivalents artério-veineux autour de la papille. La détection précise des parois des vaisseaux est réalisée grâce à un modèle de contours actifs intégrant des contraintes de parallélisme, modèle que j'ai développé dans le cadre de la thèse d'Itebeddine Ghorbel [Ghorbel-11b][Ghorbel-11c]. Cet outil est actuellement exploité par plusieurs ophtalmologues, au CIC, à la Fondation Rothschild et à l'hôpital Lariboisière. Enfin, j'ai travaillé récemment sur un nouveau logiciel de segmentation et d'analyse des parois des artères rétinienne, discernables pour la première fois in vivo grâce à l'optique adaptative. Une première version de ce logiciel est utilisée par les médecins du CIC, de nouveaux développements étant prévus.

4.2. Segmentation des images OCT de la rétine - sujets sains

La figure FIG. 4-4 montre une image OCT d'une rétine saine, dans la zone fovéolaire, ainsi que les couches rétinienne à segmenter. Les images ont été acquises avec l'appareil OCT 3D 1000 de Topcon [Topcon] (FIG. 4-4) ou le Spectralis de Heidelberg [Spectralis] (FIG. 4-2(a)). Au total, la base de données contient plus de 700 images de coupes horizontales ou verticales effectuées sur l'œil droit ou sur l'œil gauche, acquises sur plus de 100 patients. Les caractéristiques des deux appareils sont différentes, en termes de taille et de résolution d'image [Ghorbel-11].



ILM: Inner Limiting Membrane; RNFL: Retina Nerve Fiber Layer; GCL+IPL: Ganglion Cell Layer+Inner Plexiform Layer; INL: Inner Nuclear Layer; OPL: Outer Plexiform Layer; ONL: Outer Nuclear Layer; IS, OS: Inner and Outer Segments of the photoreceptors; RPE: Retinal Pigment Epithelium; HRC: Hyper-Reflective Complex.

FIG. 4-4. Image OCT de la rétine acquise avec l'OCT 3D 1000 de Topcon [Topcon] et définition des couches rétinienne.

Il est intéressant de noter que nous disposons de nombreuses connaissances *a priori* sur ces images :

- *Informations sur le système physique d'acquisition* : les signaux acquis en OCT sont entachés d'un bruit de speckle. Comme les appareils OCT récents font la moyenne d'une dizaine d'images prises en quelques millisecondes, nous pouvons approcher le bruit de l'image finale par un bruit blanc gaussien.
- *Informations sur la structure des couches rétinienne (connaissances anatomiques)*. La rétine est composée de couches de neurones superposées, dont les interfaces sont approximativement parallèles, sauf au niveau de la fovéa. Bien que la morphologie

rétinienne présente une variabilité patente, les ordres de grandeur sur les épaisseurs des couches, la régularité des interfaces et leur courbure autour de la fovéola (centre de la fovéa) sont connus.

- *Informations sur les intensités relatives des couches rétiniennes (connaissances radiométriques).* Les images OCT présentent une forte variabilité de contraste et d'intensité. Cependant, certaines zones apparaissent toujours comme plus contrastées que d'autres, et l'ordonnement des intensités relatives est inchangé.
- *Informations sur l'évolution de la maladie étudiée (connaissances médicales).* Les maladies se caractérisent par des modifications morphologiques, si bien que certaines caractéristiques des structures rétiniennes, comme leur épaisseur, changent progressivement. Néanmoins, la connaissance de l'évolution de la maladie est importante, car elle fournit de nouvelles informations menant, soit à un paramétrage différent de la méthode de segmentation (en fonction du stade d'évolution), soit à une remise en cause de la méthode elle-même (modélisation de nouvelles connaissances).

Toutes ces connaissances peuvent être mises à profit pour optimiser la segmentation des images OCT de rétines. Dans la suite de cette section, nous résumerons l'état de l'art dans le domaine, puis nous présenterons succinctement les méthodes proposées pour l'analyse des images OCT, dans le cas de rétines saines. Le cas de rétines pathologiques atteintes de rétinopathie pigmentaire sera traité dans la Section 4.3.

4.2.1. Etude bibliographique

Bien que l'OCT soit maintenant un examen clinique courant, aucun logiciel de segmentation détaillée n'est actuellement proposé sur le marché. Dans la littérature, la segmentation des images OCT repose généralement sur une analyse de l'intensité ou du gradient dans les colonnes de l'image [Ishikawa-05][Koozekanani-01][Baroni-07][Bagci-08][Fernandez-05][Garvin-08][Shahidi-05]. Ces méthodes, très locales, ne sont pas très robustes au bruit ou aux variations de contraste, rendant l'interprétation difficile. Différentes procédures sont donc proposées, afin d'extraire les points de contour significatifs : contrôle de continuité [Ishikawa-05][Koozekanani-01][Fernandez-05][Garvin-08], comparaison avec un modèle de rétine [Koozekanani-01][Bagci-08]. Ces approches nécessitent de définir un grand nombre de paramètres, empiriquement ajustés [Ishikawa-05][Garvin-08] ou appris sur une large base d'apprentissage [Koozekanani-01], et ne semblent pas applicables dans un contexte clinique. Les résultats sont parfois raffinés par des procédures d'optimisation globales [Baroni-07][Garvin-08]. Mais aucune des méthodes proposées ne conduit à la segmentation de toutes les couches et la segmentation n'est pas toujours faite autour de la fovéola [Fernandez-05][Garvin-08].

Quelques auteurs ont proposé des approches fondées sur les contours actifs. En particulier, Mishra a présenté un algorithme dérivé du modèle de Caselles [Caselles-97], procédant en deux phases [Mishra-09] : la première permet de détecter les interfaces grossièrement, la seconde d'affiner les résultats, grâce à un processus d'optimisation globale. Dans cette seconde étape, une contrainte forte de régularité est imposée, par la convolution du contour avec un noyau adaptatif. L'algorithme a été appliqué dans les zones rétiniennes plates, et il n'est pas certain qu'il soit applicable dans la dépression fovéolaire. Yazdanpanah a présenté un modèle dérivé de la fonctionnelle d'énergie de Chan et Vese [Chan-01], intégrant une contrainte de forme sur les contours, approchés par des cercles [Yazdanpanah-09]. Ce modèle semble trop strict et inadapté à la segmentation des couches rétiniennes fovéolaires.

Enfin, des modèles statistiques, représentant la forme et la texture des couches rétiniennes, ont été proposés [Liu-11][Kajić-10]. Mais ils nécessitent des apprentissages lourds, qui sont réalisés à partir de segmentations manuelles et probablement spécifiques à chaque appareil OCT.

Dans ce projet, nous nous sommes fixé les objectifs suivants :

- Proposer une méthode complète de segmentation des images OCT de la rétine (sujets sains), précise et robuste par rapport à la variabilité des images et des morphologies. En particulier, la méthode doit être applicable à des images acquises avec des appareils différents et doit permettre, sans ajustement de paramètres, de traiter des centaines d'images.
- Cette méthode doit être extensible aux images de rétines atteintes de rétinopathie pigmentaire. Cette contrainte interdit, a priori, d'intégrer des informations trop précises sur les épaisseurs des couches, de tels paramètres étant susceptibles d'être profondément modifiés au cours de la maladie.

Par conséquent, pour gagner en précision et en fiabilité par rapport aux solutions existantes, j'ai choisi d'éviter les méthodes très locales et d'appliquer des méthodes de segmentation qui combinent informations locales et globales, comme les contours actifs ou les champs de Markov. J'ai également écarté les approches fondées sur l'apprentissage d'un modèle de rétine, car elles ne semblent pas appropriées à un contexte clinique. Enfin, j'ai modélisé et intégré dans les algorithmes une contrainte de parallélisme, le parallélisme approximatif des couches rétinienne étant une caractéristique essentielle des images que nous traitons, que les rétines soient saines ou malades. Cette contrainte a été modélisée dans un algorithme de suivi de contour par filtrage de Kalman [Rossant-09][Rossant-09b][Ghorbel-11] et intégrée dans la fonctionnelle d'énergie d'un modèle paramétrique de contours actifs [Ghorbel-11b][Ghorbel-11c]. Ces deux méthodes seront détaillées dans les sections 4.2.2.2 et 4.3.2.

4.2.2. Méthode proposée pour les sujets sains

La figure FIG. 4-5 décrit les principales étapes de la méthode que j'ai proposée pour la segmentation des images de rétines saines [Rossant-09][Rossant-09b][Ghorbel-09][Ghorbel-11].

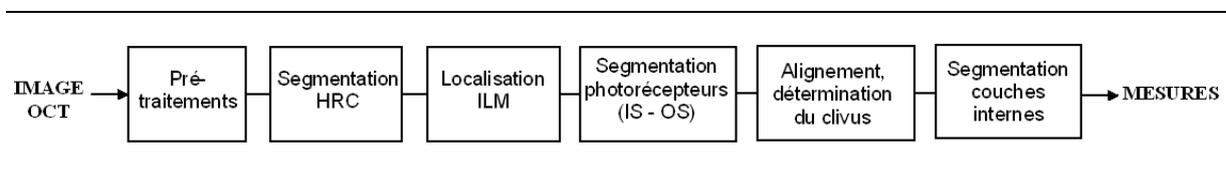


FIG. 4-5. Schéma fonctionnel de la méthode de segmentation, pour les sujets sains.

L'image OCT est tout d'abord prétraitée, afin d'extraire le signal utile et d'atténuer le bruit, par application d'un filtre de diffusion non linéaire [Weickert-98]. Nous mettons ensuite à profit les connaissances dont nous disposons sur la position relative des couches rétinienne et leur apparence dans l'image pour les segmenter séquentiellement. Les informations accumulées au cours du processus servent à optimiser la définition des régions d'intérêt lors des étapes suivantes.

4.2.2.1 Segmentation du HRC et de l'ILM

Les deux premières étapes consistent à localiser les zones les plus contrastées, c'est-à-dire le complexe hyper-réfléctif (HRC) et la membrane limitante interne (ILM) (FIG. 4-4).

La détection et le suivi de la zone de réflectivité maximale (HRC) sont réalisés par application d'un filtre passe-bas récursif d'ordre 1. Les contours du HRC et de l'ILM sont ensuite déduits de la classification de l'image par l'algorithme des k-moyennes (FIG. 4-6 (a)) et de l'analyse du gradient (FIG. 4-6 (b)). Ils sont régularisés par application d'un algorithme de contour actif [Xu-98]. La position approximative de la fovéola, notée $F(x_F, y_F)$, est obtenue par minimisation de la distance ILM – HRC/Choroïde (FIG. 4-6 (c)).

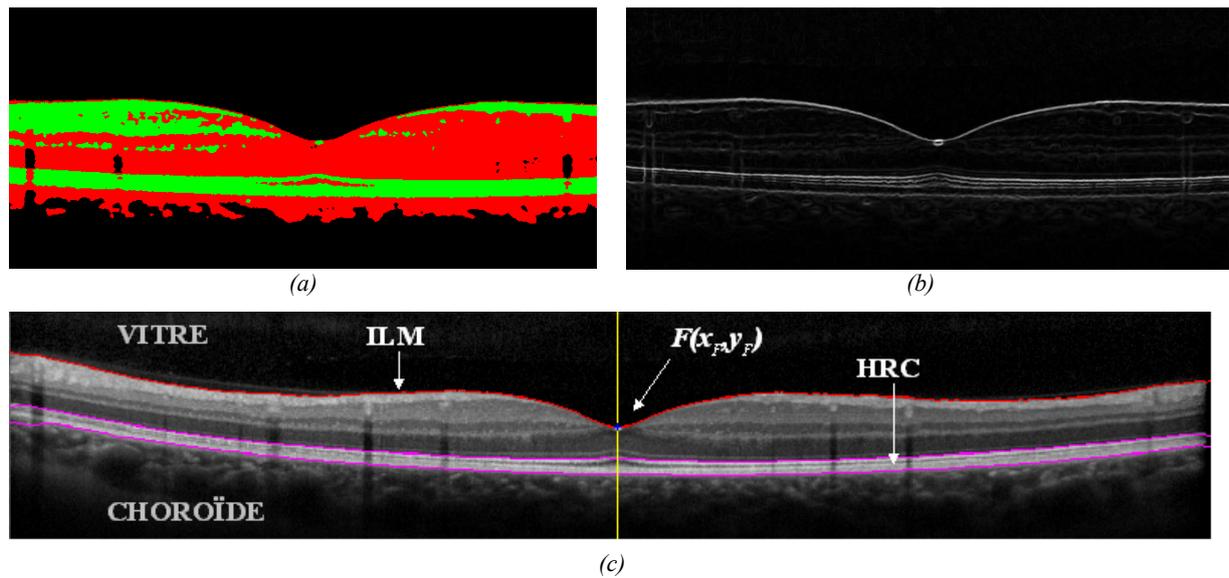


FIG. 4-6. Segmentation du complexe hyper-rélectif (HRC) et localisation de la limitante interne (ILM) (c), réalisées à partir de la classification par l’algorithme des k-moyennes ($k=3$) (a) et du module du gradient (b).

4.2.2.2 Segmentation des photorécepteurs : modélisation du parallélisme par filtre de Kalman

La troisième étape consiste à affiner la segmentation du HRC, de manière à délimiter précisément les segments internes (IS) et externes (OS) des photorécepteurs. L’interface IS/OS est bien contrastée et peut être localisée au moyen d’un détecteur de crêtes (FIG. 4-7 (a)). En revanche, l’interface ONL/IS est très bruitée. Nous proposons donc une méthode plus robuste, par filtrage de Kalman [Brown-97], réalisant le suivi de l’interface recherchée à partir d’une position initiale. Cette approche repose sur la définition d’un vecteur d’état, caractérisant les pixels de la courbe, et sur un modèle d’évolution, permettant de prédire la position de la courbe à la colonne n en fonction de l’estimée à la colonne $n-1$. Dans notre application, le vecteur d’état fait intervenir deux paramètres : la distance à la courbe IS/OS et l’intensité des pixels, tous deux supposés constants. Le paramètre de distance permet de modéliser le parallélisme des courbes, tandis que le paramètre d’intensité permet de sélectionner les pixels suffisamment clairs.

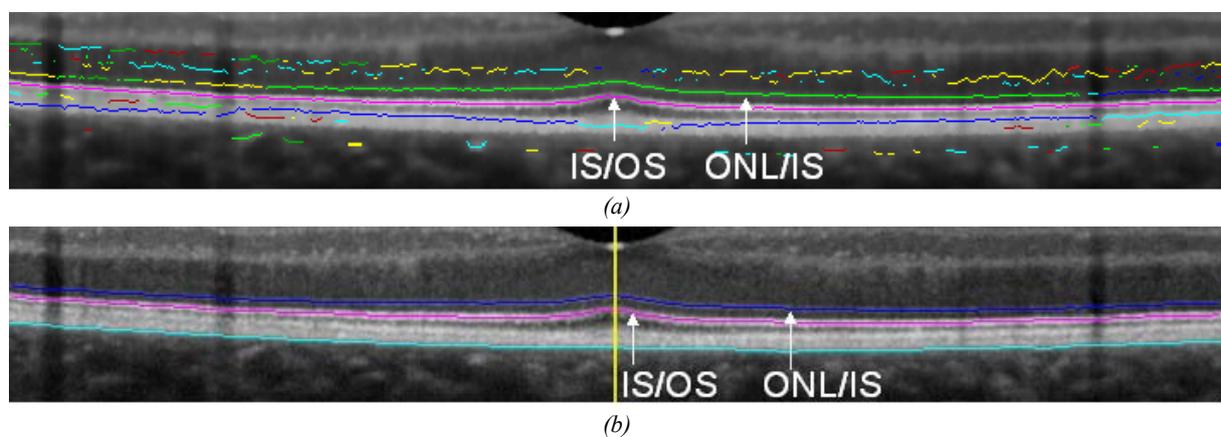


FIG. 4-7. Localisation des interfaces IS/OS et ONL/IS : (a) détection et étiquetage des maxima locaux d’intensité ; (b) résultat final après sélection des lignes de crête pertinentes (IS/OS), application du filtre de Kalman (ONL/IS) et régularisation.

Les équations suivantes formalisent le principe du filtre de Kalman, qui procède en trois étapes. Tout d'abord, le vecteur d'état $\hat{X}(n|n-1)$, à la colonne n , est prédit à partir de l'estimée précédente $\hat{X}(n-1|n-1)$, à la colonne $n-1$:

$$X = \begin{pmatrix} \text{Intensité} \\ \text{Distance} \end{pmatrix} \tag{Eq. 4-1}$$

$$\hat{X}(n|n-1) = F \hat{X}(n-1|n-1)$$

F est la matrice identité dans notre application. Dans le second temps, une mesure $Y(n)$ est réalisée dans l'image, en recherchant le pixel d'intensité maximale autour de la position prédite. Enfin, l'erreur entre la prédiction et la mesure est calculée, afin de corriger la prédiction et de fournir une nouvelle estimée $\hat{X}(n|n)$:

$$\hat{X}(n|n) = \hat{X}(n|n-1) + G(n)(Y(n) - \hat{X}(n|n-1)) \tag{Eq. 4-2}$$

La correction est pondérée par le gain $G(n)$, qui est ajusté à chaque itération en fonction des statistiques de l'erreur de prédiction.

Le filtre est initialisé en considérant la crête la plus longue juste au-dessus de l'interface IS/OS (FIG. 4-7(a)). Par conséquent, l'algorithme est capable de s'adapter à l'image traitée et il est totalement automatique. Lorsque la mesure dans l'image n'est pas compatible avec la prédiction, elle est rejetée et la prédiction sert d'estimation. Le processus s'arrête après plusieurs itérations sans intégration de mesures.

La courbe obtenue est régularisée par application de l'algorithme de contour actif. Les résultats obtenus sont très satisfaisants, malgré le bruit et les zones d'ombre, dues aux vaisseaux sanguins, qui traversent les couches (FIG. 4-7(b)).

Cette méthode, appliquée à l'image de gradient (FIG. 4-6(b)), permet de déduire la frontière interne de la couche RPE+ChCap de la frontière externe du HRC, les deux courbes étant aussi presque parallèles. Elle échoue cependant sur quelques images qui ne présentent pas de contraste entre les couches RPE et OS. C'est pourquoi nous avons finalement opté pour un algorithme peut-être moins précis mais plus robuste, fondé sur l'estimation de l'épaisseur de la couche RPE+ChCap, permettant une première estimation de l'interface, suivie d'une analyse des profils d'intensité et de gradient. Cette approche est donc très locale, mais néanmoins très robuste, car la zone analysée est très restreinte, grâce à la localisation préalable de l'interface IS/OS. Le résultat est régularisé par application de l'algorithme de contour actif (FIG. 4-8).

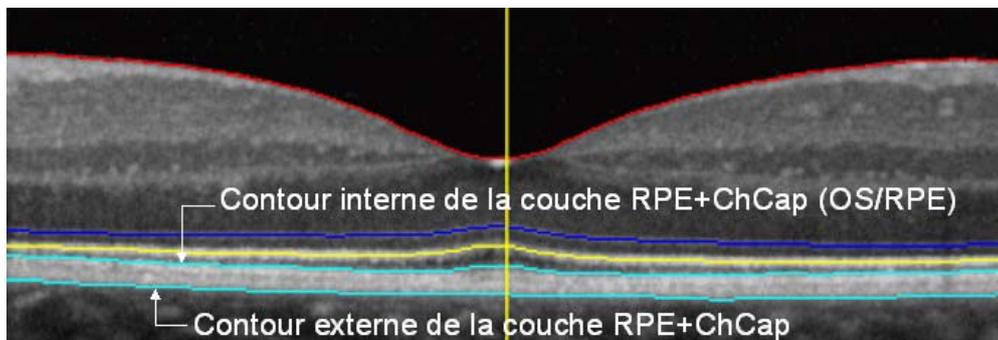


FIG. 4-8. Localisation de la frontière interne de la couche RPE+ChCap (OS/RPE).

L'image est ensuite alignée par rapport au contour externe du HRC, par simple décalage vertical des colonnes. Cette transformation permet de déterminer le clivus, défini par les deux points de l'ILM correspondant à une épaisseur rétinienne maximale autour de la fovéola.

4.2.2.3 Segmentation des couches internes

Les dernières étapes consistent à détecter le contour interne de l'ONL, le contour externe de la couche RNFL et les contours de l'INL, dans la région du clivus. Ces interfaces sont très bruitées et présentent un faible contraste. C'est pourquoi nous avons opté pour une approche par régions. Les algorithmes proposés reposent sur la classification de régions d'intérêt, par application de l'algorithme des k-moyennes suivie d'une régularisation markovienne [Geman-84]. Cette méthode permet de modéliser explicitement le bruit (loi gaussienne) et de prendre en compte les interactions spatiales entre les pixels connexes (modèle de Potts [Besag-86]).

Plus précisément, la localisation de chaque interface est réalisée par les étapes suivantes :

1. Sélection de la région d'intérêt, en fonction des interfaces déjà segmentées.
2. Application de l'algorithme des k-moyennes.
3. Initialisation des paramètres des distributions gaussiennes des intensités de chaque classe, à partir des résultats des k-moyennes.
4. Régularisation markovienne.
5. Sélection des pixels frontières.
6. Régularisation par l'algorithme de contour actif.

Cette méthode est appliquée sur l'image alignée non prétraitée, dans la région fovéolaire définie par le clivus. Chaque fois, la zone d'intérêt est délimitée en fonction des interfaces connues, en traitant séparément les zones à gauche et à droite de la fovéola. En effet, les intensités des couches rétinienne peuvent présenter des statistiques différentes de part et d'autre de la fovéola. Ainsi, les images de classification sont constituées de clusters compacts (FIG. 4-9 (a)). Dans l'étape 5, les frontières sont déterminées par exploration des colonnes de l'image de classification, en extrayant les transitions pertinentes. Cependant, dans le cas de la segmentation de l'INL, qui est très peu contrastée au centre (interfaces GCL+IPL/INL et INL/OPL), la première approximation est définie à partir de 5 points de contour particuliers, qui peuvent être estimés de manière robuste à partir de l'image de classification : la position de la frontière au clivus et au demi-clivus, à gauche et à droite de la fovéola, et les positions de l'ILM et de l'interface OPL/ONL à la fovéola. La ligne brisée ainsi définie (FIG. 4-9 (b)) approche assez bien le contour recherché et constitue une bonne initialisation du contour actif.

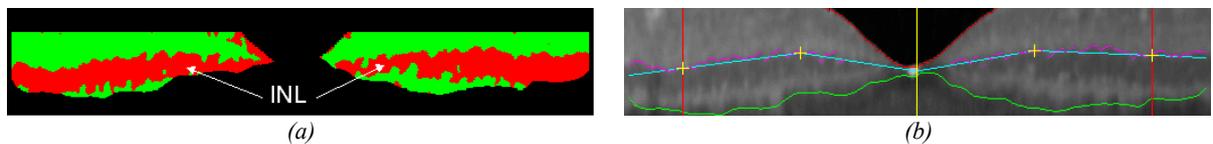


FIG. 4-9. Localisation de l'interface GCL+IPL/INL : (a) classification sur la région d'intérêt définie par les frontières ILM, OPL/ONL pour $k=2$ classes ; les étapes 1 à 4 ont été appliquées séparément à gauche et à droite de la fovéola ; (b) initialisation du contour actif (courbe bleue) à partir des cinq points de contour déduits de l'image de classification.

Dans cette étape, nous avons utilisé des connaissances sur la structure de la rétine, vue comme une superposition de couches dont les intensités relatives sont connues, ce qui permet d'interpréter les images de classification. Pour la segmentation de l'INL, nous avons introduit des contraintes plus fortes, en faisant l'hypothèse que les interfaces convergent à la fovéola et qu'elles sont régulières. Ces hypothèses restent, a priori, valables dans le cas des pathologies rétinienne que nous étudierons

ensuite.

4.2.3. Résultats expérimentaux

La base de données inclut plus de 700 images provenant de plus de 100 sujets sains, dont l'examen ophtalmologique montre une acuité visuelle corrigée supérieure à 80 points ETDRS (Early Trial Diabetic Retinopathy Study) [Klein-83]. Les images ont été acquises avec deux appareils différents du même modèle 3D OCT-1000 de Topcon [Topcon] et avec le Spectralis Heidelberg OCT [Spectralis]. La méthode de segmentation proposée a permis de déterminer plus de 99% des interfaces (FIG. 4-10). Ces résultats ont été validés visuellement par un ophtalmologiste, dont l'expérience dans le domaine de l'interprétation d'images OCT excède 12 années. La suite de l'évaluation concerne les 99% d'interfaces bien détectées.

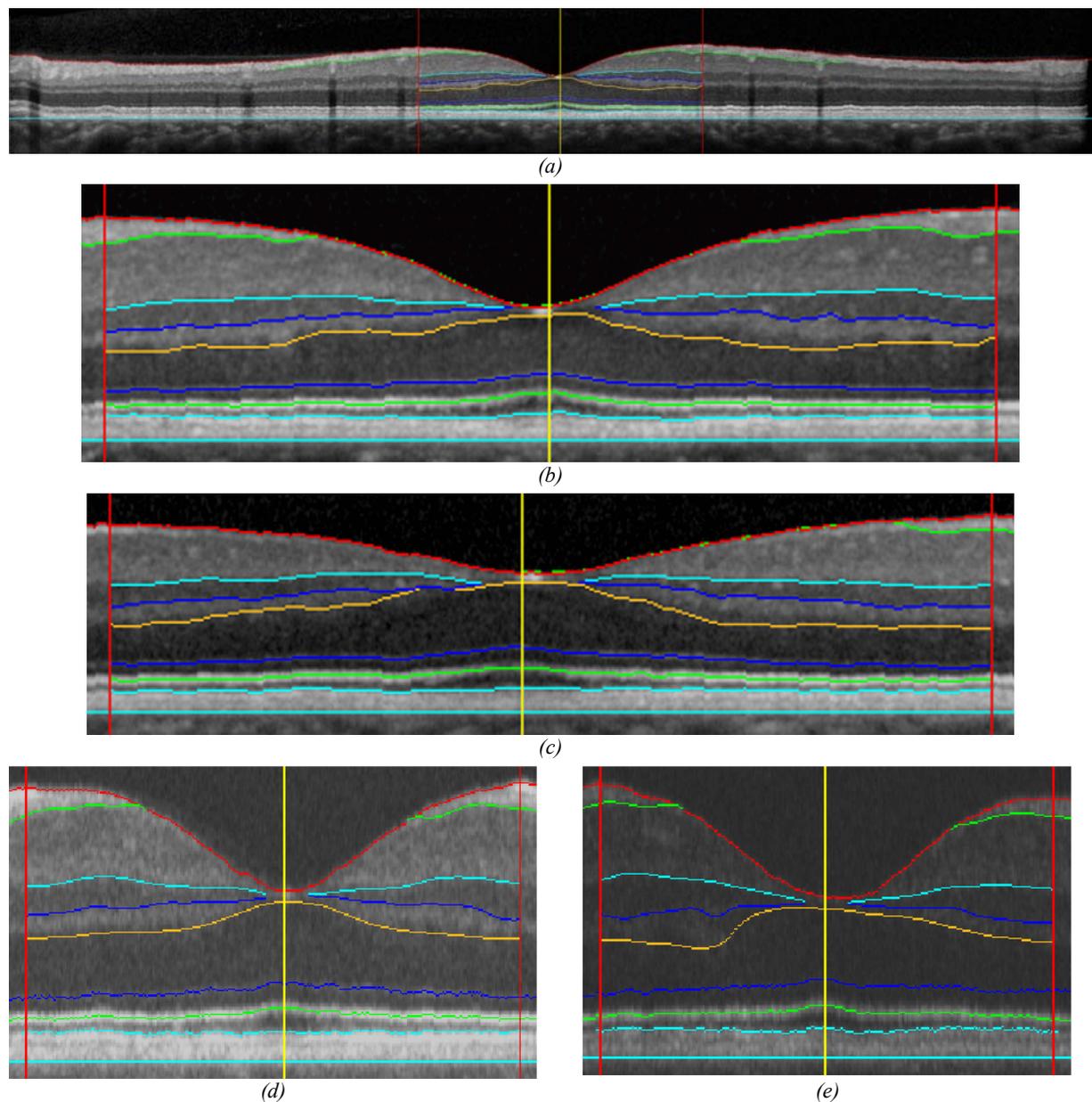


FIG. 4-10. Exemples de résultats de segmentation : (a) segmentation d'une image acquise avec le Spectralis ; (b)(c) zoom sur la segmentation de la zone fovéolaire pour deux images acquises avec le Spectralis ; (d)(e) zoom sur la segmentation de la zone fovéolaire pour deux images acquises avec le Topcon.

Itebbedine Ghorbel a procédé à une évaluation quantitative de notre méthode, en comparant les segmentations obtenues automatiquement par notre logiciel avec les segmentations manuelles réalisées par cinq médecins ophtalmologistes, sur 14 images de la base de données Topcon et 16 images de la base de données Spectralis [Ghorbel-11]. Le protocole d'évaluation comprend trois types de mesures :

- Evaluation directe de la précision de détection d'une interface par mesure de l'erreur quadratique moyenne (EQM).
- Evaluation de la segmentation des couches rétiniennes par le calcul d'indices de sensibilité, de spécificité et de similarité.
- Evaluation des mesures d'épaisseurs rétiniennes dérivées des segmentations, demandées par les médecins dans le cadre d'une étude morphométrique de la rétine.

Les segmentations manuelles réalisées par le médecin le plus expérimenté ont servi de référence pour étudier la variabilité inter-médecins et la variabilité logiciel-expert. La variabilité intra-médecin a, elle aussi, été estimée, à partir de deux segmentations réalisées par l'expert à deux dates différentes, sur une image seulement. Les résultats de cette évaluation ont été présentés en détail dans [Ghorbel-11]. Les principales conclusions sont résumées ci-dessous.

La méthode de segmentation automatique aboutit à des erreurs quadratiques moyennes du même ordre de grandeur que celles mesurées entre les segmentations effectuées par les médecins, pour toutes les interfaces, ce qui dénote une très bonne précision. La variabilité logiciel-expert est même plus faible que la variabilité inter-médecins dans certains cas, en particulier pour l'interface ONL/IS qui n'avait encore jamais été automatiquement détectée. L'étude révèle également une variabilité intra-médecin importante, du même ordre de grandeur que la variabilité inter-médecins. La variabilité inter et intra-médecins s'explique par le faible contraste entre les couches rétiniennes, qui conduit à une certaine indétermination de la position exacte des interfaces.

La seconde partie du protocole d'évaluation concerne la mesure des indices de sensibilité, de spécificité et de similarité des régions. Elle est importante car les ophtalmologistes ont besoin de comparer les couches rétiniennes pour poser un diagnostic. Par exemple, une diminution de la surface ONL peut indiquer le début d'une rétinopathie pigmentaire [Hartong-06]. Les résultats montrent qu'il n'y a pas de sur ou de sous-segmentation des couches rétiniennes, car les indices de spécificité et de sensibilité sont tous très proches de 1 et approximativement égaux aux indices inter-médecins [Zijdenbos-94]. De plus, l'écart-type des indices est inférieur à 0.14, ce qui prouve la robustesse de la segmentation. Les indices de similarité sont compris entre 0.87 (RNFL) et 0.97 (OPL+ONL). Tous ces résultats confirment la précision et la robustesse de la méthode de segmentation proposée.

Enfin, la dernière partie de l'évaluation concerne les mesures d'épaisseur effectuées au clivus et à la fovéola. Les résultats montrent un très bon accord entre les mesures déduites des segmentations manuelles et celles obtenues à partir de la segmentation automatique : les différences logiciel-expert sont généralement inférieures aux différences inter-médecins, ou très proches le cas échéant. Ces résultats sont cohérents avec ceux provenant de la comparaison directe des interfaces. De plus, il est intéressant de noter que les mesures calculées sur la base de données entière fournissent des valeurs moyennes semblables à celles obtenues sur la sous-base d'évaluation, avec des écarts-types légèrement plus grands, ce qui prouve la représentativité des exemples choisis pour l'évaluation quantitative.

4.2.4. Conclusion

J'ai proposé une nouvelle méthode permettant de segmenter automatiquement huit couches rétiniennes, dont l'ONL et l'OS, ce qui n'avait encore jamais été réalisé. L'algorithme combine l'extraction d'informations locales avec la modélisation de connaissances globales sur les couches

rétiniennes, permettant ainsi d'obtenir une grande précision et une grande robustesse. Les paramètres impliqués dans cette méthode modélisent des informations anatomiques et radiométriques très générales, par exemple le nombre de classes dans l'algorithme des k-moyennes, la régularité et la courbure des interfaces dans l'algorithme de contour actif. Ils ont été fixés à des valeurs constantes, valables pour toutes les images. D'autres paramètres relatifs à la qualité des images ne sont pas connus *a priori* et sont donc calculés dynamiquement : il s'agit notamment des paramètres définissant les distributions d'intensité dans l'algorithme de segmentation par champs de Markov ou des paramètres de bruit dans le filtre de Kalman. Aucune information *a priori* sur les épaisseurs des couches rétiniennes n'est intégrée, ce qui permet une grande robustesse par rapport aux variabilités morphométriques. Au contraire, les régions d'intérêt sont dynamiquement déterminées à partir des interfaces obtenues lors des étapes précédentes. Ainsi, la méthode de segmentation proposée a pu être appliquée sur des centaines d'images, sans ajustements spécifiques, ce qui démontre sa généralité, au moins pour le traitement des images de sujets sains. L'évaluation quantitative, menée sur 14 images de la base de données Topcon et 16 images de la base de données Spectralis, couvrant la variabilité observée habituellement, montre un très bon accord entre les segmentations obtenues manuellement par les ophtalmologistes et celles fournies automatiquement par notre logiciel, y compris pour l'interface ONL/IS qui n'avait pas encore été traitée dans la littérature. La variabilité inter et intra-médecins a elle aussi été étudiée, afin de démontrer que la précision de notre méthode est comparable à celle des médecins.

Le logiciel de segmentation a permis de réaliser une étude morphométrique de la fovéa, in vivo, sur une population de sujets sains [Tick-11]. Différentes mesures d'épaisseur et de surface ont été calculées à partir des interfaces détectées (FIG. 4-11). Ces mesures ont été faites sur 110 images OCT provenant de 57 sujets sains. De la fovéa la plus épaisse à la fovéa la plus fine au centre, on a observé un continuum de structure entre les deux cas extrêmes suivants : (i) dépression fovéolaire faible avec continuité de la couche nucléaire interne (INL) au centre (sept yeux, 6,7%) ; (ii) séparation complète des couches internes recouvrant une couche centrale nucléaire externe mince et plate (huit yeux, 7,3%). L'épaisseur fovéale centrale est inversement corrélée au degré de séparation des couches internes et à la surface de la zone fovéolaire avasculaire.

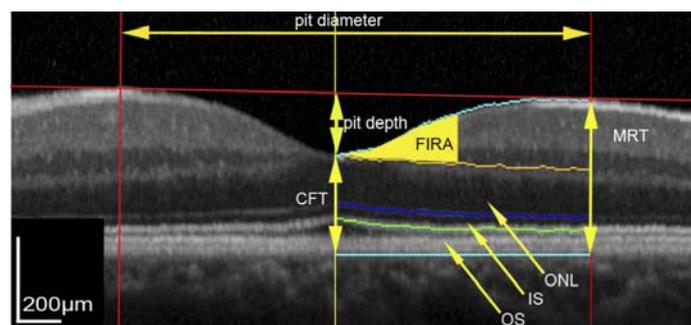


FIG. 4-11. Illustration des paramètres mesurés. Distances mesurées : épaisseur centrale de la fovéa (CFT), ONL (mesurable grâce à la détection de l'interface ONL/IS par filtre de Kalman), OS (entre l'interface IS/OS et la limite externe de la couche RPE), profondeur (pit depth) et diamètre (pit diameter) de la dépression fovéolaire, épaisseur maximale rétinienne au clivus (MRT). Aires mesurées : aire de la dépression fovéolaire (délimitée par la droite passant par les clivus et l'ILM), aire des couches internes de la fovéa, à 500 µ du centre (FIRA).

Cette étude présente plusieurs intérêts. Tout d'abord, elle permet de disposer d'un modèle intégrant les variabilités normales observables, modèle auquel on peut se référer pour estimer le degré d'avancement d'une pathologie. Ensuite, l'analyse de la structure rétinienne donne des informations sur le développement fovéal, car il est très probable que les variabilités observées résultent de

variations de développement. Enfin, les mesures effectuées sur les images OCT ont été corrélées avec des mesures faites manuellement sur des images d'angiographie, afin de mieux comprendre les relations entre l'épaisseur de la rétine et son organisation neurovasculaire.

Tout cela a abouti à ajuster les notions communément admises sur le développement embryonnaire de la macula et à proposer un nouveau modèle de développement. Par la suite, ce travail a permis aux médecins des Quinze-Vingts de découvrir d'autres maladies dans lesquelles une anomalie du développement fovéolaire est présente (albinisme, nystagmus congénital, maladie de Stickler (données non publiées)). La morphologie fovéolaire pourrait ainsi être un marqueur génétique.

4.3. Segmentation des images OCT de rétines – sujets atteints de RP

La seconde partie du projet d'analyse des images OCT concerne la segmentation des images de sujets pathologiques, atteints de rétinopathie pigmentaire. Les limitations de la méthode décrite précédemment et les modifications qui ont été apportées pour traiter ces nouvelles images sont présentées dans cette section. En particulier, j'ai proposé un nouveau modèle de contours actifs qui a permis de pallier certaines difficultés observées.

4.3.1. Limitations de la méthode de segmentation appliquée aux sujets sains

La figure FIG. 4-12 montre une image OCT de rétinopathie pigmentaire à comparer avec une image de rétine saine (FIG. 4-4). La maladie se caractérise par :

- La disparition des photorécepteurs, progressant de la périphérie vers le centre de la macula.
- Un accollement des couches nucléaires internes et de la choroïde, dû à la perte des photorécepteurs, et progressant conjointement avec elle. On observe aussi un amincissement de l'OPL et du HRC en périphérie.
- Pour les stades avancés de la maladie, un épaissement du HRC au centre de la fovéa.

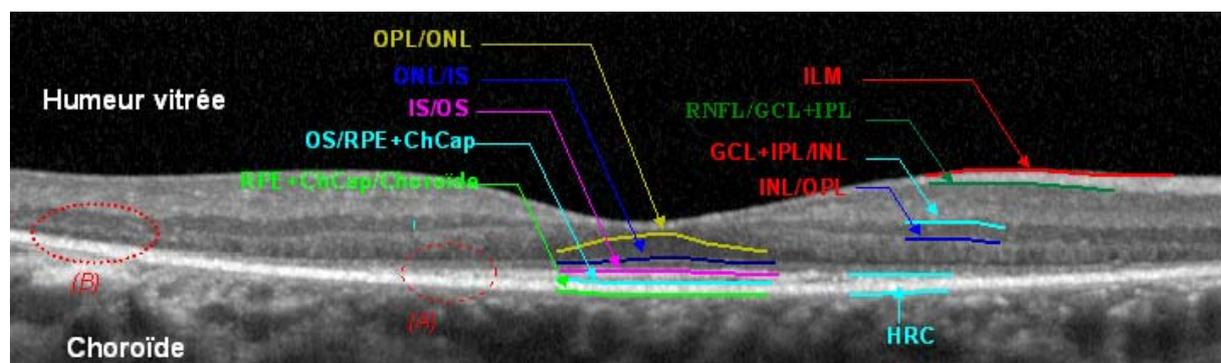


FIG. 4-12. Image OCT d'une rétine atteinte de RP. On observe la perte des segments externes (A) puis, plus en périphérie, la disparition des photorécepteurs (B).

Ces évolutions morphologiques sont accompagnées d'une perte de contraste des images OCT au niveau de certaines interfaces. La frontière externe de la couche nucléaire interne (INL) est encore moins bien définie, surtout à l'extrémité où elle tend à rejoindre la limite supérieure du complexe hyper-réfléctif (HRC). Par ailleurs, le contraste est assez faible entre la zone HRC et la choroïde, et l'évolution d'un contour actif « classique » est perturbée par la présence d'artéfacts dans la choroïde. Par conséquent, les méthodes proposées pour le traitement des images de sujets sains ne sont pas directement transposables à la localisation des interfaces externes des couches INL et HRC. J'ai donc

proposé un nouveau modèle de contours actifs, intégrant une contrainte de parallélisme, permettant de déduire les interfaces externes des interfaces internes malgré les difficultés mentionnées ci-dessus.

4.3.2. Modélisation du parallélisme dans les contours actifs

Dans la formulation classique des contours actifs paramétriques [Kass-88], l'énergie gouvernant l'évolution de la courbe $V(s)$ vers les contours de l'image comprend des termes de contrôle de la régularité de la courbe (l'énergie interne E_{Int}), un terme lié à l'information issue de l'image (E_{Im}), et, optionnellement, un terme traduisant des contraintes spécifiques liées au problème traité (E_{Ext}) :

$$E(V) = E_{Int}(V) + E_{Im}(V) + E_{Ext}(V) \quad \text{Eq. 4-3}$$

Les forces dérivées de l'énergie image attirent la courbe vers le contour recherché, caractérisé par une ligne ou un fort gradient. Parmi les problèmes classiques rencontrés dans l'utilisation de ces méthodes, citons la sensibilité à l'initialisation ainsi qu'au bruit.

Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été proposées pour enrichir ce modèle par des informations *a priori* sur les objets à segmenter. En particulier, le parallélisme a été modélisé en modifiant la fonctionnelle d'énergie (Eq. 4-3). Ainsi, l'algorithme "*Twin Snake*" a été conçu pour la détection de contours parallèles distants de d_0 , en ajoutant un terme d'énergie externe correspondant à une force d'attraction mutuelle de type ressort [Kerschner-98] :

$$E_{Ext}(V(s)) = \delta(s)(d(s) - d_0)^2 \quad \text{Eq. 4-4}$$

Dans cette équation, $d(s)$ est la distance entre le point s et son correspondant sur l'autre courbe, d_0 la distance souhaitée et $\delta(s)$ un terme de pondération. Le paramètre d_0 doit être fixé à l'avance, ce qui constitue une limite de ce modèle. En outre, cette formulation suppose que la distance est constante, ce qui n'est pas toujours le cas.

Le "*ribbon snake*" [Laptev-00] est modélisé par une ligne centrale $V(s)$ associée à une demi-largeur $w(s)$ afin de définir les contours gauche et droit (respectivement $V_G(s)$ et $V_D(s)$) d'un ruban. L'énergie image est calculée comme suit :

$$E_{Im}(V(s)) = -(\nabla I(V_G(s)) - \nabla I(V_D(s))) \cdot n(s) \quad \text{Eq. 4-5}$$

où $n(s)$ représente la normale à l'axe $V(s)$ et ∇I représente le gradient de l'image. Ce modèle ne permet pas explicitement le contrôle de la variation de la largeur du ruban.

Enfin, la méthode "*twins ribbon*" [Al-Diri-05] reprend les idées développées dans les modèles "*twin snake*" [Kerschner-00] et "*sandwich snake*" [Velasco-01]. Quatre courbes évoluent simultanément, deux d'entre elles à l'intérieur de l'objet et les deux autres à l'extérieur. Les deux contours extérieurs sont reliés par des forces d'attraction aux contours internes, tandis que les contours internes sont reliés par des forces de répulsion, dérivées d'une fonction d'énergie liée à la largeur du ruban. Ce modèle est robuste au bruit et permet de localiser les frontières dans des conditions difficiles (faible gradient, occultations). Cependant, il requiert une initialisation précise, la connaissance préalable de la largeur du ruban, et son coût de calcul est plus élevé que celui des autres modèles.

4.3.2.1 Modèle 1 : contour actif évoluant sous contrainte de parallélisme

J'ai tout d'abord proposé un modèle de contour actif paramétrique $V(s)$ qui évolue par rapport à une courbe de référence $V_0(s)$. La courbe $V(s)$ est définie par la normale $n_0(s)$ à la courbe de référence $V_0(s)$ et par la distance locale $b(s)$ entre les deux courbes :

$$V(s) = b(s)n_0(s) \text{ avec } n_0(s) = \begin{pmatrix} n_{0x}(s) \\ n_{0y}(s) \end{pmatrix} \quad \text{Eq. 4-6}$$

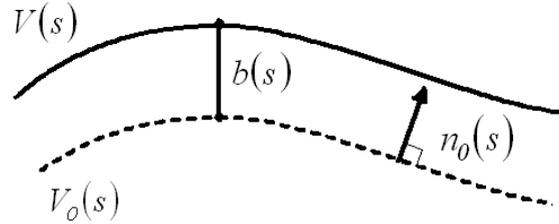


FIG. 4-13. Représentation du contour actif paramétrique $V(s)$ défini par rapport à la courbe $V_0(s)$

La fonctionnelle d'énergie qui gouverne l'évolution de la courbe $V(s)$ est définie par :

$$E(V) = E_{Im}(V) + E_{Int}(V) \quad \text{Eq. 4-7}$$

avec pour énergie image E_{Im} et énergie interne E_{Int} :

$$E_{Im}(V) = \int_0^l P(V(s)) ds \quad \text{Eq. 4-8}$$

$$E_{Int}(V) = \int_0^l \varphi(s)(b'(s))^2 ds \quad \text{Eq. 4-9}$$

Le terme d'énergie image (Eq. 4-8) est défini comme dans le modèle classique [Kass-88][Xu-98], par exemple $P(V(s)) = -|\nabla I(V(s))|$. Le terme d'énergie interne (Eq. 4-9) sert de régularisation et empêche les variations brutales de la distance entre $V(s)$ et la courbe de référence $V_0(s)$. Le paramètre de pondération $\varphi(s)$ peut être constant ou varier pour renforcer ou relâcher localement la contrainte.

La minimisation de l'énergie $E(V)$ est obtenue par résolution de l'équation d'Euler-Lagrange :

$$n_{0x}(s) \frac{\partial P}{\partial x}(V(s)) + n_{0y}(s) \frac{\partial P}{\partial y}(V(s)) - 2\varphi'(s)b'(s) - 2\varphi(s)b''(s) = 0 \quad \text{Eq. 4-10}$$

$$-2\varphi'(s)b'(s) - 2\varphi(s)b''(s) = \langle n(s), F(V(s)) \rangle \text{ avec } F = -\nabla P \quad \text{Eq. 4-11}$$

L'équation Eq. 4-10 permet de déterminer $b(s)$ et par conséquent $V(s)$. Elle exprime un état d'équilibre entre une force image qui s'exerce dans la direction normale à la courbe de référence $V_0(s)$ et une force de régularisation qui s'oppose aux variations brutales de la distance $b(s)$ (Eq. 4-11).

L'équation Eq. 4-10 est résolue numériquement en la discrétisant avec un schéma numérique implicite et en introduisant une variable de temps. Si la contrainte est très forte (φ grand), la courbe $V(s)$ évolue « parallèlement » à son initialisation sans se déformer. Si, de plus, l'initialisation de la courbe $V(s)$ est parallèle à la courbe de référence ($b(s)$ constant à $t=0$), alors $V(s)$ se déplace vers les forts gradients en restant parallèle à $V_0(s)$. Si la contrainte n'est pas trop forte, alors la courbe se déplace en se déformant pour épouser le contour recherché, tout en gardant un aspect régulier.

Ce modèle présente plusieurs avantages : il ne requiert pas la connaissance précise de la distance entre la courbe recherchée et la courbe de référence, il n'introduit pas de complexité supplémentaire par rapport au modèle classique, et, enfin, il permet le contrôle de la contrainte de parallélisme par le choix de la pondération $\varphi(s)$.

4.3.2.2 Modèle 2 : Contours Actifs Parallèles

Dans certains cas, on ne dispose pas d'une courbe de référence et il peut être intéressant de réaliser l'extraction simultanée de deux contours approximativement parallèles. Le second modèle que j'ai proposé répond à cette problématique [Ghorbel-11b][Ghorbel-11c].

Le modèle des contours actifs parallèles est constitué de deux contours actifs qui évoluent conjointement sous l'action des forces image tout en maintenant un parallélisme approximatif. Le modèle est défini par une courbe paramétrique $V(s)=(x(s),y(s))$, représentant la ligne centrale d'une bande, dont on veut déterminer les contours, V_1 et V_2 , et la demi-épaisseur locale b (FIG. 4-14). Notons $n(s)$ le vecteur normal à la courbe V en s :

$$V_{1,2}(s) = V(s) \pm b(s)n(s) \text{ avec } n(s) = \begin{pmatrix} n_x(s) \\ n_y(s) \end{pmatrix} \tag{Eq. 4-12}$$

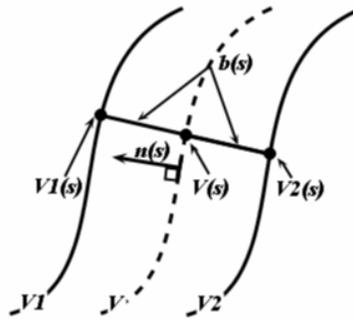


FIG. 4-14. Représentation paramétrique des Contours Actifs Parallèles.

Les bords V_1 et V_2 sont strictement parallèles si $b(s)$ est indépendant de s .

Pour faire évoluer ces contours, nous introduisons une nouvelle fonctionnelle d'énergie, dont la minimisation va nous permettre de déterminer la ligne centrale $V(s)$ et la demi-épaisseur $b(s)$:

$$E(V, b) = E_{Int}(V) + E_{Im}(V_1) + E_{Im}(V_2) + R(V_1, V_2) \tag{Eq. 4-13}$$

$$E_{Int}(V) = \frac{I}{2} \int_0^l \alpha(s) \left| \frac{\partial V(s)}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 V(s)}{\partial s^2} \right|^2 ds \tag{Eq. 4-14}$$

Dans cette équation, les énergies E_{Im} (Eq. 4-8) et E_{Int} (Eq. 4-14) sont définies comme dans le modèle classique [Kass-88][Xu-98], afin de déformer les courbes vers les forts gradients tout en préservant leur régularité. Le dernier terme de l'équation Eq. 4-13, $R(V_1, V_2)$, est un terme d'énergie couplée qui empêche les variations brutales d'épaisseur :

$$R(V_1, V_2) = \int_0^l \varphi(s) (b'(s))^2 ds \tag{Eq. 4-15}$$

Les différents paramètres de pondération, $\alpha(s)$, $\beta(s)$ et $\varphi(s)$, contrôlent la régularité des courbes : tension, rigidité, contrainte de parallélisme. Ils sont, dans nos expérimentations, fixés à une valeur constante, mais il peut être intéressant de faire varier $\varphi(s)$ en fonction de s , pour renforcer ou relâcher localement la contrainte de parallélisme, similairement au modèle précédent.

La minimisation de l'énergie totale $E(V,b)$ est obtenue par résolution de deux équations d'Euler-Lagrange. La première (Eq. 4-16) exprime la minimisation de l'énergie par rapport à la courbe V et est similaire à la formulation traditionnelle des contours actifs. La courbe $V(s)$ se déplace sous l'influence de la somme des forces image qui s'exercent sur les bords V_1 et V_2 .

$$\begin{cases} -\alpha x''(s) + \beta x''''(s) + \frac{\partial P}{\partial x}(V_1(s)) + \frac{\partial P}{\partial x}(V_2(s)) = 0 \\ -\alpha y''(s) + \beta y''''(s) + \frac{\partial P}{\partial y}(V_1(s)) + \frac{\partial P}{\partial y}(V_2(s)) = 0 \end{cases} \quad \text{Eq. 4-16}$$

La seconde exprime la minimisation de l'énergie par rapport à la demi-épaisseur $b(s)$ et permet de contrôler la distance entre les bords V_1 et V_2 .

$$n_x(s) \left[\frac{\partial P}{\partial x}(V_1(s)) - \frac{\partial P}{\partial x}(V_2(s)) \right] + n_y(s) \left[\frac{\partial P}{\partial y}(V_1(s)) - \frac{\partial P}{\partial y}(V_2(s)) \right] - 2\varphi b''(s) = 0 \quad \text{Eq. 4-17}$$

$$\langle n(s), F(V_2(s)) - F(V_1(s)) \rangle - 2\varphi b''(s) = 0 \quad \text{Eq. 4-18}$$

Prenons le cas où la ligne centrale est correctement positionnée, alors que l'estimation de la demi-épaisseur est localement trop basse (cas 1) ou trop élevée (cas 2) par rapport au contour réel (FIG. 4-15). Les forces $F(V_1(s))$ et $F(V_2(s))$ ont globalement des directions opposées et la projection de leur différence sur la normale $n(s)$ est négative ou positive. Ainsi $b(s)$ augmentera (cas 1) ou diminuera (cas 2) de sorte que les deux courbes évolueront vers la bonne position. Le dernier terme de l'équation Eq. 4-17 assure la régularisation des deux courbes V_1 et V_2 .

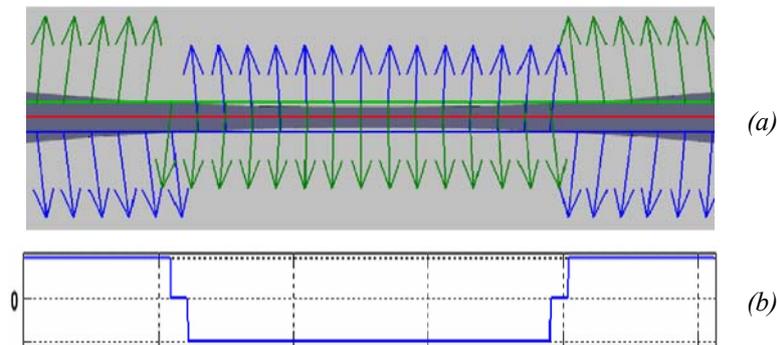


FIG. 4-15. Variation de la demi-épaisseur $b(s)$ donnée par l'équation Eq. 4-17. (a) forces obtenues pour chaque contour (flèches bleues et vertes), (b) variation de la demi-épaisseur

Les équations d'Euler-Lagrange sont résolues numériquement en introduisant la variable temps t et en discrétisant les équations Eq. 4-16 et Eq. 4-17, avec un schéma numérique implicite. La minimisation globale est effectuée en mettant à jour séquentiellement la courbe centrale et la demi-épaisseur, d'après l'algorithme suivant :

Etape 1 : Initialiser la ligne centrale $V(s)$ et la demi-épaisseur $b(s)$

Itérer

Etape 2 : mettre à jour les courbes $V_1(s)$ et $V_2(s)$ (Eq. 4-12)

Etape 3 : faire évoluer la courbe $V(s)$ (Eq. 4-16)

Etape 4 : mettre à jour les courbes $V_1(s)$ et $V_2(s)$ (Eq. 4-12)

Etape 5 : mettre à jour la demi-épaisseur $b(s)$ (Eq. 4-17)

ALGO. 4-1. Algorithme des contours actifs parallèles.

Ce modèle est bien adapté à la détection de structures allongées présentant des bords approximativement parallèles : il ne présuppose pas de connaître l'épaisseur des structures recherchées tout en permettant de contraindre plus ou moins fortement le parallélisme entre les deux bords.

4.3.3. Méthode de segmentation des images OCT de rétines atteintes de RP

La méthode de segmentation des images OCT a été adaptée par Itebeddine Ghorbel au traitement des sujets pathologiques atteints de RP [Ghorbel-11b] [Ghorbel-11c]. Le nouvel algorithme suit un schéma fonctionnel très proche de celui défini pour le traitement des images de sujets sains (Section 4.2.2). Les limites internes des couches HRC (IS/HRC) et INL (GCL+IPL/INL) sont localisées en appliquant une classification par k-moyennes suivie d'une régularisation markovienne. Ces informations servent à initialiser le modèle des Contours Actifs Parallèles (Section 4.3.2.2), appliqué pour déterminer les interfaces externes fortement bruitées. Dans chaque cas, $V(s)$ est défini comme la ligne parallèle à l'interface interne. La demi-épaisseur $b(s)$ est initialisée à une valeur typique de la couche à segmenter.

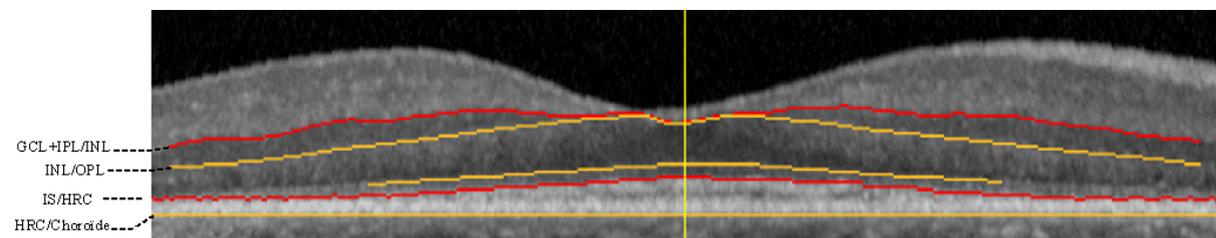


FIG. 4-16 : Segmentation d'une image de rétine atteinte de rétinopathie pigmentaire.

4.3.4. Résultats expérimentaux

Les segmentations ont été réalisées automatiquement sur une base de données comprenant 69 images, provenant de 20 sujets pathologiques, avec une assez large variabilité de stade d'évolution. Les segmentations obtenues par la méthode proposée ont toutes été validées par un expert. Afin d'évaluer quantitativement notre méthode, nous avons comparé les segmentations automatiques aux segmentations manuelles réalisées par cet expert sur 5 images. Nous avons aussi étudié la variabilité intra-expert [Ghorbel-11b] [Ghorbel-11c].

Les résultats obtenus montrent un très bon accord entre les segmentations faites manuellement par l'expert et celles obtenues par notre logiciel. Les erreurs quadratiques moyennes mesurées sont comprises entre 1.16 et 1.77 pixels pour toutes les interfaces, sauf pour l'interface OPL/ONL qui est très bruitée et mal définie (5.33 pixels). Dans tous les cas, l'erreur quadratique moyenne entre la segmentation automatique et la segmentation de référence est inférieure à la variabilité inter-médecins, et, pour 5 des 9 interfaces étudiées, inférieure à la variabilité intra-médecin. L'indice de similarité (S) calculé sur toutes les régions varie entre 0,85 (INL) et 0,96 (OPL+ONL). Ces évaluations confirment

que le modèle des Contours Actifs Parallèles permet d'obtenir des segmentations précises et cohérentes, comparables à celles de l'expert.

4.3.5. Conclusion

Nous avons adapté l'algorithme de segmentation des images OCT de rétines saines aux cas pathologiques, atteints de rétinopathie pigmentaire. Les interfaces qui posaient des difficultés ont été détectées grâce au modèle des Contours Actifs Parallèles. Ce nouveau modèle permet de faire évoluer simultanément deux contours, dont on maintient le parallélisme approximatif grâce à un terme d'énergie couplée, rendant ainsi le mouvement des contours moins sensible au bruit. L'algorithme a été testé sur une base de données incluant 69 images, dont certaines correspondent à des états avancés de la maladie. Les évaluations ont confirmé l'intérêt de la méthode. Nous travaillerons ensuite à l'unification des deux algorithmes. En effet, il semble possible et judicieux d'appliquer cette nouvelle méthode de segmentation à tout le panel d'images, allant des cas sains aux cas de RP avancés, avec éventuellement un paramétrage différent en fonction du stade d'évolution.

Une fois que de larges cohortes de sujets auront été examinées prospectivement, il sera possible d'effectuer un travail de modélisation à partir des données quantitatives extraites de ces segmentations. Cette modélisation aura pour but de tenter de prédire l'évolution de la maladie de chaque individu, et ainsi de déterminer qui pourrait bénéficier d'un traitement préventif. Une autre application de cette méthode serait la maladie de Stargardt, maladie progressant cette fois-ci du centre de la rétine vers la périphérie. Des protocoles de thérapie génique se mettent en place pour cette maladie, rendant donc importante la mise au point de logiciels d'analyse objective des résultats.

D'une façon générale, les logiciels de segmentation dédiés à une pathologie donnée sont un passage obligé, non seulement pour une meilleure compréhension de la maladie en question et de son évolution, mais aussi et surtout pour suivre l'effet d'un traitement (thérapie génique, thérapie pharmacologique...). Ces logiciels dédiés ne peuvent être mis au point que par une collaboration étroite avec un centre médical spécialisé, comme cela a été le cas pour les résultats présentés.

Un autre domaine d'application intéressant, dérivant de ce travail, est la modélisation tridimensionnelle de la rétine, permettant d'aller plus loin dans l'analyse des stades précoces des maladies. L'idée est ici de retirer une information à partir de multiples coupes prises à quelques microns d'intervalle, et ainsi de reconstituer la morphologie interne et externe de la macula, le tout couplé aux informations sur la densité des photorécepteurs obtenues par l'optique adaptative.

4.4. Détection et comptage des photorécepteurs en optique adaptative

Le sous-projet 3 du projet ANR iPhot est traité par Télécom ParisTech et l'ISEP dans le cadre du stage post-doctoral de Kevin Loquin. Il s'agit de proposer des outils de détection et de comptage des photorécepteurs dans des images d'optique adaptative.

Les images AO ont été acquises avec le prototype *rx1 Adaptive Optics Retinal Camera* développé par Imagine Eyes [Imagine-Eyes]. Chaque acquisition correspond à une séquence de 40 images, recalées et moyennées pour améliorer le rapport signal à bruit. La résolution, de 0.8 μ m, permet de visualiser les cônes, comme l'illustre la figure FIG. 4-17(a).

4.4.1. Etude bibliographique

Peu de travaux ont été effectués sur la détection des photorécepteurs dans les images AO. Li propose de réduire le bruit de l'image par filtrage passe-bas, puis de détecter les maxima locaux d'intensité. L'image binaire résultante est dilatée, afin de fusionner les zones distantes de moins de 2 μ m (distance minimale entre deux photorécepteurs) [Li-07]. Xue décrit une approche similaire, mais

les maxima régionaux sont recherchés par ordre d'intensité décroissante. Chaque nouvelle détection est assortie de la définition d'une zone d'influence, dans laquelle aucune nouvelle détection ne peut être faite, de sorte qu'un photorécepteur ne peut être compté qu'une seule fois [Xue-07]. Ces deux algorithmes sont très similaires. Le second semble cependant plus robuste et plus précis, car les informations les plus fiables sont exploitées en priorité.

4.4.2. Méthode proposée

Nous proposons également une approche fondée sur la détection des maxima locaux d'intensité, favorisant les plus lumineux. L'algorithme suit le principe suivant [Loquin-11] :

-
1. Définir un seuil de tolérance T .
 2. Détecter les maxima locaux d'intensité P_m . Notons I_m l'intensité du maximum local P_m .
 3. Ordonner les maxima locaux par intensité I_m décroissante ($I_{m+1} \leq I_m$)
 4. Pour chaque maximum local P_m ,
 - a. construire la région de pixels connexes C_m dont les intensités sont supérieures à $(I_m - T)$ et contenant P_m .
 - b. supprimer le maximum régional P_m si I_m n'est pas le maximum de C_m ou si C_m intersecte une composante connexe C_n telle que $n < m$.
-

ALGO. 4-2. Détection des photorécepteurs

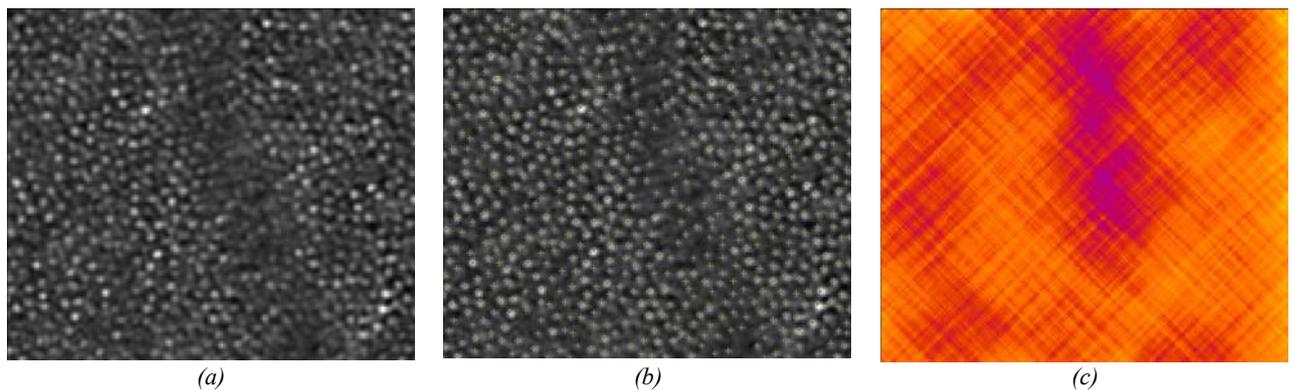


FIG. 4-17. Détection des photorécepteurs. (a) image d'une rétine saine ; (b) détection des photorécepteurs ; (c) carte de densité correspondante.

Cet algorithme est très efficace du point de vue du coût de calcul, car il ne nécessite pas de parcourir toute l'image. D'autre part, le paramétrage est très intuitif et très facile à réaliser, notamment grâce à la rapidité d'exécution. La figure FIG. 4-17 montre un exemple sur une zone image réduite, pour une rétine saine. Les performances ont été fortement améliorées, en appliquant préalablement la méthode de déconvolution des images AO proposée par l'ONERA, partenaire du projet iPhot (Section 4.4.3).

4.4.3. Evaluation

L'algorithme proposé a fait l'objet d'une validation objective par rapport aux équivalents présentés dans la littérature [Li-07] [Xue-07]. Pour cela, deux médecins ophtalmologues ont marqué manuellement les cônes dans 52 sous-images extraites de 13 images AO (Gold Standard, GS). Pour chaque image, deux des quatre sous-images sont identiques. L'évaluation quantitative a été réalisée en calculant :

- le taux de faux positifs (TFP), égal au nombre de points identifiés par l'algorithme sans

- contrepartie dans le gold standard (faux positifs), rapporté au nombre de points du GS ;
- l'indice de sensibilité (Se), égal au nombre de points identifiés par l'algorithme qui font partie du GS (vrais positifs), rapporté au nombre de points du GS.

Nous avons proposé de regarder un indice qui donne autant de poids au taux de faux positifs (TFP) qu'à la sensibilité (Se) : la différence entre la sensibilité Se et le taux de faux positifs TFP. Afin de comparer le plus objectivement possible les algorithmes, les paramètres de chaque méthode sont ceux qui maximisent cette différence (Se – TFP, FIG. 4-18).

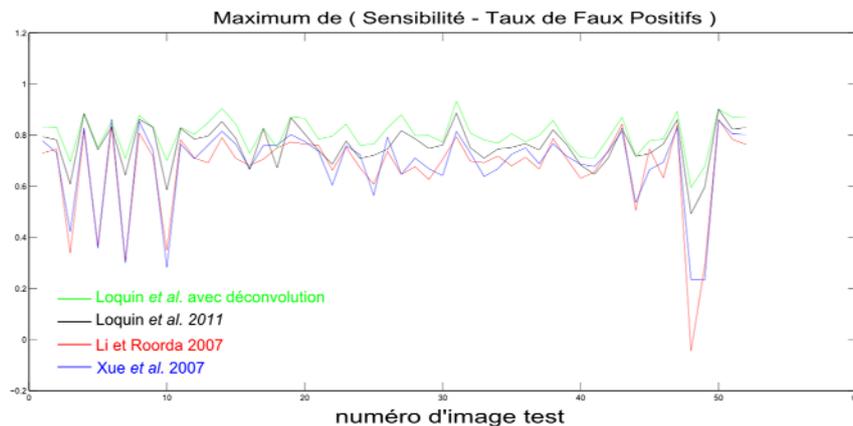


FIG. 4-18. Indice (Se – TFP) calculé sur 52 sous-images, pour les 4 méthodes de détection évaluées.

Le graphe montre que notre approche, appliquée aux images déconvoluées, conduit aux meilleures performances, sauf dans deux cas (sous-images 6 et 18). D'autre part, les images ont été triées par qualité croissante, en calculant la différence (Se – TFP) à partir des segmentations manuelles réalisées sur les sous-images identiques. On a ainsi pu vérifier que notre algorithme a un comportement bien meilleur que les autres sur les images de moins bonne qualité (3, 5, 7, 10, 48, 49 notamment). Cela dénote un gain de robustesse important par rapport à la qualité des images.

4.4.4. Conclusion

Ces logiciels de comptage des photorécepteurs ont d'ores et déjà permis de quantifier la perte cellulaire au cours du suivi de certaines pathologies rétiniennes (manuscrit en cours de rédaction). Des validations cliniques sont cependant nécessaires. Les études cliniques en cours ont pour objectif de déterminer la répartition normale des photorécepteurs, ainsi que les variations au cours des pathologies. Les études récentes montrent que l'optique adaptative ne se limite pas aux maladies rétiniennes relativement rares, mais peut également avoir un intérêt dans les maladies plus courantes comme la dégénérescence maculaire liée à l'âge. L'imagerie des photorécepteurs par optique adaptative est un domaine en pleine évolution technologique et médicale, ce qui imposera des ajustements continuels aux logiciels.

4.5. Segmentation des images de fond d'œil

Ce paragraphe présente le second axe de recherche initié avec le CIC, relatif à la segmentation des vaisseaux rétiniens dans les images de fond d'œil. Les sections 4.5.1 à 4.5.4 traitent des images de fond d'œil acquises par rétinographie, tandis que la section 4.5.5 introduit les travaux préliminaires menés sur des images d'optique adaptative.

4.5.1. Etude bibliographique

La segmentation des vaisseaux sanguins rétiniens et la modélisation de l'arbre vasculaire ont fait l'objet de nombreux travaux de recherche depuis une vingtaine d'années. La plupart ont exploité des connaissances *a priori*, que nous pouvons catégoriser ainsi :

- Informations structurelles au niveau image :
 - o Les vaisseaux sont des structures localement linéaires dont le profil d'intensité est gaussien.
 - o Les principales artères sont plus claires que les veines, et présentent souvent un reflet central.
 - o La papille (disque optique) se présente comme un disque plus lumineux.
- Informations structurelles de plus haut niveau :
 - o Les vaisseaux forment un arbre : les principales veines ou artères, issues du disque optique, se divisent en deux branches filles de même nature (bifurcation).
 - o Autour de la papille, il y a *généralement* alternance veine/artère.
 - o Les vaisseaux fils ont un diamètre plus petit que le vaisseau père. Il existe une relation mathématique, établie empiriquement, qui lie ces paramètres [Knutson-03].
 - o Les points de croisement impliquent des vaisseaux de natures différentes, une veine et une artère, mais jamais deux veines ou deux artères.

Les connaissances du premier type ont été largement utilisées pour segmenter les images de fond d'œil, afin d'obtenir une image binaire dans laquelle les vaisseaux sont à 1. La segmentation est généralement réalisée en deux étapes : le rehaussement des vaisseaux, la classification supervisée ou non supervisée en pixels "vaisseau" ou pixels "fond".

De nombreux filtres ont été appliqués pour rehausser les vaisseaux dans les images de fond d'œil : filtres directionnels gaussiens [Chanwimaluang-03][Chaudhuri-02][Hoover-02][Niemeijer-04], dérivée première ou seconde de filtres gaussiens [Chutatape-98][Gang-02] [Niemeijer-04][Vermeer-04][Walter-05], filtres morphologiques avec des éléments structurants linéaires [Walter-05][Zana-01], chapeau haut de forme modifié [Mendonca-06], détecteurs de lignes [Ricci-07], algorithmes "trameline" [Al-Diri-09][Lowell-04], ondelettes [Soares-06], mesures de concavité [Lam-10], etc. Toutes ces méthodes exploitent, au moins partiellement, les connaissances image mentionnées ci-dessus. Les limites se situent au niveau de la prise en compte de la variabilité des diamètres des vaisseaux. Par exemple, de nombreux auteurs paramètrent leur modèle gaussien avec un écart-type fixé en fonction de la résolution de l'image (e.g. [Chanwimaluang-03][Chaudhuri-02][Hoover-02][Martínez-Pérez-99][Zana-01]), ou appliquent des éléments structurants ou des détecteurs de lignes de taille fixe, ce qui suppose implicitement que les vaisseaux ont tous la même épaisseur, ce qui n'est évidemment pas le cas. Seuls quelques auteurs ont proposé des approches multi-résolutions [Mendonca-06].

Une fois les vaisseaux rehaussés, l'image est binarisée par seuillage, ce paramètre étant très souvent fixé empiriquement sur toute l'image [Chanwimaluang-03][Chaudhuri-02], parfois calculé en fonction des paramètres du filtre [Gang-02][Vermeer-04], ou ajusté localement afin de mieux gérer les variations de contraste de l'image [Cai-06]. Aucune information additionnelle n'est introduite à ce stade, excepté dans les approches de Jiang [Jiang-03] et de Hoover [Hoover-02], qui vérifient la forme des régions segmentées. Afin d'améliorer la robustesse de cette étape, d'autres auteurs ont proposé des classifieurs supervisés [Niemeijer-04][Ricci-07][Sinthanayothin-99][Soares-06][Staal-04]. Ceux-ci nécessitent de réaliser manuellement des segmentations, travail long et fastidieux, et ne sont pas vraiment adaptés à un contexte clinique, où de nombreuses images issues de rétinographes différents sont à traiter.

Enfin, d'autres approches ont tenté de mieux exploiter la structure linéaire et la continuité des vaisseaux : on peut noter les méthodes de tracking par filtre de Kalman [Chutatape-98], de suivi de contours sous contrainte de parallélisme [Chrástek-02][Gagnon-01]. Néanmoins, le tracking est réalisé à partir d'informations mesurées localement et les points de bifurcation ou de croisement sont difficiles à gérer. Cette approche ne semble donc pas très robuste : en cas d'arrêt prématuré du tracking, une grande partie de l'arbre vasculaire n'est pas segmentée. Les contours actifs sont également intéressants, mais posent aussi le problème de la gestion des points de bifurcation et de croisement [Al-Diri-05] ou incorporent trop peu de connaissances *a priori* pour être robustes par rapport aux faibles contrastes [McInerney-00]. Ces travaux laissent à penser que la structure arborescente de la vascularisation rétinienne est plus un obstacle qu'une aide au niveau de l'étape de segmentation.

4.5.2. Méthode proposée

La méthode proposée par Zana et Klein [Zana-01] est particulièrement intéressante car elle exploite toutes les informations image dont nous disposons : le caractère linéaire des vaisseaux, révélé par les filtres morphologiques, et le profil gaussien, révélé par le filtre LoG (Laplacian of Gaussian). Ainsi, notre objectif a été d'apporter des améliorations à cette méthode, avec le souci particulier d'obtenir une détection fiable des principaux vaisseaux. La figure FIG. 4-19 présente le schéma fonctionnel de notre algorithme.

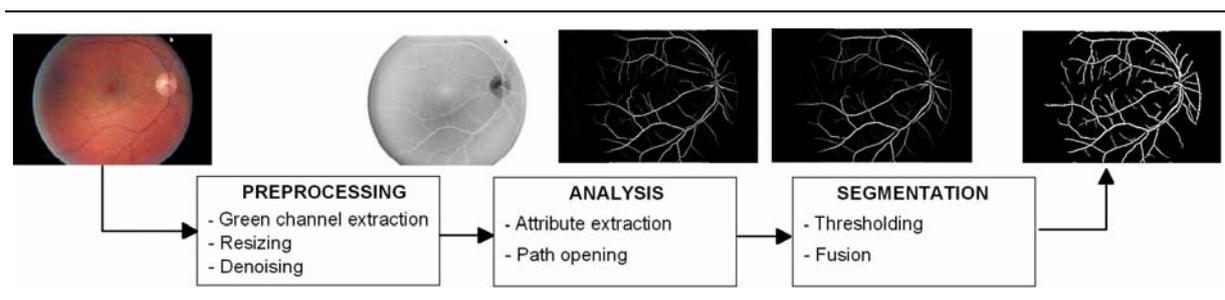


FIG. 4-19. Schéma fonctionnel de la méthode de segmentation proposée

L'image est tout d'abord convertie en niveaux de gris par sélection du canal vert, redimensionnée, et débruitée par application d'un filtre « toggle mapping » [Walter-05].

L'image est ensuite segmentée. Les améliorations, par rapport à [Zana-01] ont porté sur trois points [Rossant-11] :

- Les images sont traitées à deux niveaux de résolution : l'image rehaussée par application d'un top-hat est filtrée par un filtre LoG, pour deux écarts-types différents, créant ainsi deux images attributs complémentaires.
- L'extraction des structures linéaires est faite par des ouvertures par chemins [Heijmans-05][Talbot-07], qui généralisent la notion d'ouverture par des éléments structurants linéaires, conduisant à une meilleure connexité de l'arbre vasculaire [Valero-09].
- La classification des pixels en « vaisseau » (classe 1) ou « fond » (classe 0) est faite par seuillage par hystérésis, les paramètres étant définis dynamiquement à partir du rapport suivant :

$$r(S) = \frac{\text{nombre de composantes connexes}}{\text{nombre de pixels mis à l'}}$$

Eq. 4-19

Sachant que l'arbre vasculaire est entièrement connecté, la minimisation de ce ratio, sur les

valeurs admissibles du seuil S , conduit à une segmentation pour laquelle le nombre de fausses détections et de non-détections est minimisé. Le seuil haut S_H est égal à la valeur optimale trouvée, tandis que le seuil bas est défini pour que 1% de pixels en plus soient classés en vaisseau. Cette approche exploite implicitement des connaissances structurelles de haut niveau, optimisant ainsi l'étape de classification, et est robuste aux variations de contraste entre les images.

Un graphe est ensuite extrait du squelette de l'image binaire, donnant une représentation de haut niveau de l'arbre vasculaire. La classification en veines et artères a été abordée lors de deux stages M2. Les méthodes implémentées reposent sur l'analyse du profil d'intensité [Li-03] et sur la connaissance de la structure de l'arbre vasculaire [Rothaus-09].

4.5.3. Evaluation quantitative

L'algorithme de segmentation a été évalué sur la base [DRIVE], contenant 40 images (dont 7 présentant une pathologie) [Rossant-11]. Des segmentations manuelles ont été effectuées par trois experts sur les 20 images de la sous-base de test. Elles permettent de comparer les méthodes publiées dans la littérature, en calculant classiquement des indices d'exactitude, de spécificité et de similarité. Les résultats obtenus avec notre algorithme sont les suivants : *exactitude*= $94.33 \pm 0.61\%$, *sensibilité*= $70.31 \pm 4.60\%$, *spécificité*= $97.88 \pm 0.57\%$. Ces résultats sont très satisfaisants, en termes d'exactitude et de spécificité. Ils se classent parmi les meilleurs, comparativement à ce qui est publié sur les méthodes non-supervisées (TAB. 4-1). De plus, la méthode fournit des résultats suffisamment précis compte tenu de la variabilité inter-experts. L'indice de sensibilité est moins bon, ce qui s'explique par le fait que notre méthode s'attache à segmenter les principaux vaisseaux, alors que les segmentations manuelles incluent davantage les capillaires.

Méthode	Exactitude	Référence	Type de méthode
2nb observer	0.9473	[Staal-04]	Manuelle
[Chaudhuri-02]	0.8773	[Niemeijer-04]	Non supervisée
[Zana-01]	0.9377	[Niemeijer-04]	Non supervisée
[Jiang-03]	0.8911	[Staal-04]	Non supervisée
[Rossant-11]	0.9433	[Rossant-11]	Non supervisée
[Mendonca-06] green channel	0.9452	[Mendonca-06]	Non supervisée
[Ricci-07] Line detector	0.9563	[Ricci-07]	Non supervisée
[Martínez-Pérez-99b]	0.9181	[Niemeijer-04]	Non supervisée
[Niemeijer-04] Matched filter knn	0.9416	[Niemeijer-04]	Supervisée
[Staal-04]	0.9441	[Staal-04]	Supervisée
[Ricci-07]	0.9595	[Ricci-07]	Supervisée
[Soares-06]	0.9466	[Soares-06]	Supervisée

TAB. 4-1 : Comparaison des indices de précision (base DRIVE) pour différentes méthodes de segmentation.

4.5.4. Mesures autour de la papille

Le modèle des Contours Actifs Parallèles (Section 4.3.2.2) a été appliqué sur des images de fond d'œil, afin d'affiner la segmentation des vaisseaux rétinien autour de la papille [Ghorbel-11b] [Ghorbel-11c]. La région d'intérêt, centrée sur le disque optique, est délimitée par les cercles de rayon $2R$ et $3R$ (FIG. 4-20), où R est le rayon du disque optique. La ligne centrale $V(s)$ est initialisée comme étant une branche du squelette. Le rayon du vaisseau, b , est estimé en calculant la distance euclidienne des points de l'image aux points du squelette et en retenant la valeur maximale trouvée sur les bords du vaisseau. Les Contours Actifs Parallèles évoluent alors à partir de cette initialisation afin de localiser précisément les limites des vaisseaux, comme cela est illustré dans la figure FIG. 4-20.

La méthode a été intégrée dans un outil interactif de segmentation des vaisseaux rétinien. Cet

outil, qui est d'ores et déjà exploité par des médecins du CIC, de l'hôpital Lariboisière et de la Fondation Rothschild, réalise automatiquement les traitements suivants :

- détection du disque optique,
- segmentation des vaisseaux rétinien et extraction du squelette de l'arbre vasculaire (Section 4.5.2),
- localisation précise des contours des branches des vaisseaux présents dans la région d'intérêt (Section 4.3.2.2).

Le médecin peut ensuite effectuer différentes actions via l'interface graphique : suppression de fausses détections, segmentation d'une nouvelle branche, classification en veine ou artère des branches segmentées, mesures de diamètres et de rapports artério-veineux [Knutson-03]. Pour la segmentation d'une nouvelle branche, il suffit de cliquer sur deux points de contour opposés et l'application de l'algorithme des Contours Actifs Parallèles permet d'obtenir le résultat.

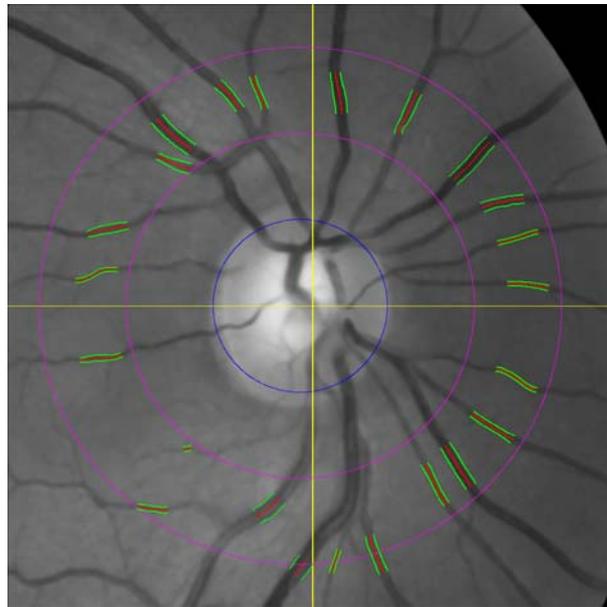


FIG. 4-20. Segmentation des vaisseaux rétinien autour du disque optique

4.5.5. Segmentation de la paroi des artères rétinien en optique adaptative

L'optique adaptative permet d'imager les vaisseaux sanguins avec une résolution de $0.8\mu\text{m}$ (FIG. 4-21 (a)). Ainsi, il devient possible, pour la première fois, de déceler, dans certaines parties bien contrastées de l'image, les parois des principales artères (FIG. 4-21 (b)). J'ai commencé, dans le cadre d'une prestation de service financée par l'Inserm, à travailler sur la segmentation de ces images, l'objectif étant de fournir aux médecins des mesures de calibre des vaisseaux (distance paroi interne / lumière) et des mesures d'épaisseur des parois. Les méthodes investiguées et les premiers résultats obtenus sont décrits succinctement dans ce qui suit.

Le processus de segmentation commence par la recherche des zones de l'image les plus sombres (classification par l'algorithme des k-means, $k=3$) et la localisation des structures linéaires claires (méthodes morphologiques). La fusion de ces deux informations conduit à la sélection des structures correspondant effectivement aux reflets centraux des vaisseaux et à la création d'un masque (FIG. 4-21 (c)). Cette étape est essentiellement fondée sur des opérations de morphologie mathématique. Les branches des vaisseaux sont ensuite représentées par le squelette des reflets, reconnectées, au besoin, par application d'un algorithme de chemins minimaux [Cohen-97], puis

régularisées [Xu-98] (FIG. 4-21 (d)). Chaque bord de vaisseau est approché par une courbe parallèle au squelette de la branche, la distance moyenne entre les deux courbes étant estimée à partir du masque. Cela constitue l'initialisation du modèle de contour actif sous contrainte de parallélisme (Section 4.3.2.1, Eq. 4-6), qui est ensuite appliqué. Les contours internes des vaisseaux sont ainsi obtenus avec précision (FIG. 4-21 (e)). La même méthode est utilisée pour déterminer les contours externes, lorsqu'ils sont bien contrastés, avec cependant une initialisation plus grande du paramètre de distance (FIG. 4-21 (f)).

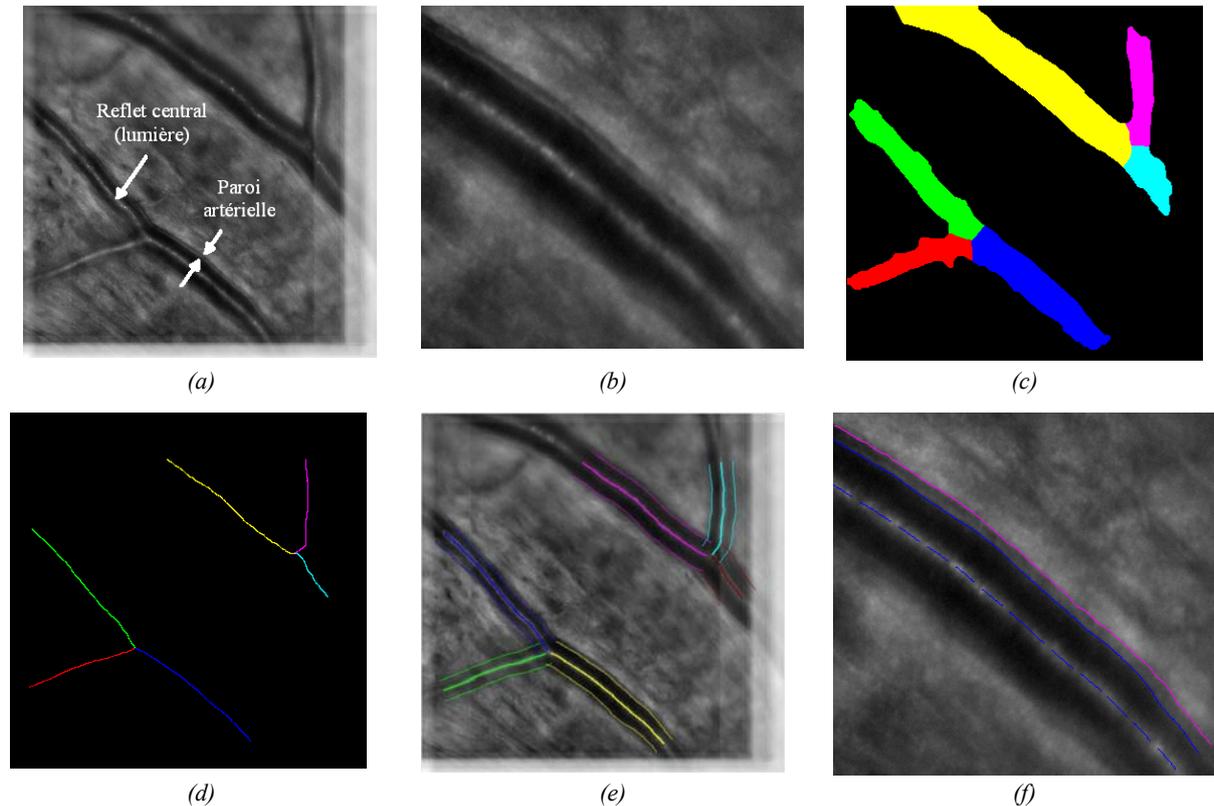


FIG. 4-21. Principales étapes de la méthode de segmentation des images AO de vaisseaux rétiens : (a) image source ; (b) zoom sur une artère : la paroi est bien contrastée d'un côté ; (c) masque des vaisseaux ; (d) squelette des branches (lumière) ; (e) segmentation, obtenue par application du modèle de contour actif sous contrainte de parallélisme (Section 4.3.2.1) ; (f) segmentation de la paroi artérielle sur une zone image bien contrastée, obtenue par la même méthode.

Le modèle de contour actif sous contrainte de parallélisme est bien adapté à la segmentation de ces structures linéaires fortement bruitées. Dans cette application, chaque branche du squelette sert de courbe de référence commune aux quatre contours recherchés, internes et externes, et les résultats, $b(s)$ dans l'équation Eq. 4-6, donnent directement les distances lumière/bord souhaitées, tout le long de la branche. La mesure de l'épaisseur de la paroi est immédiate. Enfin, le modèle est très simple à initialiser, il ne nécessite que très peu de paramètres, de surcroît très intuitifs, ce qui autorise une utilisation en mode interactif.

Les premiers résultats sont prometteurs, mais ils devront être validés sur plus de données. D'autre part, il est prévu d'inclure la méthode de déconvolution développée par l'ONERA dans le cadre du projet iPhot.

4.5.6. Conclusion

Nous avons développé un ensemble de méthodes bien adaptées à la segmentation des vaisseaux réiniens, dans les images de fond d'œil acquises en rétinographie et en optique adaptative. Ces méthodes sont fondées sur des opérations de morphologie mathématique, permettant de détecter et de segmenter les vaisseaux, et sur nos modèles de contours actifs parallèles (Sections 4.3.2.1 et 4.3.2.2), permettant d'affiner la localisation des bords et de réaliser des mesures précises de calibre. Le logiciel de mesure de diamètres (Section 4.5.4) a été utilisé à l'hôpital des Quinze-Vingts pour l'étude des conséquences réiniennes des occlusions carotidiennes (thèse de médecine de N. Manasseh, 2011) ainsi que pour l'étude de la répartition du flux sanguin physiologique dans les cas normaux et au cours des pathologies vasculaires réiniennes. Il est aussi utilisé à l'Hôpital Lariboisière (service du Pr. Massin) et à la Fondation Rothschild (Dr. Obadia).

Les travaux futurs porteront sur la représentation de haut niveau de l'arbre vasculaire et le suivi longitudinal des modifications de trajets des vaisseaux. L'analyse de la tortuosité vasculaire réinienne sera utilisée dans le cadre d'une étude multicentrique portant sur l'hypertension intracrânienne, le but étant ici de déterminer si les images du fond d'œil peuvent contribuer à estimer la pression intracrânienne et ainsi éviter ou diminuer la nécessité de mesures invasives (ponctions lombaires). Une autre étude en cours, en collaboration avec des spécialistes de l'hypertension artérielle, vise à établir dans quelle mesure la connaissance de l'épaisseur de la paroi vasculaire réinienne, mesurée dans des images d'optique adaptative, est un élément intéressant pour le suivi des patients hypertendus.

4.6. Conclusion et perspectives

Nous avons présenté dans cette section les travaux réalisés sur la segmentation des images OCT de la rétine, le comptage des photorécepteurs dans les images d'optique adaptative, la segmentation des vaisseaux réiniens dans les images de fond d'œil, acquises en rétinographie et en optique adaptative. Les logiciels développés sont exploités par le CIC dans le cadre de recherches cliniques sur les maladies de la rétine.

Il est intéressant de noter la complémentarité des études effectuées sur les différents types d'images, laquelle sera renforcée dans les futures études :

- Segmentation automatique des vaisseaux dans les images de fond d'œil et d'OCT, pour l'amélioration de la caractérisation des structures réiniennes.
- Segmentation des vaisseaux réiniens dans des images de fond d'œil, acquises en rétinographie et en optique adaptative.
- Analyse des images OCT et AO pour l'étude de l'évolution de la rétinopathie pigmentaire et d'autres maladies réiniennes telles que la maladie de Stargardt.

Les travaux que nous avons menés nous ont permis de développer des outils de segmentation des structures réiniennes, intéressants pour l'analyse des différentes modalités d'imagerie réinienne. Il s'agit en particulier des algorithmes de localisation de contours caractérisés par un parallélisme approximatif.

Les perspectives sont nombreuses. Elles ont été indiquées dans chaque sous-section de conclusion. Pour résumer, nous pouvons distinguer deux axes principaux que nous allons continuer à développer : la modélisation de l'évolution morphofonctionnelle de maladies de dégénérescence réinienne (rétinopathie pigmentaire, maladie de Stargardt), l'étude de la vascularisation de la rétine, pour la compréhension et le traitement de maladies réiniennes.

Outre l'amélioration des méthodes proposées jusqu'à présent, de nouvelles questions scientifiques vont se poser. Concernant les images OCT, nous serons amenés à réfléchir à la

modélisation de la rétine en 3D, pour l'étude des vaisseaux choroïdiens et pour une représentation plus fine de la zone fovéale. Cela nécessitera des méthodes de segmentation qui mettent à profit la régularité entre les différentes coupes, information qui pourrait, de surcroît, apporter une plus grande robustesse par rapport au bruit. Le traitement des images d'optique adaptative en est encore à ses débuts, du fait de la jeunesse de cette technologie. Une piste intéressante, que nous pourrions mener en collaboration avec l'ONERA, concerne la déconvolution des images AO. L'algorithme proposé par l'ONERA a déjà fortement accru la sensibilité de la méthode de détection des photorécepteurs. Il faut maintenant l'expérimenter sur les images de vaisseaux et poursuivre les recherches, afin d'améliorer la résolution des structures que nous voulons étudier (photorécepteurs, parois artérielles). Une piste envisageable serait d'adapter localement la déconvolution, pour tenir compte des structures présentes dans l'image, en traitant différemment les zones qui présentent une direction privilégiée (bord d'un vaisseau) et les zones qui n'en présentent pas (voisinage d'un photorécepteur).

La modélisation de l'évolution des maladies de dégénérescence rétinienne nécessite d'analyser automatiquement différentes modalités d'imagerie, révélant la morphologie de la rétine, et de corréler les informations extraites avec des données fonctionnelles, issues des relevés de champs visuels. Afin de pouvoir mettre en évidence des facteurs prédictifs d'évolution, il est nécessaire d'analyser de grandes quantités de données. Le CIC dispose de nombreux relevés manuels de champs visuels, effectués, pour certains patients, sur plusieurs décennies. Nous prévoyons de numériser ces documents et de mettre au point des outils d'analyse et de quantification automatiques, ce qui constitue un thème de recherche entièrement nouveau. Les difficultés sont importantes, du fait de la variabilité des écritures et des tracés (crayon, forme des scotomes, etc.). Enfin, concernant l'ensemble des travaux relatifs à cette thématique de recherche clinique, il faudra aller plus loin dans le suivi longitudinal, la combinaison et la fusion des différentes informations, que ce soit au niveau de la phase d'analyse des images ou que ce soit au niveau de leur exploitation pour la modélisation. Cela présuppose, notamment, de recalibrer les différentes images de rétine sur des repères anatomiques stables.

Les travaux relatifs à l'étude de la vascularisation de la rétine offrent aussi de nombreuses perspectives. Nous avons, jusqu'à présent, surtout travaillé sur la segmentation des vaisseaux. Il faut aller maintenant plus loin dans la prise en compte des informations structurelles de haut niveau, pour améliorer la précision et la robustesse de la segmentation et pour proposer une représentation fiable de l'arbre vasculaire. Cette dernière devra permettre le calcul d'indices caractérisant le trajet des vaisseaux et la mesure des modifications subies. Enfin, à l'instar du précédent axe de recherche, nous devons résoudre des problématiques liées au recalage des images, pour le suivi longitudinal, et à l'exploitation de la complémentarité des informations présentes dans les différentes modalités d'imagerie.

4.7. Références

4.7.1. Publications

- [Rossant-08] F. Rossant, F. Amiel, T. Ea, C. Maraver Martinez, M. Pâques, Enhancement of Optical Coherence Tomography Images of the Retina by Normalization and Fusion, *Radioengineering*, Vol. 17, pp. 86-90, 2008.
- [Rossant-09] F. Rossant, I.Ghorbel, I. Bloch, M. Paques, S. Tick, Automated Segmentation of Retinal Layers and Derived Ophthalmic Measures, *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging ISBI 09*, pp. 1370–1373, Boston, July 2009.
- [Ghorbel-09] I.Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, M. Paques, S. Tick Segmentation des couches rétinienne dans des images OCT : méthode et évaluation quantitative, *MajecSTIC'09*, Avignon, France 2009.
- [Rossant-09b] F. Rossant, I.Ghorbel, I. Bloch, S. Tick, M. Paques, Segmentation des images OCT de la rétine pour l'étude quantitative de la variabilité de la morphologie rétinienne, *Gretsi'09*,

- Dijon, France, Septembre 2009.
- [Tick-11] S.Tick, F. Rossant, I. Ghorbel, A. Gaudric, J.-A. Sahel, P. Chaumet-Riffaud and M. Pâques, Foveal shape and structure in a Normal Population, *Journal of Investigative Ophthalmology and Visual Science (IOVS)*, vol. 52, n°8, pp 5105-5110, 2011.
- [Ghorbel-11] I. Ghorbel, F.Rossant, I. Bloch, S.Tick, M. Pâques, Automated Segmentation of Macular Layers in OCT Images and Quantitative Evaluation of Performances, *Pattern Recognition*, vol. 44, no. 8, pp. 1590–1603, 2011.
- [Rossant-11] F. Rossant, M. Badellino, A. Chavillon, I. Bloch, M. Pâques, A morphological approach for vessel segmentation in eye fundus images, with quantitative evaluation, *Journal of Medical Imaging and Health Informatics (JMIHI)*, vol. 1, no. 1, pp. 42–49, 2011.
- [Loquin-11] K. Loquin, I. Bloch, K. Nakashima, F. Rossant, M. Pâques, Photoreceptor detection in in-vivo adaptive optics images of the retina: towards a simple interactive tool for the physician, *IEEE International Symposium of Biomedical Imaging (ISBI'11)*, Chicago, USA, 2011.
- [Ghorbel-11b] I. Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, M. Pâques, Modeling a parallelism constraint in active contours. Application to the segmentation of eye vessels and retinal layers, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'11)*, Belgium, 2011.
- [Ghorbel-11c] I. Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, M. Pâques, Modélisation du parallélisme dans les contours actifs. Application à la segmentation d'images OCT de la rétine et d'images de fond d'œil, *Gretsi'11*, France, Septembre 2011.
- [Loquin-12] K. Loquin, I. Bloch, K. Nakashima, F. Rossant, P.-Y. Boelle and M. Pâques, Automatic Photoreceptor Detection in In-Vivo Adaptive Optics Retinal Images: Statistical Validation, *International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR 2012)*, Portugal, 2012.

4.7.2. Autres références

- [AMD-Alliance] http://www.amdalliance.org/information_overview_anatomy.html
- [Born-70] M. Born, E. Wolf, Interference and Diffraction with Partially Coherent Light, fourth ed., Principles of Optics, Pergamon Press, United Kingdom, 1970 pp. 491–505.
- [CIC] http://www.institut-vision.org/index.php?option=com_content&view=article&id=4&Itemid=17&lang=fr
- [Imagine-Eyes] <http://www.imagine-eyes.com/>
- [Kiernan-10] Kiernan, W. Mieler, S. Hariprasad, Spectral-domain optical coherence tomography: a comparison of modern high-resolution retinal imaging systems, *American Journal of Ophthalmology* 149 (1) (2010) 18–31.
- [Fovea-Pharma] http://www.fovea-pharma.com/index_new2.htm
- [Porter-05] J. Porter, H. M. Queener, J. E. Lin, K. Thorn, A. Awwal, “Adaptive Optics for Vision Science”. Edited by J. Porter et al., Wiley Interscience, 2005.

Segmentation des images OCT de la rétine :

- [Al-Diri-05] B. Al-Diri and A. Hunter. A ribbon of twins for extracting vessel boundaries. European Medical and Biological Engineering Conference EMBEC'05, pp. 1727–1983, 2005.
- [Bagci-08] A.M. Bagci, M. Shahidi, R. Ansari, M. Blair, N.P. Blair, R. Zelkha, Thickness profile of retinal layers by optical coherence tomography image segmentation, *American Journal of Ophthalmology* 146 (5) (2008) 679–687.
- [Baroni-07] M. Baroni, P.F.A.L. Torre, Towards quantitative analysis of retinal features in optical coherence tomography, *Medical Engineering & Physics* 29 (4) (2007) 432–441.
- [Besag-86] J. Besag, On the statistical analysis of dirty pictures, *Journal of the Royal Statistical Society B* 48 (1986) 259–302.
- [Brown-97] R. Brown, P. Hwang, The Discrete Kalman Filter, State-Space Modeling and Simulation, Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering, third ed., John Wiley & Sons, New York, 1997, pp. 214–220 (Chapter 5).
- [Caselles-97] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro, Geodesic active contours, *International Journal of*
-

- Computer Vision 22(1), (1997), 61–79.
- [Chan-01] T. F. Chan; L. A. Vese, Active contours without edges, *IEEE Transactions on Image Processing* 10(2) (2001) 266-277.
- [Fernandez-05] D. Fernandez, H.M. Salinas, C.A. Puliafito, Automated detection of retinal layer structures on optical coherence tomography images, *Optics Express* 13 (25) (2005) 10200–10216.
- [Garvin-08] M. Garvin, M. Abramoff, R. Kardon, S. Russell, W. Xiaodong, M. Sonka, Intraretinal layer segmentation of macular optical coherence tomography images using optimal 3-D graph search, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 27 (10) (2008) 1495–1505.
- [Geman-84] S. Geman, D. Geman, Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (6) (1984) 721–741.
- [Hartong-06] D. Hartong, E. Berson, T. Dryja, Retinitis pigmentosa, *Lancet* 368 (9549) (2006) 1795–1809.
- [Ishikawa-05] H. Ishikawa, D.M. Stein, G. Wollstein, S. Beaton, J.G. Fujimoto, J.S. Schuman, Macular segmentation with optical coherence tomography, *Investigative Ophthalmology & Visual Science* 46 (2005) 2012–2017.
- [Kajić -10] V. Kajić, B. Považay, B. Hermann, B. Hofer, D. Marshall, P. L. Rosin, W. Drexler, Robust segmentation of intraretinal layers in the normal human fovea using a novel statistical model based on texture and shape analysis, *Optics Express* 18 (14) (2010), 14730-14744.
- [Kass-88] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, Snakes: Active contour models, *International Journal of Computer Vision*, 1(4) (1988), 321–331.
- [Kerschner-98] M. Kerschner, Homologous twin snakes integrated in a bundle block adjustment, *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS)*, Vol. 32, Part 3/1 (1998) 244-249.
- [Kerschner-00] M. Kerschner, Twin snakes for determining seam lines in orthoimage mosaicking, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 33(4) (2000), 454–461.
- [Klein-83] R. Klein, B. Klein, S. Moss, D. DeMets, Inter-observer variation in refraction and visual acuity measurement using a standardized protocol, *Ophthalmology* 90 (11) (1983) 1357–1366.
- [Koozekanani-01] D. Koozekanani, K. Boyer, C. Roberts, Retinal thickness measurements from optical coherence tomography using a Markov boundary model, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 20 (9) (2001) 900–916.
- [Laptev-00] I. Laptev, H. Mayer, T. Lindeberg, W. Eckstein, C. Steger, and A. Baumgartner, Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes, *Machine Vision and Application*, 12 (2000) 23–31.
- [Liu-11] Y.-Y. Liu, M. Chen, H. Ishikawa, G. Wollstein, J. S. Schuman, J. M. Rehg, Automated macular pathology diagnosis in retinal OCT images using multi-scale spatial pyramid and local binary patterns in texture and shape encoding, *Medical image analysis*, 15(5) (2011) 748-759.
- [Mishra-09] A. Mishra, A. Wong, K. Bizheva, D.A. Clausi, Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography images, *Optics Express* 17 (26) (2009) 23719–23728.
- [Shahidi-05] M. Shahidi, Z. Wang, R. Zelkha, Quantitative thickness measurement of retinal layers imaged by optical coherence tomography, *American Journal of Ophthalmology* 139 (6) (2005) 1056–1061.
- [Spectralis] Heidelbergengineering, Spectralis HRA+OCT, <http://www.heidelbergengineering.co.uk/products/spectralis-hraoct/>.
- [Topcon] Topcon, Topcon Europe Medical BV, <http://www.topcon-medical.eu/index.html>.
- [Velasco-01] F. A. Velasco and J. L. Marroquin, Robust parametric active contours: the sandwich snakes, *Machine Vision and Application*, 12(5) (2001), 238–242.
- [Weickert-98] J. Weickert, B.H. Romeny, M. Viergever, Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering, *IEEE Transactions on Image Processing* 7 (3) (1998) 398–410.
- [Xu-98] C. Xu, J.L. Prince, Snakes, shapes, and gradient vector flow, *IEEE Transactions on Image Processing* 7 (3) (1998) 359–369.
- [Yazdanpanah-09] A. Yazdanpanah, G. Hamarneh, B. Smith, M. Sarunic. Intra-retinal Layer Segmentation in

Optical Coherence Tomography using an Active Contour Approach, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI 2009, pp 649-656, 2009.

- [Zijdenbos-94] A. Zijdenbos, B. Dawant, R. Margolin, A. Palmer, Morphometric analysis of white matter lesions in MR images: method and validation, IEEE Transactions on Medical Imaging 13 (4) (1994) 716–724.

Segmentation des images AO de la rétine :

- [Li-07] K.Y. Li and A. Roorda, Automated identification of cone photoreceptors in adaptive optics retinal images, Journal of the Optical Society of America A, vol. 24(5), pp. 1358–1363, 2007.
- [Xue-07] B. Xue, S.S. Choi, N. Doble, and J.S. Werner, Photoreceptor counting and montaging of enface retinal images from an adaptive optics fundus camera, Journal of the Optical Society of America A, vol. 24(5), pp. 1364–1372, 2007.

Analyse des images de fond d’œil :

- [Al-Diri-05] B. Al-Diri and A. Hunter. A ribbon of twins for extracting vessel boundaries. European Medical and Biological Engineering Conference EMBEC’05, pp. 1727–1983, 2005.
- [Al-Diri-09] B. Al-Diri, A. Hunter, and D. Steel. An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels. IEEE Transactions on Medical Imaging, 28(9):1488–1497, 2009.
- [Cai-06] W. Cai and A. Chung. Multi-resolution vessel segmentation using normalized cuts in retinal images. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2006, pp. 928–936, Copenhagen, Denmark, 2006.
- [Chanwimaluang-03] T. Chanwimaluang and G. Fan. An efficient algorithm for extraction of anatomical structures in retinal images. IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2003, vol. 1, pp. 1093–1096, 2003.
- [Chaudhuri-02] S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. IEEE Transactions on Medical Imaging, 8(3):263–269, 2002.
- [Chrástek-02] R. Chrástek, M. Wolf, K. Donath, H. Niemann, and G. Michelson. Automated calculation of retinal arteriovenous ratio for detection and monitoring of cerebrovascular disease based on assessment of morphological changes of retinal vascular system. IAPR Workshop on Machine Vision Applications, pp. 240–243, Nara, Japan, 2002.
- [Chutatape-98] O. Chutatape, L. Zheng, and S.M. Krishnan. Retinal blood vessel detection and tracking by matched Gaussian and Kalman filters. 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 6, pp. 3144–3149, 1998.
- [Cohen-97] L. Cohen, R. Kimmel. Global minimum for active contour models : a minimal path approach. International Journal of Computer Vision, 24(1), pp 57–78, 1997.
- [DRIVE] <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>.
- [Gagnon-01] L. Gagnon, M. Lalonde, M. Beaulieu, and M.C. Boucher. Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images. SPIE Medical Imaging, vol. 4322, pp. 1218–1225, 2001.
- [Gang-02] L. Gang, O. Chutatape, and S.M. Krishnan. Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order Gaussian filter. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 49(2):168–172, 2002.
- [Heijmans-05] H. Heijmans, M. Buckley, and H. Talbot. Path openings and closings. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 22(2):107–119, 2005.
- [Hoover-02] AD Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. IEEE Transactions on Medical Imaging, 19(3):203–210, 2002.
- [Jiang-03] X. Jiang and D. Mojon. Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(1):131–137, 2003.
- [Knudtson-03] M. D. Knudtson, K. E. Lee, L. D. Hubbard, T. Y. Wong, R. Klein and B. E. K. Klein, Revised formulas for summarizing retinal vessel diameters. Current Eye Research, vol.
-

- 27: pp. 143-149, 2003.
- [Lam-10] B. S. Y. Lam, Y. Gao, and A. W. C. Liew. General Retinal Vessel Segmentation Using Regularization-Based Multiconcavity Modeling. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(7):1369–1381, 2010.
- [Li-03] H. Li, W. Hsu, M. L. Lee, H. Wang, A piecewise Gaussian model for profiling and differentiating retinal vessels, *IEEE International Conference on Image Processing ICIP 2003*, vol. 1, pp. 1069-72.
- [Lowell-04] J. Lowell, A. Hunter, D. Steel, A. Basu, R. Ryder, and R.L. Kennedy. Measurement of retinal vessel widths from fundus images based on 2-D modeling. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(10):1196–1204, 2004.
- [Martínez-Pérez-99] M. Martínez-Pérez, A.D. Hughes, A. V. Stanton, S. A. Thom, A. A. Bharath, and K. H. Parker. Segmentation of retinal blood vessels based on the second directional derivative and region growing. *IEEE International Conference on Image Processing ICIP 99*, vol. 2, pp. 173–176, 1999.
- [Martínez-Pérez-99b] M. Martínez-Pérez, A. Hughes, A. Stanton, S. Thom, A. Bharath, and K. Parker. Retinal blood vessel segmentation by means of scale-space analysis and region growing. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI'99*, pp. 90–97, 1999.
- [McInerney-00] T. McInerney and D. Terzopoulos. T-snakes: Topology adaptive snakes. *Medical Image Analysis*, 4(2):73–91, 2000.
- [Mendonca-06] A. M. Mendonca and A. Campilho. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(9):1200–1213, 2006.
- [Niemeijer-04] M. Niemeijer, J. Staal, B. van Ginneken, M. Loog, and M. D. Abramoff. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database. *SPIE Medical Imaging*, vol. 5370, pp. 648–656, 2004.
- [Ricci-07] E. Ricci and R. Perfetti. Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 26(10):1357–1365, 2007.
- [Rothaus-09] K. Rothaus, X. Jiang, and P. Rhiem. Separation of the retinal vascular graph in arteries and veins based upon structural knowledge. *Image and Vision Computing*, 27(7):864–875, 2009.
- [Sinthanayothin-99] C. Sinthanayothin, J. F. Boyce, H. L. Cook, and T. H. Williamson. Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. *British Journal of Ophthalmology*, 83(8):902, 1999.
- [Soares-06] J. V. B. Soares, J. J. G. Leandro, R. M. Cesar, H. F. Jelinek, and M. J. Cree. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(9):1214–1222, 2006.
- [Staal-04] J. J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. van Ginneken. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(4):501–509, 2004.
- [Talbot-07] H. Talbot and B. Appleton. Efficient complete and incomplete path openings and closings. *Image and Vision Computing*, 25(4):416–425, 2007.
- [Valero-09] S. Valero, J. Chanussot, J. A. Benediktsson, and H. Talbot. Détection automatique du réseau vasculaire rétinien basée sur la morphologie directionnelle et la fusion de décisions. *XIIe Colloque GRETSI, Dijon, France*, 2009.
- [Vermeer-04] K. A. Vermeer, F. M. Vos, H. G. Lemij, and A. M. Vossepoel. A model based method for retinal blood vessel detection. *Computers in Biology and Medicine*, 34(3):209–219, 2004.
- [Walter-05] T. Walter and J. C. Klein. Segmentation of Color Fundus Images of the Human Retina: Detection of the optic disk and the vascular tree using Morphological techniques. *Second International Symposium on Medical Data Analysis*, vol. 2199, pp. 282–287, 2005.
- [Zana-01] F. Zana and J. C. Klein. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(7):1010–1019, 2001

Chapitre 5

Conclusion

J'ai présenté dans ce document les différents travaux de recherche que j'ai réalisés depuis 2000 dans le domaine du traitement et de l'analyse d'images. Après avoir mené une thèse en reconnaissance de partitions musicales, j'ai dirigé la partie algorithmique du projet d'identification par l'iris de l'œil initié par l'ISEP. Ensuite, je me suis tournée vers l'imagerie pour l'ophtalmologie, et j'ai été à l'initiative d'une collaboration avec le Centre d'Investigation Clinique des Quinze-Vingts et Télécom ParisTech. Je suis ainsi passée à une recherche collaborative, recevant des financements publics (CIFRE, ANR, Inserm). Les logiciels développés pour l'hôpital des Quinze-Vingts sont actuellement exploités pour réaliser des études cliniques sur la rétine. Le logiciel de mesure de diamètres de vaisseaux et de rapports artérioveineux est aussi utilisé à l'hôpital Lariboisière et à la Fondation Rothschild. L'étroite collaboration entre l'ISEP, Télécom ParisTech et le CIC a permis de passer très rapidement de la recherche de nouvelles méthodes d'analyse d'images à l'exploitation des résultats obtenus par des experts médicaux.

Tous les systèmes proposés ont été évalués par rapport à l'état de l'art et montrent des résultats intéressants, en termes de taux de reconnaissance, de précision et de robustesse. Les contributions méthodologiques ont porté essentiellement sur l'intégration de connaissances *a priori* dans les algorithmes de segmentation et de reconnaissance.

Tout d'abord, j'ai défini des stratégies globales de traitement, dont le but est d'extraire en premier lieu les composantes qui peuvent être reconnues de manière très fiable, parce qu'elles possèdent des caractéristiques structurelles très discriminantes et/ou qu'elles sont peu bruitées. Ces composantes, une fois déterminées, servent à définir des régions d'intérêt dans lesquelles on recherche les autres composantes plus bruitées. Les connaissances sur la position relative des structures sont, bien sûr, utilisées à cette fin. L'extraction des primitives musicales (Section 2.2), la segmentation des images OCT de rétine (Section 4.2.2) et des images d'iris (Section 3.2.1) ou encore la détection des photorécepteurs dans les images d'optique adaptative (Section 4.4.2) suivent cette méthodologie. La robustesse du système est ainsi améliorée pour une charge de calcul moindre.

Pour la segmentation et la reconnaissance des différentes composantes de l'image, j'ai choisi des modèles appropriés, permettant de modéliser les connaissances structurelles disponibles dans chaque cas (propriétés géométriques, topologiques, radiométriques), et je les ai adaptés et paramétrés pour qu'ils soient robustes par rapport aux différentes sources de variabilités. En particulier, j'ai été amenée, dans plusieurs projets, à prendre en compte le parallélisme de courbes et j'ai ainsi proposé de nouveaux modèles, bien adaptés à cette problématique :

- Détection et suivi d'un ensemble de courbes approximativement rectilignes et parallèles,

et partiellement occultées, par filtrage passe-bas récursif (OMR, Section 2.2).

- Détection et suivi d'une courbe approximativement parallèle à une courbe de référence, par filtrage de Kalman (segmentation des couches rétinienne en OCT, Section 4.2.2.2).
- Modélisation du parallélisme dans les contours actifs : contour actif évoluant par rapport à une courbe de référence sous contrainte de parallélisme (Section 4.3.2.1), détection simultanée de deux contours approximativement parallèles (Section 4.3.2.2). Ces modèles ont servi à la segmentation des couches rétinienne en OCT ainsi qu'à la segmentation des vaisseaux en rétinographie et en optique adaptative.

La robustesse des méthodes proposées réside en une paramétrisation souple et adaptative des modèles, et en la prise en compte des différentes sources d'incertitude lors de l'étape de décision. Ainsi, les paramètres sont, soit définis à partir des connaissances disponibles (valeurs typiques et variabilités observables), soit calculés dynamiquement dans l'image de manière à s'adapter automatiquement. Par exemple, les modèles paramétriques utilisés pour la segmentation des iris (Section 3.2.1) sont définis sur une plage de valeurs acceptables et rentrent dans la première catégorie. Au contraire, les paramètres des distributions de probabilités d'intensité dans l'algorithme de segmentation par champs de Markov (4.2.2.3) et les paramètres de bruit dans le filtre de Kalman (4.2.2.2) sont liés à la qualité des images et rentrent dans la seconde catégorie. Dans le même esprit, les étapes de décision procèdent par maximisation ou minimisation d'un critère, ce qui évite l'ajustement empirique de seuils pouvant nuire à la généralité de l'algorithme (voir par exemple la reconnaissance des partitions musicales (Section 2.2), la segmentation des iris (Section 3.2.1), la segmentation des vaisseaux rétiniens (Section 4.5.2).

Ainsi les différentes sources d'incertitude, que j'avais regroupées sous le terme générique « connaissances probabilistes », ont été intégrées dans les algorithmes de segmentation et de reconnaissance, afin qu'ils conviennent au traitement de grandes bases de données couvrant de nombreuses variabilités, sans ajustements.

Dans le projet de reconnaissance de partitions musicales, j'ai également proposé de traiter l'incertitude dans le cadre de la théorie des ensembles flous et des possibilités (Section 2.2). Les informations extraites de l'image sont traduites en degrés de possibilité d'appartenance à des classes, prenant explicitement en compte la variabilité des primitives musicales. Ceux-ci sont combinés avec des coefficients de compatibilité entre symboles, qui expriment chacun un degré de satisfaction par rapport à une règle graphique ou syntaxique. Tous ces degrés sont fusionnés pour évaluer des configurations d'hypothèses, et la plus cohérente est retenue, par maximisation globale. Cette méthodologie est particulièrement intéressante car elle permet de prendre en compte tous les types de connaissances dans un même processus d'optimisation.

Le problème de l'identification par l'iris, par comparaison de signatures caractérisant la texture de l'iris, est fort différent. Dans ce cas, les signatures extraites d'un même iris peuvent présenter de nombreuses variabilités dues aux défauts de segmentation, résultant eux-mêmes de variabilités liées au système d'acquisition (flou, dilatation variable de la pupille, biais). En même temps, très peu de connaissances additionnelles sont disponibles au niveau de l'étape finale d'identification. Notre méthode a consisté à proposer une nouvelle mesure de distance, résultat de la fusion de mesures de distance réalisées localement sur des fenêtres glissantes (Section 3.2.3). Cette approche permet de compenser partiellement les distorsions dues aux défauts de segmentation et ainsi d'améliorer la séparation entre les distances authentiques et les distances imposteurs.

5.1. Références

[Léveillard]

http://www.institut-vision.org/index.php?option=com_content&view=article&id=45%3Aequipe-de-t

- [Léveillard-04] [leveillard&catid=17%3Afiches&Itemid=15&lang=fr](#)
T. Léveillard, S. Mohand-Saïd, O. Lorentz, D. Hicks, A.C. Fintz, E. Clérin, M. Simonutti, V. Forster, N. Cavusoglu, F. Chalmel, P. Dollé, O. Poch, G. Lambrou, J.A. Sahel, Identification and characterization of rod-derived cone viability factor. *Nature Genetics*, 36(7) (2004) 755-759.

Chapitre 6

Publications

Thèse

- [1] F. Rossant, Reconnaissance de partitions musicales par modélisation floue des informations extraites et des règles de notation. *Thèse Signal et Images, ENST*, 2006
<http://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00002037/fr/>.

Ouvrage

- [2] F. Rossant-Leroux, Reconnaissance de partitions musicales numérisées par modélisation floue des informations extraites et des règles de notation, *Editions Universitaires Européennes*, ISBN 978-613-1-55897-9, 2011.

Revue internationale avec comité de lecture

- [3] S. Tick, F. Rossant, I. Ghorbel, A. Gaudric, J.-A. Sahel, P. Chaumet-Riffaud and M. Pâques, Foveal shape and structure in a Normal Population, *Journal of Investigative Ophthalmology and Visual Science (IOVS)*, vol. 52, n°8, pp 5105-5110, 2011.
- [4] I. Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, S. Tick, M. Pâques, Automated Segmentation of Macular Layers in OCT Images and Quantitative Evaluation of Performances, *Pattern Recognition*, vol. 44, no. 8, pp. 1590–1603, 2011.
- [5] F. Rossant, M. Badellino, A. Chavillon, I. Bloch, M. Pâques, A morphological approach for vessel segmentation in eye fundus images, with quantitative evaluation, *Journal of Medical Imaging and Health Informatics (JMIHI)*, vol. 1, no. 1, pp. 42–49, 2011.
- [6] F. Rossant, B. Mikovicova, M. Adam, M. Trocan, A Robust Iris Identification System Based on Wavelet Packet Decomposition and Local Comparisons of the Extracted Signatures, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, Article ID 415307, 16 pages, 2010. doi:10.1155/2010/415307.
<http://www.hindawi.com/journals/asp/2010/415307/cta/>
- [7] F. Rossant, I. Bloch, Robust and Adaptive OMR System Including Fuzzy Modeling, Fusion of Musical Rules, and Possible Error Detection, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, Article ID 81541, 25 pages, 2007,
<http://www.hindawi.com/GetArticle.aspx?doi=10.1155/2007/81541&e=cta>
<http://www.hindawi.com/journals/asp/2007/081541/cta/>.

- [8] F. Rossant, I. Bloch, A fuzzy model for optical recognition of musical scores, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 141, n°2, pp. 165-201, 2004.
- [9] F. Rossant, A global method for music symbol recognition in typeset music sheets, *Pattern Recognition Letters*, vol. 23(10), pp. 1129-1141, 2002.

Conférences internationales avec comité de lecture

- [10] K. Loquin, I. Bloch, K. Nakashima, F. Rossant, P.-Y. Boelle and M. Pâques, Automatic Photoreceptor Detection in In-Vivo Adaptive Optics Retinal Images: Statistical Validation, *International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR 2012)*, Portugal, 2012.
 - [11] I. Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, M. Pâques, Modeling a parallelism constraint in active contours. Application to the segmentation of eye vessels and retinal layers, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'11)*, Belgium, 2011.
 - [12] K. Loquin, I. Bloch, K. Nakashima, F. Rossant, M. Pâques, Photoreceptor detection in in-vivo adaptive optics images of the retina: towards a simple interactive tool for the physician, *IEEE International Symposium of Biomedical Imaging (ISBI'11)*, Chicago, USA, 2011.
 - [13] M. Adam, F. Rossant, B. Mikovicova, Iris Identification based on a Local Analysis of the Iris Texture, *IEEE International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA'09)*, Salzburg, Austria, 2009.
 - [14] F. Rossant, I. Ghorbel, I. Bloch, M. Pâques, S. Tick, Automated Segmentation of Retinal Layers and Derived Ophthalmic Measures, *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI'09)*, Boston, 2009.
 - [15] M. Adam, F. Rossant, F. Amiel, B. Mikovicova, T. Ea, Reliable Eyelid Localization for Iris Recognition, *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS'08)*, Juan-les-Pins, France, 2008.
 - [16] F. Amiel, F. Rossant, B. Mikovicova, Embedded Iris Identification System, *European DSP Education and Research Symposium (EDERS'08)*, Tel Aviv, 2008.
 - [17] B. Mikovicova, F. Amiel, F. Rossant, M. Terré, Video on OFDM/OQAM, *European DSP Education and Research Symposium (EDERS'08)*, Tel Aviv, 2008.
 - [18] T. Ea, F. Amiel, A. Michalowska, F. Rossant, A. Amara, Erosion and dilatation implementation for Iris recognition system using different techniques on SoPC, *Conference on Design of Circuits and Integrated Systems (DCIS'06)*, Barcelona, Spain, 2006.
 - [19] T. Ea, F. Amiel, A. Michalowska, F. Rossant, A. Amara, Contribution of Custom Instructions on SoPC for iris recognition application, *IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems (ICECS 06)*, Nice, France, 2006.
 - [20] F. Rossant, I. Bloch, Optical music recognition based on a fuzzy modeling of symbol classes and music writing rules, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'05)*, Vol. 2, pp. 538-541, Genova, Italy, 2005.
 - [21] T. Ea, A. Valentian, F. Rossant, F. Amiel, A. Amara, Algorithm implementation for iris identification, *48th Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS'05)*, Vol.2., pp. 1207-1210, Cincinnati, Ohio, 2005
 - [22] T. Ea, A. Valentian, F. Amiel, F. Rossant, A. Amara, Implementation on SoPC of algorithms dedicated to iris identification, *Conference on Design of Circuits and Integrated Systems (DCIS'06)*, Lisboa, Portugal, 2005.
 - [23] F. Rossant, M. Torres Eslava, T. Ea, F. Amiel, A. Amara, Iris identification and robustness evaluation of a wavelet packets based algorithm, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'05)*, Vol. 3. pp. 257-260, Genova, Italy, 2005.
-

PUBLICATIONS

- [24] E. Rydgren, A. Amara, F. Amiel, T. Ea, F. Rossant, Iris features extraction using wavelet packets, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'04)*, Vol. 2, pp. 861-864, Singapor, 2004.
- [25] B. Mikovicova, F. Rossant, J. Y. Delabbaye, Joint phase carrier and information bits estimation, *European DSP Education and Research Symposium (EDERS'04)*, Birmingham, 2004.
- [26] M. Terré, F. Rossant, B. Mikovicova, L. Féty, CDMA modem, *Texas Instruments Developer Conference*, Huston, 2002.

Conférences nationales avec comité de lecture

- [27] I. Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, M. Pâques, Modélisation du parallélisme dans les contours actifs. Application à la segmentation d'images OCT de la rétine et d'images de fond d'œil, *Gretsi'11*, Bordeaux, France, 2011.
- [28] I. Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, M. Pâques, S. Tick, Segmentation des couches rétinienne dans des images OCT : méthode et évaluation quantitative, *MajecSTIC'09*, Avignon, France, 2009.
- [29] M. Adam, F. Rossant, B. Mikovicova, F. Amiel, Identification par analyse locale de signatures extraites de l'iris, *Gretsi'09*, Dijon, France, 2009.
- [30] F. Rossant, I. Ghorbel, I. Bloch, S. Tick, M. Pâques, Segmentation des images OCT de la rétine pour l'étude quantitative de la variabilité de la morphologie rétinienne, *Gretsi'09*, Dijon, France, 2009.
- [31] M. Adam, F. Rossant, F. Amiel, T. Ea, A. Amara, Identification de l'iris par analyse en paquets d'ondelettes, *MajecSTIC'06*, Lorient, France, Nov. 2006
- [32] F. Rossant, I. Bloch, Amélioration de la reconnaissance de partitions musicales par modélisation floue et indication des erreurs possibles, *Gretsi'05*, Louvain-la Neuve, Belgique, 2005.
- [33] F. Rossant, M. Torres Eslava, T. Ea, F. Amiel, A. Amara, Identification par analyse en paquets d'ondelettes de l'iris et tests de robustesse, *Gretsi'05*, Louvain-la-Neuve, Belgique, 2005.
- [34] F. Rossant, I. Bloch, Modélisation floue pour la reconnaissance de partitions musicales, *Logique Floue et ses Applications (LFA'03)*, Montpellier, France, 2003.
- [35] F. Rossant, Une méthode globale pour la reconnaissance de partitions musicales, *Gretsi'01*, Toulouse, France, 2001.
- [36] F. Rossant, I. Bloch, Reconnaissance de partitions musicales par modélisation floue et intégration de règles musicales, *Gretsi'01*, Toulouse, France, 2001.

Reuves nationales avec comité de lecture

- [37] M. Adam, F. Rossant, F. Amiel, B. Mikovicova, T. Ea, Eyelid Localization for Iris Identification, *Radioengineering*, Vol. 17, pp. 82-85, 2008.
- [38] F. Rossant, F. Amiel, T. Ea, C. Maraver Martinez, M. Pâques, Enhancement of Optical Coherence Tomography Images of the Retina by Normalization and Fusion, *Radioengineering*, Vol. 17, pp. 86-90, 2008.
- [39] H. Blasinsky, F. Amiel, T. Ea, F. Rossant, B. Mikovicova, Implementation and Evaluation of Power Consumption of an Iris Pre-processing Algorithm on Modern FPGA, *Radioengineering*, Vol. 17, pp. 108-112, 2008.