



Université  
de Toulouse

# THÈSE

En vue de l'obtention du  
**DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE**

**Délivré par :**  
Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

**Discipline ou spécialité :**  
Image, Information et Hypermédia

---

**Présentée et soutenue par :**  
Ali Mcheik

**le :** jeudi 28 octobre 2010

**Titre :**  
Modélisation statistique du Speckle en OCT : application à la segmentation  
d'images de la peau

---

## JURY

M. Rosario Toscano MCU-HDR Université de Lyon	Examineur
M. Stéphane Cormier MCU Université de Reims	Examineur
M. Pierre Spiteri PU INP Toulouse	Président
M. Jean-Michel Lagarde Ingénieur Pierre Fabre Toulouse	Invité

---

**Ecole doctorale :**  
Mathématiques Informatique Télécommunications (MITT)

**Unité de recherche :**  
IRIT

**Directeur(s) de Thèse :**

M. Alain Ayache PU INP Toulouse	Directeur
M. Hadj Batatia MCU INP Toulouse	Co-directeur

**Rapporteurs :**

M. Vincent Rodin PU Université de Brest	Rapporteur
M. Mohamed Quafafou PU Université Marseille 2	Rapporteur

## Remerciements

Ce travail de thèse à été réalisé au sein de l'équipe Traitement et Compréhension des Images (TCI) de l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT).

Je tiens à remercier, d'abord, Messieurs Mohamed QUAFAROU et Vincent RODIN d'avoir accepté de rapporter le travail de cette thèse, d'avoir consacré de leur temps pour apporter des remarques constructives qui ont contribué à l'amélioration de ce manuscrit.

Je remercie également les membres du jury : Monsieur Rosario TOSCANO, Monsieur Stéphane CORMIER et Monsieur Pierre SPITERI d'avoir accepté d'examiner cette thèse et de participer à ce jury. Je remercie aussi Messieurs Jean-Michel LAGARDE et les personnes avec qui j'ai travaillées dans l'équipe de la recherche de la peau de Laboratoire Pierre Fabre de Toulouse en particulier Monsieur Jérôme GEORGE, pour fournir des images cutanées de la peau tout au long de ma thèse.

Je remercie, le professeur Alain AYACHE pour m'avoir accueillie dans son équipe et d'avoir accepté de diriger cette thèse.

Je remercie Monsieur Hadj BATATIA d'avoir été à l'origine de cette thèse, de m'avoir initiée au domaine de la recherche dans le médical et de m'avoir encouragée à l'aboutissement du travail de cette thèse et tout le savoir qu'il m'a transmis.

Je remercie le docteur Clovis TAUBER de son aide inestimable qui m'a permis de démarrer mon travail.

Je souhaite également remercier les personnes de mon équipe qui m'ont soutenue moralement pendant cette thèse, en particulier Zehor OUKSILI, Marco MORA, Meriem DJEDDI, Marcelo PERYERA et Elodie BOUDE.

Je tiens à remercier le docteur Hassan EL-LAKISS et Monsieur Ali HAMDAN le conseiller communication du président du parlement libanais, Nabih Berri.

J'exprime particulièrement ma gratitude à ma future femme le docteur Rola MCHEIK pour son courage et patience pendant la période de ma thèse.

Je remercie toutes et tous mes amis. Enfin, j'adresse une pensée à mes parents, mes sœurs et mes frères.

## Résumé

Cette thèse porte sur la segmentation d'images OCT cutanées. Cette modalité d'imagerie permet de visualiser les structures superficielles avec une profondeur de l'ordre du millimètre. En dermatologie, elle permet d'explorer l'épiderme et sa jonction avec le derme. Cependant, les images OCT sont sévèrement affectées par le bruit speckle. Ce phénomène conjugué à la complexité inhérente aux structures de la peau rend l'interprétation des images difficile même pour des experts. L'approche classique consiste à filtrer le speckle avant de faire des traitements de segmentation. A l'inverse, dans cette thèse nous exploitons exclusivement le bruit comme information pour segmenter. Notre approche repose sur la modélisation statistique du speckle. La segmentation se fait par classification des paramètres de ce modèle probabiliste. Ainsi,

- On montre que le speckle ne suit pas une loi Rayleigh, comme cela est établi analytiquement.
- On ajuste plusieurs lois de probabilité à l'amplitude OCT ; et on montre que celle-ci est distribuée selon la loi Gamma généralisée.
- On établit que les paramètres de cette loi discriminent statistiquement les couches de la peau.
- On conçoit une méthode de segmentation par classification des paramètres locaux du speckle.

Les nombreuses expérimentations faites sur plusieurs corpus d'images in-vivo confirment la validité de notre approche.

**Mots clé** : OCT, segmentation, speckle, modèle statistique, estimation de paramètres, classification.

## Abstract

This thesis deals with the segmentation of skin OCT images. This modality provides the means to visualize superficial structures down to a millimeter depth. In dermatology, it is used to examine the epidermis and its junction with the dermis. However, OCT images are severely affected by the speckle noise. This random phenomenon added to the complexity of human skin structures makes the visual interpretation of images very difficult. Classical image processing techniques filter this noise prior to any segmentation step. In this thesis, we rely exclusively on the properties of the speckle to perform segmentation. Our approach is based on the statistical modeling of the speckle. Images are segmented by classifying parameters of the statistical model. Therefore,

- We show that speckle does not follow the Rayleigh distribution, as developed analytically in the literature.
  - We fit various probability laws to model OCT signal amplitude; we show that Generalized Gamma has the best goodness of fit.
  - We establish that statistical parameters of this distribution discriminate skin layers with good variability.
  - We develop a segmentation method based on the classification of local statistical parameters.
- The various experimental results with a number of in-vivo images reported in the thesis confirm the validity of our approach.

**Keywords** : OCT, segmentation, speckle, statistical modeling, parameter estimation, classification.

# Table des matières

<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>1 Contexte médical et Tomographie par Cohérence Optique</b>	<b>5</b>
1.1 Introduction . . . . .	5
1.2 La peau . . . . .	6
1.2.1 Généralités . . . . .	6
1.2.2 Les couches de la peau . . . . .	6
1.2.2.1 L'épiderme . . . . .	6
1.2.2.2 Le derme . . . . .	8
1.2.2.3 L'hypoderme . . . . .	9
1.3 Maladies de la peau . . . . .	10
1.4 Imagerie de la peau . . . . .	12
1.4.1 Imagerie ultrason . . . . .	13
1.4.2 Microscopie confocale . . . . .	13
1.4.3 Imagerie par résonance magnétique . . . . .	14
1.4.4 Tomographie par cohérence optique . . . . .	15
1.4.4.1 Principes de l'OCT . . . . .	15
1.4.4.2 Fonctionnement OCT et ses variantes . . . . .	17
1.4.4.3 Comparaison . . . . .	20
1.5 Applications médicales de l'OCT . . . . .	22
1.5.1 Applications ophtalmologiques . . . . .	23

1.5.2	Applications dermatologiques . . . . .	24
1.5.3	Autres applications . . . . .	24
1.6	Simulation OCT . . . . .	25
1.6.1	Aperçu de la méthode de Monte Carlo . . . . .	25
1.6.2	Simulation de propagation de photons . . . . .	26
1.6.3	Propriétés optiques des tissus biologiques . . . . .	30
1.6.4	Simulation d'images OCT . . . . .	32
1.7	Conclusion . . . . .	34
<b>2</b>	<b>Modélisation statistique du speckle</b>	<b>37</b>
2.1	Introduction . . . . .	37
2.2	Speckle . . . . .	38
2.2.1	Modèle du speckle . . . . .	38
2.2.2	Réduction du speckle . . . . .	40
2.3	Formation du signal OCT . . . . .	41
2.4	Modèle théorique du speckle OCT . . . . .	41
2.5	Modélisation empirique du speckle OCT . . . . .	42
2.5.1	Distribution lognormale . . . . .	43
2.5.2	Distribution Gamma . . . . .	44
2.5.3	Distribution Nakagami . . . . .	45
2.5.4	Distribution Gamma généralisée . . . . .	45
2.6	Estimation de paramètres statistiques . . . . .	47
2.6.1	Méthode des moments . . . . .	47
2.6.2	Méthode du maximum de vraisemblance . . . . .	48
2.7	Paramètres des cinq lois . . . . .	48
2.7.1	Paramètres de la loi Rayleigh . . . . .	48
2.7.1.1	Méthode des moments . . . . .	48
2.7.1.2	Méthode du maximum de vraisemblance . . . . .	48

2.7.2	Paramètres de la loi Lognormale . . . . .	49
2.7.2.1	Méthode des moments . . . . .	49
2.7.2.2	Méthode du maximum de vraisemblance . . . . .	49
2.7.3	Paramètres de la loi Gamma . . . . .	50
2.7.3.1	Méthode des moments . . . . .	50
2.7.3.2	Méthode du maximum de vraisemblance . . . . .	50
2.7.4	Paramètres de la loi Nakagami . . . . .	51
2.7.4.1	Méthode des moments . . . . .	51
2.7.4.2	Méthode du maximum de vraisemblance . . . . .	51
2.7.5	Paramètres de la loi Gamma généralisée . . . . .	52
2.7.5.1	Méthode des moments . . . . .	52
2.7.5.2	Méthode du maximum de vraisemblance . . . . .	53
2.8	Conclusion . . . . .	54
<b>3</b>	<b>Caractérisation statistique de la peau</b>	<b>55</b>
3.1	Introduction . . . . .	55
3.2	Méthode . . . . .	56
3.2.1	Les images . . . . .	56
3.2.2	Etude de la variabilité inter-experts . . . . .	59
3.2.3	Conditionnement des données . . . . .	60
3.2.4	Ajustement des lois de probabilité . . . . .	60
3.2.5	Séparabilité statistique des couches . . . . .	65
3.2.5.1	Machine à vecteurs de support . . . . .	65
3.2.5.2	Méthode de classification . . . . .	69
3.2.5.3	Evaluation de la performance des classificateurs . . . . .	70
3.3	Expérimentation . . . . .	70
3.3.1	Comparaison des estimateurs . . . . .	70
3.3.2	Illustration graphique des paramètres . . . . .	71



3.3.3	Evaluation quantitative . . . . .	71
3.3.4	Classification individuelle des paramètres . . . . .	75
3.3.5	Etude de la variabilité . . . . .	75
3.3.5.1	Variabilité inter-zones . . . . .	77
3.3.5.2	Variabilité inter-âges . . . . .	80
3.3.5.3	Variabilité Inter-sexes . . . . .	82
3.3.6	Comparaison avec le speckle factor . . . . .	82
3.4	Conclusion . . . . .	84
<b>4</b>	<b>Segmentation d'images OCT</b>	<b>85</b>
4.1	Introduction . . . . .	85
4.2	Etat de l'art . . . . .	86
4.3	Méthode . . . . .	87
4.4	Expérimentations . . . . .	87
4.4.1	Stabilité des estimateurs . . . . .	87
4.4.2	Variabilité des fenêtres . . . . .	88
4.4.3	Illustration graphique . . . . .	89
4.4.4	Performance quantitative . . . . .	90
4.4.5	Segmentation . . . . .	93
4.4.6	Classification des paramètres individuels . . . . .	96
4.5	Comparaison et amélioration . . . . .	98
4.5.1	Segmentation par la matrice de cooccurrence . . . . .	98
4.5.2	Comparaison avec le contraste du speckle . . . . .	101
4.5.3	Détection de contours dans l'image paramétrique . . . . .	103
4.6	Application au mélanome . . . . .	105
4.7	Conclusion . . . . .	107
	<b>Conclusion générale</b>	<b>111</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>121</b>

# Table des figures

1.1	Anatomie de la peau. Source : [Hendriks, 2001]. . . . .	7
1.2	Schéma général des couches de l'épiderme et du derme. . . . .	9
1.3	Images du mélanome de la peau. (a) stade I (b) stade III. . . . .	11
1.4	Schéma d'un microscope confocale à rétrodiffusion. Source : [Sheppard and Shotton, 1997]. . . . .	14
1.5	Schéma général du principe de la tomographie par cohérence optique. . . . .	17
1.6	Image OCT de la peau avec ISIS SkinDex 300(profondeur d'environ 900 $\mu\text{m}$ ). . . . .	18
1.7	Terminologie utilisée en OCT : a-scan, b-scan, c-scan et t-scan. . . . .	19
1.8	Interférométrie spectral. FT = Transformation de Fourier. I = intensité spectrale ; F= potentiel de diffusion. Source : [Fercher et al, 2003]. . . . .	21
1.9	Spectrotomographie cohérente dispersive. Source : [Sheppard and Sotton, 1997]. . . . .	22
1.10	Principe de propagation aléatoire du photon. . . . .	26
1.11	Loi de Snell-Descartes. . . . .	27
1.12	Modèle physique de l'absorption. . . . .	31
1.13	Modèle physique de la diffusion. . . . .	32
1.14	Images OCT simulées de la peau : (a) avec speckle (b) sans speckle. Source : [Kirillin, 2008]. . . . .	34
2.1	Résultante de deux champs électriques $U_R$ et $U_S$ . . . . .	41
2.2	Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rayleigh avec $\sigma=1,2$ et 3. . . . .	43

2.3	Fonction de densité de probabilité de la distribution de Lognormale avec $\mu=1$ et $\sigma=1,2$ et 5. . . . .	44
2.4	Fonction de densité de probabilité de la distribution de Gamma avec $\mu=1$ et $L=2,3$ et 4. . . . .	45
2.5	Fonction de densité de probabilité de la distribution de Nakagami avec $\mu=1$ et $L=1,2$ et 3. . . . .	46
3.1	Image OCT de la peau du Laboratoire Pierre Fabre. (a) corpus 1, (b) corpus 2	57
3.2	Délimitation manuelle du stratum corneum et reste de l'épiderme d'une image (a) corpus 1, (b) corpus 2. . . . .	58
3.3	Délimitation manuelle du stratum corneum et reste de l'épiderme d'une image par cinq experts. . . . .	59
3.4	Pixels de stratum corneum en rouges et les pixels du reste de l'épiderme en jaunes d'une image. (a) corpus 1, (b) corpus 2. . . . .	61
3.5	Ajustement des cinq fonctions de densité de probabilité sur les données empiriques d'une image de corpus 1(a) Stratum corneum (b) Epiderme. . . . .	62
3.6	Ajustement des cinq fonctions de densité de probabilité sur les données empiriques d'une image de corpus 2 (a) Stratum corneum (b) Epiderme. . . . .	62
3.7	Illustration du test KS. . . . .	63
3.8	Qualité de l'ajustement au sens du KS des cinq distributions estimées par 23 images du corpus 1(a) Stratum corneum (b) Epiderme . . . . .	63
3.9	Qualité de l'ajustement au sens du KS des cinq distributions estimées par 50 images du corpus 2(a) Stratum corneum (b) Epiderme . . . . .	64
3.10	Hyperplan optimal séparant les points de deux classes. . . . .	66
3.11	Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Rayleigh par l'estimateur MM. (a) corpus 1(b) corpus 2. . . . .	72
3.12	Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Lognormale par l'estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2. . . . .	72
3.13	Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Gamma par l'estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2. . . . .	73
3.14	Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Nakagami par l'estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2. . . . .	73

3.15	Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Gamma généralisée par l'estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2. . . . .	74
3.16	Précision de chaque tirage par le classificateur Lognormale. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme. . . . .	75
3.17	Précision de chaque tirage par le classificateur Gamma. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme. . . . .	77
3.18	Précision de chaque tirage par le classificateur Nakagami. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme. . . . .	77
3.19	Précision de chaque tirage par le classificateur Gamma généralisée. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme. . . . .	78
3.20	Les paramètres estimés de deux couches. (a) Nakagami zone 1, (b) Nakagami zone 2, (c) GG3 zone1, (d) GG3 zone2. . . . .	79
3.21	Les paramètres estimés de Nakagami. (a) Stratum corneum (b) Reste l'épiderme.	80
3.22	Les paramètres estimés de GG3 de deux zones. (a) Stratum corneum (b) Reste l'épiderme. . . . .	80
4.1	Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Rayleigh. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50 . . . . .	89
4.2	Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Lognormale. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50 . . . . .	90
4.3	Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Gamma. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50 . . . . .	90
4.4	Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Nakagami. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50 . . . . .	91
4.5	Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Gamma généralisée. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50 . . . . .	91
4.6	Espace des paramètres locaux de Nakagami (fenêtre 7X7). . . . .	92
4.7	Espace des paramètres locaux de Gamma généralisée (fenêtre 7X7). . . . .	92
4.8	Précision des classificateurs de Nakagami. (a) Stratum corneum, (b) Reste de l'épiderme. . . . .	93
4.9	Précision des classificateur de Gamma généralisée. (a) Stratum corneum, (b) Reste de l'épiderme. . . . .	96

4.10 Exemples de segmentation par un classificateur Nakagami. . . . .	97
4.11 Exemples de segmentation par un classificateur Gamma généralisée. . . . .	98
4.12 Segmentation en trois couches d'une zone carrée. (a) $\mu$ -Nakagami, (b) $\beta$ -Gamma généralisée . . . . .	99
4.13 Exemples de segmentation par un classificateur $\mu$ -Nakagami. . . . .	100
4.14 Exemples de segmentation par un classificateur $\beta$ -Gamma généralisée. . . . .	101
4.15 Exemple de segmentation par un classificateur (7 paramètres) de Haralick. . . . .	102
4.16 Exemple de segmentation par classificateur mixte Haralick-Nakagami. . . . .	103
4.17 Exemple de segmentation par classificateur mixte Haralick-Gamma généralisée. . . . .	104
4.18 Exemple de segmentation par un classificateur mixte contraste-Gamma généralisée. . . . .	105
4.19 Algorithme de détection de contours. . . . .	106
4.20 Contours d'une image de $\mu$ -Nakagami. (a) image originale du paramètre $\mu_{Nakagami}$ , (b) image lissée, (c) gradient en x, (d) gradient en y, (e) amplitude, (f) phase $\theta$ , (g) maxima locaux (h) contours finaux. . . . .	107
4.21 Contours d'une image de $\beta$ -Gamma généralisée . (a) image originale du paramètre $\beta_{GG3}$ , (b) image lissée, (c) gradient en x, (d) gradient en y, (e) amplitude, (f) phase $\theta$ , (g) maxima locaux (h) contours finaux. . . . .	108
4.22 Exemple des contours du stratum corneum. Les courbes vertes (Nakagami) et rouges (Gamma généralisée) sont les contours détectés et les bleues celles des experts. . . . .	108
4.23 (a) Image vidéo un mélanome. (b) Image OCT de la même zone. . . . .	109
4.24 Ajustement des quatre fonctions de densité de probabilité sur les données empiriques de mélanome. . . . .	110

# Introduction générale

L'évolution du mode de vie dans les sociétés industrialisées engendre de nouvelles préoccupations dermatologiques et cosmétologiques. Répondre à ses préoccupations nécessite une connaissance approfondie de la peau humaine, en termes d'anatomie, de propriétés mécaniques et vasculaires. La cosmétologie développe de plus en plus de produits de protection et d'esthétique. Les tests de leur sûreté et leur efficacité nécessitent souvent la mesure de l'épaisseur des couches de la peau, l'analyse de son comportement mécanique, ou la caractérisation de ses tissus. En dermatologie, on a besoin d'analyser des lésions (psoriasis, carcinomes, sclérodermies, lymphomes), des tumeurs (mélanomes), des cicatrisations ... Le mélanome est un cancer en augmentation de 7% par an en France. Environ 1570 personnes meurent de ce cancer en 2010 ([www.e-cancer.fr](http://www.e-cancer.fr)). Son diagnostic précoce est un enjeu de santé public.

Dans ce domaine, comme dans toutes les pathologies de la peau, le diagnostic repose largement sur l'examen visuel. Cependant, la peau est un organe complexe constitué de couches stratifiées. Leur épaisseur varie selon l'âge, le sexe, et la zone du corps. Souvent, la peau présente des structures ambiguës dont l'interprétation est difficile. Elle nécessite une grande expérience de la part des dermatologues. Pour cela, la biopsie est l'étalon d'or.

La tomographie par cohérence optique (OCT) est une modalité d'imagerie qui permet de visualiser des coupes des couches superficielles, jusqu'à un millimètre de profondeur. Il s'agit d'une technologie relativement récente [Huang *et al.*, 1991]. Elle est principalement employée en ophtalmologie pour mesurer l'épaisseur de la rétine au niveau de la macula. En dermatologie, l'OCT connaît un développement récent pour caractériser certaines tumeurs et pathologies de la peau [Welzel, 2001; Pierce *et al.*, 2004].

Les images OCT sont largement affectées par le speckle, un bruit multiplicatif causé par l'interférence de multiples ondes rétrodiffusées par la peau. Il donne aux images leur aspect granuleux et rend difficile leur interprétation.

Dans ce contexte médical, le but de la thèse est de mettre en œuvre une méthode pour

délimiter les couches de la peau dans les images OCT. Pour cela nous nous sommes fixé les objectifs suivants :

- Mettre en œuvre un descripteur caractéristique des couches de la peau
- Développer une méthode de segmentation fondée sur ce descripteur.

Pour répondre au premier objectif, nous avons considéré le speckle comme représentant des tissus sous-jacents. Cela est en cohérence avec le fait que ce phénomène est du aux rétrodiffusions (des ondes lumineuses) multiples causées par les diffuseurs (ou structures élémentaires) constituant la peau. La répartition aléatoire de ces diffuseurs est évidemment caractéristique des couches de la peau. Par conséquent, le speckle qui en découle est représentatif de la distribution des diffuseurs et donc caractéristique des couches. Nous avons cherché à modéliser ce phénomène et à caractériser les couches à la base de ce modèle.

Pour traiter le deuxième objectif, nous avons mis en œuvre une version locale du descripteur de speckle. Nous avons développé alors une méthode de segmentation par classification de ce descripteur.

## Contributions

Le travail de cette thèse a abouti aux contributions suivantes :

- La démonstration empirique que le speckle dans les images OCT ne suit pas la loi de Rayleigh, contrairement au développement analytique de Goodman [Goodman, 1976]. Cela indique un problème de convergence en contradiction avec le théorème central de la limite.
- La modélisation statistique du speckle par des lois dites pré-Rayleigh. L'étude de l'ajustement de ces lois montre que le speckle dans les images OCT suit une distribution Gamma généralisée avec un excellent test de Kolomogorov-Smirnov.
- La caractérisation des couches de la peau par des paramètres de lois de probabilité. En effet, le vecteur de paramètres de la loi Gamma généralisée est un attribut discriminant du stratum corneum et de l'épiderme.
- La description du speckle dans le voisinage de chaque pixel par des paramètres locaux.
- La mise en œuvre d'une méthode de segmentation des couches par classification du descripteur local du speckle.

Les multiples expérimentations avec plusieurs corpus d'images in vivo ont montré la validité de l'approche.

## Organisation de la thèse

Le reste de cette thèse est organisé en quatre chapitres.

**Chapitre 1** : dans ce premier chapitre nous présentons le contexte médical en décrivant l'anatomie de l'organe d'intérêt pour cette thèse : la peau. Les pathologies principales qui affectent la peau sont brièvement présentées. Nous y présentons aussi les modalités d'imagerie de la peau en comparant leurs caractéristiques et applications. La tomographie par cohérence optique est décrite en détail. Le chapitre présente la simulation d'images OCT par la méthode Monte Carlo.

**Chapitre 2** : dans ce chapitre nous étudions la modélisation statistique du speckle dans l'OCT. Le modèle théorique est présenté en résumant le travail de Goodman. Quatre autres lois de probabilité sont présentées comme modèle du speckle. Deux méthodes d'estimation de paramètres de lois de probabilité sont décrites. Les estimateurs de tous les paramètres des cinq lois, selon les deux méthodes d'estimation, sont détaillés.

**Chapitre 3** : ce chapitre est consacré à la caractérisation des couches de la peau par les lois statistiques. Les corpus d'images expérimentales sont présentés. Les cinq lois sont ajustées aux données des images en estimant leurs paramètres dans chaque couche. La qualité de l'ajustement est évaluée à l'aide du test de Kolmogorov-Smirnov. La capacité de chaque loi à discriminer les couches est étudiée en classant ses paramètres. La méthode à vecteurs de support est présentée. Elle est mise en œuvre pour entraîner un classificateur par loi et de tester les performances des classifications. Les indicateurs quantitatifs de performance habituels sont évalués. La variabilité des modèles selon l'âge, le sexe et la zone est analysée. La conclusion est que la Gamma généralisée est un bon modèle du speckle avec peu de variabilité.

**Chapitre 4** : ce chapitre présente la segmentation des couches. L'estimation des paramètres locaux du speckle est étudiée en termes de stabilité pour des fenêtres de petite taille. La méthode de conception de classificateurs supervisés (SVM) est présentée. La segmentation par classification de vecteurs de paramètres et de paramètres individuels est mise en œuvre. La méthode est comparée avec des approches de la littérature, notamment la matrice de co-occurrence et le contraste du speckle. Différentes expériences sont mises en œuvre pour segmenter les différentes structures (stratum, jonction derme-épiderme). Finalement, la possibilité d'appliquer la méthode à la segmentation du mélanome est examinée.



Des conclusions et quelques perspectives terminent la thèse.

# Chapitre 1

## Contexte médical et Tomographie par Cohérence Optique

### 1.1 Introduction

La peau est l'organe le plus large du corps humain. Elle assure différentes fonctions. La plus évidente est la protection de l'organisme du milieu extérieur. Il s'agit d'un tissu biologique complexe, composée de différentes couches.

La connaissance des propriétés mécaniques de la peau est importante en cosmétologie (rasage, épilation, application de crème et de lotion) et en clinique (chirurgie plastique, l'anthologie des plaies superficielles de pression).

La peau humaine se comporte comme un matériau non-homogène, anisotrope, non linéaire et visco-élastique. A l'heure actuelle, plusieurs modèles ont été développés pour représenter les propriétés mécaniques des différentes couches de la peau et de visualiser la peau pendant les opérations chirurgicales. Deux principales modalités sont utilisées pour visualiser la peau : l'échographie (US), la tomographie par cohérence optique (OCT).

Dans la suite, nous présentons la peau, ses constituants et ses pathologies. Nous décrivons aussi les modalités d'imagerie de cet organe. Nous détaillons particulièrement l'OCT. Nous décrivons aussi la méthode de simulation d'images OCT.

## 1.2 La peau

### 1.2.1 Généralités

En contact direct avec le milieu extérieur, la peau est le tissu le plus étendu du corps. Elle est constituée de trois couches stratifiées (figure 1.1) :

- l'épiderme dont le principal rôle est la protection du corps
- le derme, seule couche à posséder des vaisseaux permettant aux nutriments de se diffuser vers l'épiderme
- l'hypoderme est la couche la plus profonde de la peau.

Chez un adulte, la peau pèse entre 3.5 et 4.5 kg. Sa superficie peut atteindre deux mètres carrés. Son épaisseur varie selon le sexe, l'âge et la région du corps. Elle est plus mince chez les femmes, chez les personnes âgées, au niveau des paupières et des organes génitaux (1 mm). En revanche, elle est plus épaisse au niveau de la zone palmo-plantaires (environ 4 mm).

La peau possède de nombreuses fonctions impliquées principalement dans le maintien de l'homéostasie de l'organisme, et notamment dans la thermorégulation, la défense contre les agressions extérieures et les agents exogènes. Elle joue également un rôle dans les fonctions sensorielles et métaboliques telle que la synthèse de vitamine D. La peau est très vascularisée et possède également un grand nombre de glandes sudoripares (fabriquant la sueur), des glandes sébacées (sécrétant le sébum= substance grasse qui protège la peau) et des récepteurs nerveux permettant les sensations tactiles et de pression.

Nous allons détailler la structure de la peau dans le paragraphe suivant.

### 1.2.2 Les couches de la peau

#### 1.2.2.1 L'épiderme

L'épiderme est composé de différents types de cellules, notamment les kératinocytes et les mélanocytes. Les kératinocytes fabriquent la kératine (protéine donnant aux cellules des propriétés protectrices). Toutes les cellules de l'épiderme sont reliées entre elles par des structures. Les kératinocytes progressent vers la surface de la peau (poussés par de jeunes cellules situées en dessous) et meurent par desquamation. L'épiderme est ainsi renouvelé tous les 25 à 40 jours.

Les mélanocytes fabriquent un pigment appelé la mélanine. Ce type de cellules se situe plus profondément dans l'épiderme, mais reste néanmoins en contact avec les kératinocytes qui intègrent progressivement la mélanine. Les pigments de mélanine ainsi absorbés protègent

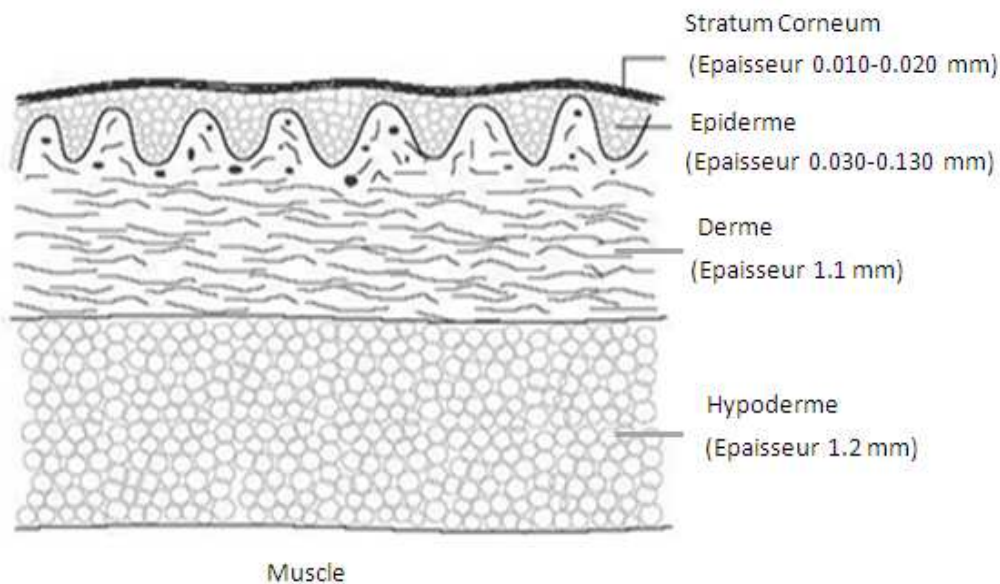


FIG. 1.1 – Anatomie de la peau. Source : [Hendriks, 2001].

les noyaux des cellules contre les rayons ultraviolets du soleil.

Il existe d'autres types de cellules dans l'épiderme qui servent essentiellement à la défense (système immunitaire) de l'organisme [Banchereau and al, 2000].

Enfin, un dernier type de cellules, les épithélioïdocytes, semble jouer un rôle dans le toucher. Elles sont situées à la jonction entre l'épiderme et le derme. L'épiderme est lui-même constitué de plusieurs couches (voir la figure 1.2).

- **Le stratum corneum (SC)** est constitué de 4 à 20 strates de cellules aplaties. Les Kératinocytes appartenant au SC ne possèdent plus de noyaux, ni d'organites cytoplasmiques. Cette couche peut être subdivisée en deux sous-couches.

Le stratum compactum, faisant suite à la couche granuleuse, est formé de cellules kératinisées étroitement soudées. Il assure la fonction barrière de l'épiderme. Les desmosomes sont remplacés par des structures très simplifiées, les cornéodesmosomes qui continuent à assurer une certaine cohésion entre les cornéocytes. Dans les cornéodesmosomes se trouvent des protéines spécifiques comme la cornéodesmosine. Cette strate est surmontée par une couche desquamante ou stratum disjonctum qui se trouve en surface et au niveau de laquelle les cellules cornées subissent la desquamation. L'ensemble de ces couches épidermiques se renouvelle entièrement au bout de 30 à 40 jours, avec tout d'abord un renouvellement de cellules germinatives, puis une migration des cellules à travers l'épaisseur de l'épiderme. Le temps de transit d'un kératinocyte à travers la

couche cornée est environ 14 jours. Dans un certain nombre de maladies, tel que le psoriasis, le temps de renouvellement de l'épiderme est considérablement diminué (huit jours). Cela est aussi le cas au cours de la réépidermisation d'une plaie, ainsi qu'au niveau des annexes cutanées, notamment la gaine épithéliale externe du follicule pileux et des canaux sudoripares.

- **Le reste de l'épiderme** : Les trois couches stratum basal, stratum spinosum et stratum granulosum forment le reste de l'épiderme.

Le stratum basal appelé aussi couche germinative est la dernière couche avant le derme. Elle est constituée d'une strate de cellules fermement adhérent au derme. Le cytoplasme des kératinocytes de la couche basale est riche en organites cellulaires ainsi qu'en mélanosomes. Ces derniers, synthétisés par les mélanocytes voisins, migrent dans les kératinocytes pour se concentrer autour du noyau le protégeant ainsi en partie contre l'ultra violet.

Le stratum spinosum (ou couche épineuse) est constitué d'une superposition d'environ 5 strates de kératinocytes en forme de polyèdre. Les cellules de cette couche sont pourvues d'un gros noyau possédant souvent deux nucléoles. Elles sont reliées entre elles par des desmosomes, qui leur donnent une allure épineuse en observation histologique. Ces attaches desmosomiales assurent une grande cohésion entre les cellules et sont responsables, en partie, de la très grande résistance mécanique de cette couche cellulaire.

Le stratum granulosum (ou couche granuleuse) est constitué de trois strates de kératinocytes qui s'aplatissent et leurs organites commencent à disparaître. Les kératinocytes accumulent des granules de kératohyaline et des granules lamellées. Les granules lamellées contiennent un glycolipide, sécrété entre les cellules qui contribue à imperméabiliser la peau. Au-delà de cette couche, les cellules meurent par manque de nutriments (trop éloignées des capillaires du derme).

### 1.2.2.2 Le derme

Le derme enveloppe l'ensemble de l'organisation comme un collant. Les cellules du derme sont regroupées en deux groupes. Le premier groupe est composé de fibroblastes : cellules fusiformes dont le rôle principal est la synthèse des composantes de la matrice extracellulaire (MEC) tel que le collagène, l'élastine, la substance fondamentale et des glycoprotéines.

Le deuxième groupe est composé de cellules migratrices, impliquées dans les mécanismes de défense et de réponse immunitaire : leucocytes, mastocytes, macrophages. Le derme est formé de deux couches :

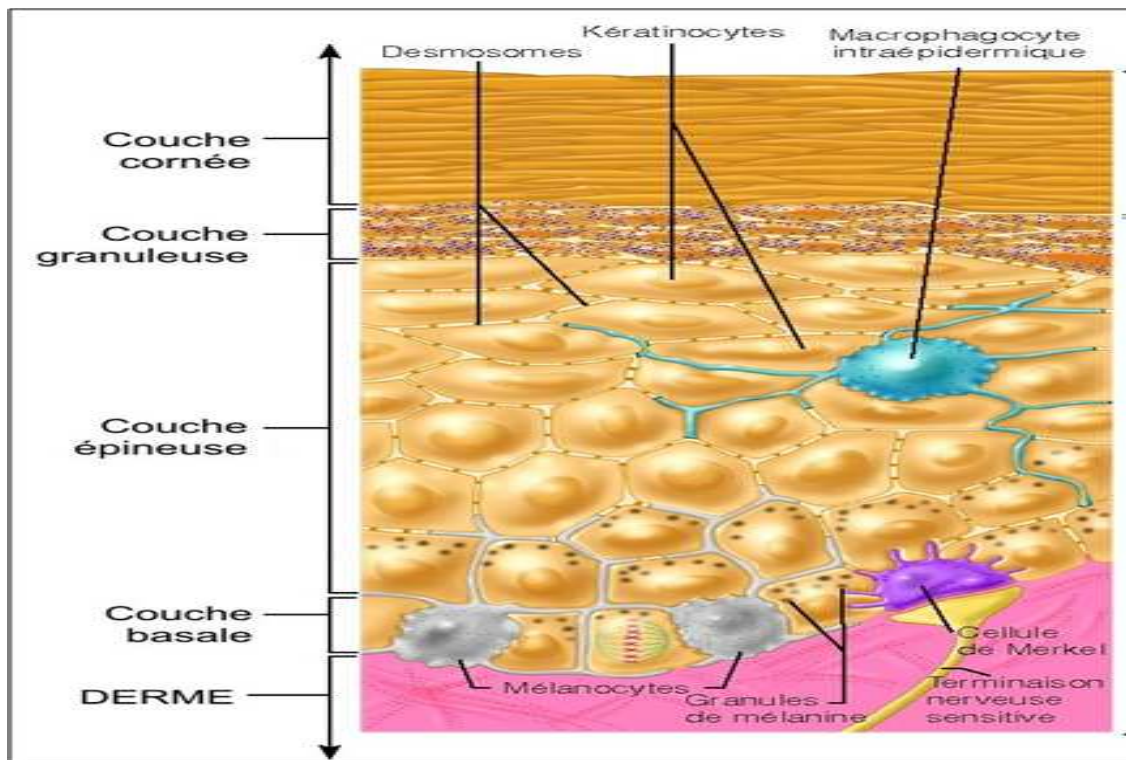


FIG. 1.2 – Schéma général des couches de l'épiderme et du derme.

- La première couche est la zone papillaire en superficie. Il s'agit d'une mince couche permettant le passage de nombreux vaisseaux sanguins et de fibres nerveuses, contenant également les papilles du derme.
- La deuxième couche est la zone réticulaire, plus profonde, qui occupe environ 80% du derme, formée de fibres de collagène enchevêtrées généralement parallèles à la surface de la peau. Cette zone présente des lignes de tension appelées lignes de Langer, qui revêtent une grande importance pour les chirurgiens. Lors des incisions effectuées pendant une opération chirurgicale, la cicatrisation ultérieure est d'autant meilleure que les incisions sont faites parallèlement à ces lignes et non transversalement.

### 1.2.2.3 L'hypoderme

L'hypoderme est la couche la plus profonde de la peau et la plus épaisse. Il est rattaché au derme par des fibres de collagène et d'élastine. Il est essentiellement constitué d'un type de cellules spécialisées dans l'accumulation et le stockage des graisses. Elles sont regroupées en lobules par du tissu conjonctif.

L'hypoderme joue le rôle de réserve énergétique. Les graisses contenues dans les adipocytes,

peuvent être remises en circulation, via la voie veineuse, lors d'un effort intense ou lors d'une déficience en apport énergétique, et seront transformées en énergie. Ces cellules graisseuses sont groupées en un gros amas en forme de coussins.

Chaque couche cutanée, par la nature physique de ses composants et de leurs organisations, contribue donc à la très grande complexité des propriétés mécaniques de la peau humaine, étudiée par de nombreux physiciens, biologistes et chimistes. Il est admis que d'un point de vue mécanique, la peau se constitue d'un matériau très complexe : hétérogène, anisotrope et non linéaire viscoélastique [Elsner *et al.*, 2000].

### 1.3 Maladies de la peau

La dermatologie est la spécialité des maladies inflammatoires et des problèmes de la peau. Il existe de nombreuses maladies dermatologiques dont les principales sont :

- L'eczéma de contact et l'eczéma atopique
- L'urticaire
- Le stress oxydatif et héliodermie
- La déshydratation cutanée
- Le Mélanome

L'**eczéma** est une maladie inflammatoire cutanée. Il existe deux grands types d'eczéma : l'eczéma allergique de contact [Saint Mezard *et al.*, 2004] et l'eczéma atopique [Williams, 2005]. Les deux eczémas sont considérés comme des dermatoses inflammatoires. Des travaux ont défini différentes stratégies capables de restaurer une tolérance immunitaire afin de prévenir les poussées d'eczéma.

L'**urticaire** est une maladie allergique. Elle se présente sous la forme de plaques plus ou moins rouges sur la peau. Elle peut être dangereuse si elle s'étend au niveau des yeux, de la bouche et du larynx.

L'**héliodermie** correspond au vieillissement cutané photo-induit et regroupe un ensemble de manifestations cliniques, histologiques et fonctionnelles caractéristiques siégeant sur la peau chroniquement insolée. Le vieillissement intrinsèque correspond aux modifications inévitables liées à l'âge qui affectent la peau comme les autres organes. Il est caractérisé par une baisse de la production de collagène et d'élastine. Le vieillissement extrinsèque lié aux facteurs de l'environnement, est généralement causé par les effets du soleil.

La **déshydratation** est la perte ou l'élimination de l'eau d'un corps. Il existe plusieurs causes de la déshydratation : génétique, environnementales, de santé,...



FIG. 1.3 – Images du mélanome de la peau. (a) stade I (b) stade III.

En effet, certaines personnes présentent des altérations d'origine génétique qui se traduisent généralement par une sécheresse sévère, souvent accompagnée de desquamation et d'eczéma. Par ailleurs, la chaleur, l'air et les mouvements d'air aggravent les pertes en eau dues à l'évaporation. Enfin, les soins inadaptés et le vieillissement génèrent aussi ce phénomène.

Les **cancers** de la peau les plus fréquents et les moins graves sont les carcinomes et les épidermoïdes. Ils représentent plus de 90 % des cancers de la peau. Le **mélanome** est le cancer le plus grave. Il peut survenir à tout âge et touche fréquemment les gens de 40 à 50 ans. Il est responsable de plus de mille décès par an en France. Dans la majorité des cas, la guérison complète d'un mélanome est obtenue si le traitement commence tôt.

Le mélanome se développe à partir des cellules mélanocytes spécialisées dans la fabrication du pigment de la peau. Les mélanocytes résident normalement dans la région profonde de l'épiderme. Elles sont aussi à l'origine du grain de beauté ou naevus mélanocytaire. Le mélanome suit majoritairement une croissance bi-phasique intra-épidermique puis sous-épidermique. Il peut toucher n'importe quelle région de la peau : cuir chevelu, muqueuses (bouche, organe génitaux...) ou ongles. Le facteur essentiel du développement du mélanome est l'exposition solaire excessive (surtout les expositions intenses, intermittentes dans l'enfance). Les patients à peau blanche sont les plus souvent victimes du mélanome, mais ce cancer touche aussi les patients à peau noire ou pigmentée. Le mélanome apparaît sur la peau des patients sous forme d'une tache colorée de quelques millimètres qui comporte plusieurs couleurs du brun et/ou du noir. Cette tache est asymétrique et comporte une bordure irrégulière. La taille, la forme, les contours et les couleurs du mélanome subissent des mo-



difications assez rapides. D'autres signes, comme une modification de la surface, la présence d'une excroissance ou d'un nodule et des démangeaisons peuvent parfois être observés.

Plusieurs types de mélanome sont décrits dans la littérature. Le mélanome nodulaire se développe assez rapidement. Sa forme est une boule de couleur brune parfois rosée. Le mélanome acral se développe généralement au niveau des paumes des mains, des plantes des pieds et des ongles. Il est fréquent chez les gens de peau noire ou pigmentée. Le mélanome de Durbreuil se développe lentement. Il apparaît sur le visage de gens de plus de 60 ans. D'autres types existent comme le mélanome des muqueuses buccales et anogénitale et le mélanome oculaire ou choroïdien.

Enfin, certains mélanomes ne sont pas pigmentés, leur diagnostic est alors particulièrement difficile.

Les cancers de la peau détiennent un triste record, celui de la plus importante progression depuis 20 ans. Ils augmentent en Europe de 5 à 7 % par an. En France, environ 50 000 carcinomes et 7 000 mélanomes sont diagnostiqués chaque année. Les carcinomes peuvent être traités efficacement, les mélanomes sont beaucoup plus graves. Le dermatologue peut suspecter un mélanome à son aspect et compléter son examen par une analyse au dermatoscope. Le diagnostic du mélanome précoce nécessite donc une analyse individualisée de la structure de la peau afin de localiser la tumeur.

## 1.4 Imagerie de la peau

L'imagerie médicale a donné lieu, ces dernières années, au développement d'un grand nombre de modalités destinées à faciliter le diagnostic et la thérapeutique. Leurs domaines d'utilisation sont variés, et souvent complémentaires. Le diagnostic et le traitement des pathologies de la peau sont largement basés sur l'examen visuel effectué par les dermatologues. Ces examens nécessitent une grande expérience car la peau peut présenter des états ambigus difficilement interprétables. Souvent, comme pour la surveillance du cancer, la biopsie et l'analyse histologique sont utilisées pour lever ces ambiguïtés.

La description de la structure de la peau se fonde sur l'histologie. Afin d'être capable d'imager la peau rapidement et sans nécessité de biopsie biologique, diverses approches non-invasives d'imagerie cutanée in vivo ont été développées. Un état de l'art de ces techniques peut être consulté dans [Corcuff and Pierard, 1998].

Trois modalités d'imagerie sont fréquemment utilisées : l'ultrason, la microscopie confocale et la résonance magnétique. Plus récemment, la tomographie par cohérence optique (OCT) commence à être explorée. Dans la suite nous passons en revue ces quatre modalités. Nous présentons aussi les méthodes de simulation d'images OCT.

### 1.4.1 Imagerie ultrason

L'imagerie échographique se base sur la technique de mesure de l'onde ultrason réfléchi. La visualisation de l'intensité de ces ondes réfléchies permet de former une image anatomique, montrant les contours des organes et leurs structures.

Une détection d'amplitude du signal échographique conduit à la représentation en "mode amplitude" (mode A-scan). Ce mode donne une image unidimensionnelle des structures traversées par le faisceau d'ultrasons sur son chemin à travers les tissus. Il montre une ligne avec des pics représentant les échos provenant de différentes couches. L'amplitude des pics est influencée par la différence d'impédance acoustique des tissus et la distance du tissu à la source d'ultrasons. La distance entre les pics est corrélée avec l'épaisseur des différentes couches [Agner, 1995].

Dans le mode B, le transducteur est automatiquement déplacé tangentiellement sur l'objet. L'image échographique étant construite par la juxtaposition de plusieurs lignes de A-Scans. Dans la plupart des cas, la différenciation entre l'épiderme et le derme par ultrasons est difficile. L'épiderme a une faible capacité à refléter l'ultrason. Alors que, le derme est fortement échogène du fait que le réseau de fibre de collagène régulièrement ordonné reflète des ultrasons. Un transducteur de 50 ou 100 MHz permet d'obtenir une résolution axiale de 11  $\mu\text{m}$  à 39  $\mu\text{m}$ . Des ultrasons de basse fréquence (de 7.5 à 10 MHz) sont utilisées pour des profondeurs de 4 et 6 cm [Fornage, 1995]. L'ultrason ne suffit donc pas pour imager toutes les couches de la peau, notamment pour l'analyse du mélanome. En effet (voir plus haut) celui-ci se développe dans l'épiderme. Sa détection précoce nécessite une modalité d'imagerie de très faible pénétration.

### 1.4.2 Microscopie confocale

L'imagerie confocale donne des images parallèles à la surface de la peau. La figure 1.4 montre une représentation schématique du système de rétrodiffusion par microscope confocale. Le principe de cette modalité consiste à envoyer la lumière à partir d'une source ponctuelle. Celle-ci est reflétée par un miroir dichroïque et focalisée par la lentille objective du microscope pour éclairer un point sur le plan focal.

Le spot lumineux est ensuite reflété sur un détecteur à travers un trou d'épingle, ou point d'ouverture. Cette ouverture agit comme un filtre spatial, rejetant la lumière qui est réfléchi de l'objet en dehors de la zone de focalisation (ligne pointillée). Les émissions provenant du plan focal (trait plein) sont capables de passer l'ouverture. En déplaçant le faisceau lumineux, le plan désiré dans l'échantillon peut être scannés. De cette manière, une image 2D est obtenue. Varier la profondeur du plan focal et combiner les images obtenues, conduit à une image 3D [Sheppard and Shotton, 1997; Rajadhyaksha and Zavislan, 1997].

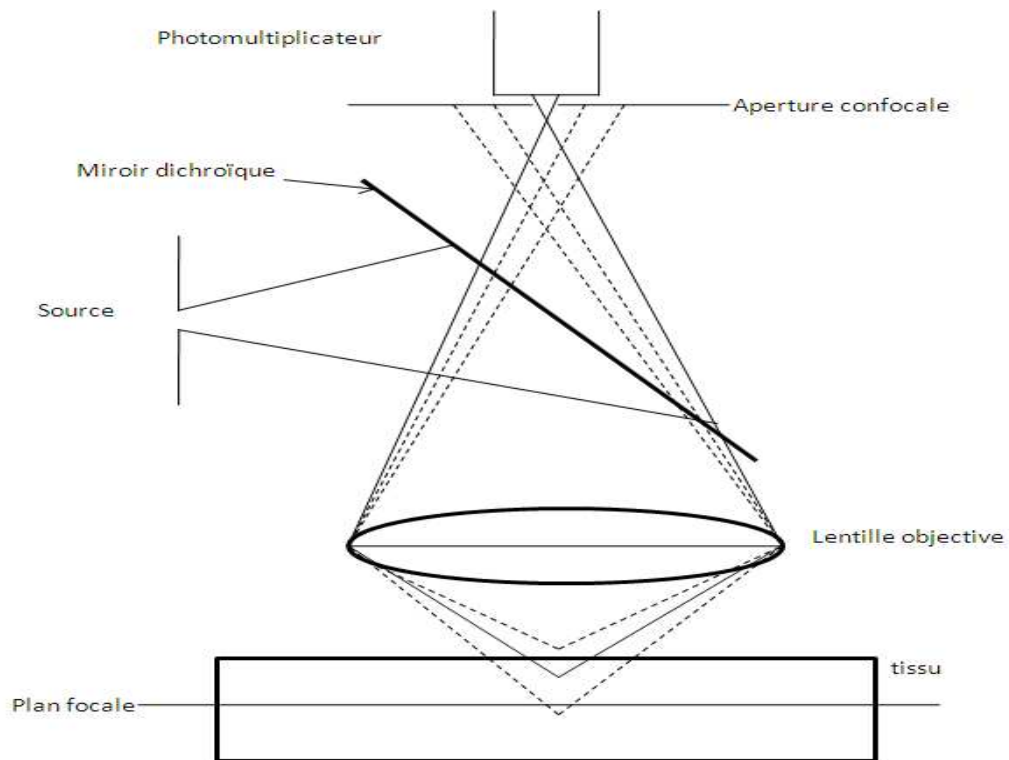


FIG. 1.4 – Schéma d'un microscope confocale à rétrodiffusion. Source : [Sheppard and Shotton, 1997].

En raison du coefficient de diffusion élevé de la peau, la profondeur de pénétration maximale est de l'ordre de  $250\text{-}300\ \mu\text{m}$  et une résolution verticale jusqu'à  $2\ \mu\text{m}$  peut être obtenue. Cela signifie que la couche inférieure de l'épiderme peut être observée entièrement et une partie du derme.

La microscopie confocale est utilisée pour mesurer l'épaisseur de plusieurs couches de la peau. Corcuff et al [Corcuff and al, 1999] ont modifié le système d'acquisition conçu par Tandem Scanning Microscope (TSM) proposé par [Corcuff and al, 1993] en un microscope confocale à balayage laser (MCBL) avec trois différentes longueurs d'ondes. Ils ont constaté que l'épiderme peut être étudié mieux avec la lumière bleue, tandis que la profondeur de pénétration peut être agrandie grâce à la lumière proche de l'infrarouge.

### 1.4.3 Imagerie par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) peut également être utilisée pour imager la peau. Sa performance est comparable à l'échographie. Elle utilise les ondes radio et un puissant champ magnétique. Elle fournit des images détaillées des organes internes et des tissus

et permet l'évaluation des structures du corps humain, invisibles avec les autres techniques d'imagerie.

Pour étudier la structure de la peau, un scanner à résonance magnétique (MR) a été adapté pour permettre l'exploration de l'épiderme [Querleux, 1995]. Il permet d'obtenir une résolution axiale de l'ordre de 35-70  $\mu m$  et de différencier le derme de l'hypoderme. La plupart des informations obtenues par IRM peuvent également être obtenues par ultrasons haute fréquence. Les inconvénients de l'IRM sont le coût élevé et les exigences spéciales du bâtiment. L'IRM offre par ailleurs une meilleure résolution que les ultrasons mais avec de plus petites profondeurs de pénétration. Elle a également des possibilités pour visualiser les structures dans la graisse.

#### 1.4.4 Tomographie par cohérence optique

L'acte chirurgical a toujours été considéré le seul moyen d'accéder au corps humain. Le développement des fibres optiques élimine de nombreux actes invasifs.

En effet, grâce à l'endoscopie, le médecin voit directement les surfaces intérieures des organes accessibles naturellement. Malheureusement, cette technique ne donne pas accès aux caractéristiques des tissus. Nous avons recours pour cela aux techniques de rayon X, IRM et ultrasons. Cependant, celles-ci ne permettent pas de voir à faible profondeur. Dans ce champ d'application, les techniques basées sur la lumière (visible ou proche du visible) sont la solution. La tomographie par cohérence optique est l'une de ces modalités.

##### 1.4.4.1 Principes de l'OCT

La tomographie par cohérence optique (OCT pour Optical Coherence Tomography) est une technique d'imagerie non invasive des milieux biologiques à l'échelle du micromètre. Cette technique utilise des ondes lumineuses. Elle est fondée sur le principe de l'interférométrie de Michelson pour créer des franges d'interférence. L'interférométrie inventée en (1880) est constituée de deux miroirs (voir la figure 1.5), dont l'un est mobile. La lumière issue d'une source connue traverse la lame séparatrice et se sépare en deux faisceaux d'égale amplitude. L'un des deux faisceaux se dirige vers le miroir de référence et l'autre vers le tissu biologique. Ce faisceau illumine le tissu, directement ou via une fibre optique. Le miroir de référence et l'échantillon sont positionnés à distance  $L_r$  et  $L_s$  de la lame séparatrice, respectivement (voir la figure 1.5).

Les lumières rétrodiffusées par le tissu et par miroir de référence sont détectées. Les deux faisceaux reviennent vers la lame séparatrice, la retraversent et interfèrent entre eux dans la

direction du détecteur. Le signal provenant du faisceau référence et le signal provenant du tissu produisent un signal d'interférence. Grâce au déplacement latéral à vitesse constante, la mesure est reproduite à différents points de l'échantillon sur une distance de plusieurs millimètres. La mesure en profondeur est obtenue grâce à la modification du trajet optique du bras de référence.

L'image OCT est reconstituée à partir des signaux d'interférence. Il existe plusieurs modes de représentation de l'image OCT. Si la source lumineuse est parfaitement cohérente, alors la somme de deux champs électriques rétrodiffusés  $E_s$  et  $E_r$  de l'échantillon et de la référence produit le champ électrique au détecteur  $E_d$ , représenté par l'expression suivante :

$$E_d = E_s + E_r \quad (1.1)$$

$$E_s = A_s \exp[-j(2\beta_s l_s - wt)] \quad (1.2)$$

$$E_r = A_r \exp[-j(2\beta_r l_r - wt)] \quad (1.3)$$

où  $w$  est la fréquence de la source,  $\beta_s$  et  $\beta_r$  sont les propagations constantes et  $(A_s, A_r)$  représentent l'amplitude réfléchi par l'échantillon et le miroir de référence. Le facteur 2 appliqué aux propagations (les équations 1.2 et 1.3) représente l'aller et retour du faisceau. L'intensité lumineuse détectée en fonction du délai  $\tau$  est décrite par la forme suivante [Shurcliff, 1962] :

$$I(\tau) = A_s^2 + A_r^2 + 2A_s A_r \operatorname{Re} \left( \left\langle \frac{E_s(t) E_r^*(t + \tau)}{A_s A_r} \right\rangle \right) \quad (1.4)$$

avec  $\tau = \frac{\delta}{c}$ ,  $\delta$  est la différence de chemin optique entre les bras 1 et 2 (voir la figure 1.5).

Les deux paramètres essentiels de la source lumineuse d'un OCT sont :

- la longueur d'onde d'émission, comprise entre 600 et 1300 *nm* (rouge et proche infrarouge).
- la longueur de cohérence  $l_c$  de la source de lumière permet de déterminer la résolution axiale, de réaliser la sélection des photons en fonction de leur temps de parcours dans le milieu diffusant.

Le signal d'interférence n'est observable que si la différence de chemin optique est inférieure à  $l_c$ . En prenant ce signal d'interférence du fond continu, nous pouvons localiser l'origine des réflexions dans l'échantillon (tissu biologique) avec une résolution  $\Delta_z$  égale à la moitié de la longueur de cohérence.

En utilisant le spectre gaussien, la résolution axiale est définie par [Philips *et al.*, 1997] :

$$\Delta_z = \frac{l_c}{2} = 2 \frac{\ln 2 \cdot \bar{\lambda}}{\pi \cdot \Delta \lambda} \quad (1.5)$$

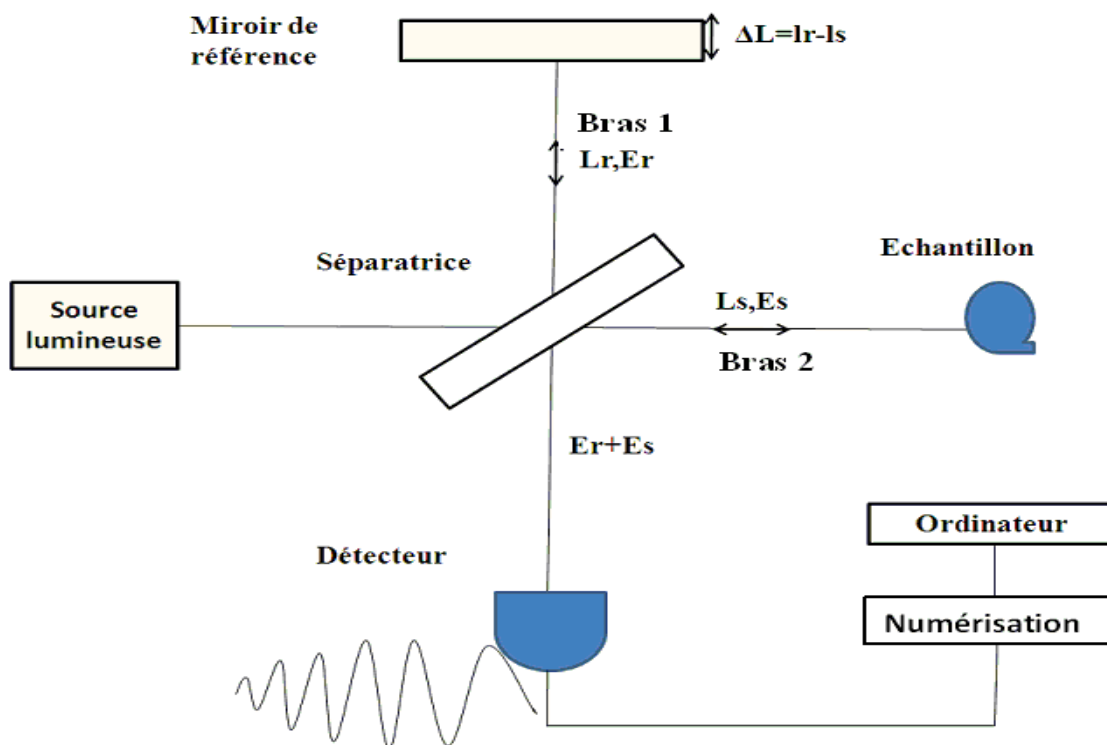


FIG. 1.5 – Schéma général du principe de la tomographie par cohérence optique.

où  $\bar{\lambda}$  est la longueur d'onde moyenne,  $\Delta\lambda$  la largeur spectrale et  $l_c$  la longueur de cohérence de la source. Si la largeur spectrale de la source détermine la résolution axiale, sa longueur d'onde centrale est également importante : la distance de pénétration dans les tissus est optimale dans la lumière rouge et proche de l'infrarouge. Le traitement informatique de ces signaux permet de construire des images en noir et blanc ou bien en fausses couleurs (voir la figure 1.6). La résolution est telle qu'il est possible d'obtenir de véritables biopsies tissulaires en quasi-temps réel.

Aujourd'hui, plusieurs systèmes sont commercialisés avec des résolutions latérales et axiales pouvant atteindre entre 4 à  $20\mu\text{m}$  pour une profondeur de l'ordre de 2mm. L'utilisation d'une fibre optique permet d'utiliser ce système par voie endoscopique. Un tomographe à cohérence optique à diode laser (puissance 0,6mW, fréquence de balayage 150Hz) permet d'obtenir une image 200x200 pixels, en moins d'une seconde avec une résolution latérale de  $4\mu\text{m}$  [Lankenau *et al.*, 1997].

#### 1.4.4.2 Fonctionnement OCT et ses variantes

En principe, les systèmes OCT sont divisés en deux classes suivant leur fonctionnement : les systèmes longitudinaux ou axiaux et les systèmes transversaux ou latéraux (appelés aussi

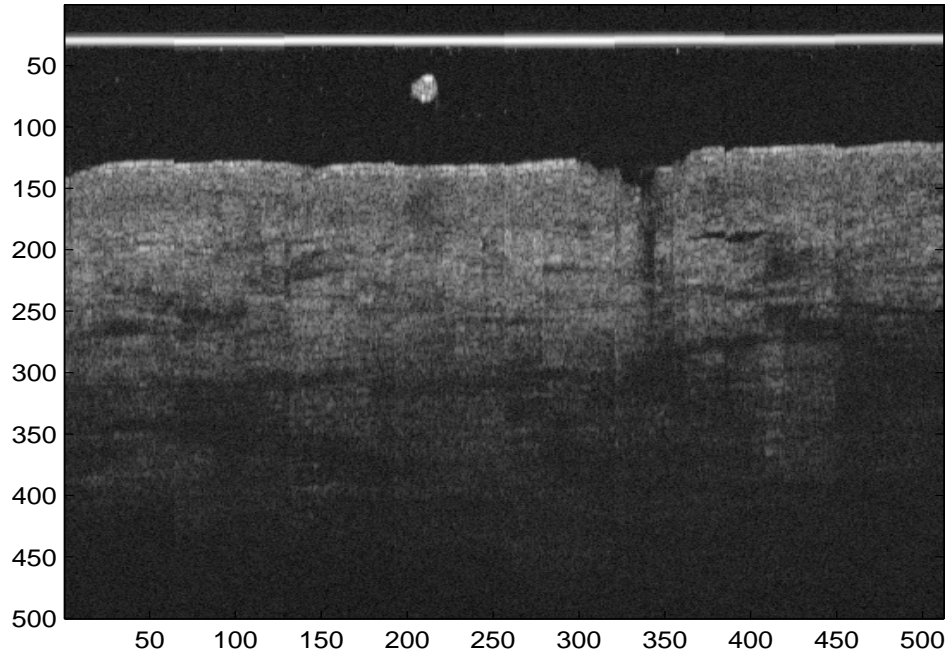


FIG. 1.6 – Image OCT de la peau avec ISIS SkinDex 300 (profondeur d'environ  $900 \mu\text{m}$ ).

en-face).

La réalisation d'une image de la classe longitudinale repose sur la modification de la longueur du bras de référence. Ainsi, en fonction de ce bras, nous pouvons extraire la valeur de la réflectivité lumineuse provenant de différentes profondeurs dans la cible. Pour réaliser une image transversale (en-face), le balayage est fait généralement point par point sur l'échantillon. La résolution latérale liée à l'optique de focalisation est souvent choisie de façon à être du même ordre de grandeur que la résolution longitudinale.

Finalement, l'attachement d'un système à des classes se fait suivant la manière avec laquelle le faisceau balaye la cible. La figure 1.7 présente un diagramme représentant les modes de balayage du faisceau laser sur la cible.

Une image (OCT) 1D représente le profil de la réflectivité lumineuse suivant l'un des axes de coordonnées. Il existe deux modes 1D : le A-scan et le T-scan. Le mode A-scan représente le profil de la réflectivité suivant l'axe  $z$  (en profondeur) pour une position transversale fixée sur les axes  $x$  et  $y$ . Tandis que pour le mode T-scan, on obtient le profil de la réflectivité suivant un axe transversal ( $x$  ou  $y$ ) pour une profondeur donnée  $z$ .

L'image 2D peut être obtenue par juxtaposition des A-scan ou T-scan. Dans le premier cas, l'image est appelée B-scan, alors que dans le deuxième, l'image est appelée C-scan.

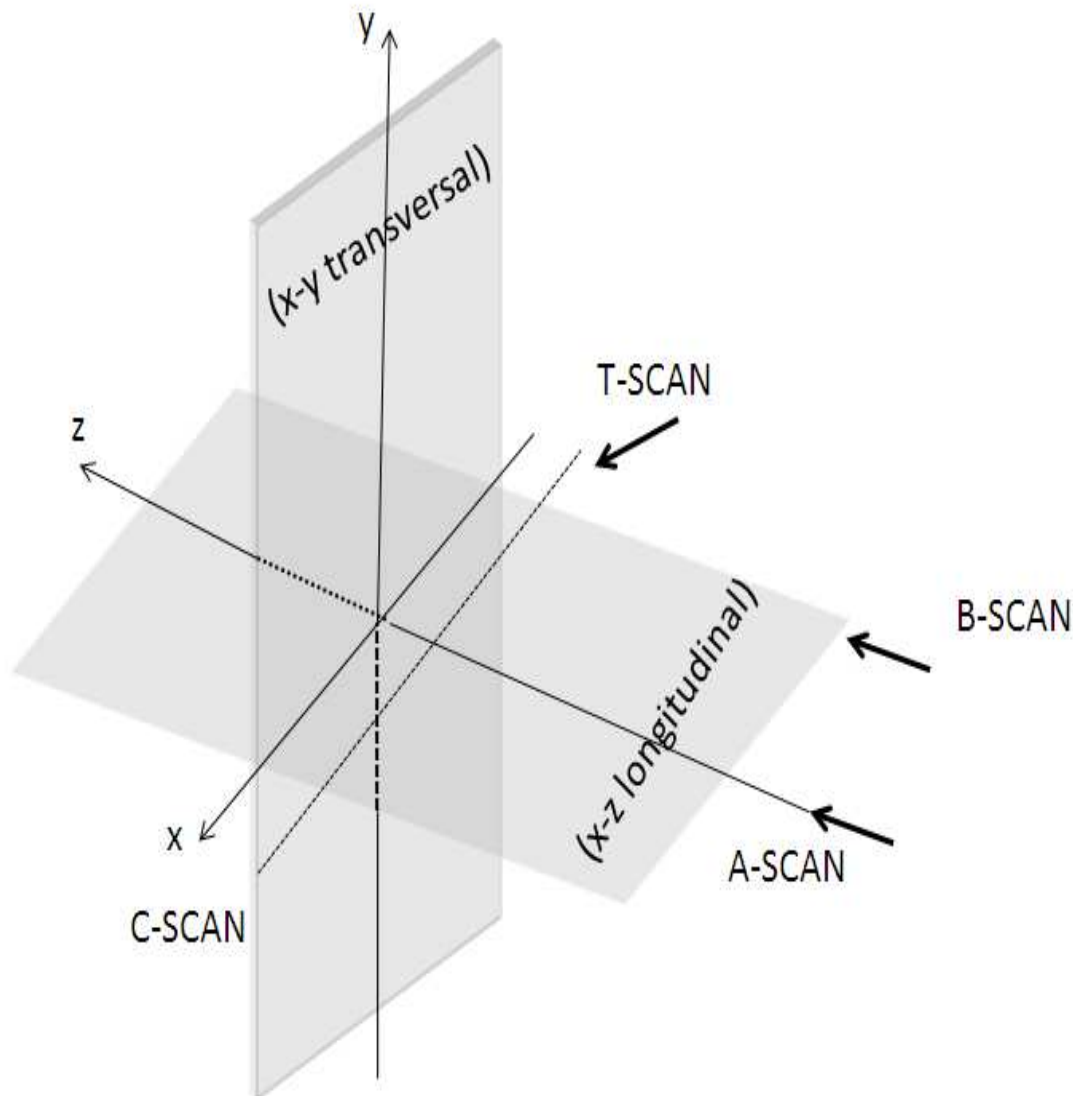


FIG. 1.7 – Terminologie utilisée en OCT : a-scan, b-scan, c-scan et t-scan.

Depuis sa découverte au début des années 1990, l'OCT a connu plusieurs modifications :

- OCT dans le domaine de Fourier(FDOCT) : il s'agit d'une technique d'imagerie basée sur le principe de l'interférométrie à basse cohérence [Fercher *et al.*, 1995]. Elle permet de synthétiser des profils en profondeur de la réflectivité d'objets diffusants. En FDOCT, on mesure l'intensité spectrale de l'interférence entre la lumière rétrodiffusée par l'objet et la lumière réfléchiée par une surface de référence à forte réflectivité. La réflectivité de l'objet est directement liée par la transformée de Fourier inverse à cette intensité exprimée en nombre d'ondes. Les principaux avantages de la FDOCT sont une grande vitesse d'acquisition, une extrême sensibilité aux discontinuités d'indice de réfraction,



ainsi qu'une très grande résolution axiale [Wojtkowski *et al.*, 2002; Leitgeb *et al.*, 2004].

- OCT en lumière polarisée : cette technique permet d'apporter les propriétés structurales et la composition des tissus [de Boer *et al.*, 1997; Jiao *et al.*, 2002]. L'OCT Doppler, permettant de mesurer des vitesses de déplacement, a ouvert la voie à l'étude de la circulation sanguine de très faible vitesse [Chen *et al.*, 1997; Westphal *et al.*, 2002].
- OCT plein champ : c'est une technique conceptuellement différente de l'OCT classique qui utilise un capteur d'image tel qu'une caméra CCD. Elle est fondée sur un interféromètre de Michelson avec des objectifs de microscope placés dans ses deux bras. Des coupes transverses sont obtenues sans balayage à partir d'une combinaison d'images acquises au moyen d'un microscope interférométrique éclairé par une source de lumière thermique [Vabre *et al.*, 2002]. La résolution transverse des images d'OCT plein champ est similaire à celle des images fournies par un microscope.

De plus, deux techniques de spectrométrie OCT sont décrites dans [Watanabe and Itoh, 2000] : l'une basée sur l'OCT parallèle avec addition de filtre passe-bande, l'autre sur l'interférométrie spectrale OCT avec addition du mouvement de l'échantillon.

La figure 1.8 montre le schéma du principe de la technique de spectrométrie OCT parallèle, nommée spectrotomograms. Elle utilise une caméra CCD pour détecter le mouvement de l'échantillon en profondeur dans une direction. Les spectrotomograms sont obtenus par filtrage de la profondeur avec une série  $n=1,2,\dots,N$  de la bande du filtre passe-bande. Les spectrotomograms peuvent être exprimés comme :

$$\Gamma_n(z) = \Gamma_{SR}(z) \otimes \hat{W}_n(z) \quad (1.6)$$

avec  $\hat{W}_n(z)$  la fonction du filtre.

La figure 1.9 montre le principe de la technique de spectrométrie OCT basée sur l'interférométrie spectrale, appelée spectrotomographie de cohérence de dispersion. Elle est utilisée pour modifier l'interférométrie spectrale de l'OCT correspondant à celle décrite par [Zuluaga and Kortum, 1999].

Le spectromètre de prisme a été utilisé dans [Watanabe and Itoh, 2000], pour éclairer l'échantillon par une ligne focalisée d'une lentille cylindrique et déplacer l'échantillon le long de la direction de la profondeur (voir figure 1.9).

#### 1.4.4.3 Comparaison

Les quatre modalités décrites plus haut ont des performances variées. Le tableau 1.1 résume leurs caractéristiques. L'examen de ces caractéristiques montre clairement que le seul

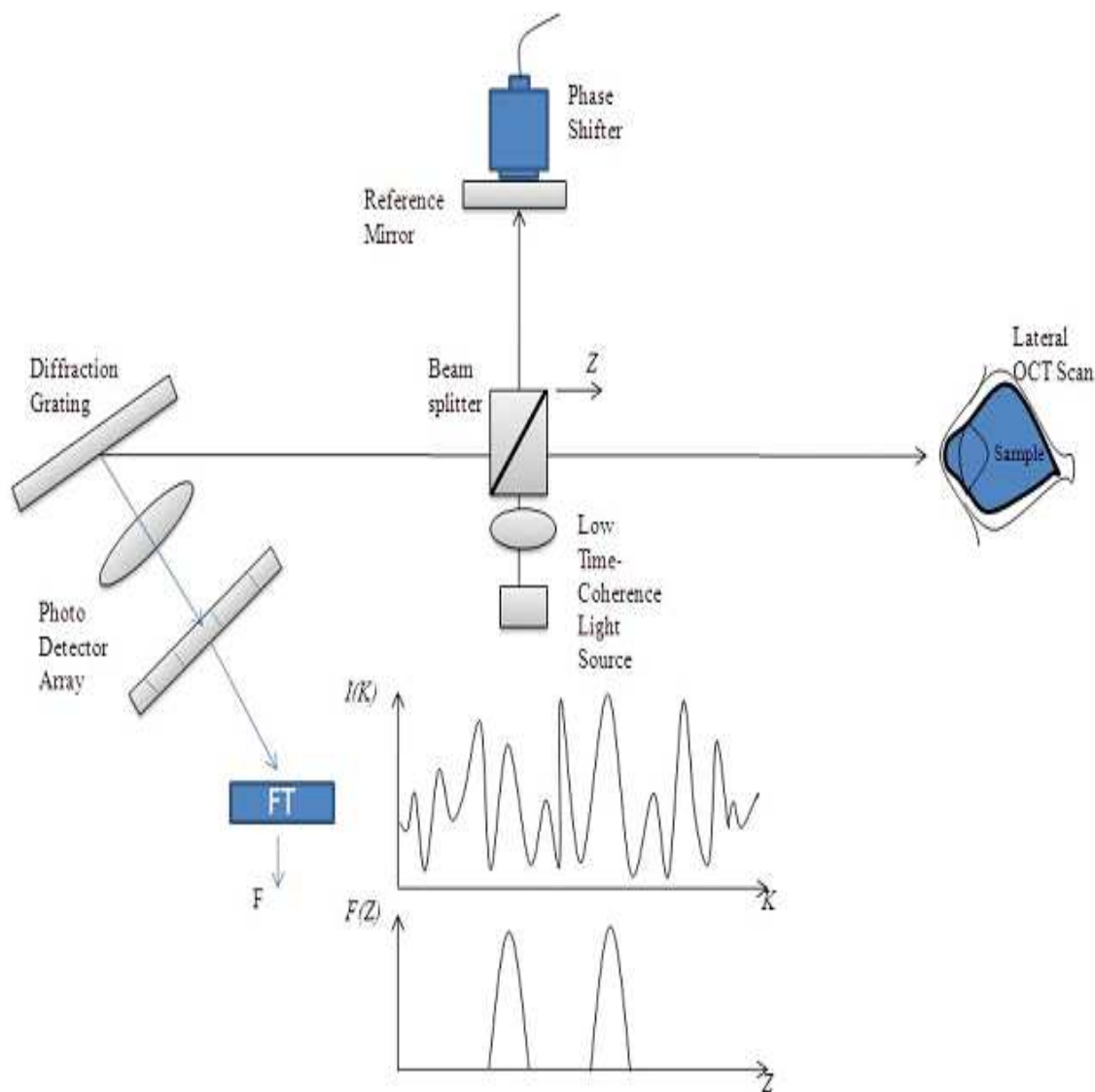


FIG. 1.8 – Interférométrie spectrale. FT = Transformation de Fourier.  $I$  = intensité spectrale ;  $F$  = potentiel de diffusion. Source : [Fercher et al, 2003].

moyen réaliste pour étudier les couches très superficielles de la peau est l'OCT. Le tableau 1.2 montre la mesure des couches de la peau par différentes modalités dans plusieurs études. Cela montre la précision de l'OCT dans l'examen de l'épiderme. Par ailleurs, ces modalités sont complémentaires. Ainsi, l'OCT servirait à l'examen de l'épiderme, les ultrasons haute fréquence à celui du derme, alors que les modalités d'ultrasons classiques ou de résonance magnétique seraient utiles à l'exploration en profondeur de tissus biologiques.

Dans cette thèse, nous étudions l'OCT comme moyen de caractériser l'épiderme et ses différentes parties, notamment le stratum corneum.

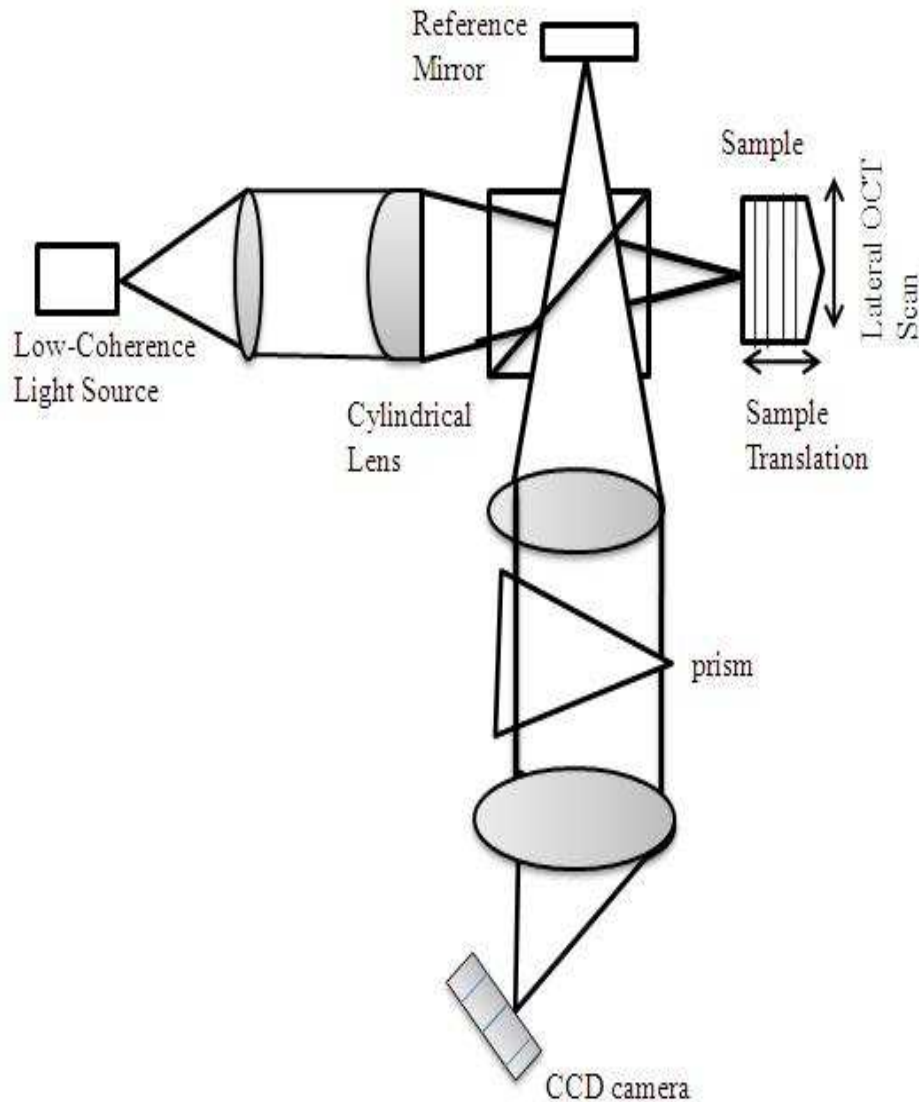


FIG. 1.9 – Spectrotomographie cohérente dispersive. Source : [Sheppard and Sotton, 1997].

## 1.5 Applications médicales de l'OCT

La modalité OCT est une technique d'imagerie née il y a une dizaine d'années [Huang *et al.*, 1991]. Elle a été initialement utilisée sur une rétine humaine [Fercher *et al.*, 1993]. Avec l'émergence des nouvelles techniques, nous assistons actuellement à une utilisation accrue de cette modalité.

L'OCT est utilisée principalement en ophtalmologie afin de visualiser l'épaisseur de la rétine au niveau de la macula et de la papille optique. Elle est également

<i>méthode</i>	<i>résolution axial [<math>\mu m</math>]</i>	<i>résolution latérale [<math>\mu m</math>]</i>	<i>pénétration Depth[mm]</i>	<i>référence</i>
<i>ultrasons 20 Mhz</i>	50	150 – 350	15 – 25	[Serup <i>et al.</i> , 1995; Agner, 1995]
<i>Ultrasons Haute Résolution(USHR)</i>	11	30	2 – 2.5	[El Gammal <i>et al.</i> , 1995]
<i>OCT</i>	10 – 20	10 – 20	1 – 2	[Pan and Lankeneau, 1996]
<i>MRI</i>	80	80	20	[Corcuff and Pierard, 1998]
<i>Microscopie Confocale</i>	3 – 5	0.5 – 1	0.350	[Rajadhyaksha <i>et al.</i> , 1999]

TAB. 1.1 – Aperçu de la performance des différentes techniques d'imagerie.

<i>La couche</i>	<i>épaisseur</i>	<i>méthode</i>	<i>le région teste</i>	<i>référence</i>
stratum corneum	[11 – 20] $\mu m$	<i>OCT</i>	<i>l'avant bras</i>	<i>Pierre Fabre</i>
	15 $\mu m$	<i>CSLM</i>	<i>bout de doigt</i>	[Rajadhyaksha <i>et al.</i> , 1999]
épiderme	[62 – 110] $\mu m$	<i>OCT</i>	<i>l'avant bras</i>	<i>Pierre Fabre</i>
	[2 – 2.5] mm	<i>USHR</i>	<i>paume</i>	[El Gammal <i>et al.</i> , 1995]
	[1.29 – 1.91] mm	<i>ultrasons</i>	<i>l'avant bras</i>	[Starmans <i>et al.</i> , 1992]
<i>derme</i>	[104 – 270] mm	<i>ultrasons</i>	<i>l'avant bras</i>	[Starmans <i>et al.</i> , 1992]
<i>subcutaneous</i>	4 – 6 cm	<i>LFUS</i>	<i>sous – cutanée</i>	[Fornage, 1995]

TAB. 1.2 – Mesure de l'épaisseur des différentes couches de la peau.

utilisée dans l'exploration du segment antérieur de l'œil [Swanson *et al.*, 1993; Fercher *et al.*, 1993].

La structure de l'œil contient plusieurs éléments et en particulier la rétine qui se compose de plusieurs types de cellules parmi lesquelles les photorécepteurs. Distinguer les différents constituants de la rétine permet certainement de mieux connaître le rôle de chaque cellule, les conséquences de leur endommagement et le principe de microcirculation. La progression de cette technique a permis son utilisation dans une grande variété d'applications [Fujimoto *et al.*, 1995; 1999; Bouma and Tearney, 2002]

### 1.5.1 Applications ophtalmologiques

L'utilisation de l'OCT est essentielle en ophtalmologie. Elle est devenue un outil ordinaire pour l'investigation de la partie postérieure de l'œil. En particulier, elle permet d'examiner le

segment antérieur de l'œil pour mesurer les détails des pathologies de la cornée et les changements structurels de l'angle de chambre et de l'iris [Bouma and Tearney, 2002]. L'ablation de la cornée au laser est suivie par l'OCT [Bagayev *et al.*, 2002]. L'amélioration continue de la résolution axiale [Drexler *et al.*, 1999; Unterhuber *et al.*, 2003] permet de visualiser des structures sub-cellulaires intra-rétinales. L'image OCT de haute-résolution a montré la capacité de refléter l'image de petits vaisseaux sanguins choroïdes au dessous du l'épithélium de pigment rétinien [Povazay *et al.*, 2003].

### 1.5.2 Applications dermatologiques

En dermatologie, cette technique d'imagerie connaît un développement récent. Elle est utilisée en particulier pour caractériser en temps réel certaines tumeurs et pathologies inflammatoires de la peau [Welzel, 2001; Pierce *et al.*, 2004].

Les qualités de l'OCT (pénétration 2 *mm*, résolution axiale 10-15 *mm*, rapidité et non-invasivité) et son évolution technologique (robustesse, compacte et économie) ont permis son application progressive en dermatologie. Elle sert à évaluer des spécificités individuelles de peaux saines ou pathologiques. En particulier, elle permet la mesure de structures sous-superficielles [Gladkova *et al.*, 2000]. L'anatomie de la peau humaine montre une structure multicouche complexe avec beaucoup d'hétérogénéités. La plupart des maladies de la peau peuvent être diagnostiquées à l'œil nu ou par la microscopie à épiluminescence. Cependant, pour le diagnostic du cancer, la biopsie excisionnelle conventionnelle est toujours l'étalon.

Ainsi plusieurs études cliniques ont adopté l'OCT pour le diagnostic d'inflammations et de pathologies de la peau [Welzel, 2001]), la détermination de l'épaisseur de l'épiderme [Hovmann *et al.*, 1995; Mogensen *et al.*, 2008], l'étude de la variété de désordres de dermatologie induits par le rayonnement ultraviolet [Gambichler *et al.*, 2005], les carcinomes cellulaires-basal [Gambichler and al, 2007; Mogensen *et al.*, 2009], la kératose actinique [Barton and al, 2003], le psoriasis et la dermatite [Welzel *et al.*, 2003].

### 1.5.3 Autres applications

L'imagerie gastro-intestinale (*GI*) est un premier exemple de la nécessité d'une haute-résolution de l'image OCT [Izatt *et al.*, 2000]. Les images OCT sont utilisées en gastro-intestinales pour illustrer le contraste entre l'histologique des couches des tissus, et pour différencier la muqueuse et la sous-muqueuse [Izatt *et al.*, 2000].

L'application endoscopique de l'OCT pour l'étude *in vivo* de la muqueuse a été effectuée dans les organes respiratoires, gastro-intestinales, urinaires et génitaux. L'OCT a été utilisée pour

effectuer un programme complet de l'image structurale in vivo et in vitro de tissus durs et mous dans la cavité buccale [Feldchtein *et al.*, 1998].

Cette technique a été utilisée pour l'analyse de l'œsophage, le larynx, l'estomac et la vessie [Sergeev *et al.*, 1997; Tearney *et al.*, 1997; Jaekle *et al.*, 2000].

## 1.6 Simulation OCT

Afin de valider des algorithmes de traitement d'images, on a souvent recours à des techniques de simulation de données. Par ailleurs, mettre en œuvre un simulateur d'une modalité d'image est un moyen rigoureux pour comprendre l'impact de différents paramètres physiques. En effet, la comparaison d'images simulées avec des images réelles permet de valider les modèles physiques. Par conséquent, cela fournit des données maîtrisées pour la validation. En OCT, divers simulateurs ont été proposés. Tous se fondent sur la technique Monte Carlo. Un aperçu de l'approche de simulation est décrit dans cette section.

### 1.6.1 Aperçu de la méthode de Monte Carlo

Nous appelons méthode de Monte Carlo (MC) toute méthode visant à calculer une valeur numérique, en utilisant des procédés aléatoires, c'est-à-dire des techniques probabilistes pour décrire un phénomène physique. Les simulations numériques de cette méthode représentent un outil efficace de compréhension et d'interprétation de résultats expérimentaux.

La théorie fondamentale et l'histoire de MC ont été expliquées depuis les années 1940 [Halton, 1970]. La méthode MC a acquis un véritable statut avec les travaux de John von Neumann et Ulam pour simuler la diffusion et l'absorption de neutrons dans les matériaux fissibles. Puis, la méthode MC a largement été utilisée en sciences, notamment la physique, l'économie, la chimie, la biologie et la médecine.

Depuis une dizaine d'années de nombreux travaux ont utilisé cette technique dans le domaine biomédical. L'étude des interactions laser-tissus a été réalisée par l'introduction de l'algorithme MC [Wilson, 1983]. Dans [Brewster, 1970], la simulation de distribution de la lumière dans les tissus a été étudiée à l'aide de cette technique.

Nous nous intéressons ici à l'utilisation de cette technique pour étudier le comportement et la propagation d'un photon dans un tissu biologique.

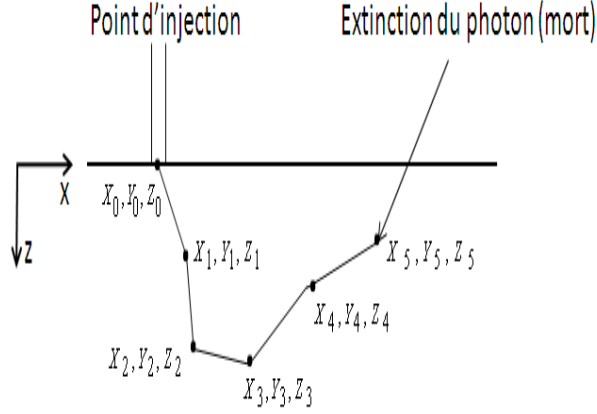


FIG. 1.10 – Principe de propagation aléatoire du photon.

### 1.6.2 Simulation de propagation de photons

La méthode de MC permet de simuler la propagation de paquets d'énergie appelés paquets de photons dans le milieu. Les paquets de photons se propagent dans le milieu et subissent sur leur parcours divers événements aléatoires tels que la réflexion, l'absorption, la réfraction. Ses événements sont induits par les changements de propriétés optiques du milieu.

Pour initialiser le paquet de photons, il est nécessaire de fixer un point et une direction d'émission. La méthode MC débute en lançant un paquet de photons dans le milieu. Chaque photon est lancé à partir de la position d'injection  $(X_0, Y_0, Z_0)$  et affecté d'un "poids"  $w$  initial de 1. Ce photon est alors suivi tout au long de son trajet (voir la figure 1.10). La précision du résultat dépend du nombre de paquets de photons lancés. Elle est proportionnelle à  $\frac{1}{\sqrt{(N)}}$  où  $N$  est le nombre de photons lancés (*entre*  $10^6$  et  $10^9$ ).

Quand le photon rencontre une interface entre deux milieux d'indices de réfraction différents, il peut être soit réfléchi, soit réfracté. Le coefficient de réflexion dépend autant de l'angle d'incidence et de la polarisation de la lumière que de la structure et de la forme de la surface. Le coefficient de réflexion est déterminé grâce à la formule de Fresnel :

$$R = \frac{1}{2} \left[ \frac{\tan^2(\theta_1 - \theta_2)}{\tan^2(\theta_1 + \theta_2)} + \frac{\sin^2(\theta_1 - \theta_2)}{\sin^2(\theta_1 + \theta_2)} \right] \quad (1.7)$$

$\theta_1$  est l'angle formé entre la normale à l'interface et la trajectoire du photon,  $\theta_2$  est l'angle de réfraction.

Notons que  $\theta_1$  et  $\theta_2$  sont reliés par la loi Snell :

$$n_1 \sin \theta_1 = n_2 \sin \theta_2 \quad (1.8)$$

Le coefficient de réflexion dépend des indices de réfraction  $n_1$  et  $n_2$  (voir la figure 1.11).

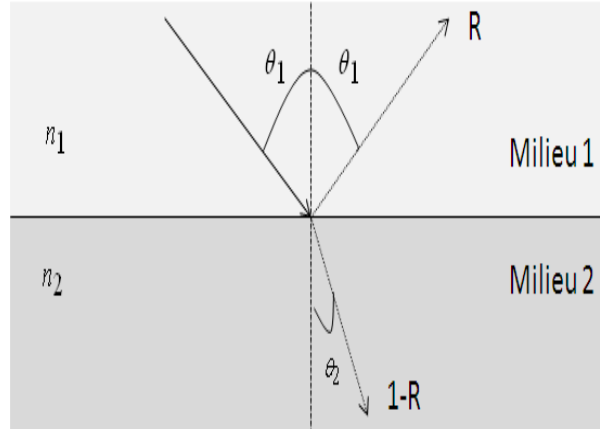


FIG. 1.11 – Loi de Snell-Descartes.

L'injection de photon est perpendiculaire à la surface supérieure, c'est-à-dire quand  $\theta_1 = \theta_2 = 0$ , l'équation 1.7 est réduite à :

$$R = \left( \frac{n_2 - n_1}{n_2 + n_1} \right)^2 \quad (1.9)$$

Le poids restant de la partie se propageant dans le milieu devient :

$$w = 1 - R \quad (1.10)$$

**La génération de la distance de propagation :** Le principe de la méthode MC consiste à générer des variables aléatoires  $x$  selon une distribution  $p(x)$  spécifique. La variable  $x$ , distribuée non uniformément, peut être la distance de propagation, l'angle de déflexion ou l'angle azimutal lors de la diffusion.

Le photon parcourt une distance  $l$ , dont la fonction de densité de probabilité est exprimée par :

$$p(l) = e^{-\mu_s l} \quad (1.11)$$

où  $\mu_s$  est le coefficient de diffusion.

L'utilisation de la fonction de distribution cumulative donne  $\xi(x) = \int_0^x p(x') dx'$ . Le problème est de transformer la génération d'un nombre aléatoire  $\xi \in [0, 1]$  distribué uniformément de sorte que :

$$\xi = \int_0^l e^{-\mu_s x} dx = 1 - e^{-\mu_s l} \quad (1.12)$$

Cette technique est appliquée pour déterminer la distance de propagation des photons  $l$ , l'angle de déflexion  $\theta \in [0, \Pi]$  et l'angle azimutal  $\phi \in [0, 2\Pi]$ .

La distance  $l$  entre les différents événements est ainsi donnée par :

$$l = -\frac{1}{\mu_s} \ln(1 - \xi) \quad (1.13)$$



Le changement de variable  $\xi' = 1 - \xi$  :

$$l = -\frac{1}{\mu_s} \ln(\xi') \quad \xi' \in [0, 1] \quad (1.14)$$

La distance de propagation dans la nouvelle direction entre deux événements,  $l$ , est inversement proportionnelle au coefficient d'atténuation totale  $\mu_t$  [Prahl, 1988]. Elle peut s'exprimer par la formule suivante :

$$l = -\frac{-\ln(\xi)}{\mu_t} \quad (1.15)$$

Le photon parcourt une distance  $l$ . Il passe de la position  $(x, y, z)$  à la nouvelle position  $(x', y', z')$  de la manière suivante :

$$\begin{cases} x' = x + u_x l \\ y' = y + u_y l \\ z' = z + u_z l \end{cases} \quad (1.16)$$

où les trois cosinus directionnels  $(u_x, u_y, u_z)$  sont les cosinus des angles de direction projetés sur chaque axe. La nouvelle localisation dépend de la position courante, des cosinus directionnels et de la distance de propagation.

**La réflexion ou transmission aux interfaces :** Lorsque le photon atteint une interface séparant deux milieux d'indices de réfraction différents, nous devons déterminer si le photon est réfléchi ou transmis. Pour cela, nous comparons le coefficient de réflexion de Fresnel,  $R$ , déterminé par l'équation 1.7 avec un nombre aléatoire,  $\xi$  :

$$\begin{cases} \xi < R & \text{le photon est réfléchi} \\ \text{sinon,} & \text{le photon est transmis} \end{cases} \quad (1.17)$$

Le milieu contient plusieurs couches caractérisées par des paramètres optiques différents. Aussi, si le photon est transmis d'une couche à une autre, il continue de se propager de la distance de propagation restante, convertie pour la nouvelle couche selon ses propres propriétés optiques. Si le photon quitte le milieu, la réflectance ou la transmittance sont respectivement enregistrées.

**L'absorption :** L'absorption des photons peut être déterminée par la méthode du "tout-ou-rien" ou par la méthode d'absorption partielle. La première méthode considère que le poids du photon est constant jusqu'à ce que le photon soit totalement absorbé. L'albédo  $\alpha = \frac{\mu_s}{\mu_a + \mu_s}$  du milieu est comparé au nombre aléatoire  $\xi$  :

$$\begin{cases} \text{Si } \xi > \alpha & \Rightarrow \text{le photon est totalement absorbé} \\ \text{sinon} & \Rightarrow \text{le photon continue à se propager} \end{cases} \quad (1.18)$$

La deuxième méthode est basée sur la division du poids en deux parties pour l'absorption et pour la diffusion. La partie absorbée est  $1 - \alpha$  et la partie restante est diffusée. Le poids du photon diminue sans jamais atteindre zéro à cause de la propagation dans le milieu. Alors la propagation du photon avec un poids très faible demande trop de temps de calcul pour recevoir peu d'informations. La technique de la roulette russe est utilisée pour réduire le nombre de photons nécessaire pour atteindre la précision souhaitée. Le principe de cette technique consiste à donner une autre chance à un photon sur  $m$  de survivre avec un poids  $mw$ , où  $m$  est un nombre entier :

$$\begin{cases} Si \xi \leq \frac{1}{m} & w \leftarrow mw \\ sinon & w \leftarrow 0 \end{cases} \quad (1.19)$$

Cette méthode assure que les photons sont correctement absorbés et que l'énergie est conservée. La quantité de poids absorbé est déterminée par :

$$\Delta w = w \frac{\mu_a}{\mu_t} \quad (1.20)$$

et le poids restant est mis à jour tel que :

$$w = w - \Delta w \quad (1.21)$$

**La diffusion :** Après que le photon ait survécu à la roulette, il est prêt à se diffuser. Les deux angles de déflexion  $\theta \in [0, \pi]$  et azimutal  $\phi \in [0, 2\pi]$  sont calculés dans le processus de diffusion aux fonctions suivantes (en considérant la fonction de phase d'Henyey-Greenstein) :

$$\begin{cases} \cos\theta = \frac{1}{2g} \left[ 1 + g^2 - \frac{1-g^2}{1-g+2g\xi} \right] & si \ g > 0 \\ = 2\xi - 1 & si \ g = 0 \\ \phi = 2\pi\xi \end{cases} \quad (1.22)$$

avec  $\xi \in [0, 1]$  un nombre aléatoire distribué uniformément. Les deux angles de déflexion et azimutal calculés, la nouvelle direction de photon est déterminée :

$$\begin{cases} u'_x = \frac{\sin\theta}{\sqrt{1-u_z^2}} (u_x u_z \cos\phi - u_x \cos\theta) \\ u'_y = \frac{\sin\theta}{\sqrt{1-u_z^2}} (u_y u_z \cos\phi - u_y \cos\theta) \\ u'_z = -\sin\theta \cos\phi \sqrt{1-u_z^2} + u_z \cos\theta \end{cases} \quad (1.23)$$

Si la direction des photons est très proche de l'axe  $z$  (normale à la surface des tissus), les équations précédentes ne sont plus valides. Il est nécessaire d'utiliser les équations proposées

par [Prahl, 1988] :

$$\begin{cases} u'_x = \sin\theta\cos\phi \\ u'_y = \sin\theta\sin\phi \\ u'_z = \text{signe}(u_z)\cos\theta \end{cases} \quad (1.24)$$

### 1.6.3 Propriétés optiques des tissus biologiques

Le tissu biologique étant un milieu à la fois absorbant et diffusant, le rayonnement optique va interagir avec le milieu suivant deux processus : l'absorption, qui est directement liée aux concentrations des chromophores, et la diffusion qui produit aussi une atténuation du rayonnement optique mais indépendamment des concentrations des chromophores.

#### L'indice de réfraction d'un milieu :

La lumière change de direction lorsqu'elle passe d'un milieu vers un autre. Ce phénomène s'appelle réfraction. Elle est alors dite réfractée et la propriété qui caractérise les différents milieux transparents est la réfringence, qui s'exprime par une valeur numérique : l'indice de réfraction  $n$ .

L'indice de réfraction  $n$  d'un milieu se définit par le rapport entre la célérité de la lumière  $c$  dans le vide et sa vitesse  $V(\lambda)$  dans le milieu en fonction de la longueur d'onde [Jackson, 2001] :

$$n(\lambda) = \frac{c}{V(\lambda)} \quad (1.25)$$

#### Le coefficient d'absorption :

Le coefficient d'absorption  $\mu_a$  est un paramètre moyen (échelle macroscopique). Il caractérise l'absorption d'un milieu homogène non diffusant tel que [Bohren and Huffman, 2004] :

$$I_1(\lambda) - I_0(\lambda) = -\mu_a(\lambda)I_0(\lambda)(L_1 - L_0) \quad (1.26)$$

où  $I_0$  et  $I_1$  représente l'intensité du faisceau incident et transmis successivement par l'échantillon,  $dL=L_1- L_0$  est l'épaisseur de l'échantillon (voir la figure 1.12).

Tous les photons parcourent des chemins de la même longueur  $L$ , la relation entre  $I_1$  et  $I_0$  est donnée par la loi de Beer-Lambert classique :

$$\frac{I_1(\lambda)}{I_0(\lambda)} = e^{-\mu_a(\lambda)L} \quad (1.27)$$

Dans [Jackson, 2001], le coefficient d'absorption ou d'atténuation de l'intensité lumineuse a été défini par la formule suivante :

$$\mu_a(\lambda) = \frac{2wK_{lin}}{c_0} = \frac{4\pi K_{lin}}{\lambda} \quad (1.28)$$

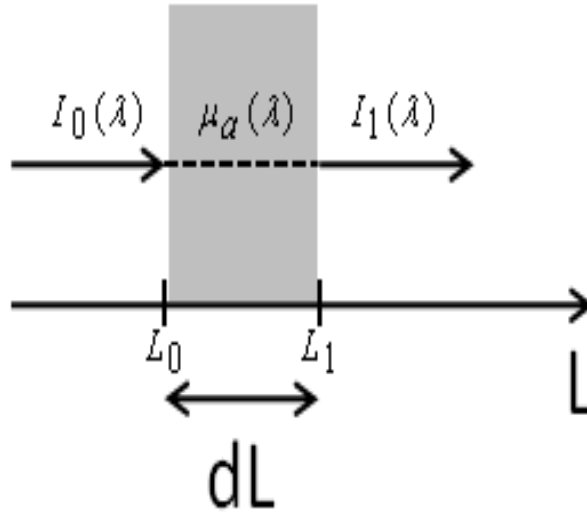


FIG. 1.12 – Modèle physique de l'absorption.

$w$  est la pulsation angulaire et  $k_{lin}$  exprime l'atténuation de l'énergie du rayonnement électromagnétique à travers le milieu.

#### Le coefficient de diffusion :

La quantité de lumière qui traverse un milieu d'épaisseur ( $L$ ) s'exprime selon la formule suivante :

$$\frac{I_1(\lambda)}{I_0(\lambda)} = e^{-\mu_s(\lambda)L} \quad (1.29)$$

où  $I_0$  et  $I_1$  représentent l'intensité du faisceau incident et transmis successivement par l'échantillon (voir la figure 1.13) et  $\mu_s$  est le coefficient de diffusion du milieu. La diminution de la lumière due à la diffusion suit une loi exponentielle inverse, tout comme l'absorption. Mais la distribution angulaire du flux diffusé par la particule n'est pas isotrope. Nous pouvons distinguer deux diffusions : une diffusion vers l'avant, entre 0 et 90, dirigée vers le bas, et une diffusion vers l'arrière ou rétrodiffusion, entre 90 et 180, dirigée vers le haut.

Le coefficient de diffusion peut être défini en termes de densité de particules  $\rho(cm^{-3})$  et de section de diffusion  $\sigma_s(cm^{-2})$  [Jacques, 2005].

#### Facteur d'anisotropie :

Le coefficient d'anisotropie  $g$  est une caractéristique mécanique des matériaux et des tissus. Il est calculé comme le cosinus moyen de l'angle de diffusion tel que :

$$g = \int_{4\pi} f(\vec{s}, \vec{s}')(\vec{s} \cdot \vec{s}') d\Omega' \quad \text{en } 3D \quad (1.30)$$

$$\equiv \int_{-1}^{+1} f(\cos \theta) \cos \theta d(\cos \theta) \quad \text{en } 2D \quad (1.31)$$

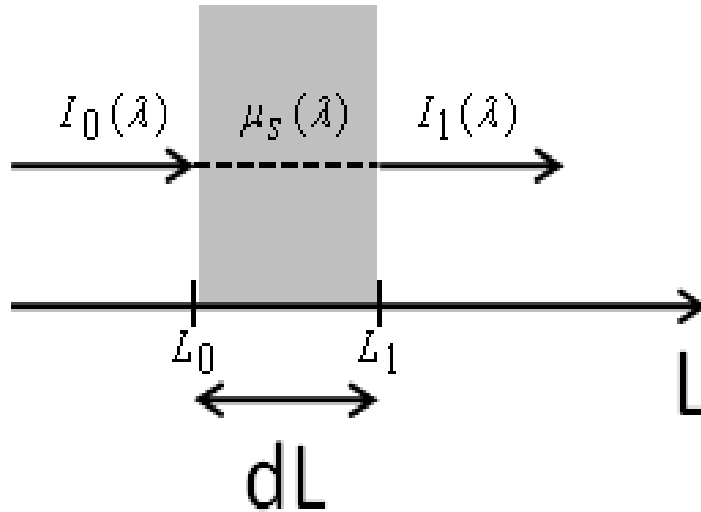


FIG. 1.13 – Modèle physique de la diffusion.

$g$  admet des valeurs particulières pour les cas suivants :

- $g=-1$  : diffusion anisotrope, vers l'arrière de l'onde incidente,
- $g=0$  : diffusion parfaitement isotrope
- $g=1$  : diffusion anisotrope complète vers l'avant de l'onde incidente.

#### 1.6.4 Simulation d'images OCT

Comme cela a été expliqué, lors de la simulation de signaux OCT, le suivi du parcours de photons à l'intérieur de l'objet est réalisé par la technique de Monte Carlo. Les bases de cette simulation ont été établies dans [Kirillin *et al.*, 2007].

Pour le calcul de signaux OCT simulés, un processus de formation de signaux d'interférence résultant de l'interaction de signaux réfléchis du miroir de référence et les signaux rétrodiffusés du tissu doit être simulé. Le nombre de photons injectés dans la référence et le tissu pour simuler les signaux OCT est le même. Le chemin optique parcouru dans la référence et le tissu est calculé par la méthode de MC [Kirillin, 2002; Bykov and al, 2005b; Berrocal and al, 2005]. Après avoir terminé les simulations pour un grand nombre de photons, la distribution des photons détectés est obtenue comme donnée de sortie. Cette distribution peut être considérée comme l'enveloppe du signal OCT [Wang, 2002; He and Wang, 2004].

Le signal OCT lui-même peut être calculé selon la formule des interférences [Bouma and

Tearney, 2002] :

$$I_{int} = \sqrt{I_r I_s} \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} \Delta l\right) \quad (1.32)$$

où  $I_r$  et  $I_s$  sont les intensités du rayonnement provenant du miroir de référence et du tissu.  $\Delta l$  est leur chemin optique. Par conséquent, pour la faible cohérence de la radiation, le signal d'interférence peut être calculé comme suit :

$$I(t) = \sum_i \sqrt{N_r N_s(t, \Delta l_i)} \cos\left(\frac{2\pi \Delta l_i}{\lambda}\right) C(\Delta l_i, l_{coh}) \quad (1.33)$$

où  $N_r(t, \Delta l_i)$  et  $N_s(t, \Delta l_i)$  sont les nombres de photons détectés par la référence et le tissu, respectivement,  $C(\Delta l_i, l_{coh})$  est la fonction de cohérence et  $l_{coh}$  est la longueur de cohérence. La fonction de cohérence a été spécifiée dans la simulation de signaux OCT [Kirillin *et al.*, 2006] comme une forme gaussienne. Le signal OCT est calculé par la formule suivante :

$$I(t) = \sum_i \sqrt{N_r N_s(t, \Delta l_i)} \cos\left(\frac{2\pi \Delta l_i}{\lambda}\right) \exp\left(-\left(\frac{\Delta l_i}{l_{coh}}\right)^2\right) \quad (1.34)$$

En pratique, le nombre  $N_r(t, \Delta l_i)$  est supposé être égal au nombre de photons lancés dans le tissu.  $N_s(t, \Delta l_i)$  est le nombre de photons qui rencontrent les conditions de détection.

Dans [Wang, 2002], la simulation MC de signal OCT a été effectuée sans tenir compte de la fonction de cohérence. Dans cette étude, le signal OCT a été obtenu comme la racine carré de la distribution des photons détectés sur leurs longueurs de chemin optique. Les changements de phase de photons lors de leur propagation dans un milieu, la présence de diffuseurs mobiles permet de simuler la technique OCDT (optical coherence Doppler tomograph) [Bykov and al, 2005b; 2005a].

Toutefois, il est nécessaire de tenir compte de l'interférence de chaque paquet de photons détectés avec la radiation de référence. Le signal OCT simulé doit être calculé comme une superposition de ces franges partielles d'interférence. Cette méthode a été utilisée dans les simulations [Kirillin *et al.*, 2006; 2007]. Le nombre de photons injecté pour la simulation OCT A-scan a été choisi selon le temps de calcul et de la précision souhaitée. Généralement plusieurs millions de photons sont lancés. La formation du speckle est un problème important dans la simulation l'OCT. Les sources principales de speckle dans OCT sont la variation de la position de l'objet étudié et la diffusion multiple dans le milieu provoquant des changements de phase.

L'effet de speckle peut s'éliminer par plusieurs méthodes par exemple la moyenne spatiale [Bouma and Tearney, 2002]. La suppression du speckle dans la simulation peut être combinée avec le calcul de l'enveloppe du signal. Les signaux A-scans de l'OCT sans speckle peuvent être formulés par l'expression suivante (au lieu de 1.34) :

$$I(t) = \sum_i \sqrt{N_r N_s(t, \Delta l_i)} \exp\left(-\left(\frac{\Delta l_i}{l_{coh}}\right)^2\right) \quad (1.35)$$

<i>couches de la peau</i>	<i>épaisseur</i>	$\mu_s/mm^{-1}$	$\mu_a/mm^{-1}$	$g$	$n$
<i>Stratum corneum</i>	0.02	40	0.02	0.9	1.54
<i>Epiderme(couche epineuse)</i>	0.18	5	0.015	0.95	1.34
<i>Epiderme(couche basal)</i>	0.2	10	0.02	0.85	1.4
<i>Epiderme(couche haut plexus)</i>	0.2	10	0.1	0.9	1.39
<i>Derme</i>	0.8	7	0.7	0.87	1.4
<i>Derme(couche haut plexus)</i>	0.6	12	0.2	0.95	1.39

TAB. 1.3 – Les propriétés optiques des couches de la peau avec une longueur d’onde  $\lambda = 910nm$ .

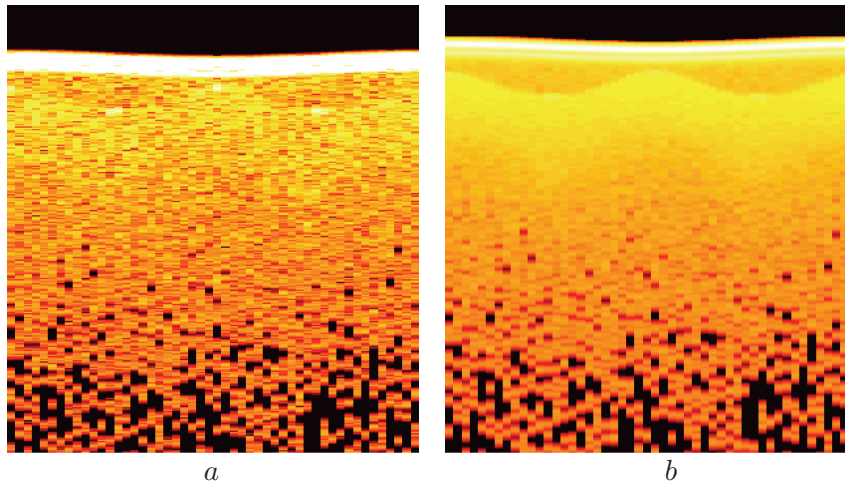


FIG. 1.14 – Images OCT simulées de la peau : (a) avec speckle (b) sans speckle. Source : [Kirillin, 2008].

Les images OCT de fantômes numériques ayant plusieurs couches représentant la peau humaine ont été simulées à partir d’une onde de longueur 910 nm et la longueur cohérence  $l_{coh}=10\mu m$  (voir la figure 1.14). Elles sont calculées à partir de 50 A-scans avec un pas transversal de  $20\mu m$ .

Ces simulations se sont appuyées sur les propriétés optiques et physiques de la peau telles que présentées dans le tableau 1.3 [Kirillin *et al.*, 2008](voir annexe 1).

## 1.7 Conclusion

Ce chapitre introductif a décrit les deux thèmes prédominants pour cette thèse : la peau et l’OCT. La structure anatomique de la peau a été décrite. Les constituants, propriétés et comportements des couches ont brièvement été présentés. En se basant sur ces caractéristiques,

les principales pathologies de la peau ont été revues et décrites en termes d'atténuations des dites caractéristiques.

Les différentes modalités d'imagerie utilisées sur la peau ont aussi été présentées dans leurs principes. La tomographie par cohérence optique a été détaillée. Des travaux de la littérature portant sur ces applications cliniques ont été résumés. Nous avons aussi étudié les principes de la simulation d'images OCT par la Méthode Monte Carlo.





## Chapitre 2

# Modélisation statistique du speckle

### 2.1 Introduction

L'image OCT est formée à partir des ondes rétrodiffusées par le média. La propagation d'ondes dans un milieu aléatoire aboutit à plusieurs phénomènes de diffusion. En effet, le milieu est parsemé de diffuseurs de taille, section et densité variables spatialement. Cela aboutit inévitablement à la diffusion de multiples ondes depuis le média, mais aussi à des diffusions aléatoires et extérieures au milieu cible. L'ensemble des ses ondes rétrodiffusées interfèrent d'une manière cohérente produisant le phénomène de speckle, ou chatoiement en français. Ce phénomène aléatoire donne des images fortement bruitées et de faible contraste. Nous pouvons ainsi distinguer le speckle (interférence) provenant de diffusions aléatoires ou extérieures au milieu, et le speckle produit par les diffusions multiples provenant du milieu. Le premier est un bruit, le deuxième est une source d'information car il dépend de densité des diffuseurs. Ce phénomène a largement été étudié en imagerie ultrasonore. De nombreuses techniques de filtrage ont été développées. Des approches de modélisation statistique ont aussi été explorées [Raju and Srinivasan, 2002; Shankar, 2004; Shankar *et al.*, 2005] et ont donné lieu à une riche littérature. En effet, plusieurs travaux ont visé la caractérisation tissulaire par ultrasons en se basant sur des distributions statistiques. Divers organes ont été étudiés notamment le foie [Sommer *et al.*, 1987; Oosterveld *et al.*, 1993], le cœur [Schnittger *et al.*, 1985; Clifford *et al.*, 1993], le sein [Shankar *et al.*, 2001], l'œil [Romijn and al, 1991], le rein [Wear *et al.*, 1997], et la peau [Raju and Srinivasan, 2002; Shankar, 2004; Shankar *et al.*, 2005]. La corrélation des paramètres statistiques avec la densité des diffuseurs a été mise en évidence. En OCT, les travaux sur le speckle sont moins prolifiques. Ils se sont principalement concentrés sur le filtrage du bruit multiplicatif [Bashkansky and J.Reintjes, 2000; Rogowska and Brezinski, 2002; Iftimia *et al.*, 2003; Pircher *et al.*, 2003;

Puvanathan and Bizheva, 2007]. Quelques travaux ont porté sur l'exploitation du speckle comme information [Boas *et al.*, 1998; Imai and Tanaka, 1999; Gossage *et al.*, 2003; 2006; Hillman *et al.*, 2006].

Dans ce chapitre, nous nous proposons d'étudier d'une manière systématique, par une approche empirique, la modélisation du speckle dans l'OCT selon plusieurs distributions statistiques. La nature et les caractéristiques de chaque loi sont présentées. Les méthodes d'estimation de leurs paramètres sont développées. Cette étude est précédée par une présentation plus détaillée du phénomène de speckle.

## 2.2 Speckle

Le speckle se retrouve dans les signaux correspondant à plusieurs phénomènes physiques : ultrason, radar, optique . . . Comme cela a été expliqué plus haut, il provient des diffusions multiples des ondes sous l'effet de diffuseurs. Ses propriétés ont été étudiées dans les milieux solides (exemple pièces métalliques) et dans les milieux mous diffusants (exemple les tissus biologiques). Dans ce dernier cas, il est largement admis qu'il est représentatif de la distribution des diffuseurs. En radar à synthèse d'ouverture (SAR), le speckle est considéré comme un bruit multiplicatif et modélisé statistiquement afin de pouvoir le réduire. Souvent, la loi de Rayleigh est adoptée [Achim *et al.*, 2006]. En échographie, Dutt et Greenleaf [Dutt and Greenleaf, 1995] ont montré que sous certaines conditions, il suit la loi de Rayleigh. En imagerie par résonance magnétique, la loi de Rice a été adoptée [Gudbjartsson and Patz, 1995]. En optique, Goodman [Goodman, 1976] a été le premier à étudier ce phénomène (voir section suivante).

Modéliser et exploiter statistiquement le speckle en OCT est donc légitime mais nécessite une étude empirique pour valider sa distribution dans l'OCT cutanée. Ce chapitre pose la base de cette étude empirique.

### 2.2.1 Modèle du speckle

Ainsi, le phénomène de speckle n'est pas inhérent aux ondes optiques. Il concerne toutes les méthodes d'imagerie cohérente.

En optique, Goodman [Goodman, 1976] a étudié les propriétés de surfaces rugueuses éclairées par un laser. Il a établi que cela donne l'aspect granulaire chaotique du speckle, dont il a étudié les propriétés. Schmitt *et al.* [Schmitt *et al.*, 1999] ont étudié l'origine du speckle en OCT. Ils ont proposé la classification du speckle en deux catégories et ont comparé différentes méthodes de filtrage. Beaucoup d'autres travaux ont été consacré à la

réduction du speckle (voir section suivante). D'autres auteurs ont analysé le contraste du speckle et sa texture pour différencier des tissus [Gossage *et al.*, 2003; Hillman *et al.*, 2006; Gossage *et al.*, 2006].

La première fonction de probabilité représentant la distribution statistique de l'amplitude et de l'intensité du speckle optique a été établie par Goodman [Goodman, 1976]. Il s'est basé sur l'hypothèse d'une lumière, éclairant un milieu diffusant monochromatique et polarisée. L'illumination d'un ensemble de diffuseurs par une lumière cohérente génère plusieurs phaseurs de champs électriques individuels  $U_n$ . Le processus aléatoire d'interférence cause l'addition cohérente de ses champs produisant un champ total  $U_T$ . La phase entre les phaseurs est aléatoire, le champ électrique résultant est aléatoire, et son amplitude est la somme des amplitudes des champs individuels :  $U_T = \sum_n U_n$ . C'est ce phénomène d'interférence aléatoire qui produit le speckle.

Considérant le champ élémentaire  $U_n$  comme un phaseur, nous avons  $U_n = a_n \exp(-j\varphi_n)$ , où  $a_n$  est son amplitude et  $\varphi_n$  sa phase. Nous supposons que les phases  $\varphi_n$  ont une distribution uniforme entre 0 et  $2\Pi$ , et que  $a_n$  et  $\varphi_n$  sont des variables aléatoires indépendantes entre elles pour le même phaseur, et indépendantes d'autres phaseurs. Sous ces hypothèses le champ total  $U_T$  s'écrit :

$$U_T = A \exp(-j\Psi) = \sum_n a_n \exp(-j\varphi_n) \quad (2.1)$$

où  $A$  est l'amplitude du champ et  $\Psi$  sa phase.

Les  $a_n$  sont des variables aléatoires qui représentent les diffuseurs dans le média, ou plus précisément leurs sections (responsables de la diffusion). En supposant une distribution gaussienne des diffuseurs, on considère que les  $a_n$  sont des variables indépendantes, identiquement distribuées de loi Normale (ou Gaussienne) de moyenne nulle. Dans le cas d'un grand nombre d'ondes réfléchies (c'est-à-dire de diffuseurs), l'application du théorème central de la limite [Boistard and del Barrio, 2009] donne une distribution Normale pour les parties réelles et imaginaires de  $U_T$ .

L'amplitude du champ total  $A$  s'écrit :

$$A = \sqrt{(\operatorname{Re}\{U_T\})^2 + (\operatorname{Im}\{U_T\})^2} \quad (2.2)$$

On en déduit que la distribution de la densité de probabilité de  $A$  suit une loi de Rayleigh :

$$p(A) = \begin{cases} \frac{A}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{A^2}{2\sigma^2}\right) & \text{if } A > 0 \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.3)$$

L'intensité du champ  $U_T$  est donnée par l'expression :

$$I = ((\operatorname{Re}\{U_T\})^2 + (\operatorname{Im}\{U_T\})^2) \quad (2.4)$$

Goodman a montré que la distribution de sa densité de probabilité suit une loi exponentielle négative :

$$p(I) = \begin{cases} \frac{1}{I_m} \exp(-\frac{I}{I_m}) & \text{if } I > 0 \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.5)$$

où  $I_m$  est l'intensité moyenne.

### 2.2.2 Réduction du speckle

Divers travaux empiriques ont cherché à réduire le speckle dans les différentes modalités d'imagerie [Shengwen and Limin, 2003; Bentouri *et al.*, 2005; Shankar, 2006; Tauber *et al.*, 2009]. En OCT, la réduction du speckle a été faite par des modifications matérielles et par traitement du signal. La composition angulaire et spectrale ont été proposées pour augmenter le rapport signal sur bruit de l'image et améliorer la détection des contours [Bashkansky and J.Reintjes, 2000; Iftimia *et al.*, 2003]. La technique de composition de fréquence en utilisant deux sources de lumière a été proposée dans [Pircher *et al.*, 2003]. Des techniques de filtrage adaptatif ont été conçues pour préserver les contours tout en réduisant le bruit [Rogowska and Brezinski, 2002]. D'autres techniques de traitement de signal ont été étudiées. Citons, la méthode de seuil des coefficients d'ondelettes [Puvanathasan and Bizheva, 2007].

Analytiquement, la puissance du speckle se quantifie par son contraste donné par le rapport de l'écart type sur la moyenne :  $C = \frac{\sigma}{I_m}$ . La loi exponentielle négative admet un écart type égale à la moyenne. De ce fait, le speckle dans une lumière monochromatique polarisée a un contraste de 100%. On parle de speckle pleinement développé. Réduire la partie bruit multiplicatif du speckle revient à réduire ce contraste. Pour cela, Goodman a étudié la moyenne de  $N$  champs totaux non-corrélés.

La fonction de densité de probabilité de l'intensité moyenne s'exprime par :

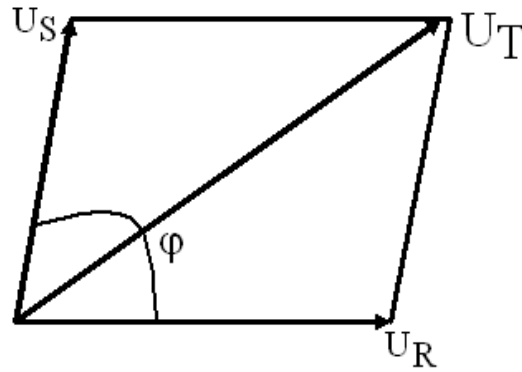
$$P_N(I) = \left(\frac{N}{I_m}\right)^N \frac{I^{N-1}}{(N-1)!} e^{-\frac{N.I}{I_m}} \quad (2.6)$$

L'écart type de cette loi est  $\sigma_N = N^{+\frac{1}{2}} \cdot \sigma$  du fait de la somme de  $N$  variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées. Le nouveau contraste de speckle du signal moyenné devient :

$$C_N = \frac{\sigma_N}{N.I_m} = \frac{\sigma}{I_m \sqrt{N}} = \frac{1}{\sqrt{N}} \quad (2.7)$$

Le contraste sera ainsi autant réduit que le nombre de motifs de speckle moyennés est grand. Goodman propose de générer ses motifs non-corrélés par l'utilisation de lumières différentes en termes de polarisation et de fréquence.

C'est à la base de ce résultat fondamental que de multiples méthodes de réduction de speckle ont été implantées et décrites dans la littérature.

FIG. 2.1 – Résultante de deux champs électriques  $U_R$  et  $U_S$ .

### 2.3 Formation du signal OCT

En tomographie par cohérence optique (OCT) les ondes rétrodiffusées interfèrent avec le faisceau de référence avant leur détection. En effet, comme expliqué plus haut (voir section speckle), un interféromètre est utilisé pour séparer le faisceau émis en deux : faisceau qui illumine le tissu et un autre dit de référence qui est dirigé vers un miroir. Les ondes réfléchies produisent des champs électriques  $U_R$  pour le faisceau de référence et  $U_S$  pour le tissu. Le faisceau de référence a une vitesse constante et peut être considéré réel :  $U_R = A_R$ . Si on considère que les deux champs ont une différence de phase  $\varphi$ , on peut écrire :  $U_S = A_S e^{j\varphi}$ . L'interférence des deux faisceaux produit un champ électrique  $U_T$  somme des deux champs (voir la figure 2.1) :  $U_T = U_R + U_S = A_R + A_S e^{j\varphi}$ . L'intensité de ce champ (c'est-à-dire le module du complexe  $U_T$ ) serait :

$$I_T = A_R^2 + A_S^2 - 2A_R A_S \cos(\varphi) \quad (2.8)$$

Le signal OCT détecté subit deux opérations : le filtrage et la démodulation. En effet, un filtre passe-bande permet d'éliminer la partie constante ( $A_R + A_S$ ). Puis la démodulation permet d'obtenir l'enveloppe  $S = 2A_R A_S$ .

### 2.4 Modèle théorique du speckle OCT

Le modèle établi par Goodman (équation 2.3) concerne la rétrodiffusion directe d'ondes laser depuis le milieu diffusant. En OCT, cela correspond à la partie issue du tissu ( $U_S$ ), sans considération du champ de référence. Le modèle Rayleigh concerne l'amplitude  $A_S$  :

$$p(A_S) = \frac{A_S}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{A_S^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.9)$$

Afin de prendre en considération l'amplitude  $A_R$ , on peut effectuer le changement de variable  $A_S = \frac{S}{2A_R}$ . En remplaçant dans 2.9, on obtient :

$$p\left(\frac{S}{2A_R}\right) = \frac{S}{2A_R\sigma^2} \exp\left(-\frac{S^2}{8A_R^2\sigma^2}\right). \quad (2.10)$$

En posant  $\sigma_r = 2A_R\sigma$ , on obtient la loi Rayleigh :

$$p(S) \simeq \frac{S}{\sigma_r^2} \exp\left(-\frac{S^2}{2\sigma_r^2}\right). \quad (2.11)$$

Cela permet de conclure [Raju and Srinivasan, 2002; Pircher *et al.*, 2003; Boris, 2004] que le speckle en OCT suit théoriquement la loi de Rayleigh sous les conditions d'une lumière polarisée et parfaitement monochromatiquement en présence d'une quantité importante de diffuseurs.

## 2.5 Modélisation empirique du speckle OCT

Le modèle théorique (équation 2.11) est valide sous des conditions physiques qui sont rarement vérifiées. En effet, l'OCT utilise une lumière proche de l'infrarouge ayant plusieurs fréquences. De plus, les appareils que nous avons utilisés n'utilisent pas de lumière polarisée. De ce fait, nous avons observé en pratique que le speckle en OCT n'est pas Rayleigh (Voir section expérimentation).

Pour modéliser empiriquement ce phénomène, nous postulons plusieurs distributions dont nous étudierons la qualité de l'ajustement aux données. Quatre lois issues des statistiques du Radar et de l'ultrason sont particulièrement étudiées Lognormale, Nakagami, Gamma et Gamma généralisée.

Dans les sections suivantes, nous présentons ces lois et leurs caractéristiques. Dans le chapitre 3, nous étudions leur capacité à modéliser le speckle dans les images OCT. La figure 2.2 illustre la forme de la fonction de densité de probabilité (fdp) de Rayleigh pour  $\sigma = 1, 2$  et  $3$ . Le rapport signal sur bruit (SNR) de cette distribution est donnée par :

$$SNR = \frac{E(X)}{\sqrt{E(X^2) - E(X)^2}} = \frac{\sqrt{\frac{\pi}{2}}\sigma}{\sqrt{\frac{4-\pi}{2}}\sigma^2} \approx 1,91. \quad (2.12)$$

où  $E(X^n)$  est le moment d'ordre  $n$  de  $X$ . L'évaluation du SNR permet de pronostiquer la présence d'un speckle pleinement développé.

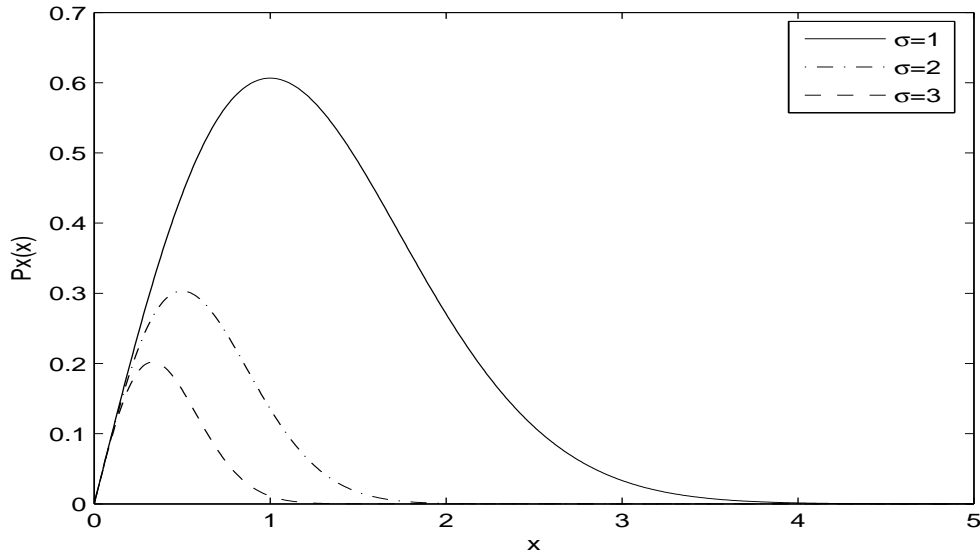


FIG. 2.2 – Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rayleigh avec  $\sigma=1,2$  et  $3$ .

### 2.5.1 Distribution lognormale

Une variable aléatoire  $X$  suit une loi Lognormale de paramètres  $\mu, \sigma$  si la variable  $y = \log(x)$  suit une loi Normale de mêmes paramètres. La densité de probabilité de cette loi est :

$$L_{[\mu,\sigma]}(x) = \frac{1}{\sigma \cdot x \sqrt{2\pi}} \cdot \exp - \frac{(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}; \quad x \geq 0. \quad (2.13)$$

Cette loi est préconisée pour modéliser un phénomène aléatoire résultant de la multiplication d'un grand nombre de variables indépendantes. Pour cela, nous avons jugé utile de tester sa validité. La figure 2.3 illustre la fonction de densité de probabilité (fdp) de Lognormale pour  $\mu = 1$ , et  $\sigma = 1, 2$  et  $5$ . Afin de faciliter le calcul des moments, nous pouvons réécrire la densité en faisant un changement de variables :

$$\begin{cases} \sigma = \sqrt{\psi(1, L)} \\ \mu = \log \mu_1 \end{cases} \quad (2.14)$$

où  $\psi()$  est la fonction polygamma. La nouvelle densité devient :

$$L_{1[\mu_1, L]}(x) = \frac{1}{x \sqrt{2\pi\psi(1, L)}} \cdot \exp - \frac{(\log x - \log \mu_1)^2}{2\psi(1, L)}; \quad x \geq 0. \quad (2.15)$$

Cette loi a été utilisée dans la modélisation du speckle en radar à synthèse d'ouverture de haute résolution [Shyu *et al.*, 1994; Ulaby and Dobson, 1989; Donald *et al.*, 2008a] ainsi qu'en OCT.



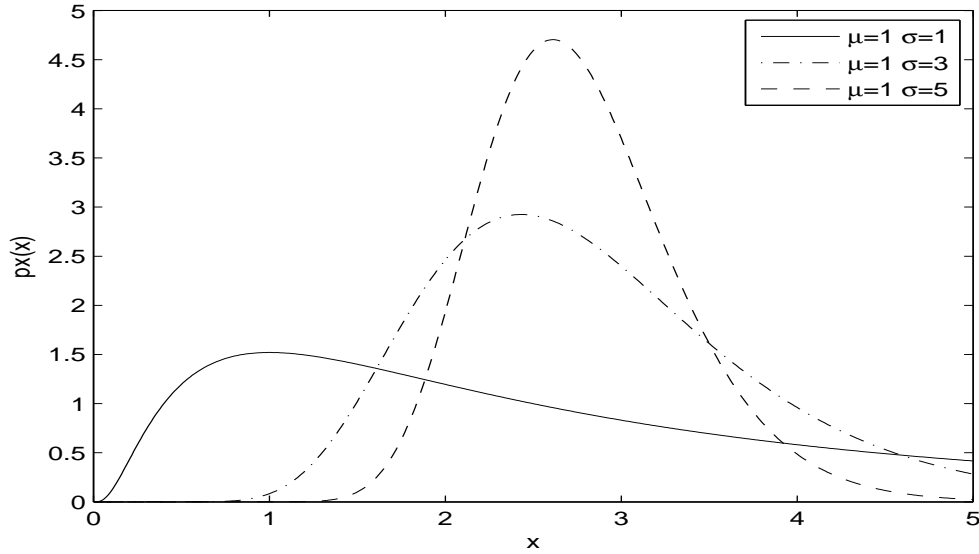


FIG. 2.3 – Fonction de densité de probabilité de la distribution de Lognormale avec  $\mu=1$  et  $\sigma=1,2$  et 5.

## 2.5.2 Distribution Gamma

La distribution Gama est une loi à deux paramètres. Sa densité de probabilité est donnée par :

$$G_{[\mu,L]}(x) = \frac{1}{\Gamma(L)} \frac{L}{\mu} \left(\frac{L \cdot x}{\mu}\right)^{L-1} \cdot \exp - \left(\frac{L \cdot x}{\mu}\right). \quad (2.16)$$

où  $\Gamma(L)$  est la fonction Gamma définie par :

$$\Gamma(L) = \int_0^{\infty} x^{L-1} \cdot \exp(x) \cdot dx \quad (2.17)$$

Le paramètre  $\mu$  est appelé paramètre d'échelle et L paramètre de forme. Elle sert souvent à modéliser les phénomènes résultants de la somme de L variables aléatoires indépendantes qui suivent une loi exponentielle de moyenne  $\mu$ .

En effet, on remarque que pour  $L = 1$  on obtient bien la loi exponentielle :

$$E_{\mu}(x) = \frac{1}{\mu} \cdot \exp - \left(\frac{x}{\mu}\right) \quad (2.18)$$

La figure 2.4 illustre la densité de cette loi avec  $\mu = 1$  et  $L = 2, 3$  et 4.

On note que L se comporte effectivement comme un paramètre de forme :  $G_{[\mu,L]}$  est d'autant plus centrée autour de  $\mu$  que L est grand.

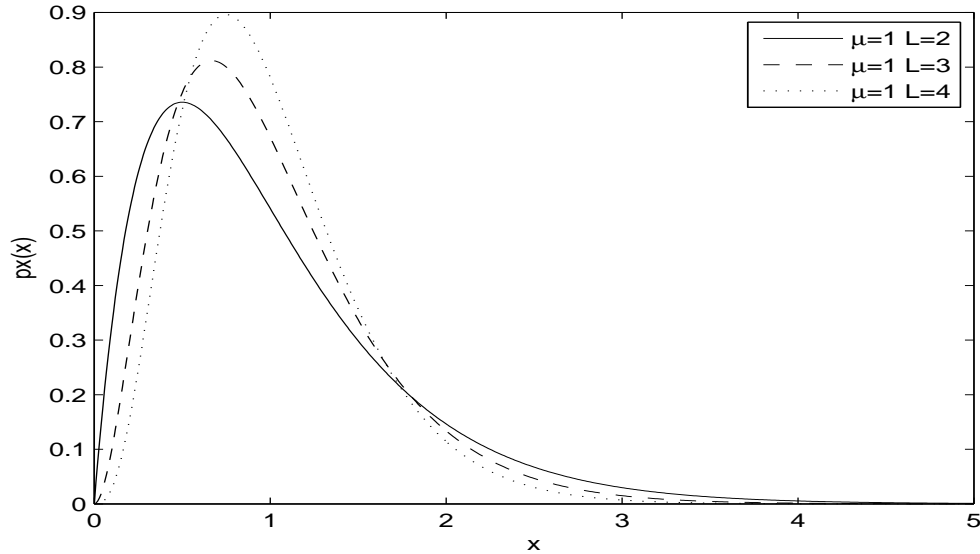


FIG. 2.4 – Fonction de densité de probabilité de la distribution de Gamma avec  $\mu=1$  et  $L=2,3$  et 4.

### 2.5.3 Distribution Nakagami

Il s'agit aussi d'une loi à deux paramètres dont la densité de probabilité est :

$$N_{[\mu,L]}(x) = \frac{2}{\mu} \frac{\sqrt{L}}{\Gamma(L)} \left(\frac{x\sqrt{L}}{\mu}\right)^{2L-1} \cdot \exp - \left(\frac{x\sqrt{L}}{\mu}\right)^2; \quad (2.19)$$

Cette loi est reliée à la distribution Gamma. En effet, si  $Y$  est une variable aléatoire suivant  $G_{[\mu,L]}$ , la variable  $X = \sqrt{Y}$  suit la loi Nakagami  $N_{[\mu,L']}$  avec  $L' = L\mu$ .

Le paramètre  $\mu$  est un paramètre de forme, alors que le paramètre  $L$  contrôle la dispersion. Cette loi est préconisée pour modéliser la dispersion de multiples paquets d'ondes réfléchies qui suivent des trajets différents avec des délais importants [Nakagami, 1960]. La figure 2.5 illustre la densité de la distribution Nakagami pour  $\mu=1$  et  $L=1,2$  et 3. Il est à noter que pour  $L = 1$ , cette loi représente la loi de Rayleigh.

### 2.5.4 Distribution Gamma généralisée

La loi Gamma généralisée a été proposée par Stacy [Stacy, 1962] en 1962. Elle a été étudiée par Stacy et Mirham (1965), Harter(1976), Arora (1973), Hsieh(1977) et par Whitten et Cohen (1981). L'idée a été de modifier la loi Gamma pour ajouter le paramètre de forme de la loi Weibull. L'objectif était ainsi de généraliser d'autres lois comme Weibull, Lognormale, Nakagami ...

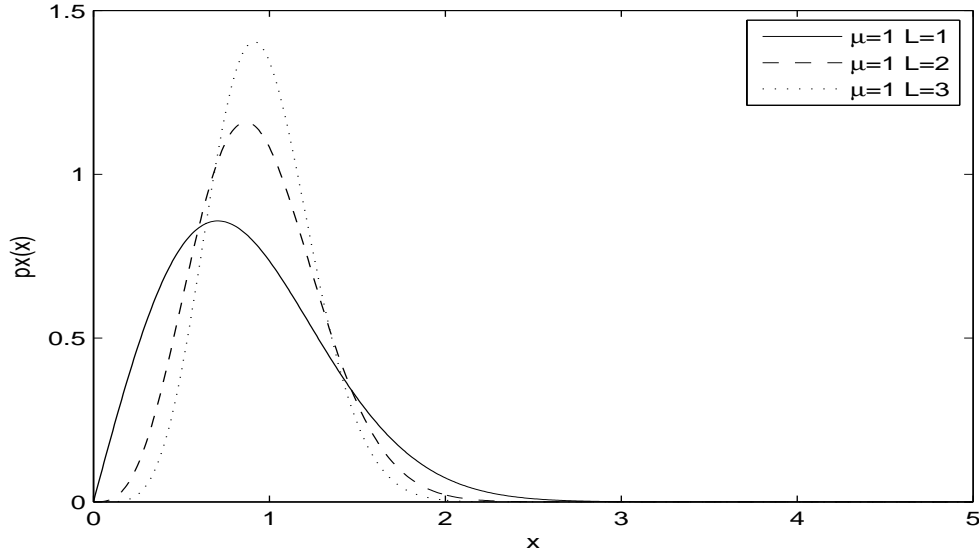


FIG. 2.5 – Fonction de densité de probabilité de la distribution de Nakagami avec  $\mu=1$  et  $L=1,2$  et  $3$ .

Plusieurs formes équivalentes de la densité de cette loi sont décrites dans la littérature. Parmi ces formes, nous avons choisi l'expression :

$$f(x, \gamma, \rho, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^{-\rho}}{\Gamma(\rho)} (x - \gamma)^{\rho-1} \exp\left(-\frac{x-\gamma}{\beta}\right); & \text{if } \gamma < x < +\infty, \rho > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.20)$$

Il s'agit d'une loi à trois paramètres la rendant plus flexible. Le paramètre  $\gamma$  est un seuil. Le paramètre  $\rho$  est un paramètre de forme. Alors que  $\beta$  est un paramètre d'échelle.

Cette loi a été utilisée dans différents domaines comme la communication radio [Coulson *et al.*, 1998] et l'analyse de la parole [Shin *et al.*, 2005].

Ses caractéristiques sont comme suit :

- moyenne :  $E(x) = \gamma + \rho\beta$
- variance :  $V(x) = \rho\beta^2$
- mode :  $M_0(x) = \gamma + \beta(\rho - 1)$
- moment d'ordre 3 :  $\alpha_3 = \frac{2}{\sqrt{\rho}}$
- moment d'ordre 4 :  $\alpha_4 = 3 + \frac{3}{2}\alpha_3^2$

## 2.6 Estimation de paramètres statistiques

Soit  $f(X/\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_q)$  une loi de probabilité ayant  $q$  paramètres  $\beta_i$ ,  $i \in \{1, \dots, q\}$ . Etant donnée un ensemble d'observations de la variable aléatoire  $X$ , estimer les paramètres de la loi consiste à déterminer les valeurs  $\hat{\beta}_i$ ,  $i \in \{1, \dots, q\}$  de manière à ce que la fonction  $f(X/\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \dots, \hat{\beta}_q)$  s'ajuste au mieux à l'histogramme des données observées.

Il existe de multiples méthodes d'estimation de paramètres. Deux sont habituellement utilisées : la méthode des moments et la méthode du maximum de vraisemblance. Nous présentons dans la suite ces deux méthodes que nous adoptons dans la partie expérimentale. Nous montrons comment estimer les paramètres des lois qui nous concernent par chacune des méthodes.

### 2.6.1 Méthode des moments

Cette méthode consiste à exprimer les moments d'ordre 1 à  $q$  en fonction des paramètres à estimer. En effet, le moment d'ordre  $r$  est donné par :

$$m_r = \int_0^{\infty} x^r \cdot f(x) \cdot dx. \quad (2.21)$$

Si le moment existe, cela aboutit à une fonction de paramètres :

$$m_r = f(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_q) \quad \text{pour } r \in \{1, \dots, q\}. \quad (2.22)$$

Par ailleurs, on estime les mêmes moments à partir des données par une méthode empirique :

$$m_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^r. \quad (2.23)$$

où  $x_i$ ,  $i \in \{1, \dots, N\}$  sont les données observées.

En remplaçant (2.23) dans (2.21), nous obtenons un système de  $q$  équations ayant  $q$  inconnues  $\beta_i$ ,  $i \in \{1, \dots, q\}$  :

$$f(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_q) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^r. \quad (2.24)$$

Pour estimer  $q$  paramètres, il est nécessaire que les moments d'ordre 1 à  $q$  existent. Cela peut poser en pratique des problèmes de stabilité numérique.

En résolvant le système 2.24, on obtient les expressions des paramètres recherchés :

$$\hat{\beta}_i = g_i(m_1, m_2, \dots, m_q), \quad i \in \{1, \dots, q\}. \quad (2.25)$$

$\hat{\beta}_i$  est dit estimateur de  $\beta_i$ .

## 2.6.2 Méthode du maximum de vraisemblance

Soient  $x_i$ ,  $i \in [1, q]$  les données observées. La vraisemblance que ces données soient issues de la loi  $f(X/\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_q)$  est donnée par :

$$L(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q) = \prod_{i=1}^N f(x_i/\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q). \quad (2.26)$$

L'objectif est d'estimer les paramètres  $\beta_i$ ,  $i \in \{1, \dots, q\}$  tel que  $L(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q)$  soit maximale. Pour faciliter le calcul, on préfère maximiser le logarithme de la vraisemblance :

$$l(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q) = \log(L(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q)) = \sum_{i=1}^N \log(f(x_i, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q)). \quad (2.27)$$

Le maximum de  $l(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q)$  est atteint quand :

$$\frac{\delta l(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q)}{\delta(\beta_i)} = 0, \quad i \in [1, q]. \quad (2.28)$$

La résolution de ce système donne les estimateurs de paramètres  $\hat{\beta}_i$ ,  $i \in \{1, \dots, q\}$ .

## 2.7 Paramètres des cinq lois

### 2.7.1 Paramètres de la loi Rayleigh

#### 2.7.1.1 Méthode des moments

S'agissant d'un seul paramètre, nous avons besoin uniquement du moment  $m_1$  d'ordre 1. Celui-ci est donné par l'expression [Nicolas, 2006] :

$$m_1 = \Gamma\left(\frac{3}{2}\right)\sigma = \frac{\sqrt{\pi}}{2}\sigma. \quad (2.29)$$

Nous en déduisons l'estimateur  $\hat{\sigma}$  de  $\sigma$  :

$$\hat{\sigma} = \frac{2 \cdot m_1}{\sqrt{\pi}}. \quad (2.30)$$

#### 2.7.1.2 Méthode du maximum de vraisemblance

Reprenant le développement fait dans [Chesnaud *et al.*, 1999], on obtient l'estimateur :

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N x_i^2} = \sqrt{\frac{m_2}{2}} \quad (2.31)$$

## 2.7.2 Paramètres de la loi Lognormale

### 2.7.2.1 Méthode des moments

S'agissant d'une loi à deux paramètres, nous avons besoin des formes analytiques des moments d'ordre 1 et 2. Ceux-ci sont donnés par les expressions [Nicolas, 2006] :

$$\begin{cases} m_1 = e^{(\mu + \frac{\sigma^2}{2})} \\ m_2 = e^{(2\mu + 2\sigma^2)} \end{cases} \quad (2.32)$$

En passant en log et en résolvant le système, on obtient les estimateurs :

$$\begin{cases} \hat{\sigma} = \sqrt{\log \frac{m_2}{m_1^2}} \\ \hat{\mu} = 2 \log(m_1) - \frac{1}{2} \log(m_2) \end{cases} \quad (2.33)$$

### 2.7.2.2 Méthode du maximum de vraisemblance

La vraisemblance de  $(\mu, \sigma)$  pour  $N$  observations  $x_i, i \in \{1, \dots, N\}$  distribuées selon la loi Lognormale s'exprime comme :

$$L(\mu, \sigma) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma x_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\log x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.34)$$

En écriture logarithmique cela donne :

$$l(\mu, \sigma) = \sum_{i=1}^N \log\left(\frac{1}{\sigma x_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\log x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)\right). \quad (2.35)$$

En annulant les dérivées partielles de  $l(\mu, \sigma)$  par rapport à  $\mu$  et  $\sigma$  et en résolvant le système résultant, on obtient les estimateurs :

$$\begin{cases} \hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(x_i) \\ \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\log(x_i))^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(x_i)\right)^2} \end{cases} \quad (2.36)$$

### 2.7.3 Paramètres de la loi Gamma

#### 2.7.3.1 Méthode des moments

Il s'agit là aussi d'une loi à deux paramètres. Ses moments d'ordre 1 et 2 sont donnés par [Nicolas, 2006] :

$$\begin{cases} m_1 = \mu \\ m_2 = \frac{L+1}{L} \cdot \mu^2. \end{cases} \quad (2.37)$$

On en déduit immédiatement :

$$\begin{cases} \hat{\mu} = m_1 \\ \hat{L} = \frac{1}{\frac{m_2}{m_1^2} - 1}. \end{cases} \quad (2.38)$$

#### 2.7.3.2 Méthode du maximum de vraisemblance

La vraisemblance de  $(\mu, L)$  étant données  $N$  observations  $x_i, i \in [1, N]$  distribuées selon la loi Gamma est donnée par [Nicolas, 2006] :

$$L(\mu, L) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\Gamma(L)} \cdot \frac{L}{\mu} \cdot \left(\frac{L \cdot x_i}{\mu}\right)^{(L-1)} \cdot e^{-\left(\frac{L \cdot x_i}{\mu}\right)}. \quad (2.39)$$

Le passage au logarithme donne [Nicolas, 2006] :

$$l(\mu, L) = L \cdot \log(L) - \log(\Gamma(L)) + (L-1) \cdot \log\left(\frac{m_1}{\mu}\right) - \frac{L \cdot m_1}{\mu} - \log(\mu). \quad (2.40)$$

L'annulation des dérivées partielles de  $l(\mu, L)$  donne le système :

$$\begin{cases} \frac{L}{\mu^2} \left( \sum_{i=1}^N x_i - N \cdot \mu \right) = 0 \\ \frac{1}{\mu} \left( N \cdot \mu - \sum_{i=1}^N x_i \right) + N \cdot \log(L) - N \cdot \Psi(L) + \sum_{i=1}^N \log(x_i) - N \cdot \log(\mu) = 0. \end{cases} \quad (2.41)$$

La résolution de ce système en utilisant la même approximation que pour Nakagami donne les estimateurs :

$$\begin{cases} \mu = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N x_i \\ \hat{L} = 0.1346 + \frac{0.504}{\frac{\log(\hat{\mu}) - \sum_{i=1}^N \log(x_i)}{N}} \end{cases} \quad (2.42)$$

## 2.7.4 Paramètres de la loi Nakagami

### 2.7.4.1 Méthode des moments

La loi Nakagami ayant deux paramètres, nous nous intéressons aux moments d'ordre 1 et 2 [Nicolas, 2006] :

$$\begin{cases} m_1 = \frac{\Gamma(L + \frac{1}{2})}{\sqrt{L} \cdot \Gamma(L)} \mu \\ m_2 = \mu^2 \end{cases} \quad (2.43)$$

Il s'en suit :

$$\hat{\mu} = \sqrt{m_2}. \quad (2.44)$$

En remplaçant dans l'expression de  $m_1$ , on obtient :

$$\frac{\sqrt{m_2}}{m_1} = \frac{\sqrt{\hat{L}} \Gamma(\hat{L})}{\Gamma(\hat{L} + \frac{1}{2})}. \quad (2.45)$$

En utilisant l'approximation :

$$\sqrt{x} \frac{\Gamma(x)}{\Gamma(x + \frac{1}{2})} = 1 + \frac{1}{8.x}. \quad (2.46)$$

L'équation (2.45) devient :

$$\frac{\sqrt{m_2}}{m_1} = 1 + \frac{1}{8.\hat{L}}. \quad (2.47)$$

Cela donne l'estimateur :

$$\hat{L} = \frac{1}{8} \frac{1}{\frac{\sqrt{m_2}}{m_1} - 1} \quad (2.48)$$

### 2.7.4.2 Méthode du maximum de vraisemblance

La vraisemblance de  $(\mu, L)$  étant données  $n$  observations  $x_i, i \in [1, N]$  distribuées selon la loi Nakagami est donnée par l'expression :

$$L(\mu, L) = \prod_{i=1}^N \frac{2}{\mu} \cdot \frac{\sqrt{L}}{\Gamma(L)} \cdot \left(\frac{\sqrt{L} \cdot x_i}{\mu}\right)^{(2L-1)} \cdot \exp - \left(\frac{\sqrt{L} \cdot x_i}{\mu}\right)^2. \quad (2.49)$$

En écriture logarithmique, on obtient [Nicolas, 2006] :

$$l(\mu, L) = \log 2 - \log(\Gamma(L)) + L \cdot \log(L) - 2.L \cdot \log(\mu) + (2L - 1) \cdot \log(m_1) - \frac{L}{\mu^2} \cdot m_2. \quad (2.50)$$

Les dérivées partielles de  $l(\mu, L)$  par rapport  $L$  et  $\mu$  donnent :

$$\begin{cases} -\frac{2L}{\mu^3} (N \cdot \mu^2 - \sum_{i=1}^N x_i^2) = 0 \\ \frac{N \cdot \mu^2 - \sum_{i=1}^N x_i^2}{\mu^2} + N \cdot \log(L) - N \cdot \frac{\partial \Gamma(L)}{\Gamma(L)} + \sum_{i=1}^N \log(x_i^2) - N \cdot \log(\mu^2) = 0. \end{cases} \quad (2.51)$$



On peut en déduire l'estimateur  $\hat{\mu}$  :

$$\hat{\mu} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (2.52)$$

En remplaçant dans 2.51 on obtient :

$$\log(\hat{L}) - \psi(\hat{L}) = 2(\log(\hat{\mu}) - \frac{\sum_{i=1}^N \log(x_i)}{N}) \quad (2.53)$$

En adoptant le développement limité :

$$\frac{1}{\log(L) - \psi(L)} = 1.98278L - 0.2668. \quad (2.54)$$

nous aboutissons à l'estimateur :

$$\hat{L} = 0.1346 + \frac{0.504}{\log(\hat{\mu}^2) - \frac{\sum_{i=1}^N \log(x_i^2)}{N}} \quad (2.55)$$

## 2.7.5 Paramètres de la loi Gamma généralisée

### 2.7.5.1 Méthode des moments

Les trois premiers moments de la loi Gamma généralisée sont donnés par les expressions [Stacy, 1962] :

$$\begin{cases} m_1 = \gamma + \rho.\beta \\ m_2 = \rho.\beta^2 \\ m_3 = \frac{2}{\sqrt{\rho}} \end{cases} \quad (2.56)$$

On en déduit directement les estimateurs :

$$\begin{cases} \hat{\rho} = \frac{4}{m_3^2} \\ \hat{\beta} = \frac{m_3 \sqrt{m_2}}{2} \\ \hat{\gamma} = m_1 - \frac{2 \cdot \sqrt{m_2}}{m_3} \end{cases} \quad (2.57)$$

Notons que les moments peuvent être estimés par :

$$\begin{cases} m_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ m_2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - m_1)^2 \\ m_3 = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{(x_i - m_1)^3}{N}}{(\sum_{i=1}^N \frac{(x_i - m_1)^2}{N})^{\frac{3}{2}}} \end{cases} \quad (2.58)$$

En pratique, quand  $\gamma$  est plus grand que  $\min(x_i)$   $i \in [1, N]$ , la méthode échoue. Supposons que le nombre d'observations est élevé et que les données aberrantes sont rares. Soit  $x_{\min}$  le minimum des observations. Nous pouvons raisonnablement considérer  $\hat{\gamma} = x_{\min}$ . On obtient alors les estimateurs :

$$\begin{cases} \hat{\beta} = \frac{m_2}{m_1 - x_{\min}} \\ \hat{\rho} = \frac{m_1 - x_{\min}}{\hat{\beta}} = \frac{(m_1 - x_{\min})^2}{m_2} \end{cases} \quad (2.59)$$

### 2.7.5.2 Méthode du maximum de vraisemblance

La loi Gamma généralisée a trois paramètres  $\rho$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ . Le logarithme de vraisemblance de ces paramètres en présence de  $N$  observations  $x_i$ ,  $i \in [1, N]$  est donnée par [Jonkman *et al.*, 2009] :

$$l(\rho, \beta, \gamma) = -N \cdot \log(\Gamma(\rho)) - N \cdot \rho \cdot \log(\beta) + (\rho - 1) \cdot \sum_{i=1}^N \log(x_i - \gamma) - \frac{1}{\beta} \cdot \sum_{i=1}^N (x_i - \gamma). \quad (2.60)$$

En dérivant  $l(\rho, \beta, \gamma)$  par rapport aux trois paramètres, on obtient le système suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial l(\rho, \beta, \gamma)}{\partial \rho} = -N \cdot \Psi(\rho) - N \cdot \log(\beta) + \sum_{i=1}^N \log(x_i - \gamma) = 0 \\ \frac{\partial l(\rho, \beta, \gamma)}{\partial \beta} = \frac{-N \cdot \rho}{\beta} + \frac{1}{\beta^2} \cdot \sum_{i=1}^N (x_i - \gamma) = 0 \\ \frac{\partial l(\rho, \beta, \gamma)}{\partial \gamma} = -(\rho - 1) \sum_{i=1}^N (x_i - \gamma)^{-1} + \frac{N}{\beta} = 0 \end{cases} \quad (2.61)$$

Il a été montré dans plusieurs travaux qu'il n'existe pas de solution analytique au maximum de ce logarithme. De ce fait, la maximisation doit se faire numériquement. Pour garantir la convergence, il est nécessaire d'initialiser la maximisation correctement. Dans [Johnson and Kotz, 1970], les auteurs ont calculé les paramètres initiaux à l'aide de la méthode des moments. En effet,  $\rho$  est surévalué et  $\beta$  est souvent proche de zéro. Pour remédier à ce problème, Jonkman a proposé une initialisation par une "pseudo méthode des moments". Il évalue les trois paramètres initiaux comme :

$$\begin{cases} \hat{\gamma}_{init} = \frac{N}{N+1} x_{\min} \\ \hat{\beta}_{init} = \frac{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (x'_i)^2 - (\bar{x}')^2}{\bar{x}'} \\ \hat{\rho}_{init} = \frac{\bar{x}'}{\hat{\beta}_{init}} \end{cases} \quad (2.62)$$

où  $x'_i = x_i - \hat{\gamma}_{init}$  et  $\overline{x'}$  est la moyenne de  $x'_i$ . Nous avons adopté la même méthode dans cette thèse.

## 2.8 Conclusion

Les images OCT sont formées par la mesure de l'amplitude du signal détecté par le capteur. Le signal est la somme cohérente du signal réfléchi depuis le tissu et d'un signal de référence, identique à la source. Le signal réfléchi est en réalité lui même la somme de multiples ondes rétrodiffusées par les diffuseurs du tissu. Cette interférence est la source du speckle.

Nous avons dans ce chapitre établi d'une manière analytique l'amplitude et l'intensité du signal OCT. Nous avons rappelé leurs distributions statistiques théoriques. Vu qu'en pratique les conditions du modèle théorique ne sont pas réunies, nous avons étudié plusieurs lois de probabilité en montrant pourquoi elles sont de bons candidats à la modélisation du speckle OCT. Nous avons aussi étudié deux méthodes d'estimation de paramètres que nous avons appliquées à chacune des cinq lois en question.

Dans le chapitre suivant, nous analysons l'ajustement des ces lois aux données des images OCT cutanées. Nous évaluons aussi leur capacité à distinguer les couches de la peau.

## Chapitre 3

# Caractérisation statistique de la peau

### 3.1 Introduction

Comme cela été expliqué dans le chapitre 2, l'OCT est une modalité non invasive pour imager les milieux biologiques. L'image est formée en mesurant les ondes lumineuses réfléchies par le milieu. Ces ondes se propagent dans le tissu et une faible quantité retourne au capteur. La peau est un tissu biologique caractérisé par de multiples diffuseurs (des structures non homogènes). Les diffuseurs sont les responsables des diffusions multiples des ondes lumineuses. Ces ondes rétrodiffusées interfèrent pour produire le speckle. Les diffuseurs sont repartis aléatoirement dans le tissu aussi bien en position qu'en taille. L'intensité des ondes rétrodiffusées est donc aléatoire. Cela donne le caractère aléatoire au speckle. Par conséquent, le comportement statistique du speckle est une caractéristique de la répartition physique des diffuseurs.

Comme la répartition des diffuseurs est elle même caractéristique du tissu. On peut ainsi déduire des informations sur le tissu imagé en analysant les propriétés statistiques du speckle. En effet, dans une image OCT, nous ne mesurons pas le véritable niveau de gris, mais une variation aléatoire autour de ce niveau. Cette variation aléatoire est l'effet observable du speckle. Il peut ainsi être considéré comme un bruit et filtré ou exploité comme source d'information.

Ainsi, plusieurs travaux l'ont considéré comme une représentation des diffuseurs à travers différentes modalités. Dans [Dainty, 1984], le speckle a été exploité en métrologie optique. Dans [Elies, 1996], une classification du fer poli a été développée en analysant la polarisation

des grains de speckle laser. Tampson et al [Thompson *et al.*, 1997] ont étudié le speckle laser pour imager des milieux diffusants. Dans [Sadhvani *et al.*, 1996], les auteurs ont mesuré l'épaisseur du téflon avec un speckle laser.

En ultrason, plusieurs travaux ont porté sur la caractérisation de milieux par étude du speckle [Raju and Srinivasan, 2002; Shankar, 2004; Shankar *et al.*, 2005; Mathews *et al.*, 2008]. En OCT, Hillman a étudié la corrélation du contraste du speckle avec la nature du milieu observé [Hillman *et al.*, 2006].

Des méthodes fondées sur les propriétés dynamiques du speckle ont été mises en œuvre pour analyser le flux sanguins [Fedosov and Tuchin, 2001].

Enfin, l'étude du speckle a permis le développement de nombreuses autres applications : mesure de surface d'objets [Ohtsubo and Asakura, 1975; Goodman, 1975; Pedersen, 1976; Fujii *et al.*, 1976; Pramod and Jacquot, 1987; Toh *et al.*, 1998], mesure de vitesse [Ohtsubo and Kohno, 1980; Briers, 2001] et analyse de tissus biologiques [Selb *et al.*, 2001; Piederriere, 2003].

Selon la même considération, que le speckle est statistiquement représentatif de la densité de la matière diffusante dans la peau, nous étudions dans cette thèse la possibilité de caractériser les couches de la peau.

L'idée est que le speckle est différent dans chaque couche. En postulant que sa distribution suit une loi de probabilité donnée, cette différence se concrétise par des paramètres différents de la loi dans chaque couche.

Dans ce chapitre, nous mettons en œuvre une méthode expérimentale pour vérifier la capacité des différentes lois étudiées au chapitre 3, pour représenter correctement le speckle et distinguer les couches de la peau.

## 3.2 Méthode

Afin d'étudier la capacité des cinq distributions à discriminer les couches de la peau, nous procédons par analyse des propriétés statistiques des paramètres numériquement identiques (ou même proches) pour une même loi dans une même couches dans une étude multi-patient. En effet, et en toute évidence, la notion de stabilité d'un modèle du speckle par couche doit être considérée uniquement statistiquement.

### 3.2.1 Les images

Ainsi, nous avons basé notre étude sur deux corpus d'images OCT de la peau. Les deux corpus sont issus du Centre Européen de Recherche sur la peau (cerper) des laboratoires Pierre

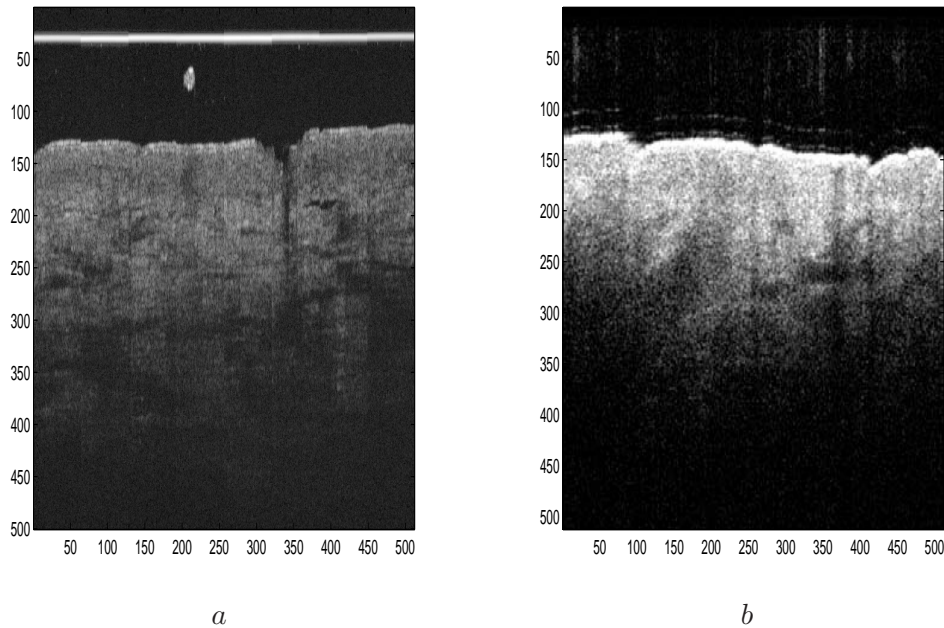


FIG. 3.1 – Image OCT de la peau du Laboratoire Pierre Fabre. (a) corpus 1, (b) corpus 2 Fabre. Les deux corpus représentent des images de l’avant bras pour plusieurs patients-sains. La figure 3.1 montre une image de chaque corpus. Le premier ensemble d’images a été acquis avec l’imageur ISIS SKinDex300. Cet appareil spécifiquement dédié à l’imagerie cutanée, illumine la peau par un système de 8 diodes émettant une lumière proche du domaine infrarouge (1300 nm). Les 8 diodes sont utilisées simultanément pour récupérer le signal sur 8 canaux parallèles. Des décalages en intensité et en gain entre les différents canaux sont à l’origine du phénomène de bandes qui apparaissent sur les images OCT. Ces images produites permettent de visualiser l’épiderme et une partie de derme.

Le deuxième ensemble d’images a été acquis avec l’imageur OCT spectral SD-OCT de Thorlabs. Cet appareil est équipé d’une source lumineuse proche de l’infrarouge avec une longueur d’onde de 930 nm. Il permet d’atteindre une profondeur d’environ 1.6 mm, avec une résolution axiale de  $6.2 \mu m$  et une résolution latérale de  $9.2 \mu m$ . Ce corpus contient 50 images.

Chaque image a été annotée par cinq experts. Chaque expert a délimité manuellement (voir la figure 3.2) :

- la surface de la peau
- la couche du stratum corneum
- la jonction de l’épiderme et du derme.

Ainsi, chaque expert a tracé trois courbes  $\{C^j\}_{j \in [1,3]}$ , sur chaque image. La première courbe,  $C^1$ , marque le début de la surface de la peau et permet d’éliminer des ambiguïtés dues à

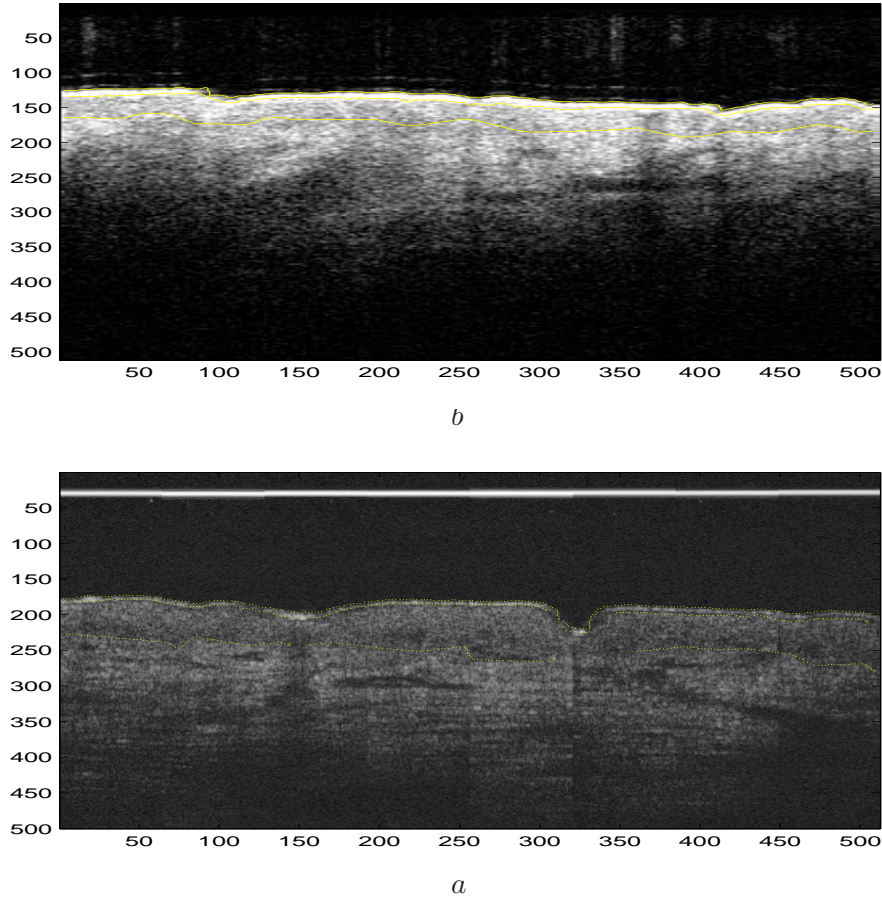


FIG. 3.2 – Délimitation manuelle du stratum corneum et reste de l'épiderme d'une image (a) corpus 1, (b) corpus 2.

des artefacts lumineux ou à la présence de cellules mortes asséchées en surface. La deuxième courbe,  $C^2$ , indique la frontière du stratum corneum, une couche fine et irrégulière d'une épaisseur moyenne de cinq pixels. Cette couche est très réfléchissante car elle est formée de cellules aplaties et quasiment asséchées qui agissent comme un miroir, empêchant la lumière de pénétrer en profondeur. Constatons que cette couche n'a aucun intérêt clinique dans les maladies dermatologiques. La troisième courbe,  $C^3$ , représente la jonction qui est d'une importance cruciale en dermatologie, particulièrement pour le diagnostic du mélanome.

En effet, quand le mélanome franchit cette jonction vers le derme, il passe à un stade de développement dangereux à cause de la présence d'une vascularisation riche. Cette jonction est en réalité une surface escarpée caractérisée par de multiples cônes remontant dans l'épiderme. Dans une image OCT, cela donne une courbe fortement irrégulière. De plus l'épiderme a une épaisseur très variable selon l'âge et la zone de la peau.

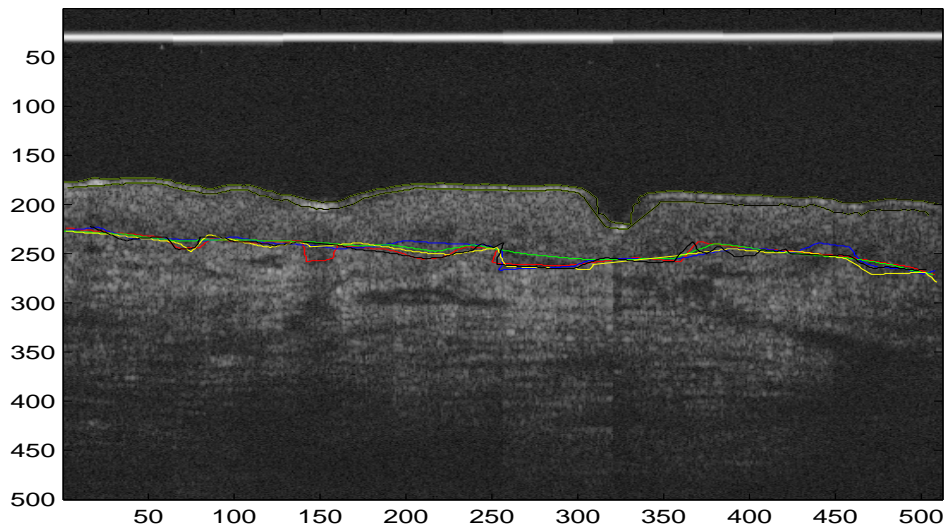


FIG. 3.3 – Délimitation manuelle du stratum corneum et reste de l'épiderme d'une image par cinq experts.

### 3.2.2 Etude de la variabilité inter-experts

Comme cela a été décrit précédemment, chaque image a été annotée par cinq experts. Chaque expert a produit trois courbes (voir la figure 3.3). Nous avons constaté visuellement une variabilité significative entre les experts. En effet, leurs courbes présentent des différences remarquables.

Nous avons de ce fait analysé quantitativement ces différences. Pour cela, nous avons évalué les distances relatives des courbes de même type pour différents experts. Vu que les courbes sont données sous forme d'ensembles de pixels, nous avons mesuré la distance entre deux courbes à l'aide de l'indicateur figure de mérite (FOM) de Pratt [Pratt, 1991].

Soit  $(C_i^j)_k$  la courbe tracée par l'expert  $k$  dans l'image  $i$ . Nous définissons la distance entre deux courbes de deux experts comme :

$$d_c((C_i^j)_{k_1}, (C_i^j)_{k_2}) = \frac{1}{\max(n_1, n_2)} \sum_{l=1}^{n_1} \frac{1}{1 + a d_p^2(l, k_1, k_2)}. \quad (3.1)$$

où  $n_1$  et  $n_2$  sont les nombres de pixels dans  $(C_i^j)_{k_1}$  et  $(C_i^j)_{k_2}$ , respectivement.  $d_p^2(i)$  est la distance du pixel  $i$  de  $(C_i^j)_{k_1}$  au pixel le plus proche dans  $(C_i^j)_{k_2}$  et a un poids.

Pour évaluer la différence d'annotation entre deux experts  $k_1$  et  $k_2$  pour une courbe  $j$  sur l'ensemble d'un corpus de  $N$  images, nous calculons la distance moyenne entre toutes leurs



TAB. 3.1 – comparaison quantitativement de la variabilité des experts.

	$C_1$	$C_2$	$C_3$
$E_1$	1	1	1
$E_2$	0.82	0.76	0.53
$E_3$	0.85	0.78	0.49
$E_4$	0.91	0.81	0.60
$E_5$	0.89	0.75	0.52

courbes :

$$d_e(i, k_1, k_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_c((C_i^j)_{k_1}, (C_i^j)_{k_2}). \quad (3.2)$$

Nous avons considéré arbitrairement un expert comme référence et nous avons mesuré sa différence d’annotation avec les quatre autres ( $E_2$  à  $E_5$ ). Le tableau 3.1 montre le résultat pour le premier corpus. Il y apparaît un accord relatif sur la surface. Mais nous remarquons un net désaccord sur la position de la jonction de l’épiderme avec le derme. Cela correspond à notre attente et confirme la nécessité de disposer d’outils quantitatifs pour la caractérisation afin de lever les ambiguïtés dues au speckle.

### 3.2.3 Conditionnement des données

Du fait de la variabilité précédente, nous avons décidé de prendre comme vérité terrain uniquement les zones des couches où l’accord des cinq experts est total. Pour cela, nous avons sérialisé les pixels de chaque image  $i$  en les organisons pour chaque expert  $k$  dans un vecteur  $(S_i^j)_k$  pour la couche  $j$ . Chaque pixel est représenté par ses coordonnées et sa valeur. Notons que nous avons deux couches : le stratum corneum (1), et le reste de l’épiderme (2) appelé épiderme dans le reste de la thèse.

Puis nous avons déterminé la couche  $j$ , pour l’image  $i$  comme étant la surface d’intersection entre les experts :

$$S_i^j = \cap_{k=1}^5 (S_i^j)_k. \quad (3.3)$$

La figure 3.4 montre un exemple de couches intersection des annotations des experts. Ce sont ces genres de données qui seront considérées comme vérité terrain lors de la caractérisation.

### 3.2.4 Ajustement des lois de probabilité

Nous avons ajusté chacune des cinq lois (Rayleigh, Lognormale, Gamma, Nakagami et Gamma généralisée) aux données des couches extraites des images. Pour chaque image, nous

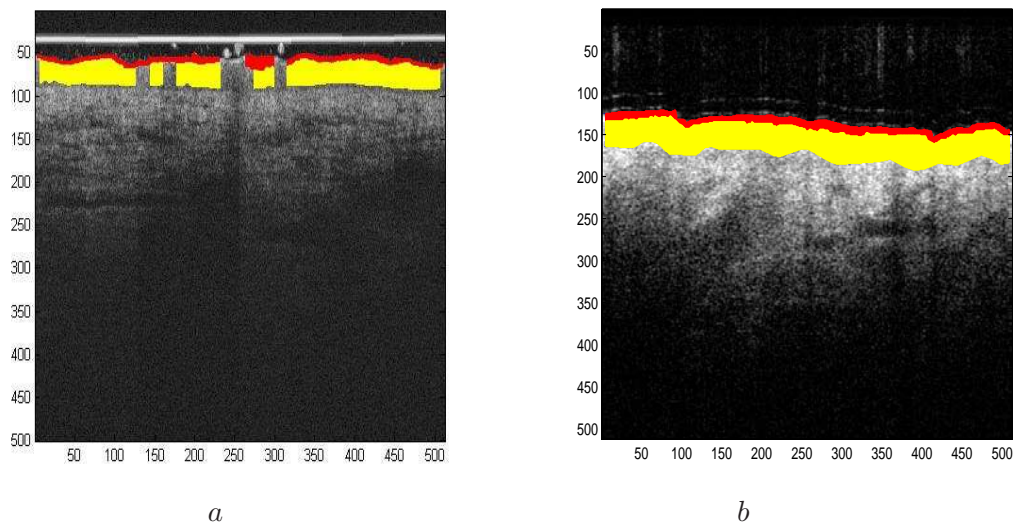


FIG. 3.4 – Pixels de stratum corneum en rouges et les pixels du reste de l'épiderme en jaunes d'une image. (a) corpus 1, (b) corpus 2.

avons estimé les paramètres de chaque loi par les deux méthodes (des moments et du maximum de vraisemblance) sur chacune des deux couches. Ainsi, pour chaque loi  $f(X, \beta_1, \dots, \beta_q)$  nous avons estimé les paramètres  $(\beta_1^j, \dots, \beta_q^j)$  en considérant l'observation  $X$  comme étant  $S_i^j$ .

Afin d'examiner les résultats, nous avons établi les histogrammes des données empiriques après normalisation des pixels. Nous avons aussi représenté les courbes théoriques des densités des cinq lois en utilisant les paramètres estimés (voir les figures 3.5 et 3.6). Nous pouvons visuellement constater les éléments suivants :

- la loi Rayleigh est loin de s'ajuster aux données empiriques, en contradiction avec la théorie (Section 3.2). Cela justifie la nécessité de rechercher une meilleure modélisation statistique du speckle
- la Gamma généralisée s'ajuste visuellement le mieux aux données. Cela s'explique par sa flexibilité due à ses trois paramètres
- la loi Nakagami épouse aussi assez bien (voir mieux sur l'exemple de la figure 3.5) que la Gamma généralisée
- la Gamma montre plus de fluctuations entre le stratum et l'épiderme, même si sur l'exemple elle approche assez bien l'épiderme.
- finalement, la loi Lognormale ne semble pas appropriée au speckle en OCT.

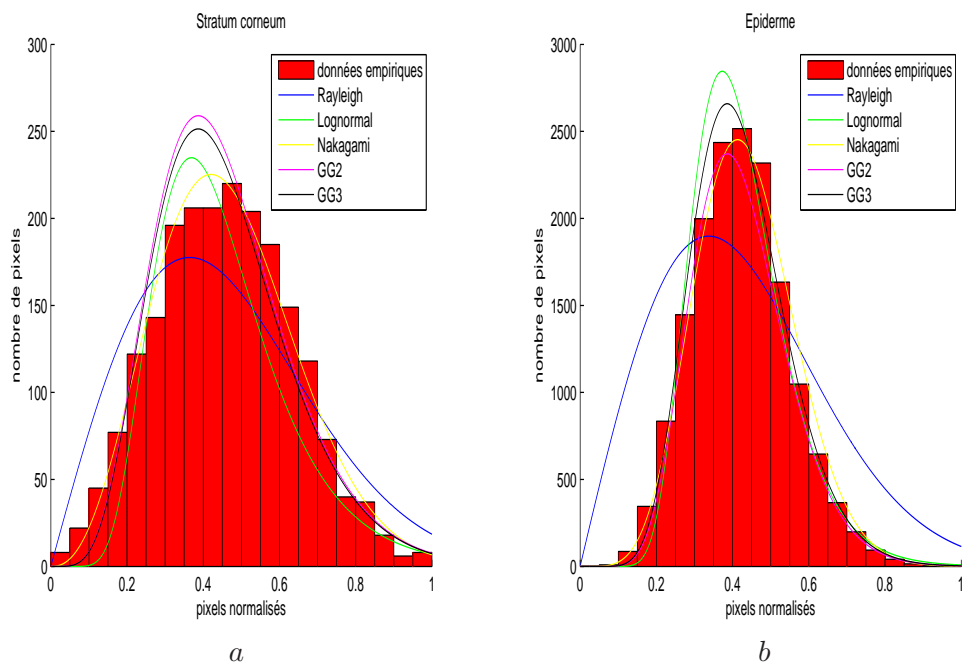


FIG. 3.5 – Ajustement des cinq fonctions de densité de probabilité sur les données empiriques d’une image de corpus 1 (a) Stratum corneum (b) Epiderme.

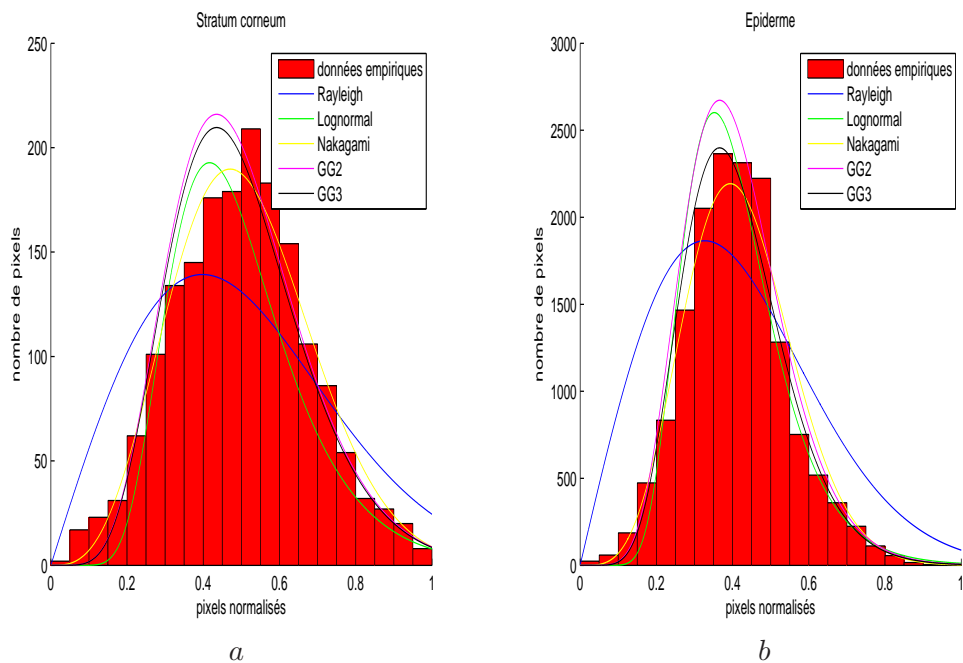


FIG. 3.6 – Ajustement des cinq fonctions de densité de probabilité sur les données empiriques d’une image de corpus 2 (a) Stratum corneum (b) Epiderme.

Pour valider ces constatations, nous avons procédé à une évaluation quantitative du degré d’ajustement en utilisant l’indicateur de Kolmogorov-Smirnov (KS). Ce test découle des sta-

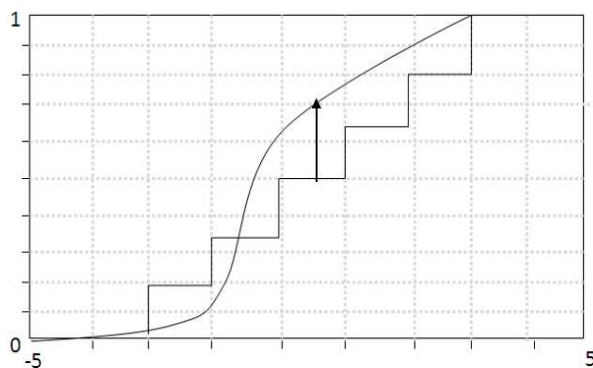


FIG. 3.7 – Illustration du test KS.

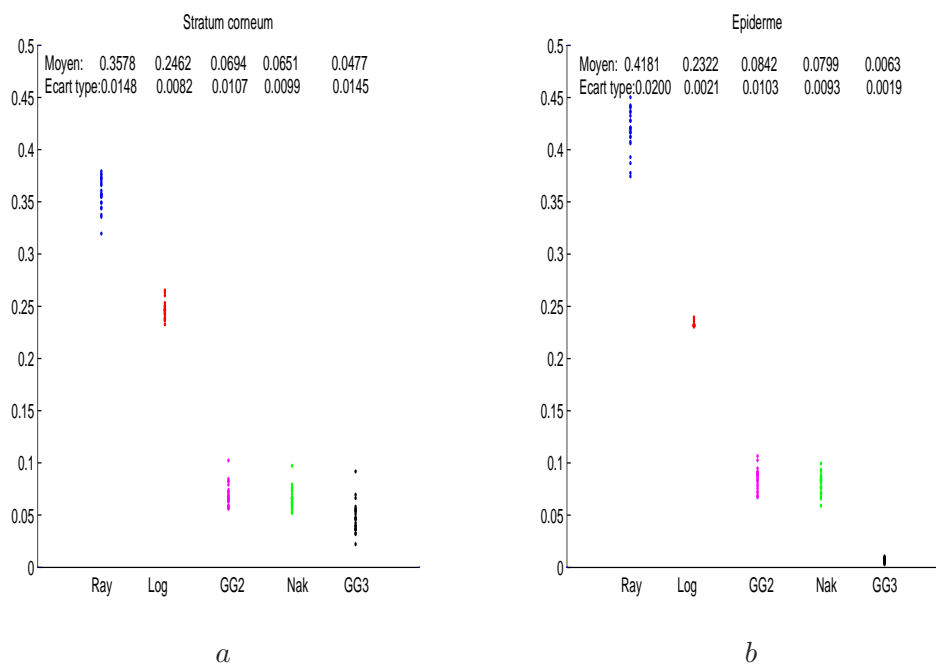


FIG. 3.8 – Qualité de l’ajustement au sens du KS des cinq distributions estimées par 23 images du corpus 1(a) Stratum corneum (b) Epiderme

tistiques de Kolmogorov-Smirnov, de la distribution de Kolmogorov d’un processus Brownien, et du théorème de Kolmogorov. Le test KS consiste en pratique à mesurer le degré d’ajustement d’une loi à un échantillon en calculant le maximum des différences absolue entre la fonction cumulative  $F(x)$  de la distribution théorique et la fonction cumulative  $G(x)$  de la distribution empirique ( voir la figure 3.7).

$$KS = \max|F(x) - G(x)|. \tag{3.4}$$

Les figures 3.8 et 3.9 montrent les résultats du test KS pour les deux corpus. Les valeurs moyennes du KS de chaque loi sont indiquées dans les deux tableaux 3.2 et 3.3. En exa-

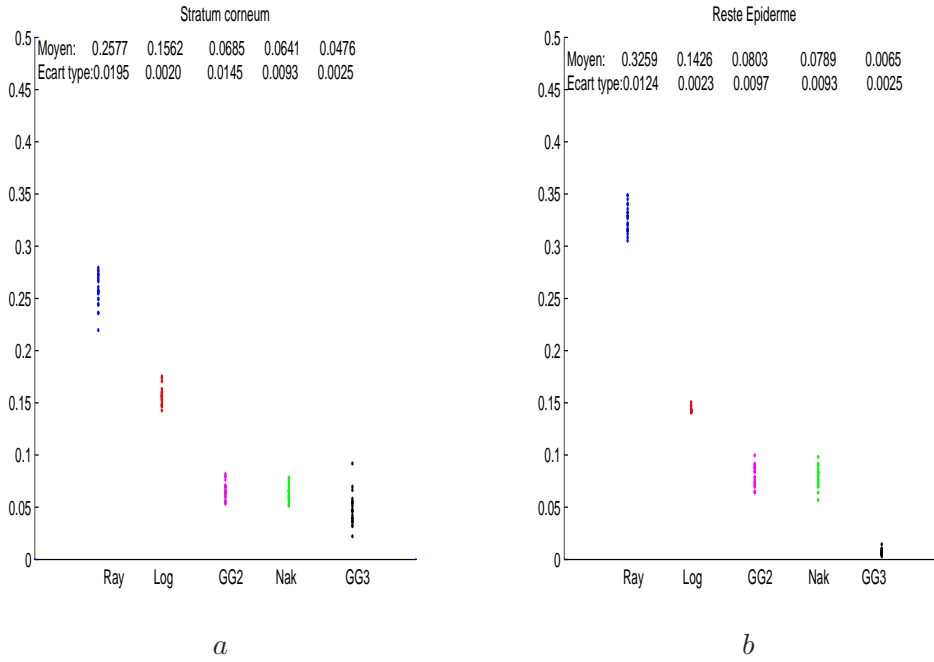


FIG. 3.9 – Qualité de l’ajustement au sens du KS des cinq distributions estimées par 50 images du corpus 2(a) Stratum corneum (b) Epiderme

	Stratum corneum		Epiderme	
	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart type</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart type</i>
<i>Rayleigh</i>	0.3578	0.0148	0.4181	0.002
<i>Lognormale</i>	0.2462	0.0082	0.2322	0.0021
<i>Gamma</i>	0.0694	0.0107	0.0842	0.0103
<i>Nakagami</i>	0.0651	0.0099	0.0799	0.0093
<i>Gamma généralisée</i>	0.0477	0.0145	0.0063	0.0019

TAB. 3.2 – Moyenne et écart type du KS (corpus 1).

minant ces résultats numériques, on constate que la distribution Gamma généralisée donne les meilleurs scores aussi bien sur le stratum que l’épiderme, avec peu de dispersion dans les corpus. Les lois Nakagami et Gamma donnent des résultats comparables assez bons, comparés à la loi Lognormale. Encore une fois, les résultats montrent que la loi théorique Rayleigh ne s’ajuste pas du tout aux données, suggérant un problème de convergence dans l’application du théorème central de la limite. On peut ainsi déjà conclure qu’empiriquement la loi Gamma généralisée est un bon modèle du speckle en OCT.

	Stratum corneum		Epiderme	
	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart type</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart type</i>
<i>Rayleigh</i>	0.2577	0.0195	0.3259	0.0124
<i>Lognormale</i>	0.1562	0.002	0.1426	0.0023
<i>Gamma</i>	0.0685	0.0145	0.0803	0.0097
<i>Nakagami</i>	0.0641	0.0093	0.0789	0.0093
<i>Gamma ggénéralisée</i>	0.0476	0.0025	0.0065	0.0025

TAB. 3.3 – Moyenne et écart type KS corpus 2.

### 3.2.5 Séparabilité statistique des couches

En s'appuyant sur les résultats de l'ajustement décrits précédemment, nous avons cherché à vérifier la possibilité de distinguer les deux couches stratum et épiderme à partir des paramètres des distributions de leur speckle.

Pour cela, nous avons adopté une méthode de classification supervisée des paramètres par machine à vecteurs de support (SVM). Dans ce qui suit nous présentons un aperçu théorique de cette méthode de classification ainsi que le protocole d'entraînement et de test que nous avons mis en œuvre. Les résultats détaillés seront présentés dans la section suivante.

#### 3.2.5.1 Machine à vecteurs de support

La méthode de machine à vecteurs de support appelée aussi séparateur à vaste marge [Cornuéjols *et al.*, 2002], a été introduite dans [Boser *et al.*, 1992; Cortes and Vapnik, 1995]. Il s'agit d'une méthode à noyau pour faire de la classification supervisée. Elle a été présentée dans plusieurs travaux, dont [Taylor and Cristianini, 2000; Scholkopf and Smola, 2002; Lauer and Bloch, 2006].

D'une manière simple, soient  $x_1, x_2, \dots, x_n$  un ensemble d'observations décrites par des attributs prédéfinis. Soient  $C_1$  et  $C_2$  deux classes possibles. Étant donné un étiquetage connu des  $n$  observations en termes de classes, la méthode SVM cherche à estimer les paramètres, d'un classificateur pour étiqueter une nouvelle observation. En effet, la méthode cherche à déterminer l'hyperplan optimal qui sépare les observations des deux classes. Autrement dit, qui maximise la distance entre les classes. Cette distance est appelée "marge" (voir la figure 3.10). D'une manière générale, soient  $\{(x_i, y_i)\}$ ,  $i \in \{1, \dots, n\}$  un ensemble d'observations  $(x_i)$  et leurs classes  $(y_i)$ , avec  $x_i \in \mathbb{R}^d$ . On distingue deux cas : le cas bi-classes et le cas multi-classes. Dans le cas de deux classes,  $y_i \in \{-1, 1\}$ , on traite différemment le cas linéaire et non linéaire. Dans le cas linéaire, il existe un plan  $H$ , d'équation  $w^T x + b = 0$  qui sépare

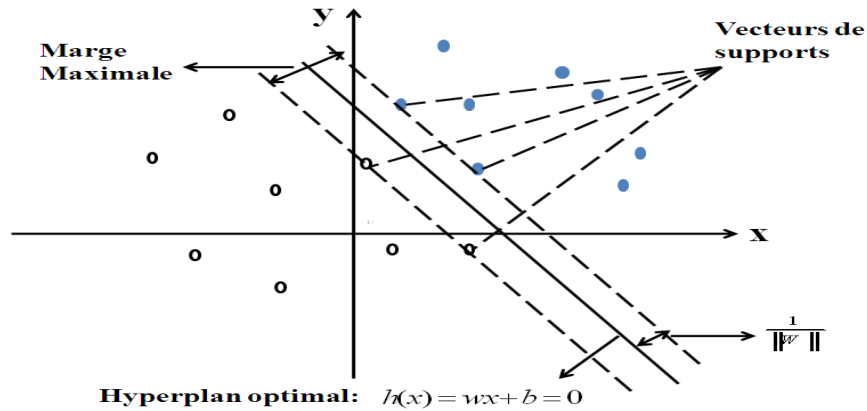


FIG. 3.10 – Hyperplan optimal séparant les points de deux classes.

les deux classes.  $w^T$  est un vecteur orthogonal à H et  $\frac{b}{\|w\|}$  est la distance de l'hyperplan à l'origine.

La marge du couple  $(x_i, y_i)$  est définie par :

$$M_i(\bar{w}) = \frac{y_i(w^t \cdot x_i + b)}{\|\bar{w}\|} \quad (3.5)$$

avec  $\bar{w} = (w, b)$ .

La marge de l'ensemble d'apprentissage est définie par :

$$M_\beta(\bar{w}) = \min_{i \in \{1, \dots, n\}} \frac{y_i(w^t \cdot x_i + b)}{\|\bar{w}\|} \quad (3.6)$$

On cherche alors un hyperplan dont la distance aux points les plus proches soit maximale.

Déterminer cet hyperplan séparateur revient à résoudre le problème suivant :

$$\begin{cases} \min_{(w,b)} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{avec } \forall i \quad y_i(w^t \cdot x_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (3.7)$$

Ce problème d'optimisation est relativement simple car bien que la fonction à optimiser soit non-linéaire, les contraintes sont linéaires. En utilisant les multiplicateurs de Lagrange, on écrit :

$$\begin{cases} L(\bar{w}, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i(w \cdot x_i + b - 1)\} \\ \alpha_i \geq 0, (1 \leq i \leq n) \end{cases} \quad (3.8)$$

et en prenant en compte les conditions de Kuhn-Tucker, le problème devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \alpha_i \geq 0, \quad (1 \leq i \leq n). \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (3.9)$$

dont la solution est l'hyperplan séparateur d'équation :

$$h(x) = \sum_{i=1}^n \hat{\alpha}_i u_i \cdot K(x_i, x_j) + \hat{b}_0 \quad (3.10)$$

où les coefficients  $\hat{\alpha}_i$  et  $\hat{b}_0$  sont calculés en résolvant le problème (3.9).

Dans le cas où les données ne sont pas séparables linéairement, le principe consiste à déterminer une transformation de linéarisation  $\phi$ , appelée transformation de re-description.  $\phi$  transforme les données  $X$  de  $\mathbb{R}^d$  vers un espace  $F$  de dimension plus grande dans lequel les données sont séparables linéairement. L'hyperplan est alors déterminé dans ce nouvel espace. La transformation  $\phi$  n'est pas déterminée directement. En effet, déterminer l'hyperplan dans le cas non linéaire revient à résoudre le problème d'optimisation :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{(w, b, \xi_i)} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \forall i \quad y_i (w^t \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i. \text{ sous les contraintes.} \end{array} \right. \quad (3.11)$$

où  $\xi_i$  est la variable de relâchement d'une contrainte et  $C$  un coefficient de pénalisation du relâchement.

Le lagrangien associé à ce problème d'optimisation se définit par :

$$\left\{ \begin{array}{l} L(\bar{w}, \alpha, \beta, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i (w \cdot x_i + b - 1 + \xi_i)\} - \sum_{i=1}^n \beta_i \xi_i \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad (1 \leq i \leq n). \end{array} \right. \quad (3.12)$$

La séparation linéaire optimale dans  $F$  est alors l'hyperplan optimal d'équation :

$$h(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i Y_i K(x_i, x) + b \quad (3.13)$$

qui maximise la marge. La fonction  $k(x, y)$  est appelée noyau. Elle représente le produit scalaire de la transformation  $\phi$  :

$$k(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (3.14)$$



<i>Noyau</i>	<i>Fonction</i>	<i>Commentaire</i>
<i>linéaire</i>	$k(x, y) = \langle x, y \rangle$	
<i>sigmoïdes</i>	$k(x, y) = \tanh((ax \cdot y) - b)$	<i>Le théorème de Mercer n'est vérifié que pour certaines valeurs de a et b.</i>
<i>base radiale</i>	$k(x, y) = \exp(-\frac{\ x-y\ ^2}{2\sigma^2})$	<i>l'écart type <math>\sigma^2</math>, commun à tous les noyau est spécifié à priori par l'utilisateur.</i>
<i>polynomiale</i>	$k(x, y) = (x \cdot y + c)^n$	<i>La puissance n est déterminée a priori par l'utilisateur.</i>

TAB. 3.4 – Les fonctions noyau.

En prenant en compte les conditions de Kuhn-Tucker, le problème devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{(\alpha)} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i \cdot x_j) \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad (1 \leq i \leq n). \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (3.15)$$

La valeur b se déduit de l'optimum des conditions de Kuhn-Tucker. Différentes fonctions utilisées comme noyau, doivent vérifier les conditions de Mercer [Mercer, 1909]. Le tableau 3.4 récapitule les fonctions noyau les plus courantes.

Chih-Jen a comparé, dans [Chih-Wei and Chih-Jen, 2002] trois méthodes pour généraliser la méthode SVM au cas de plusieurs classes. La première consiste à apprendre autant d'hyperplans que de classes. Ainsi, si on a N classes, on apprend N fonctions de décision ( $f_m$ )  $m = 1, \dots, N$ ; la fonction  $f_m$  permettant de séparer la classe m des N-1 autres classes. Une nouvelle observation x est affectée à la classe  $\hat{k}$  telle que [Bottou *et al.*, 1994] :

$$\hat{k} = \arg \max_{k \in [1, N]} (f_k(x)) \quad (3.16)$$

La deuxième méthode consisterait à apprendre un séparateur pour chaque couple de classe. On aurait ainsi  $\frac{N(N-1)}{2}$  fonctions de décision. Le choix de la classe d'affectation d'une nouvelle observation se fait alors comme précédemment.

La troisième méthode a été décrite dans [Weston and Watkins, 1998; Guermeur *et al.*, 2000]. Le principe consiste à déterminer n hyperplans  $h_p(x) = \sum \alpha_{ip} y_i K(x_i, x) + b_p$ ,  $p \in [1, N]$ . La détermination des  $h_p$  se fait par résolution du problème d'optimisation :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_w \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{n_{app}} \xi_i \\ y_i(\langle w, \phi(x_i) \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n_{app}\}. \end{array} \right. \quad (3.17)$$

### 3.2.5.2 Méthode de classification

Afin d'évaluer la capacité des différentes lois à distinguer les couches, nous avons cherché à classer leurs paramètres.

Pour chaque classe, nous avons estimé les paramètres avec la méthode de MM (voir le chapitre Modélisation statistique du speckle section 2.6) dans chaque couche  $S_i^j$  (intersection des experts) pour chaque image. Nous avons obtenu ainsi un vecteur de paramètres  $\hat{\beta}_i^j = (\hat{\beta}_1^j)_i, \dots, (\hat{\beta}_q^j)_i$  où  $q$  est le nombre de paramètres de la loi.

Nous avons alors entraîné un classificateur SVM bi-classes (stratum corneum et l'épiderme) avec 80% des images du même corpus. Soit  $n$  ce nombre d'images. Pour cela nous avons considéré les vecteurs d'apprentissage :

$$(\hat{\beta}_i^j, S_i^j) \quad i \in [1, n]. \quad (3.18)$$

Soit  $C_L$  le classificateur de couches obtenus par la loi  $L$ . Les 20% des images restantes ont été utilisées pour tester le classificateur. Soit  $m$  le nombre des ces images. Nous avons, donc calculé la classe (c'est-à-dire la couche) des vecteurs de paramètres restants et nous les avons comparé à la vérité terrain. Rappelons que nous avons traité séparément les différentes lois (un classificateur de couches par loi).

$$\hat{S}_k^j = C_L(\beta_k^j) \quad k \in [1, m]. \quad (3.19)$$

Les  $\hat{S}_k^j$  ont été comparées aux  $S_k^j$  et les indicateurs habituels de performance de classificateur ont été évaluées (section 3.2.5.3). Nous avons aussi étudié les paramètres individuellement pour chaque loi. En effet, certains paramètres pourraient être individuellement déterminants pour la séparation des couches.

Par ailleurs, afin d'éliminer le biais introduit par le choix aléatoire de l'ensemble d'apprentissage, nous avons répété l'entraînement et le test du classificateur cent fois pour chaque loi. Nous avons alors comparé la variabilité des indicateurs de performance des classificateurs pour les différents entraînements.

	Classe d'affectation	
Classe d'origine	$A$	$B$
$A$	$n_{A,A}$	$n_{A,B}$
$B$	$n_{B,A}$	$n_{B,B}$

TAB. 3.5 – Matrice de confusion pour 2 classes A et B.

	Lognormale		Gamma		Nakagami		Gamma généralisée	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>Stratum(SC)</i>	860	140	896	104	902	98	984	16
<i>Epiderme(EP)</i>	93	907	73	927	77	923	29	971
<i>Précision classe (%)</i>	86	90,7	89,6	92,7	90,2	92,3	98,4	97,1
<i>Précision globale (%)</i>	88.43		91.075		91.26		97.75	
<i>Taux d'erreur</i>	0.1165		0.0885		0.0875		0.0225	

TAB. 3.6 – Classification des paramètres estimés selon la méthode des moments.

### 3.2.5.3 Evaluation de la performance des classificateurs

Après les tests de chaque classificateur, nous avons calculé la matrice de confusion. Cette matrice se présente sous forme d'un tableau de contingence confrontant la classe d'affectation (colonne) à la classe d'origine (ligne) (voir table 3.5). Nous avons donc le nombre de bonnes classifications ( $n_{AA}, n_{BB}$ ), ainsi que le nombre de fausses classifications ( $n_{AB}, n_{BA}$ ). Nous avons à la base de ces chiffres calculé la précision, la sensibilité, la spécificité et le taux d'erreur ( $T_e$ ).

## 3.3 Expérimentation

Dans cette partie nous présentons les résultats de la caractérisation des couches de la peau selon la méthode de classification décrite plus haut.

### 3.3.1 Comparaison des estimateurs

En premier lieu, nous avons comparé les deux méthodes d'estimation : méthode des moments et méthode du maximum de vraisemblance. Pour chacune des lois nous avons estimé les paramètres selon les deux méthodes. Nous avons alors procédé à la classification des couches

	Lognormale		Gamma		Nakagami		Gamma généralisée	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>Stratum(SC)</i>	867	133	905	95	908	92	978	22
<i>Epiderme(EP)</i>	82	918	77	923	83	917	31	969
<i>Précision classe (%)</i>	86.7	91.8	90.5	92.3	90.8	91.7	97.8	96.9
<i>Précision globale (%)</i>	89.25		91.4		91.25		97.35	
<i>Taux d'erreur</i>	0.1075		0.086		0.0875		0.0265	

TAB. 3.7 – Classification des paramètres estimés selon la méthode de vraisemblance.

selon ces paramètres. Les tableaux 3.6 et 3.7 montrent les matrices de confusion pour les classificateurs issus des deux méthodes. Nous constatons des précisions très comparables. Pour la suite nous avons retenu la méthode des moments vu son temps de calcul réduit.

### 3.3.2 Illustration graphique des paramètres

Nous avons d'abord visualisé graphiquement l'espace des paramètres, vu sa dimension réduite (entre 1 pour Rayleigh et 3 pour la Gamma généralisée). Les figures 3.11 à 3.15 présentent les deux couches dans les espaces des paramètres de chaque loi.

On observe que pour Rayleigh les paramètres sont difficilement séparables, notamment dans le premier corpus. Les paramètres de Lognormale semblent séparables, mais leurs valeurs sont assez proches. Les Gamma et Nakagami donnent des espaces de paramètres visuellement assez séparables. La loi Gamma généralisée semble donner un espace où on distingue plus nettement les classes. On note, néanmoins, que les paramètres d'une même loi ne sont pas numériquement comparables à travers les images des corpus. Cela est un comportement attendu, et confirme l'intérêt de les classer statistiquement.

### 3.3.3 Evaluation quantitative

Nous reportons ici uniquement les résultats sur le corpus 2 étant donnée (la qualité du capteur plus récent et moins d'effet de bande). Nous avons entraîné les classificateurs des lois avec 80% des données, soient 40 images. Et nous avons testé sur les 10 restantes. Le processus entraînement et test a été répété 100 fois. En confondant les résultats des 100 classificateurs pour chaque loi, nous aurons classé 1000 images en tout.

Le tableau 3.6 donne la matrice de confusion des classificateurs des quatre lois. La loi Rayleigh n'a pas été reportée vu l'incohérence de ses paramètres (voir les figures 3.8 et 3.9). Notons

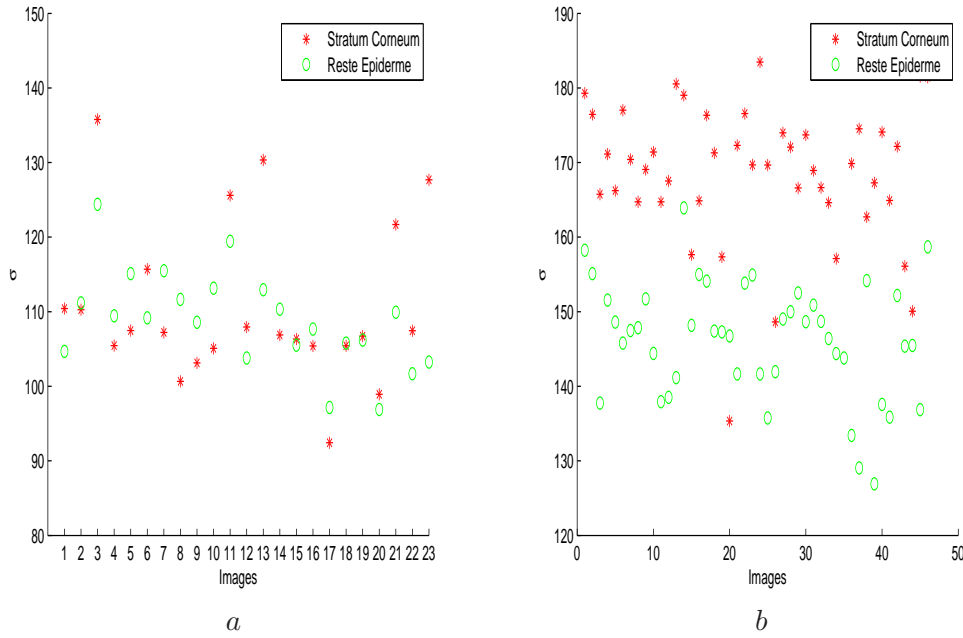


FIG. 3.11 – Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Rayleigh par l'estimateur MM. (a) corpus 1 (b) corpus 2.

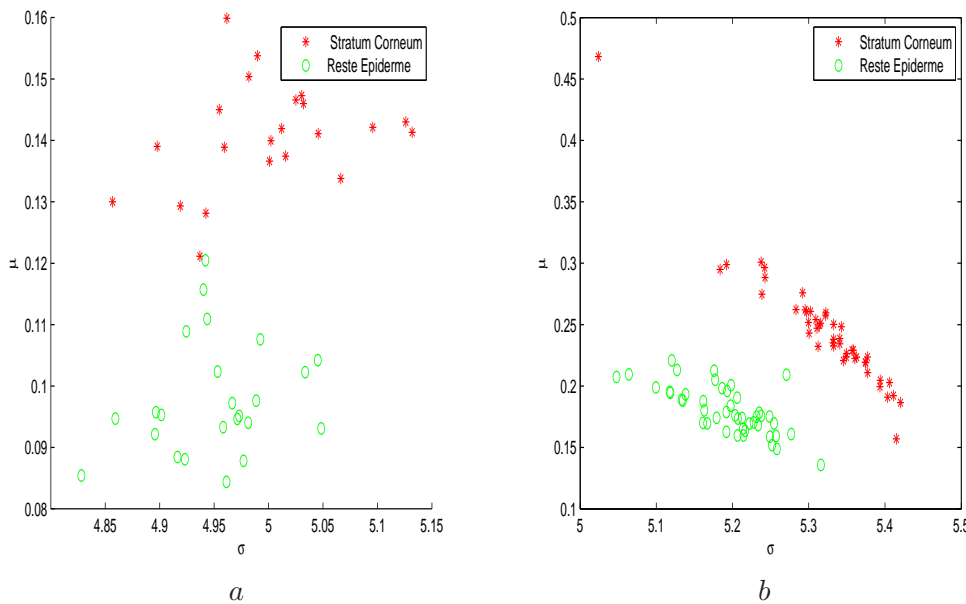


FIG. 3.12 – Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Lognormale par l'estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2.

l'excellente précision du classificateur de la Gamma généralisée (97.75%). Cela malgré la bonne

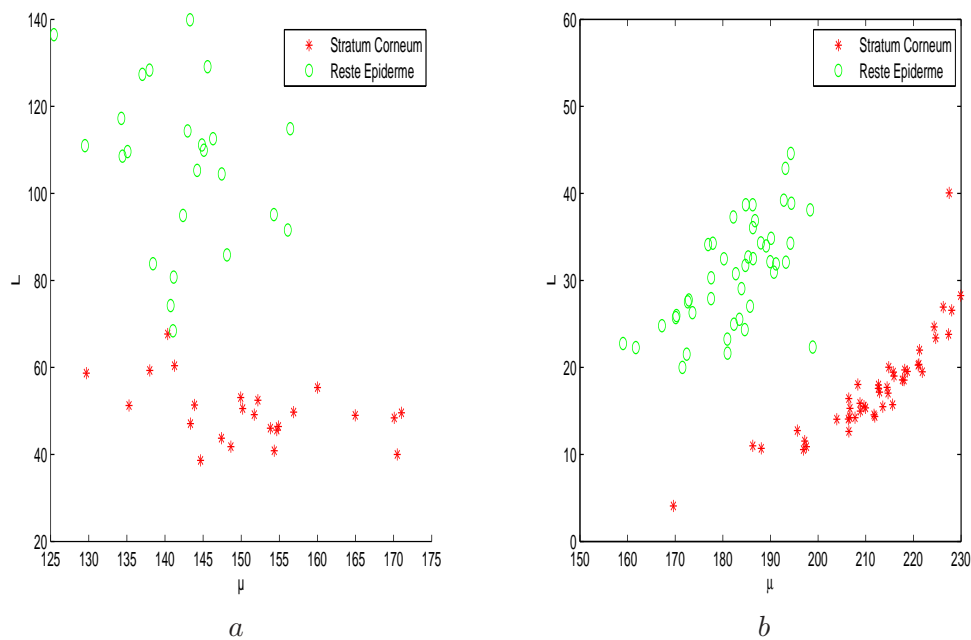


FIG. 3.13 – Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Gamma par l’estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2.

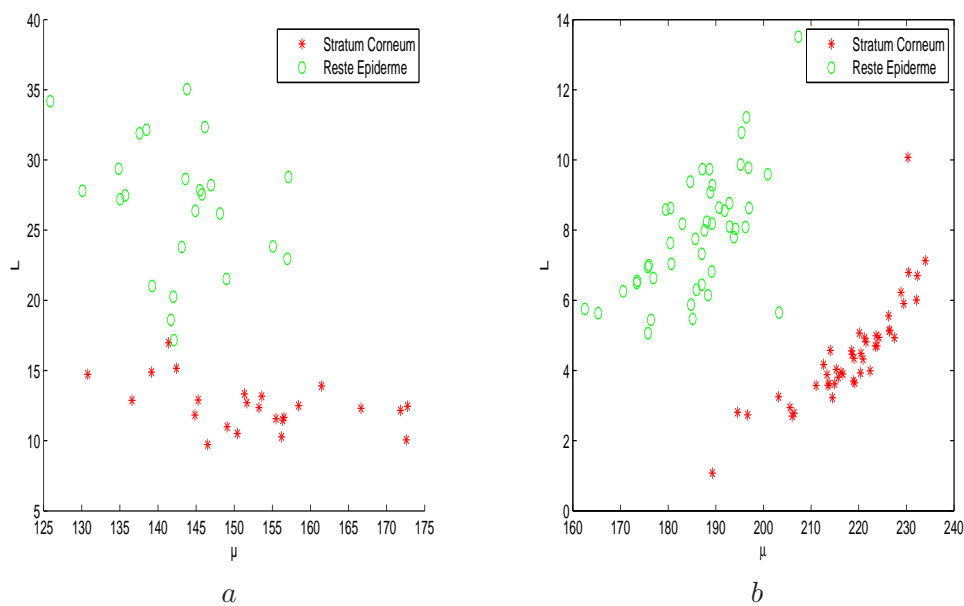


FIG. 3.14 – Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Nakagami par l’estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2.

performance relative des autres lois. On note aussi une meilleure précision dans la classification

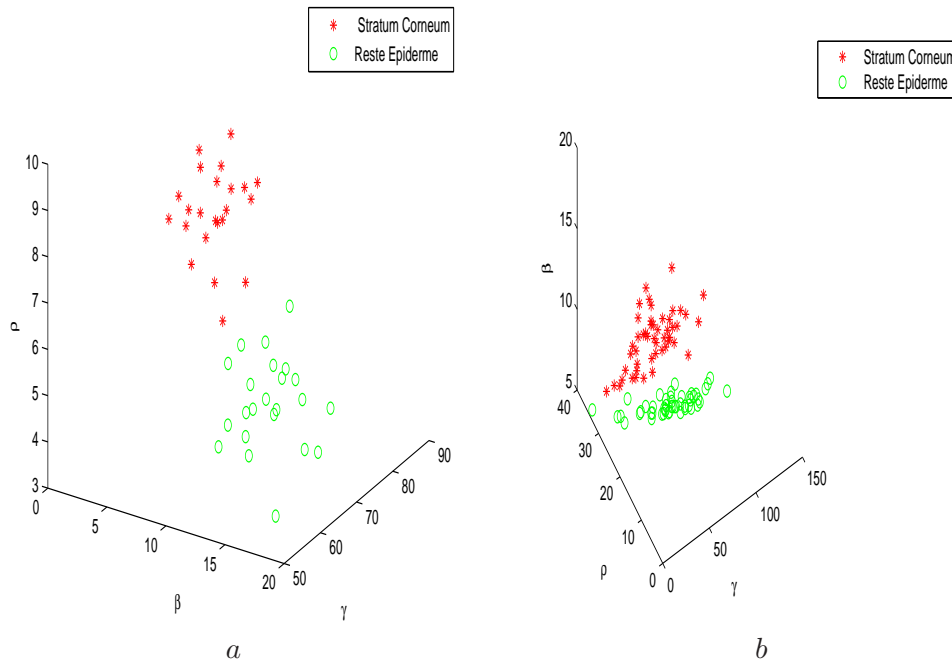


FIG. 3.15 – Cartographie des vecteurs de paramètres du modèle de Gamma généralisée par l’estimateur MM. (a) Corpus 1 (b) Corpus 2.

Loi	TN	FN	TP	FP	sensibilité	spécificité	taux d'erreur
Lognormale	860	140	907	93	86%	90,7%	0.1165
Gamma	896	104	927	73	89,6%	92,7%	0.0885
Nakagami	902	98	923	77	90,2%	92,3%	0.0875
Gamma généralisée	984	16	971	29	98,4%	97,1%	0.0225

TAB. 3.8 – Sensibilité, Spécificité de classificateurs.

du stratum par la Gamma généralisée, contrairement aux autres lois. Cela vient du fait que le stratum a un nombre réduit de pixels qui le rend sensible aux bruits dans le cas de lois à peu de paramètres. Nous avons représenté les mêmes résultats selon les indicateurs vrai positif (TP), vrai négatif (TN), faux positif (FP) et faux négatif (FN). Nous avons alors mesuré la sensibilité, la spécificité et le taux d’erreur (table 3.8). Cela confirme les constatations précédentes.

Nous avons aussi évalué la variabilité des 100 classificateurs (par rapport aux ensembles d’entraînement) en comparant leurs précisions globales (voir les figures 3.16, 3.17, 3.18 et 3.19). Nous constatons curieusement pour toutes les lois testées qu’elles ont deux catégories de classificateurs. Une catégorie qui donne des précisions proches de 100% et une catégorie qui donne des précisions proches 90%. Cela est clairement dû à la présence d’images mal-annotées

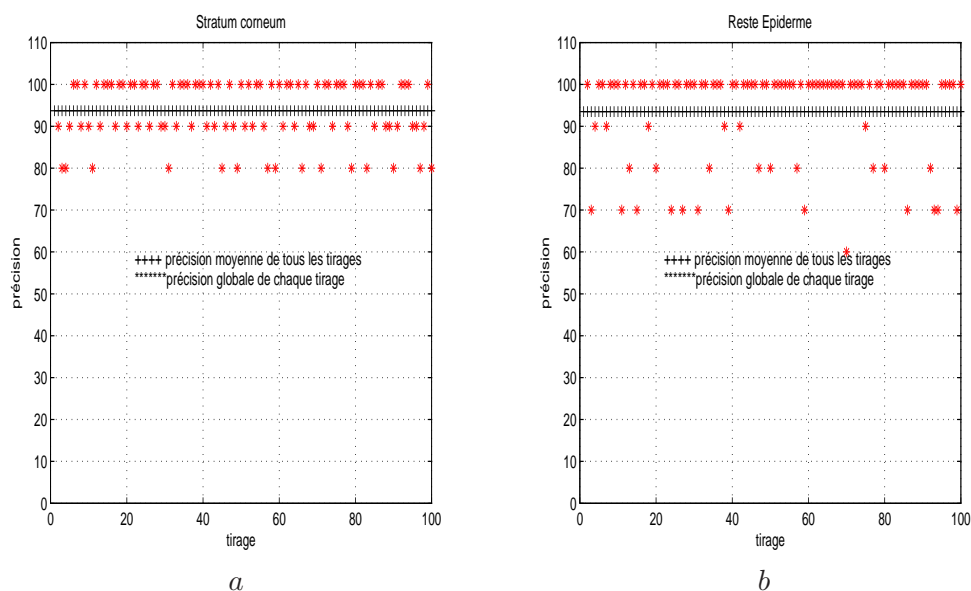


FIG. 3.16 – Précision de chaque tirage par le classificateur Lognormale. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme.

par les experts.

### 3.3.4 Classification individuelle des paramètres

Afin de déterminer la prépondérance de chaque paramètre individuellement dans la séparabilité des couches, nous avons refait la même expérimentation (entraînement et test répétés 100 fois) pour chaque paramètre des lois Nakagami et Gamma généralisée. Pour la Gamma généralisée, nous avons aussi combiné les paramètres deux par deux. Les tableaux 3.9, 3.10 et 3.11 montrent les résultats des matrices de confusions pour les classificateurs résultant de cette expérimentation. Pour Nakagami, on note que  $\mu$  classe mieux les deux couches. Pour la Gamma généralisée, le paramètre  $\beta$  semble être un paramètre structurel, contrairement à  $\rho$ . Cela est confirmé par sa combinaison avec  $\rho$ .

### 3.3.5 Etude de la variabilité

Nous avons étudié la variabilité de la classification selon trois critères : zone du corps, âge et sexe. Les sections suivantes présentent les résultats.



	<i>Nakagami</i>			
	$\mu$		$L$	
	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$
<i>SC</i>	891	109	823	177
<i>EP</i>	93	907	120	880
<i>Précision classe (%)</i>	89,1	90,7	82,3	88
<i>Précision globale (%)</i>	89.9		85.15	
<i>Taux d'erreur</i>	0.101		0.148	

TAB. 3.9 – Matrice de confusion de paramètres Nakagami. SC : stratum corneum. EP : reste de l'épiderme.

	<i>Gamma généralisée</i>					
	$\gamma_{GG3}$		$\rho_{GG3}$		$\beta_{GG3}$	
	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$
<i>SC</i>	786	214	878	122	888	112
<i>EP</i>	263	737	75	925	35	965
<i>Pécision classe%</i>	78,6	73,7	87,8	92,5	88,8	96,5
<i>Précision globale%</i>	76,15		90		92,65	
<i>Taux d'erreur</i>	0,238		0,098		0,078	

TAB. 3.10 – Matrice de confusion de paramètres Gamma généralisée. SC : stratum corneum. EP : reste de l'épiderme.

	<i>Gamma généralisée</i>					
	$\gamma_{GG3}$ et $\rho_{GG3}$		$\gamma_{GG3}$ et $\beta_{GG3}$		$\rho_{GG3}$ et $\beta_{GG3}$	
	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$
<i>SC</i>	784	216	908	92	973	27
<i>EP</i>	259	741	62	938	39	961
<i>Pécision classe%</i>	78,4	74,1	90,8	85,9	97,3	96,1
<i>Précision globale%</i>	76,25		88,35		96,7	
<i>Taux d'erreur</i>	0,237		0,077		0,033	

TAB. 3.11 – Matrice de confusion de la combinaison de paramètres Gamma généralisée deux-à-deux. SC : stratum corneum. EP : reste de l'épiderme.

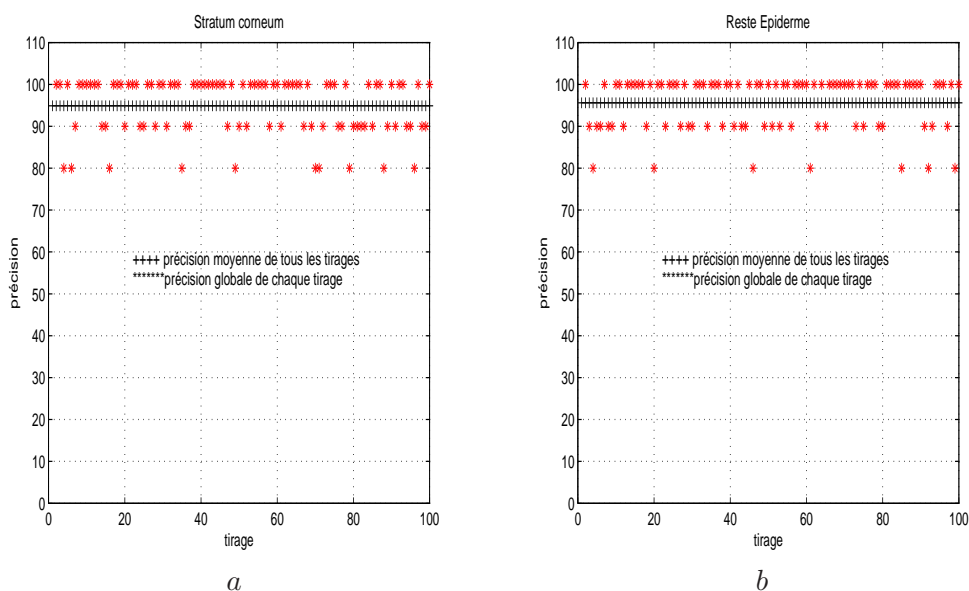


FIG. 3.17 – Précision de chaque tirage par le classificateur Gamma. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme.

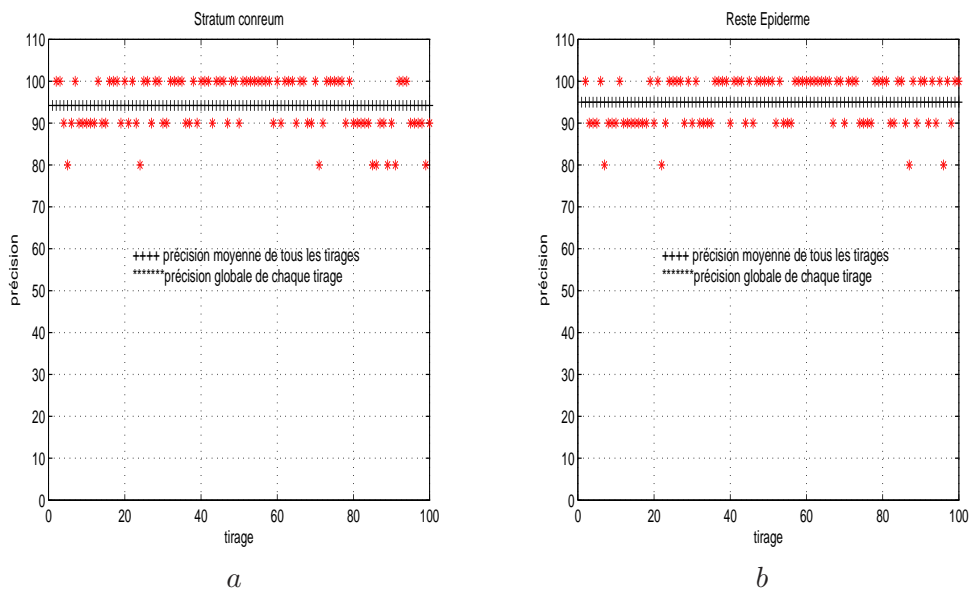


FIG. 3.18 – Précision de chaque tirage par le classificateur Nakagami. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme.

### 3.3.5.1 Variabilité inter-zones

Nous avons mené une expérimentation pour étudier la variabilité des paramètres statistiques entre les zones de la peau. Pour cela, nous avons acquis du Laboratoire Pierre Fabre un troisième corpus d'images comptant 90 images. Ces images correspondent en moitié à une

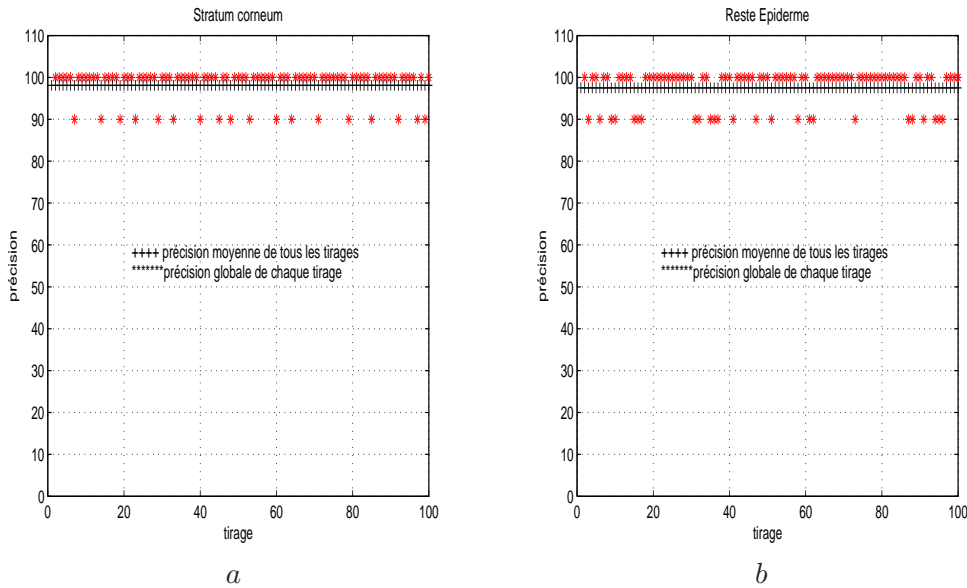


FIG. 3.19 – Précision de chaque tirage par le classificateur Gamma généralisée. (a) Stratum corneum (b) Reste de l'épiderme.

zone située sur la face externe de l'avant bras (zone 1), et pour l'autre moitié à une zone du dos située en bas du rein (zone 2). Nous avons estimé les paramètres Nakagami et Gamma généralisée pour chaque couche. Les figures 3.20, 3.21 et 3.22 montrent ces paramètres regroupés par zone et par couche, respectivement. Nous notons visuellement la proximité des valeurs et l'allure semblable.

Les tableaux 3.12 et 3.13 montrent les matrices de confusion de deux classificateurs Nakagami et Gamma généralisée pour des entraînements avec des données des zone 1 et zone 2, respectivement. Pour la Gamma généralisée, nous avons obtenu une bonne précision globale (voir les tableaux 3.12.b et 3.13.b). Pour le Nakagami, nous avons obtenu aussi une bonne précision globale (voir les tableaux 3.12.a et 3.13.a). Cela indique une très faible variabilité inter-zones. Nous pouvons conclure que les modèles Nakagami et Gamma généralisée sont valides pour différentes zones du corps.

Apprentissage zone 1	<i>Nakagami</i>	
	Test zone 2	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	42	2
<i>EP</i>	3	43
<i>Précision globale</i>	94.4%	

a

Apprentissage zone 1	<i>Gamma généralisée</i>	
	Test zone 2	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	45	1
<i>EP</i>	0	44
<i>Précision globale</i>	98.8%	

b

TAB. 3.12 – Classification de la zone 2 avec apprentissage exclusif par la zone 1.

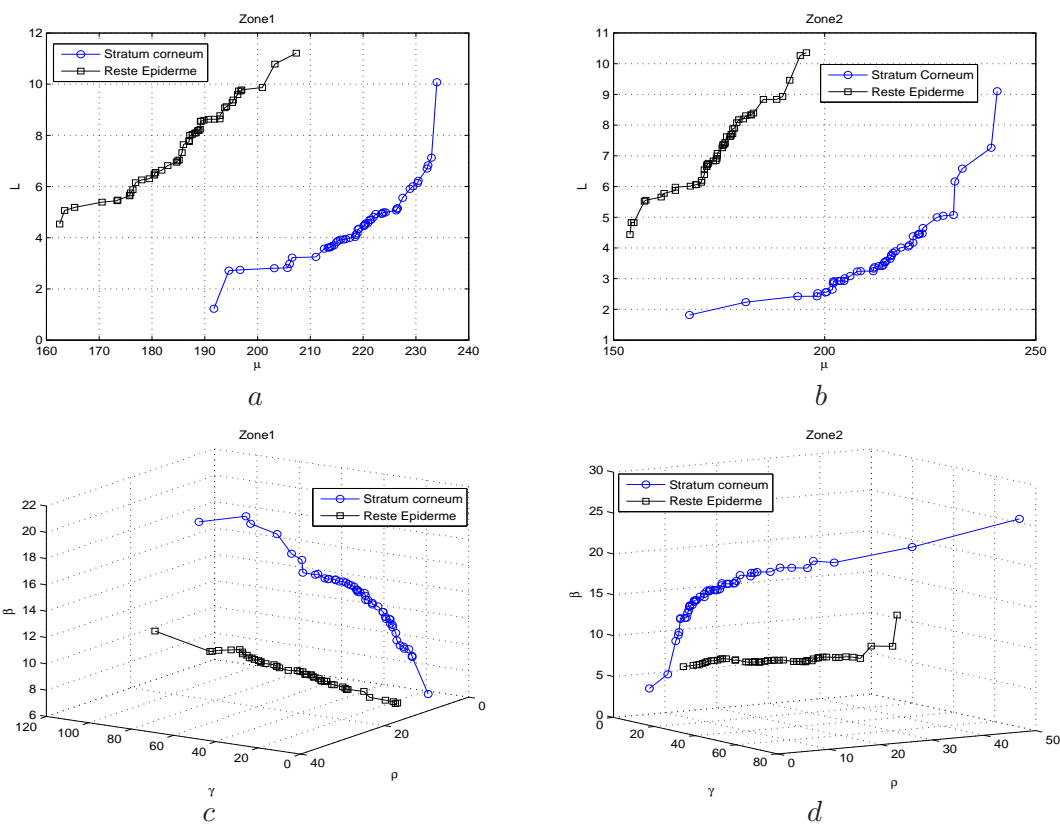


FIG. 3.20 – Les paramètres estimés de deux couches. (a) Nakagami zone 1, (b) Nakagami zone 2, (c) GG3 zone1, (d) GG3 zone2.

Apprentissage zone 2	<i>Nakagami</i>	
	Test zone 1	
	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$
<i>SC</i>	43	1
<i>EP</i>	2	44
<i>Précision globale</i>	96.6%	

a

Apprentissage zone 2	<i>Gamma généralisée</i>	
	Test zone 1	
	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$
<i>SC</i>	45	0
<i>EP</i>	0	45
<i>Précision globale</i>	100%	

b

TAB. 3.13 – Classification de la zone 1 avec apprentissage exclusif par la zone 2.

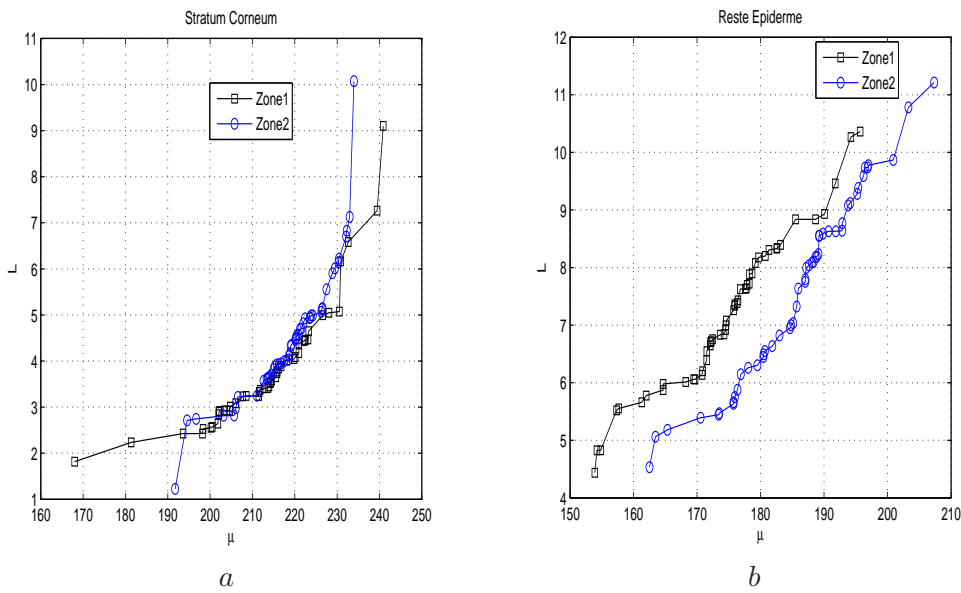


FIG. 3.21 – Les paramètres estimés de Nakagami. (a) Stratum corneum (b) Reste l'épiderme.

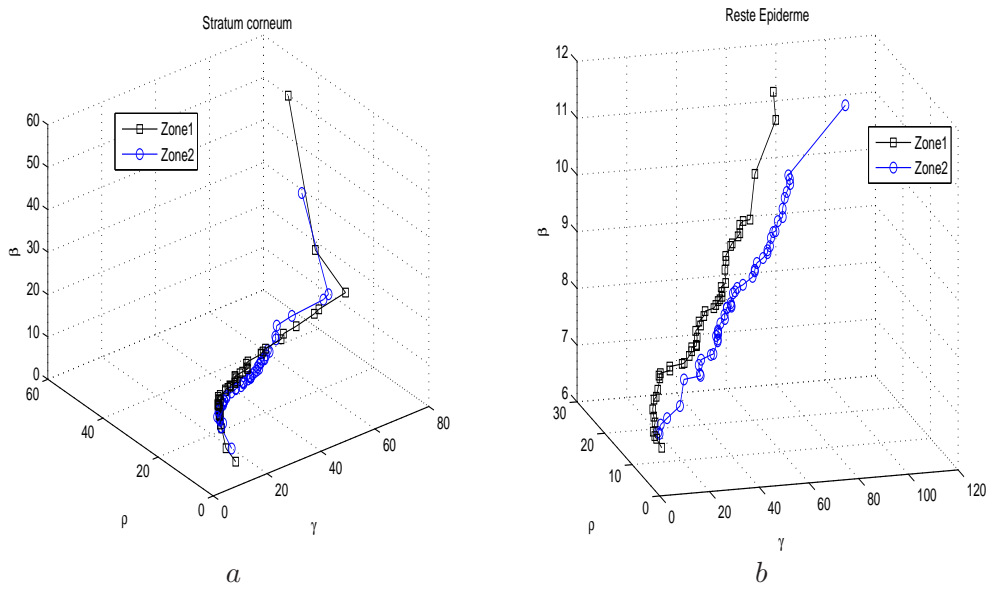


FIG. 3.22 – Les paramètres estimés de GG3 de deux zones. (a) Stratum corneum (b) Reste l'épiderme.

### 3.3.5.2 Variabilité inter-âges

Nous avons aussi étudié la variabilité des paramètres statistiques par rapport à trois catégories d'âge :

- C1 correspond à la tranche d'âge 18-25 ans.
- C2 correspond à la tranche d'âge 40-50 ans.

Apprentissage $C_1$	<i>Nakagami</i>			
	Test $C_2$		Test $C_3$	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	34	0	27	2
<i>EP</i>	0	34	1	26
<i>Précision globale</i>	100%		94.62%	

a

Classificateur $C_1$	<i>Gamma généralisée</i>			
	Test $C_2$		Test $C_3$	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	34	0	28	0
<i>EP</i>	0	34	0	28
<i>Précision globale</i>	100%		100%	

b

TAB. 3.14 – Classification des tranches d'âge avec apprentissage exclusif par  $C_1$ .

Apprentissage $C_2$	<i>Nakagami</i>			
	Test $C_1$		Test $C_3$	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	28	1	26	3
<i>EP</i>	2	29	2	25
<i>Précision globale</i>	94.9%		91.1%	

a

Apprentissage $C_2$	<i>Gamma généralisée</i>			
	Test $C_1$		Test $C_3$	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	29	0	27	2
<i>EP</i>	1	30	1	26
<i>Précision globale</i>	96%		94%	

b

TAB. 3.15 – Classification des tranches d'âge avec apprentissage exclusif par  $C_2$ .

Apprentissage $C_3$	<i>Nakagami</i>			
	Test $C_1$		Test $C_2$	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	30	1	34	0
<i>EP</i>	0	29	0	34
<i>Précision globale</i>	98.33%		100%	

a

Apprentissage $C_3$	<i>Gamma généralisée</i>			
	Test $C_1$		Test $C_2$	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	30	0	34	0
<i>EP</i>	0	30	0	34
<i>Précision globale</i>	100%		100%	

b

TAB. 3.16 – Classification des tranches d'âge avec apprentissage exclusif par  $C_3$ .

- C3 corresponds à la tranche d'âge >65 ans.

Nous avons entraîné un classificateur avec une base d'apprentissage d'une des catégories d'âge citées précédemment et nous avons testé avec les deux catégories restantes.

Les trois tableaux 3.14, 3.15 et 3.16 montrent les matrices de confusion de deux classificateurs Nakagami et Gamma généralisée pour des entraînements avec des données exclusivement issues des tranches  $C_1$ ,  $C_2$  et  $C_3$ , respectivement.

Pour la Gamma généralisée, nous obtenons une précision globale moyenne comparable aux résultats sans distinction d'âge, sauf pour l'apprentissage avec la classe  $C_2$ . Cela indique néanmoins une très faible variabilité inter-âges ( voir les tableaux 3.14-3.16.b en comparaison avec le tableau 3.6 colonne Gamma généralisée).

Apprentissage homme	<i>Nakagami</i>	
	Test femme	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	51	1
<i>EP</i>	2	52
<i>Précision globale</i>	97,16%	

a

Apprentissage homme	<i>Gamma généralisée</i>	
	Test femme	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	53	0
<i>EP</i>	0	53
<i>Précision globale</i>	100%	

b

TAB. 3.17 – Classification avec apprentissage par des "hommes".

Apprentissage femme	<i>Nakagami</i>	
	Test homme	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	38	2
<i>EP</i>	1	37
<i>Précision globale</i>	96,15%	

a

Apprentissage femme	<i>Gamma généralisée</i>	
	Test homme	
	$\hat{S}C$	$\hat{E}P$
<i>SC</i>	39	0
<i>EP</i>	0	39
<i>Précision globale</i>	100%	

b

TAB. 3.18 – Classification avec apprentissage par des "femmes".

De même, la précision globale moyenne obtenue pour chaque tranche est comparable à la classification sans distinction d'âge ( voir les tableaux 3.14-3.16.a en comparaison avec le tableau 3.6 colonne Nakagami).

### 3.3.5.3 Variabilité Inter-sexes

Dans ce paragraphe, nous avons reporté les résultats d'une expérimentation en fonction du genre. Nous avons entraîné avec l'un des genres (homme ou femme) et nous testerons avec l'autre. Les deux tableaux 3.17 et 3.18 montrent les matrices de confusion de deux classificateurs Nakagami et Gamma généralisée, respectivement. En comparant avec les résultats obtenus sans distinction de sexe( Tableau 3.6), nous constatons des résultats comparables. Cela indique aussi une très faible variabilité selon le sexe. Nous avons obtenu une bonne précision globale dans les deux cas.

### 3.3.6 Comparaison avec le speckle factor

Nous avons comparé la séparabilité des couches par les lois Gamma, Kakagami et Gamma généralisée avec la séparabilité par le speckle factor. Cette indicateur a été développé dans [Shankar, 2004; Shankar *et al.*, 2005]. Le principe consiste à composer deux densités

de probabilité Nakagami et K-distribution. Les auteurs en extraient un paramètre, appelé speckle factor (SF) qu'ils définissent comme suit :

$$SF = \frac{E[A^4] - E[A^2]^2}{E[A^2]^2} = \frac{E[A^4]}{E[A^2]^2} - 1. \quad (3.20)$$

Le moment d'ordre K de la fonction composée est calculé par :

$$E[A^k] = \frac{\Gamma(M + \frac{k}{2})\Gamma(m + \frac{k}{2})}{\Gamma(M)\Gamma(m)} \left(\frac{2}{b}\right)^k \quad (3.21)$$

Le SF dans l'équation 3.20 devient :

$$SF = \frac{1}{m} + \frac{1}{M} + \frac{1}{mM} \geq 0. \quad (3.22)$$

où m et M sont les paramètres de Nakagami et k-distribution respectivement. Le tableau 3.19

	SF	
	$\hat{SC}$	$\hat{EP}$
<i>SC</i>	957	43
<i>EP</i>	49	951
<i>Précision classe (%)</i>	95,7	95,1
<i>Précision globale (%)</i>	95.4	
<i>Taux d'erreur</i>	0.046	

TAB. 3.19 – Matrice de confusion de l'approche SF. SC : stratum corneum. EP : reste de l'épiderme.

<i>Approche</i>	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>TP</i>	<i>FP</i>	<i>sensibilité</i>	<i>specificité</i>
<i>SF</i>	951	49	957	43	95,7%	95,1%

TAB. 3.20 – Sensibilité et Spécificité de l'approche SF.

montre la matrice de confusion pour l'approche SF. Nous avons aussi calculé le taux d'erreur noté  $TE_{SF}$  et la précision globale. Les valeurs obtenues sont 0.046 et 95.39 %, respectivement. La comparaison de la précision, du taux d'erreur, de la sensibilité et de la spécificité de cette approche avec notre méthode (voir les tableaux 3.6, 3.19, 3.8, 3.20) montre de meilleurs résultats pour les statistiques en dehors de Lognormale. Cela vient s'ajouter au fait que notre méthode nécessite moins de calcul.



### 3.4 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la caractérisation statistique des couches de la peau. Soixante treize images OCT, regroupées en deux corpus, de patients différents ont été analysées. Ces images portent sur la peau de l'avant bras de patients sains. Les images ont été annotées (ou segmentées) manuellement par 5 experts. L'étude de la variabilité entre les experts a montré la difficulté d'interpréter les structures ambiguës de la peau en présence du speckle. Les zones d'intersection des annotations des experts ont été considérées comme vérité terrain. Les pixels de chaque zone ont été extraits et considérés comme des échantillons d'une variable aléatoire suivant une distribution à déterminer. Les cinq lois de probabilité étudiées dans cette thèse ont été ajustées aux données empiriques. La qualité de l'ajustement a été évaluée à l'aide du test de Kolmogorov-Smirnov. Les résultats ont montré un excellent ajustement de la loi Gamma généralisée. L'expérience a aussi montré que la loi de Rayleigh ne colle pas du tout aux données contrairement à la théorie. Nous avons aussi étudié la séparabilité des couches à l'aide des paramètres des différentes lois. Pour cela, nous avons adopté une méthode de classification supervisée par machine à vecteurs de support. Les vecteurs-attributs de l'apprentissage sont les paramètres des lois. Les classes sont les couches telles que délimitées par les experts. Nous avons entraîné un classificateur par loi avec 80% du corpus et nous avons testé avec le 20% restant. Afin d'éliminer l'effet du biais de l'ensemble d'apprentissage, nous avons répété l'expérience 100 fois. Les résultats ont montré que la loi Gamma généralisée est une excellente caractéristique des couches, suivie par la loi de Nakagami.

L'étude des paramètres individuellement a montré que le paramètre  $\mu$  de Nakagami et  $\beta$  de la Gamma généralisée sont de bons descripteurs. Pour  $\beta$ , cela est en contradiction avec la théorie qui considère que  $\rho$  est le paramètre de forme.

Afin de permettre la généralisation de cette modélisation, nous avons étudié sa variabilité selon les zones du corps, l'âge et le sexe des patients. Les résultats ont montré que la variabilité est très faible.

Finalement, nous avons comparé notre méthode à la caractérisation par la méthode du speckle-factor répandue dans la littérature. Les résultats ont montré la supériorité de notre méthode.

## Chapitre 4

# Segmentation d'images OCT

### 4.1 Introduction

Segmenter une image 2D consiste à décomposer sa surface en régions homogènes. Ces régions représenteraient des objets distincts. Le critère d'homogénéité est le premier aspect déterminant pour le développement d'une méthode de segmentation. La mesure de l'homogénéité dépend de la nature de l'image et des objets. Une image étant la représentation de la mesure d'un phénomène physique, l'homogénéité se définit en fonction de ce phénomène. En imagerie "photographique", les régions sont caractérisées par une intensité lumineuse quasi constante ou par des formes géométriques particulières. En imagerie de télédétection, la texture est un des critères d'homogénéité. En OCT dermatologique et ophtalmologique, le speckle est le critère discriminant des différentes régions. C'est une forme de texture qui caractérise les structures biologiques.

Le deuxième aspect important concerne la méthode utilisée pour déterminer les pixels ayant un critère homogène. La plus simple des méthodes est la technique de seuillage et ses variantes. Des approches issues de la théorie des graphes ont aussi été développées. Les méthodes par détection de contours sont les plus utilisées. Les contours sont détectés par des techniques de filtrage ou par propagation. Les contours actifs sont une des techniques qui propage une courbe pour délimiter les régions homogènes. Finalement, les approches par apprentissage et classification forment une catégorie importante de méthodes de segmentation.

Dans cette thèse, nous mettons en œuvre une méthode de segmentation des structures de la peau par classification des paramètres de distributions statistiques.

## 4.2 Etat de l'art

L'OCT étant utilisée plus communément en ophtalmologie, la segmentation de la rétine a fait l'objet de plusieurs travaux. En guise d'illustration, nous citons les suivants. Dans [Haeker *et al.*, 2007], les auteurs ont mis en œuvre une méthode spécifique de segmentation de la rétine en cinq couches. Ils ont formulé la segmentation comme le problème de détermination d'un ensemble de pixels qui minimise une fonction de coût au sens géométrique. La fonction de coût est la somme de plusieurs termes représentant d'un côté les contours et la région et de l'autre des contraintes d'intersection et de lissage. Zawadzki *et al.*, 2007 [Zawadzki *et al.*, 2007] ont utilisé la classification par SVM pour segmenter les structures de la rétine. Ils ont utilisé un vecteur-attributs constitué de : l'intensité du pixel, ses coordonnées, moyenne de voisinage, la variance du voisinage, la norme du gradient. Dans [Baggi *et al.*, 2008], les auteurs ont mis en œuvre une méthode de segmentation des couches de la rétine par détection de contours. Cette détection a été faite en trois étapes : lissage, calcul des gradients directionnels, suivi des contours par des contraintes topologiques. Une autre méthode de segmentation des couches de la rétine a été proposée dans [Akshaya *et al.*, 2009]. La méthode consiste en deux étapes : détection des positions approximatives des frontières, raffinement de la segmentation. Pour résoudre le premier problème, un treillis épars est appliqué à l'image en respectant des contraintes de localisation. Le problème d'optimisation sous contrainte qui en découle a été résolu par une méthode de programmation dynamique. Le raffinement a été réalisé à l'aide d'un contour actif dont l'énergie externe est calculée en deux étapes : d'abord en maximisant la vraisemblance qu'un pixel appartient à une frontière donnée, puis en appliquant une contrainte de lissage au contour. Dans [Yazdanpanah *et al.*, 2009] les auteurs ont adopté la méthode de contour actifs de Chan et Vese en combinant des termes de région, d'information a priori sur la forme et de lissage. Une technique de pondération adaptative des termes a été mise en œuvre.

Les travaux de segmentation d'images OCT cutanées sont plus rares. Weissma, *et al.*, 2004 ont développé une méthode de segmentation de l'épiderme en détectant les frontières par une technique qu'ils appellent shaplet (ou forme de base). L'image est d'abord filtrée par une méthode d'analyse factorielle, puis par un filtre adaptatif basé sur les moindres carrés médianes. Le résultat est convolué par des masques représentant les shaplets pour détecter le stratum puis l'épiderme [Weissman *et al.*, 2004]. Dans [Hori *et al.*, 2006], les auteurs décrivent une méthode de segmentation et caractérisation de la peau humaine. La méthode procède en 3 étapes : détection de la surface de la peau, détection des positions des infundibula (cones en envaginations remnant du derme), segmentation des infundibula. La surface est retrouvée par l'interpolation des maxima des A-scans. Les positions des infundibula sont déterminées

par une méthode de seuillage. Finalement, la segmentation en 3D est faite aussi par une méthode de seuillage et de binarisation. Finalement, [Kruger *et al.*, 2007] reportent deux algorithmes de segmentation de l'épiderme. La première est basée sur une chaîne de Markov. La deuxième sur un filtre pour la recherche de trace. Cette trace est calculée en minimisant une fonction de coût quadratique.

## 4.3 Méthode

Dans le chapitre précédent, nous avons montré que les lois Nakagami et Gamma généralisée sont de bons modèles du speckle. Nous proposons de généraliser cette approche pour caractériser les couches de la peau par les paramètres statistiques locaux. Seules les lois Nakagami et Gamma généralisée sont étudiées. En effet, autour de chaque pixel, nous avons considéré un voisinage 7X7. Nous avons montré empiriquement qu'un échantillon d'une cinquantaine de pixels suffisent pour ajuster les deux lois (voir les figures 4.4 et 4.5). Nous avons sélectionné 20% des images de notre corpus comme ensemble d'entraînement. Dans chaque  $i$ , et dans chaque couche  $j$ , nous avons sélectionné 20% des pixels pour entraîner un classificateur SVM. Soit  $n_{ij}$  ce nombre. Les paramètres locaux ont été estimés pour chaque couche :

$$\hat{\alpha}_i^j = \{(\hat{\alpha}_i^j)(k), k \in \{1, \dots, n_{ij}\}\} \quad (4.1)$$

où  $\{(\hat{\alpha}_i^j)(k)\}$  est l'ensemble des paramètres de la loi dans le voisinage du pixel  $k$  :  $\{(\hat{\alpha}_i^j)(k) = (\alpha_1, \dots, \alpha_q)\}$ .

Les pixels des 80% des images restantes ont servi au test des classificateurs.

De même que pour la séparation des couches par les paramètres globaux, nous avons comparé la classe affectée avec la classe d'origine. L'entraînement du classificateur a été répété 50 fois pour évaluer la variabilité de la classification en fonction de l'apprentissage. Les mêmes mesures de performances ont été effectuées (voir section évaluation quantitative chapitre 3).

## 4.4 Expérimentations

### 4.4.1 Stabilité des estimateurs

L'estimation des paramètres locaux requiert l'utilisation d'échantillons de petite taille au voisinage du pixel. La taille de l'échantillon peut avoir une conséquence directe sur la stabilité des estimateurs. Pour vérifier la stabilité de nos estimateurs, nous avons mené une expérience par simulation. Pour chaque loi, nous avons choisi (arbitrairement) des valeurs pour

les paramètres. Plusieurs échantillons de données de différentes tailles ont été ainsi générés par distribution considérée. Pour chaque échantillon, nous avons re-estimé les paramètres de la loi en utilisant les deux méthodes d'estimation (voir section paramètres des cinq lois chapitre 3). Un test de Kolmogorov-Smirnov a alors été effectué entre chaque distribution empirique (avec les paramètres estimés) et la distribution théorique (qui a permis de générer les données). Les valeurs moyennes de KS ont été calculées pour chaque taille d'échantillon à l'aide des KS obtenus pour chaque jeux de paramètres théoriques.

Les courbes de KS obtenues ( figure de 4.1 à 4.5) ont été comparée au niveau de signification (ou pertinence) du test KS, défini pour un échantillon de taille N par :

$$KS_{SL}(N) = \frac{1.63}{\sqrt{N}}. \quad (4.2)$$

Sur les figures, nous avons séparé les mesures pour les petits et les grands échantillons. L'expérience a été faite avec les cinq lois malgré que nous n'utilisons dans ce chapitre que les lois Nakagami et Gamma généralisée. De même, nous avons testé la stabilité des paramètres estimés par les deux méthodes (des moments et du maximum de vraisemblance).

Les figures 4.1.b et 4.2.b montrent qu'en dessous de 500 pour toutes les lois, le KS reste en dessous du niveau de pertinence. Cela est valable même pour les échantillons de très petite taille (autour de 20).

On peut donc conclure que l'estimation des paramètres dans des fenêtres supérieures à 4X4 est valide et donne des paramètres significatifs.

#### 4.4.2 Variabilité des fenêtres

La taille de la fenêtre est un élément crucial pour la précision de la classification. Une petite fenêtre maximise la chance d'une population homogène mais n'offre pas assez de données pour une bonne précision de l'estimation des paramètres. A l'inverse, une grande fenêtre permet une meilleure estimation, mais augmente le risque de mélange de populations. Cela est particulièrement gênant pour le stratum vu sa fine épaisseur.

Afin d'évaluer l'effet de la fenêtre sur la classification, nous avons comparé les paramètres issus de deux fenêtres : 5x5 et 7x7.

Le tableau 4.1 montre les résultats de la classification. On note, comme attendu, qu'une fenêtre 5X5 améliore légèrement la précision de la classification du stratum mais donne de moins bons résultats pour l'épiderme.

De ce fait, nous avons choisi de faire le reste des expérimentations avec une fenêtre 7x7.

Taille de la fenêtre	5X5				7X7			
	Nakagami		Gamma généralisée		Nakagami		Gamma généralisée	
	<i>moyenne</i>	$\sigma$	<i>moyenne</i>	$\sigma$	<i>moyenne</i>	$\sigma$	<i>moyenne</i>	$\sigma$
<i>Stratum</i>	82.77%	9.49%	85.12%	8.37%	81,8%	9.47%	84.36%	7.37%
<i>Epiderme</i>	94.85%	4.65%	95.98%	3.18%	97,1%	2.2%	98.2%	1.99%
<i>Précision Globale</i>	88.81%	7.07%	90.55%	5.77%	89.45%	5.83%	91.15%	4.68%

TAB. 4.1 – Comparaison des classifications selon les deux fenêtres 5X5 et 7X7.

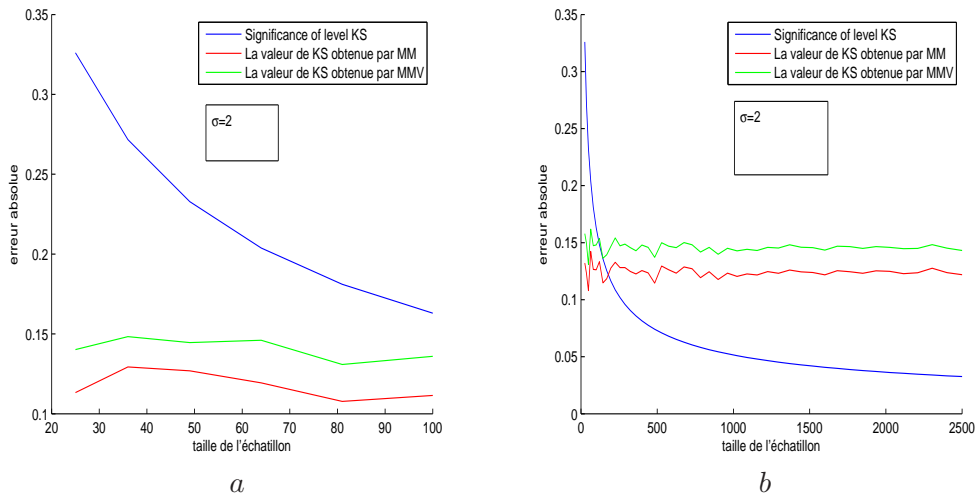


FIG. 4.1 – Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Rayleigh. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50

#### 4.4.3 Illustration graphique

Afin d'examiner visuellement les paramètres, nous les avons schématisés graphiquement. Les pixels ont été représentés comme un nuage de points dans l'espace des paramètres (voir les figures 4.6 et 4.7). Nous y observons une relative homogénéité des groupes de pixels appartenant aux mêmes couches.

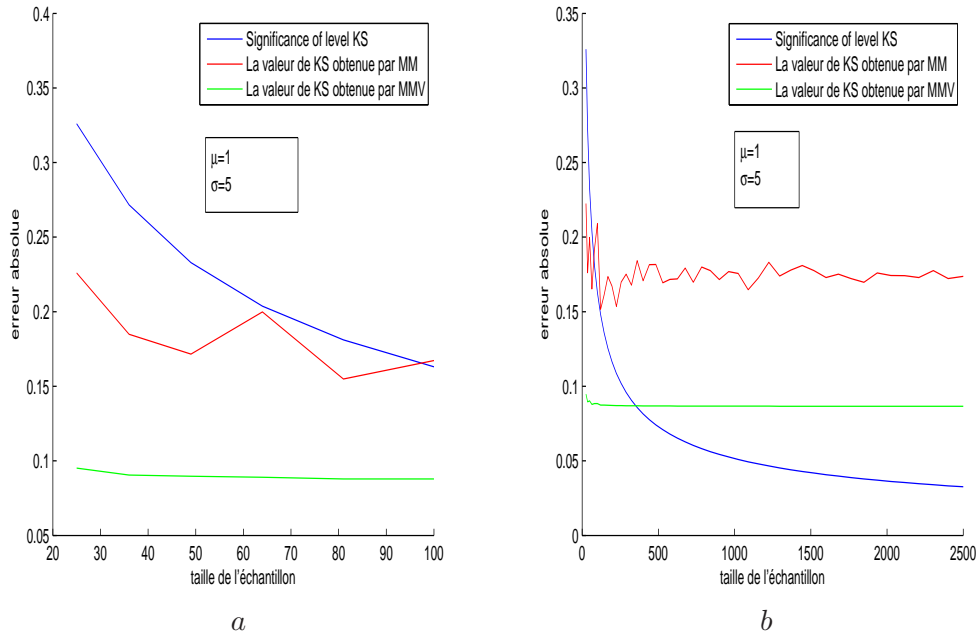


FIG. 4.2 – Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Lognormale. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50

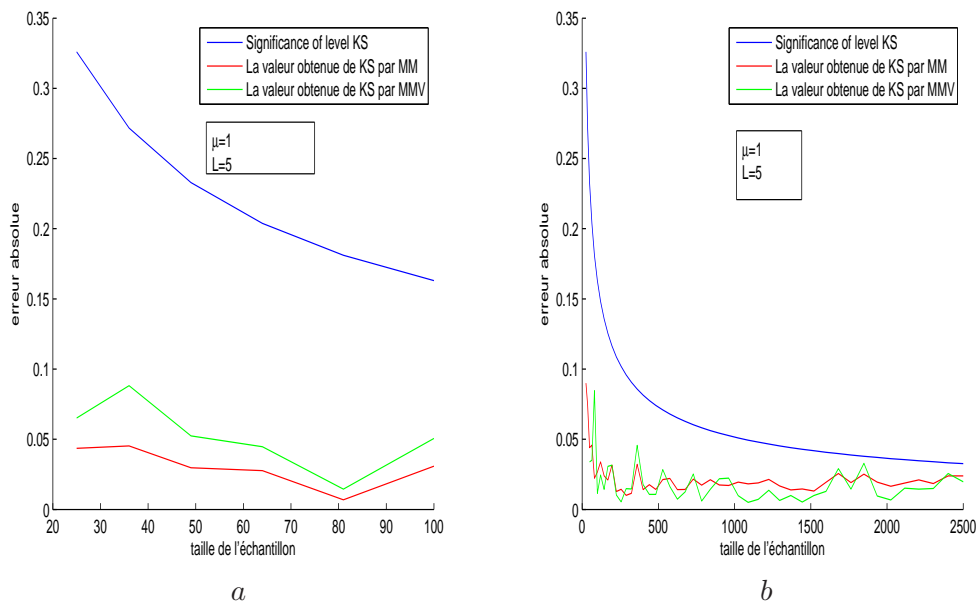


FIG. 4.3 – Evolution de l'erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Gamma. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50

#### 4.4.4 Performance quantitative

Les tableaux 4.3 et 4.4 montrent les résultats quantitatifs d'un classificateur sur 40 images de test, respectivement pour Nakagami et Gamma généralisée. On y a fait figurer le nombre

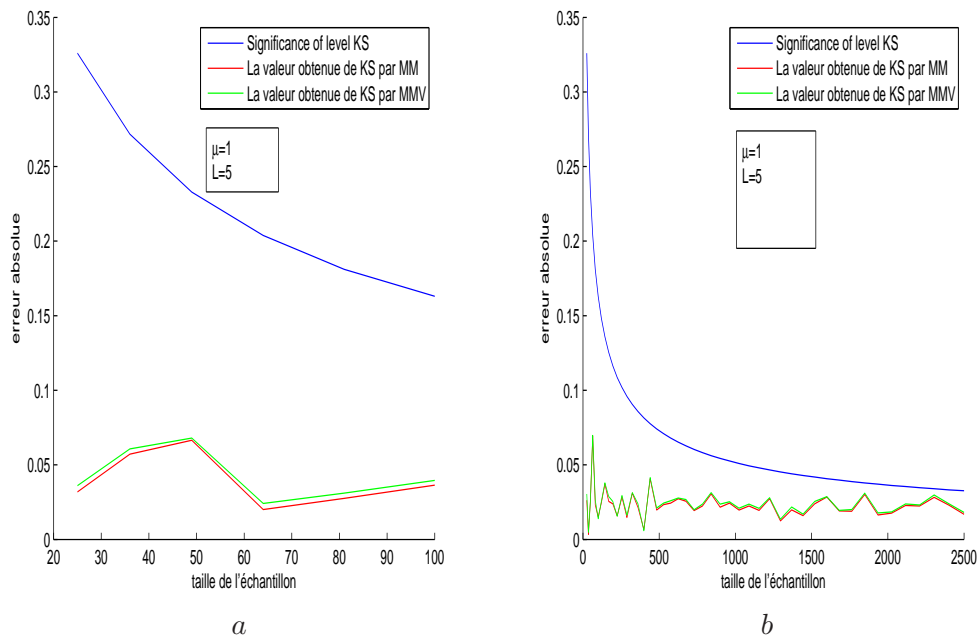


FIG. 4.4 – Evolution de l’erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Nakagami. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50

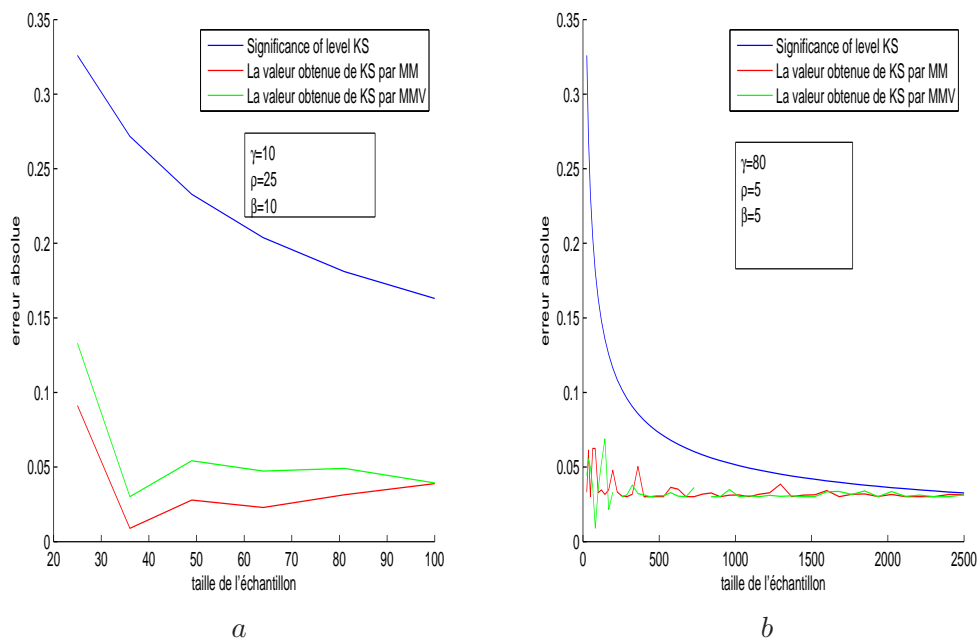


FIG. 4.5 – Evolution de l’erreur en fonction de la taille des échantillons pour la loi Gamma généralisée. (a) la taille maximum=10. (b) la taille maximum=50

total de pixels classés, le nombre de pixels bien classés, le nombre de pixels mal classés et la



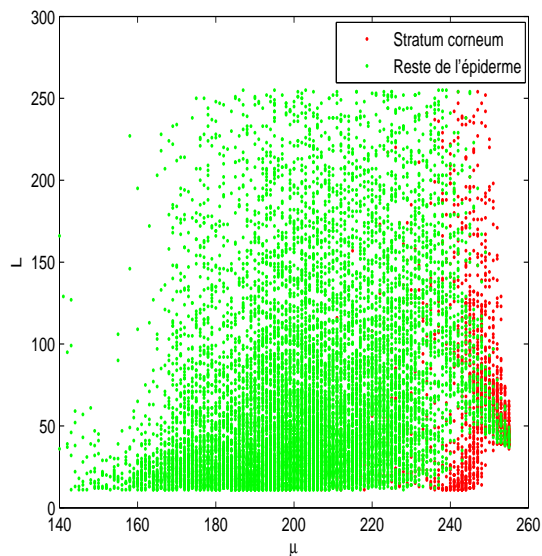


FIG. 4.6 – Espace des paramètres locaux de Nakagami (fenêtre 7X7).

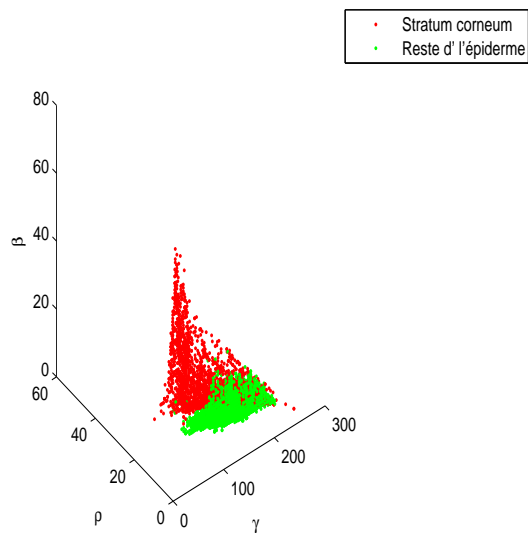


FIG. 4.7 – Espace des paramètres locaux de Gamma généralisée (fenêtre 7X7).

précision pour chaque couche. Nous avons aussi calculé les précisions moyennes par couche. Nous constatons globalement d'excellents résultats avec des scores meilleurs pour la Gamma généralisée. L'épiderme est mieux segmenté que le stratum à cause de son importante quantité de pixels.

Les figure 4.8 et 4.9 montrent les précisions moyennes pour les deux lois. On note la relative

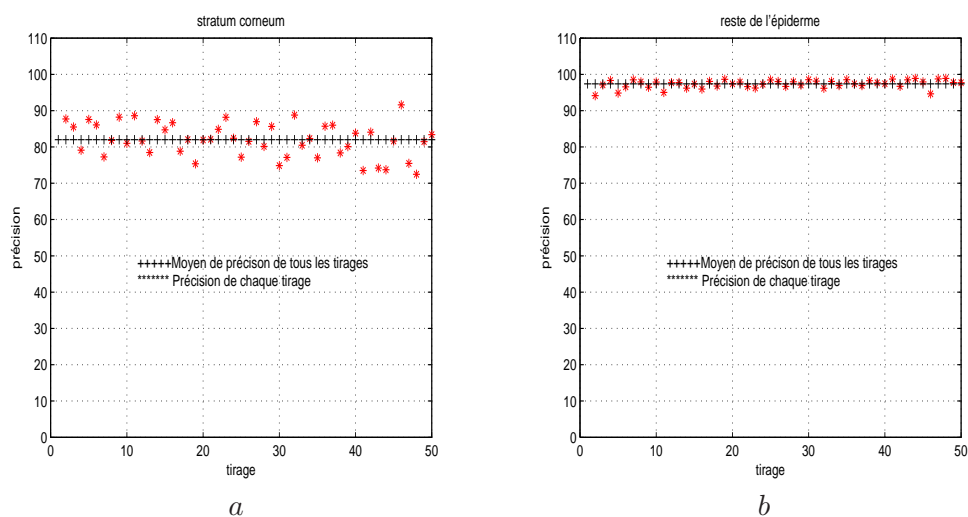


FIG. 4.8 – Précision des classificateurs de Nakagami. (a) Stratum corneum, (b) Reste de l'épiderme.

dispersion dans la classification du stratum. Les précisions globales moyennes sont dans le tableau 4.2. On note l'excellent score des classificateurs Gamma généralisée.

	Nakagami		Gamma généralisée	
	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart type</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart type</i>
<i>Stratum</i>	81,8%	9.47%	84.36%	7.37%
<i>Epiderme</i>	97,1%	2.2%	98.2%	1.99%
<i>Globale (%)</i>	89.45	5.835	91.15	4.68

TAB. 4.2 – Matrice de confusion des classificateurs.

#### 4.4.5 Segmentation

Nous avons reporté les résultats des classifications sur les images pour montrer la segmentation (voir les figures 4.10 et 4.11). La couleur rouge indique les pixels bien classés dans le stratum. La couleur bleue montre les pixels classés dans l'épiderme alors que les experts les ont considérés dans le stratum. La couleur jaune montre les pixels de l'épiderme bien classés. Et la couleur verte montre les pixels classés dans le stratum alors que les experts les ont considéré dans le derme.

TAB. 4.3 – Résultats du classificateur Nakagami pour 40 images de test

<i>Image</i>	<i>TP</i>	<i>TN</i>	<i>FP</i>	<i>FN</i>	<i>pécision (stratum)</i>	<i>pécision (épiderme)</i>
1	3379	14619	592	965	85,09%	93,81%
2	3206	11495	537	484	85,65%	95,96%
3	2585	18551	339	1426	88,41%	92,86%
4	2552	15809	641	1232	79,92%	92,77%
5	3230	14568	603	438	84,27%	97,08%
6	2800	15991	368	392	88,38%	97,61%
7	3096	15001	521	500	85,65%	96,77%
8	2922	17372	133	882	95,65%	95,17%
9	2413	13665	321	718	88,26%	95,01%
10	2657	13070	402	260	86,86%	98,05%
11	3013	20069	252	865	92,28%	95,91%
12	3299	24626	692	1191	82,66%	95,39%
13	3190	21294	615	482	83,84%	97,79%
14	2946	12952	541	614	84,49%	95,47%
15	3019	14658	357	661	89,43%	95,69%
16	3366	15032	526	2610	86,49%	85,21%
17	3069	22949	376	657	89,09%	97,22%
18	2781	13116	446	489	86,18%	96,41%
19	2870	16475	411	1663	87,47%	90,83%
20	2869	18262	257	680	91,78%	96,41%
21	2750	18735	337	566	89,08%	97,07%
22	3070	13511	398	915	88,52%	93,66%
23	2707	14003	305	917	89,87%	95,96%
24	3251	18463	649	526	83,36%	97,23%
25	3120	11780	278	488	91,82%	96,02%
26	3360	11676	791	959	80,94%	92,41%
27	2822	13224	366	731	88,52%	94,76%
28	2504	18898	225	1118	91,76%	94,41%
29	2946	25262	349	421	89,41%	98,36%
30	2409	17163	311	584	88,57%	96,71%
31	3168	19245	355	504	89,92%	97,45%
32	2288	15379	484	896	82,54%	94,49%
33	3174	14631	878	300	78,33%	97,99%
34	2687	21267	598	679	81,80%	96,91%
35	3133	18697	311	862	90,97%	95,59%
36	2932	18227	341	647	89,58%	96,57%
37	2639	12662	317	1213	89,28%	91,26%
38	2155	12864	370	880	85,35%	93,60%
39	3121	13168	348	570	89,97%	95,85%
40	1537	19432	197	1016	88,64%	95,03%
Pécision moyenne					87,25%	95,32%

TAB. 4.4 – Résultats du classificateur de Gamma généralisée pour 40 images de test.

<i>Image</i>	<i>TP</i>	<i>TN</i>	<i>FP</i>	<i>FN</i>	<i>précision (stratum)</i>	<i>précision (épiderme)</i>
1	3292	15187	679	397	82,9%	97,45%
2	3224	11605	519	364	86,13%	96,88%
3	2579	18801	345	1176	88,2%	94,11%
4	2734	15907	459	1134	85,62%	93,35%
5	3280	15907	553	899	85,57%	94,37%
6	2770	16111	398	272	87,44%	98,34%
7	3100	15020	517	481	85,71%	96,9%
8	2927	17664	128	590	95,81%	96,77%
9	2622	13824	112	559	95,9%	96,11%
10	2654	13167	405	163	86,76%	98,78%
11	3102	20538	163	387	95,01%	98,15%
12	3407	25150	584	667	85,37%	97,42%
13	3334	21409	474	367	87,62%	98,31%
14	2933	13182	554	384	84,11%	97,17%
15	3095	14897	281	422	91,68%	97,25%
16	3563	16351	329	1291	91,55%	92,68%
17	3088	23063	357	543	89,64%	97,62%
18	3015	13281	212	324	93,43%	97,62%
19	2881	17034	400	1104	87,81%	93,91%
20	2849	18612	277	330	91,14%	98,26%
21	2826	18971	261	330	91,55%	98,29%
22	3037	13794	431	632	87,57%	95,62%
23	2818	14240	194	680	93,56%	95,44%
24	3207	18621	699	368	82,23%	98,06%
25	3146	11872	252	396	92,58%	96,77%
26	3329	11959	822	676	80,20%	94,65%
27	2822	13644	366	311	88,52%	97,77%
28	2512	19073	217	943	92,05%	95,29%
29	2906	25376	389	307	88,19%	98,80%
30	2503	17462	217	285	92,02%	98,39%
31	3171	19371	352	378	90,01%	98,09%
32	2432	15669	340	606	87,73%	96,28%
33	3450	14564	602	367	85,14%	97,54%
34	2868	21401	417	545	87,31%	97,52%
35	3203	18901	241	658	93,00%	96,64%
36	3085	18456	188	418	94,26%	97,79%
37	2636	13136	320	739	89,17%	94,67%
38	2349	13290	176	454	93,03%	96,70%
39	3179	13367	290	371	91,64%	97,30%
40	1580	19682	154	766	91,12%	96,25%
Précision moyenne					89,21%	96,89%

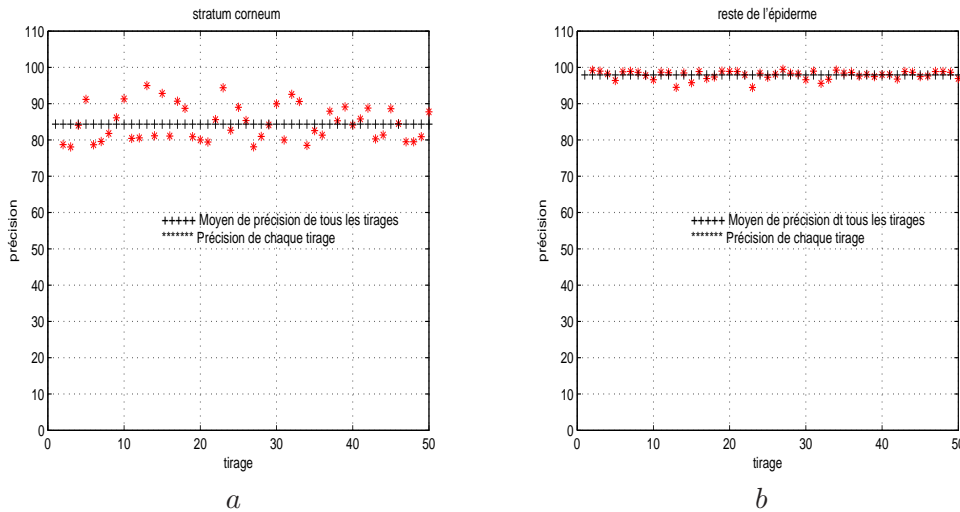


FIG. 4.9 – Précision des classificateur de Gamma généralisée. (a) Stratum corneum, (b) Reste de l'épiderme.

On note que les deux couches ont été assez bien segmentées. Les zones bleues (stratum classé épiderme) se situent toutes à la frontière. Cela suggère une correction par le classificateur de l'annotation des experts. Les zones vertes (épiderme classé stratum) sont indéniablement des artefacts (ombres, structures inconnus). On note aussi que ces zones sont principalement aux alentours de la frontière, ce qui pourrait s'expliquer par l'existence d'une couche légèrement distincte du reste de l'épiderme mais différente du stratum. L'élimination de ces ambiguïtés nécessite d'abord une validation par simulation. Ensuite, la segmentation doit comporter une étape de lissage par contraintes topologiques.

#### 4.4.6 Classification des paramètres individuels

Nous avons segmenté les mêmes images avec des classificateurs (conçu selon la même méthode) utilisant individuellement le paramètre  $\mu$  de Nakagami et  $\beta$  de Gamma généralisée. Deux expérimentations ont été faites. Dans la première, nous avons cherché à mettre en évidence la frontière entre le stratum et l'épiderme. Dans la seconde, nous avons visé la détection de la jonction derme-épiderme. Pour construire les classificateurs de la première expérience, nous avons travaillé avec une zone des images dans laquelle il n'y a que l'épiderme (au dessus de la jonction), le stratum et l'air à la surface. Nous avons ainsi considéré trois classes et entraîné des classificateurs pour chaque loi. La figure 4.12 montre les résultats pour

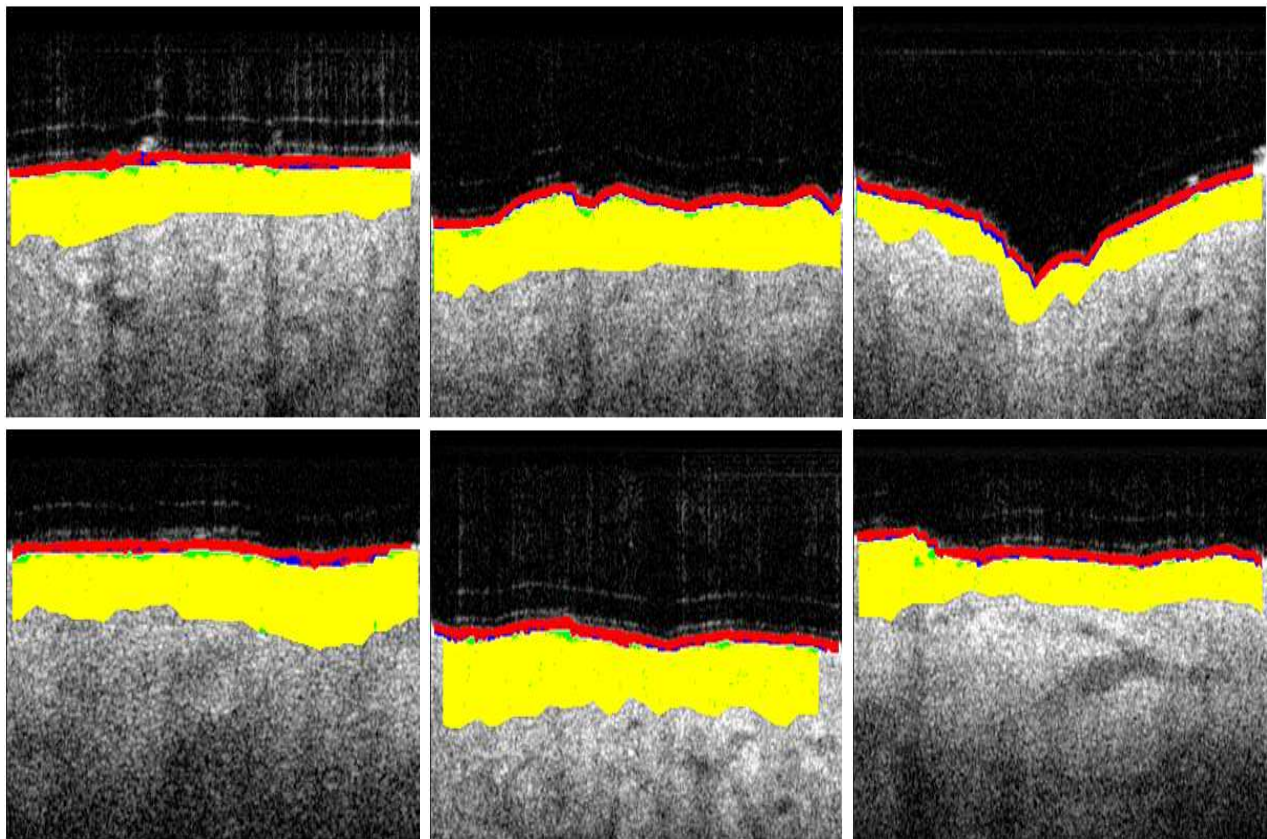


FIG. 4.10 – Exemples de segmentation par un classificateur Nakagami.

les deux lois, respectivement. On note que les faux positifs dans la couche du derme ont quasiment disparus. Cela grâce à la réduction des données issues de zones ambiguës proches de la jonction derme-épiderme.

Dans la deuxième expérience, la zone d'intérêt englobe la jonction derme-épiderme. Elle contient l'air, le stratum, tout l'épiderme, et une partie du derme. Nous avons conçu des classificateurs à quatre classes pour chaque loi à l'aide de  $\mu$  (Nakagami) et  $\beta$  (Gamma généralise). Des exemples de segmentation sont illustrés dans les figures 4.13 et 4.14. On constate la bonne détection du stratum. Quant à la jonction détectée, elle est très irrégulière et présente des différences importantes avec les experts. En effet, les zones dermiques qui apparaissent dans l'épiderme peuvent être du à des artéfacts (si on se base sur les experts). Mais elles peuvent aussi être des coupes transversales d'invaginations dermiques (infundibula). Seules une étude anatomo-pathologique peut établir la vérité.



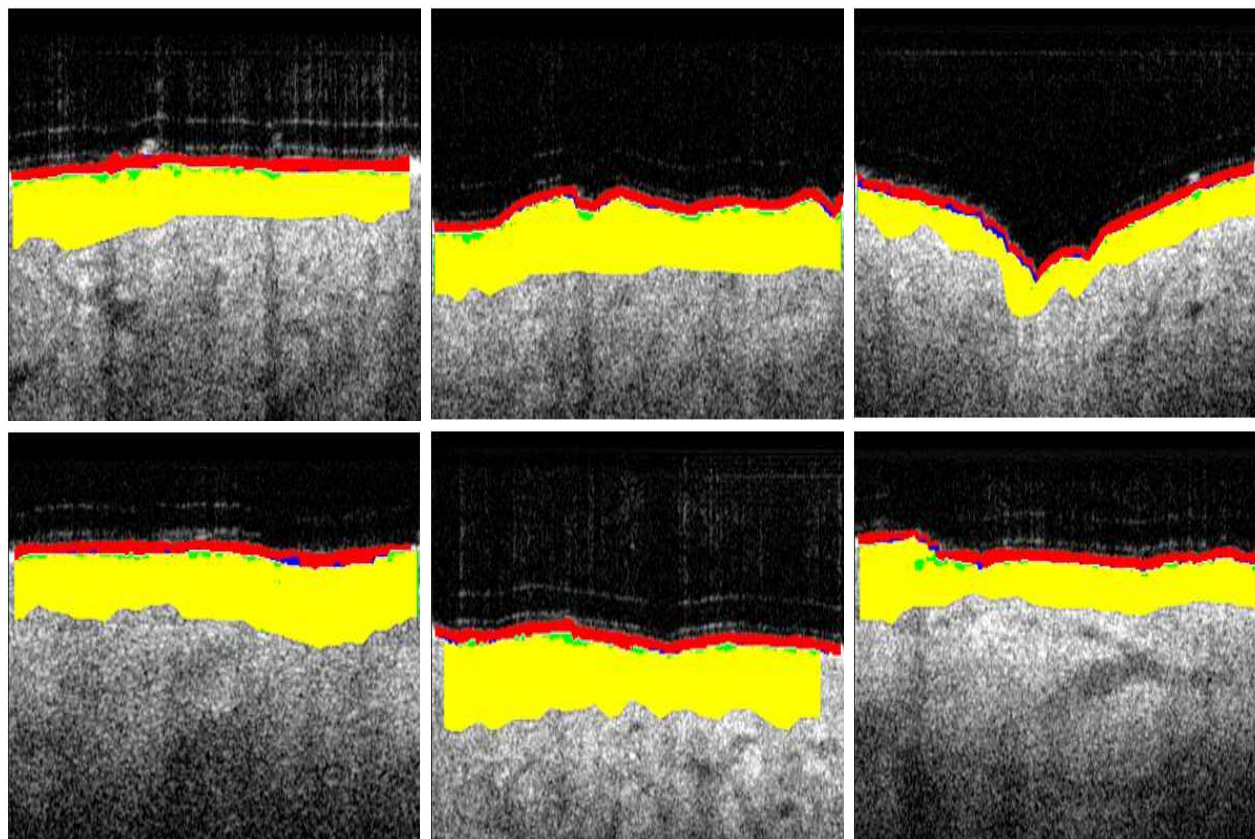


FIG. 4.11 – Exemples de segmentation par un classificateur Gamma généralisée.

## 4.5 Comparaison et amélioration

Nous avons comparé la méthode de segmentation par classification des paramètres avec quelques autres méthodes de la littérature. Nous avons élaboré des variantes pour la segmentation de la jonction derme-épiderme.

### 4.5.1 Segmentation par la matrice de cooccurrence

Diverses approches de modélisation de la texture ont été proposées dans la littérature. Tuceryan et Jain [Tuceryan and Jain, 1998] les classent en quatre catégories :

- statistiques
- géométriques
- orientées modèle
- orientées signal

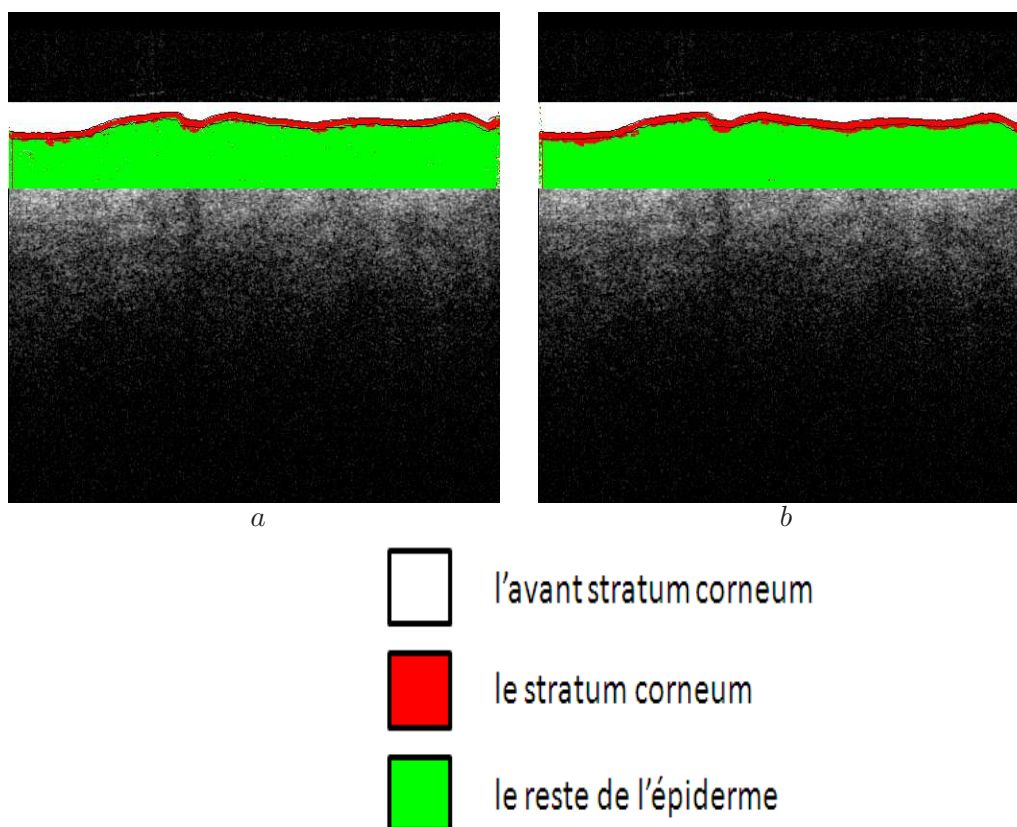


FIG. 4.12 – Segmentation en trois couches d’une zone carrée. (a)  $\mu$ -Nakagami, (b)  $\beta$ -Gamma généralisée

La matrice de cooccurrence est une technique statistique de représentation de la texture [Haralick *et al.*, 1973; Haralick, 1979]. Elle consiste à identifier des motifs de paires de pixels séparés par une distance  $d$  dans une direction  $\theta$ . Généralement, on considère  $d=1$  et  $\theta=(0^0, 45^0, 90^0, 135^0 \dots)$  des multiples de  $45^0$ . Si  $N$  est la valeur maximale des niveaux de gris, la matrice a une taille  $N \times N$ . Pour chaque couple  $(d, \theta)$ , on construit une matrice  $\phi(d, \theta)$ . Une matrice moyenne est alors calculée, la rendant invariante à la rotation. Les paramètres de Haralick (annexe 3) sont alors estimés.

Nous avons calculé la matrice de cooccurrence selon 8 directions. Et nous avons évalué la moyenne, la variance, la corrélation, l’homogénéité, la probabilité maximale et le contraste.

Nous avons utilisé ces paramètres individuellement et en groupes comme vecteur attributs pour classer par SVM les pixels des couches. Le tableau 4.5 montre les précisions des différents classificateurs entraînés par les paramètres individuels, les 4 paramètres significatifs (énergie,



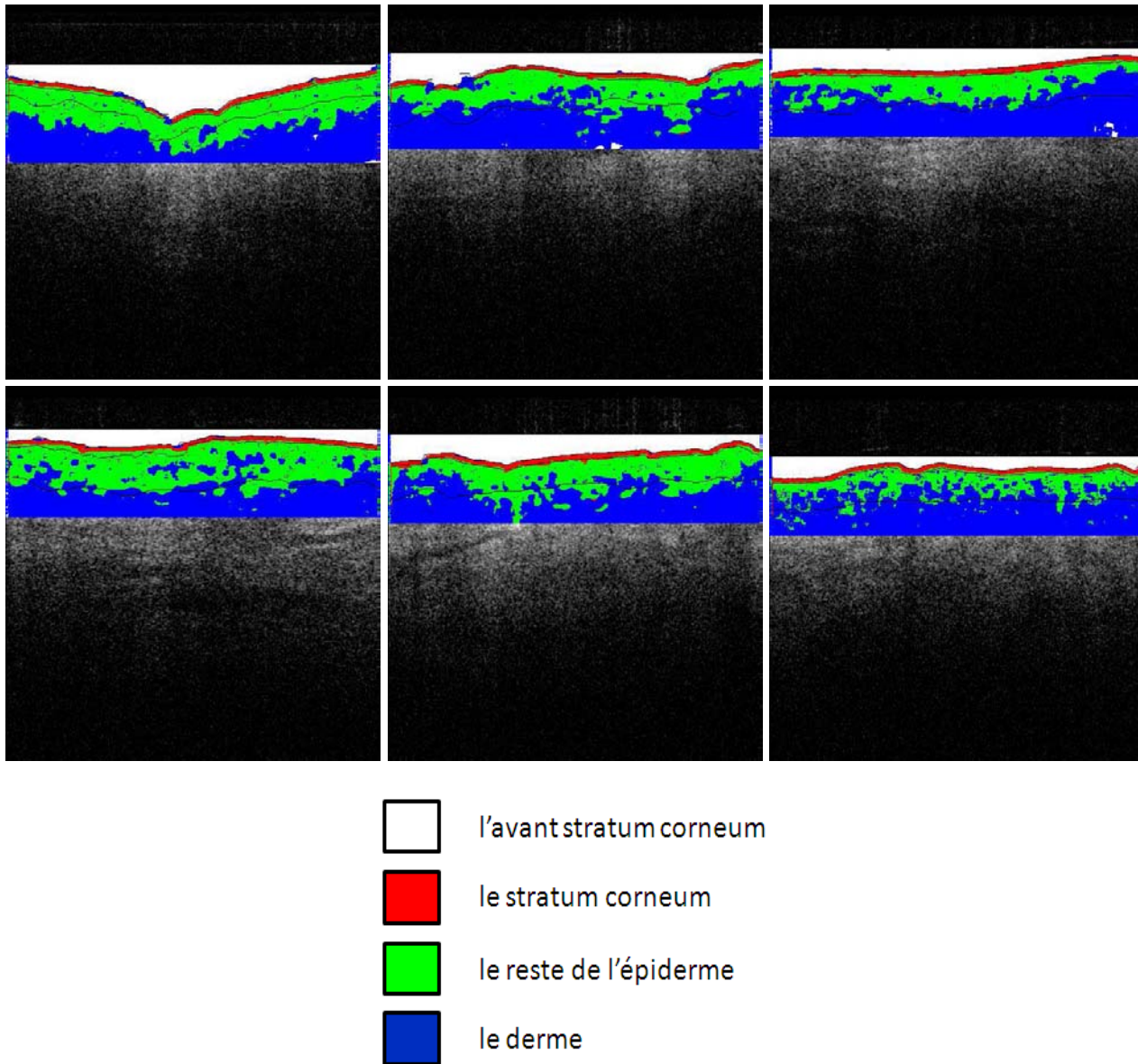


FIG. 4.13 – Exemples de segmentation par un classificateur  $\mu$ -Nakagami.

homogénéité, probabilité maximale et contraste), et par les 7 réunis. Cinquante tirages ont été effectués avec entraînement et test pour chaque tirage. Les résultats indiquent que la classification des paramètres de Haralick donne une segmentation moins bonne que celle de Gamma généralisée et Nakagami. L'utilisation des 4 meilleurs paramètres n'aboutit qu'à 87% de précision. La figure 4.15 montre des exemples de segmentation d'images par un classificateur de Haralick (7 paramètres). L'inspection visuelle confirme la relative mauvaise segmentation.

Nous avons combiné les paramètres des lois statistiques et les 4 meilleurs paramètres de Ha-

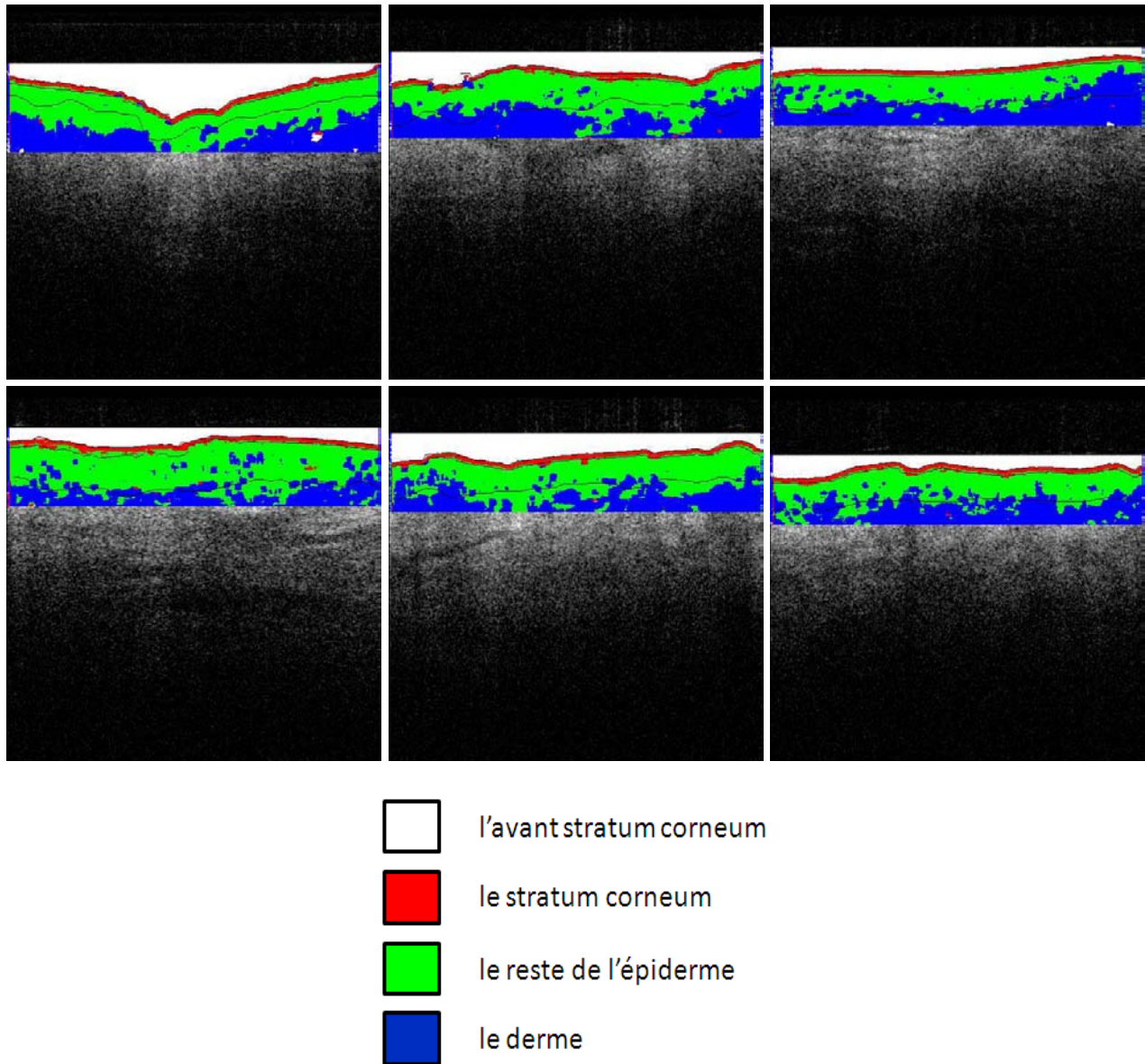


FIG. 4.14 – Exemples de segmentation par un classificateur  $\beta$ -Gamma généralisée. ralick pour créer un classificateur mixte. Les figures 4.16 et 4.17 montrent des exemples de segmentation par ce classificateur. On note une diminution des faux positifs. Cela améliore légèrement la précision globale.

#### 4.5.2 Comparaison avec le contraste du speckle

Nous avons aussi comparé la classification des distributions avec le contraste du speckle. Pour un ensemble de  $N$  observations, le contraste s'exprime comme le rapport de la variance

Caractéristiques d'Haralick	Précision globale
énergie	80%
moyenne	73%
corrélation	72%
homogénéité	83%
probabilité maximale	80%
contraste	82%
variance	75%
Combinaison des sept caractéristiques	84%
Combinaison de quatre caractéristiques	87%

TAB. 4.5 – Précision globale de classificateurs de Haralick (50 tirages).

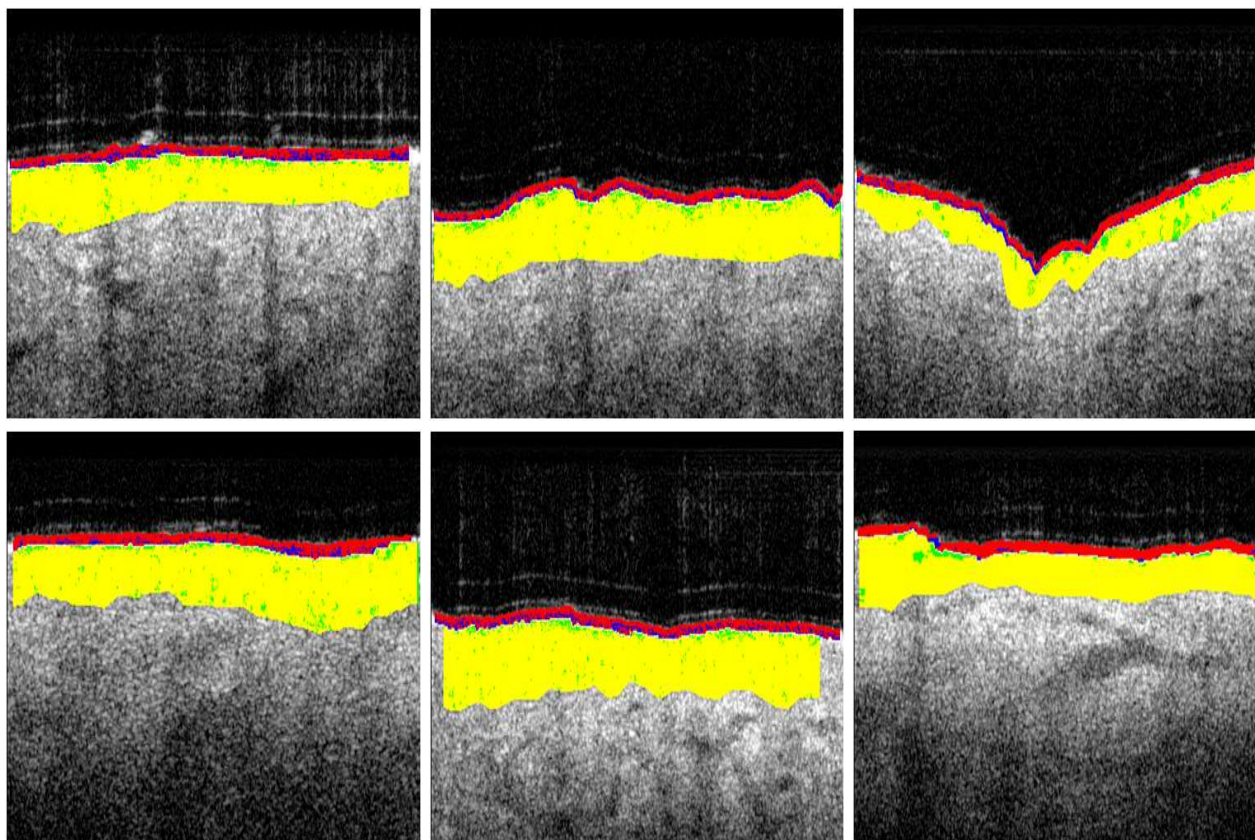


FIG. 4.15 – Exemple de segmentation par un classificateur (7 paramètres) de Haralick.  
sur la moyenne :

$$\tau = \frac{\sigma}{\mu} \quad (4.3)$$



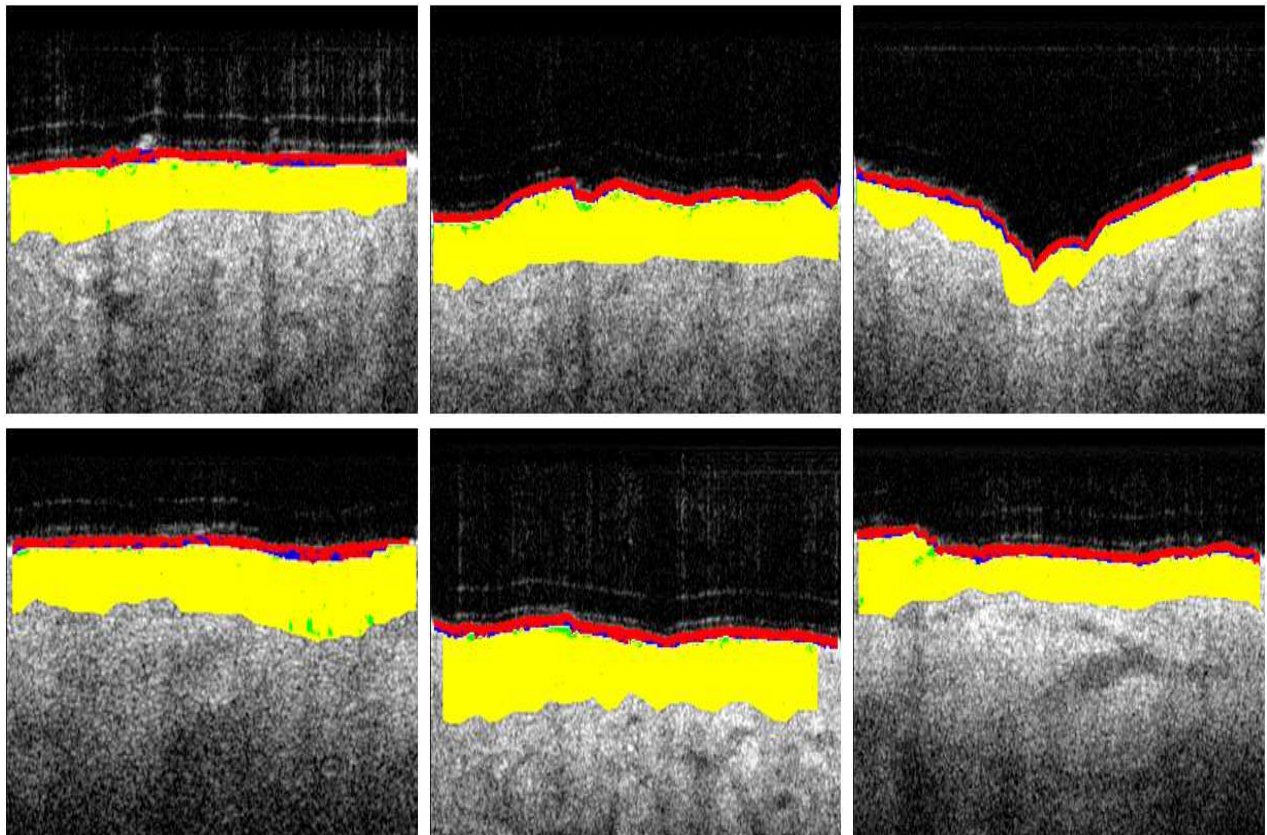


FIG. 4.16 – Exemple de segmentation par classificateur mixte Haralick-Nakagami.

Il a été montré [Donald *et al.*, 2008b] que ce contraste calculé localement sur une fenêtre 7X7 suit une loi Lognormale. Par ailleurs, dans [Zhifang *et al.*, 2008] il a été reporté que le contraste croît linéairement avec la profondeur dans les couches superficielles, puis devient quasi-constant. Nous n'avons pas testé séparément la capacité du contraste à séparer les couches; cependant, nous l'avons rajouté au vecteur-attributs des paramètres Gamma généralisée. Et nous avons évalué l'amélioration que cela apporte à la précision de la classification.

La figure 4.18 illustre l'effet du contraste sur la segmentation du même groupe d'images qu'en figure 4.14. On note un effet de lissage de l'épiderme. Les faux positifs ont diminués. Cependant, la jonction derme-épiderme n'a pas subi de modification majeure.

### 4.5.3 Détection de contours dans l'image paramétrique

Nous avons formé des images paramétriques à l'aide des paramètres  $\mu$  de Nakagami et  $\beta$  de Gamma généralisée. Les contours de ces images ont été détectés par une suite d'opérations

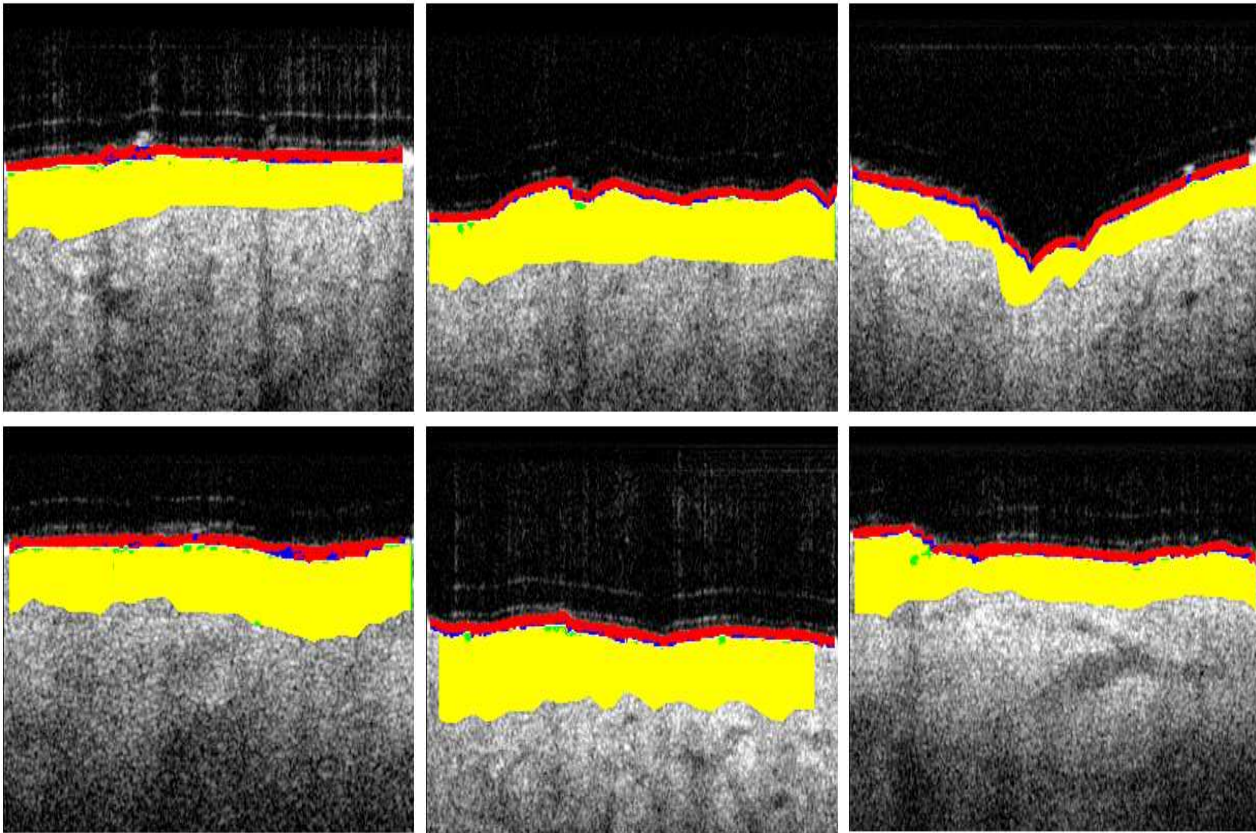


FIG. 4.17 – Exemple de segmentation par classificateur mixte Haralick-Gamma généralisée. (voir la figure 4.19). Un lissage gaussien est d'abord appliqué, puis les gradients directionnels sont calculés. Ensuite, les maxima locaux sont détectés et seuillés selon l'amplitude et la direction. Les pixels de contours forts (forte variation) et ceux des contours faibles sont différenciés par deux niveaux de seuillage. Les contours forts connectés par des pixels de contours faibles sont conservés. L'étape d'amincissement réduit les contours à une épaisseur unitaire. Une illustration sur une image est montrée dans les figures 4.20 et 4.21, pour Nakagami et Gamma généralisée respectivement. Les contours détectés pour le stratum sont dessinés sur l'image originale (voir la figure 4.22). La mesure de la distance entre les courbes détectées et la courbe des experts, en terme de FOM, indique une bonne précision de la détection 4.6. Cela confirme que  $\mu$  de Nakagami et  $\beta$  de Gamma généralisée sont des paramètres structurels.

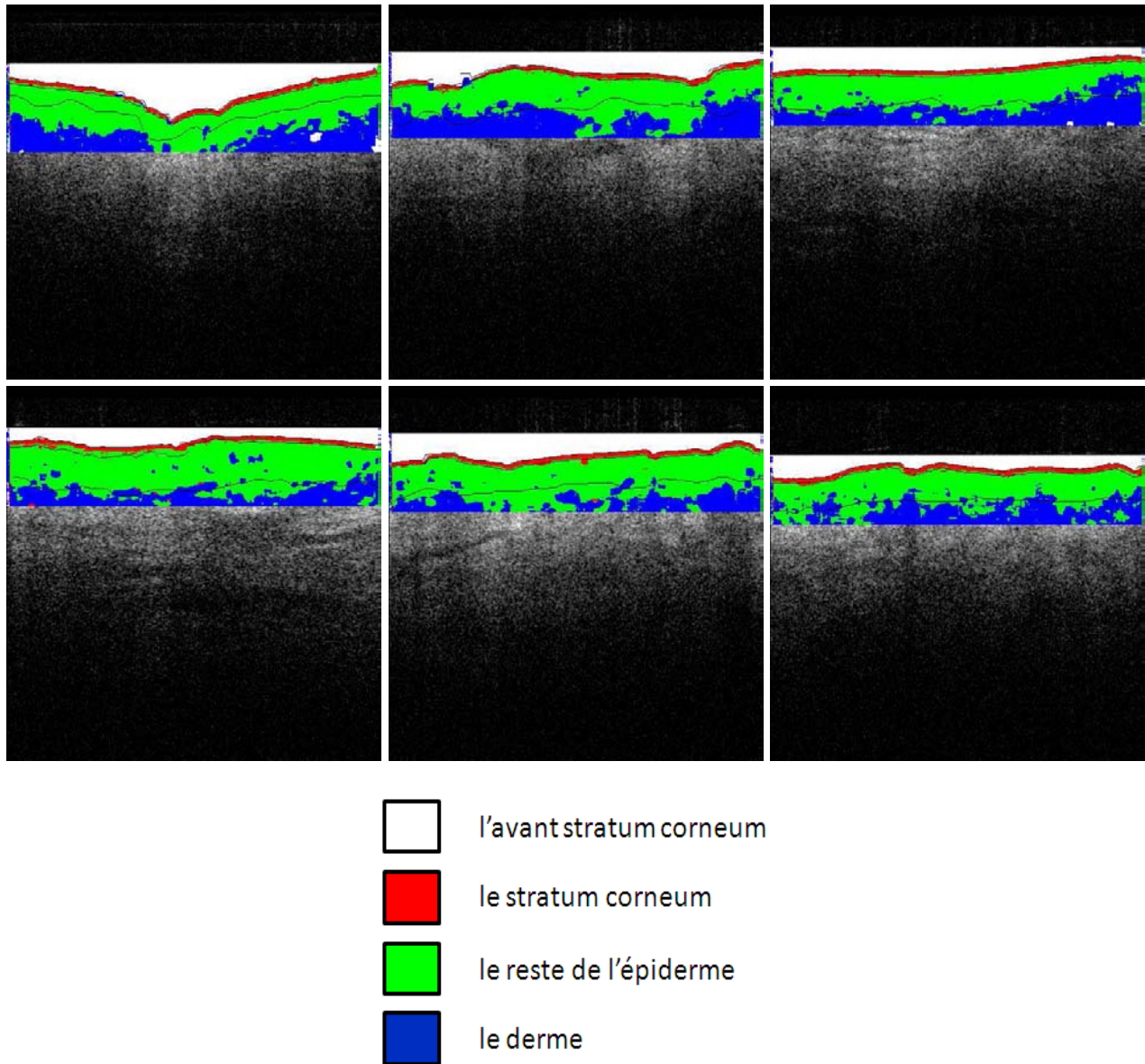


FIG. 4.18 – Exemple de segmentation par un classificateur mixte contraste-Gamma généralisée.

## 4.6 Application au mélanome

Nous avons étudié la modélisation du speckle dans le mélanome en utilisant les mêmes lois. Nous avons obtenus quatre images OCT de mélanome (confirmés par anapath) du CHU de Toulouse. Nous remercions le Dr N. Mayer et le Dr S. Lourari. Sur chaque image, nous avons difficilement délimité la zone tumorale (figure 4.23b) en se repérant avec une image vidéo (figure 4.23a) prise simultanément. Les deux images étant approximativement à l'échelle, nous



	Nakagami		Gamma généralisée	
	Verte		Rouge	
	$C_1$	$C_2$	$C_1$	$C_2$
<i>FOM</i>	0.88	0.79	0.91	0.84

TAB. 4.6 – Evaluation quantitative de la segmentation du stratum corneum par les contours des images paramétrique.

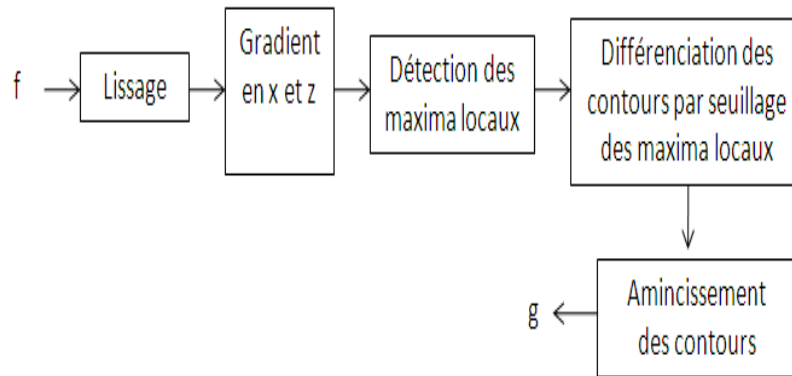


FIG. 4.19 – Algorithme de détection de contours.

avons repéré le mélanome dans l'épiderme en projetant la tumeur en surface verticalement. Sur chaque mélanome, nous avons estimé les paramètres de toutes les lois. La figure 4.24 montre l'ajustement des densités théoriques avec les données empiriques. Pour comparaison, on y montre aussi les distributions dans une zone homogène (saine) de l'épiderme. On constate qu'aucune des quatre lois ne s'ajuste au mélanome. Alors que l'ajustement des lois Gamma, Nakagami et surtout Gamma généralisée est bon dans l'épiderme. Nous avons effectué le test KS sur ces ajustements. Le tableau 4.24 montre les résultats. On note des valeurs assez élevées. Ce résultat négatif indique qu'il faut chercher une autre caractérisation du mélanome. Celui-ci ne peut pas être identifié dans des images OCT par les paramètres des cinq lois étudiées.

Image	<i>Rayleigh</i>	<i>Lognormale</i>	<i>Nakagami</i>	<i>GG3</i>
<i>Im8</i>	0.38	0.40	0.32	0.34
<i>Im11</i>	0.48	0.43	0.35	0.31
<i>Im12</i>	0.42	0.39	0.22	0.28
<i>Im27</i>	0.43	0.44	0.25	0.21

TAB. 4.7 – Qualité de l'ajustement au sens du KS des quatre lois sur un mélanome.

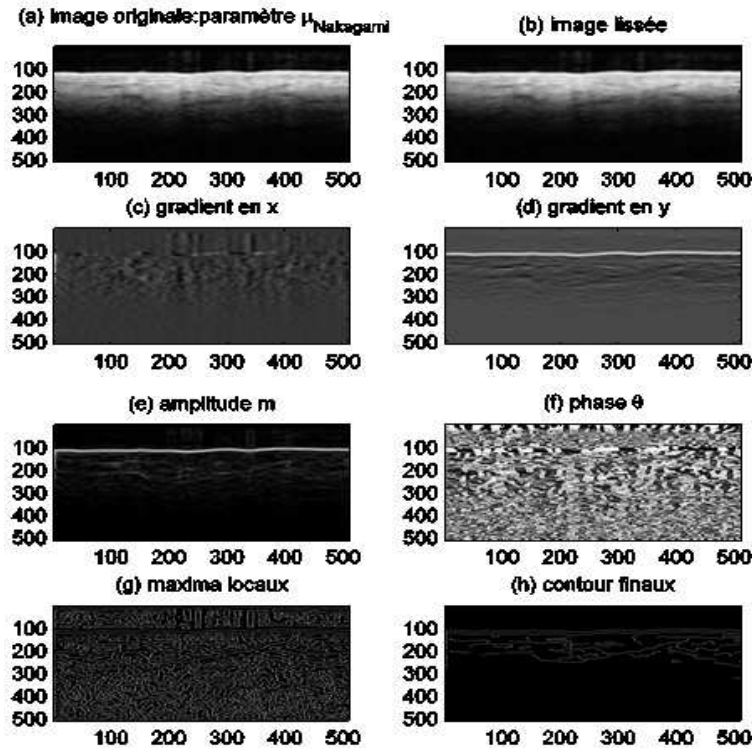


FIG. 4.20 – Contours d’une image de  $\mu$ -Nakagami. (a) image originale du paramètre  $\mu_{Nakagami}$ , (b) image lissée, (c) gradient en x, (d) gradient en y, (e) amplitude, (f) phase  $\theta$ , (g) maxima locaux (h) contours fins.

## 4.7 Conclusion

Partant du résultat du chapitre 3, établissant que les paramètres Nakagami et Gamma généralisée discriminent les couches de la peau, ce chapitre a visé la mise en œuvre d’une méthode de segmentation d’images OCT. L’approche consiste à classer les paramètres locaux du speckle. Tout d’abord, nous avons étudié la stabilité des estimateurs afin de montrer que les paramètres sont significatifs dans le voisinage restreint du pixel. L’étude a montré que l’estimation est valide à partir d’une vingtaine de données, c’est-à-dire dans un voisinage supérieur à  $4 \times 4$ .

La capacité des paramètres locaux à discriminer les pixels appartenant à deux couches distinctes a été évaluée. Pour cela, nous avons entraîné un classificateur SVM (pour chaque loi) avec 20% des pixels de 20% du corpus. Les classificateurs ont été testés à l’aide des pixels des 80% restant du corpus. Les résultats ont montré que la Gamma généralisée discrimine les pixels avec une très bonne précision (91%). La loi Nakagami obtient aussi de bons scores. La variabilité est très faible.



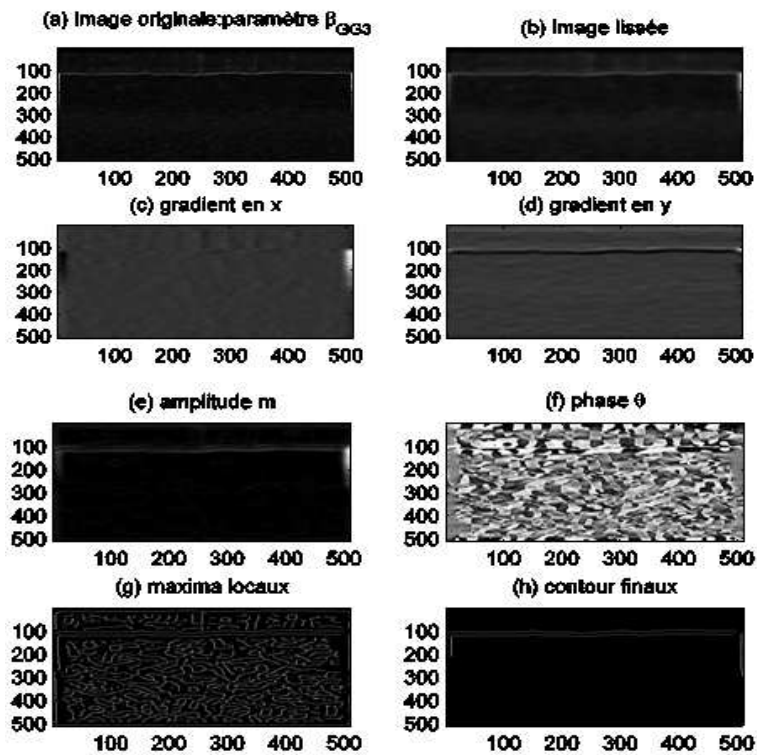


FIG. 4.21 – Contours d'une image de  $\beta$ -Gamma généralisée . (a) image originale du paramètre  $\beta_{GG3}$ , (b) image lissée, (c) gradient en x, (d) gradient en y, (e) amplitude, (f) phase  $\theta$ , (g) maxima locaux (h) contours finaux

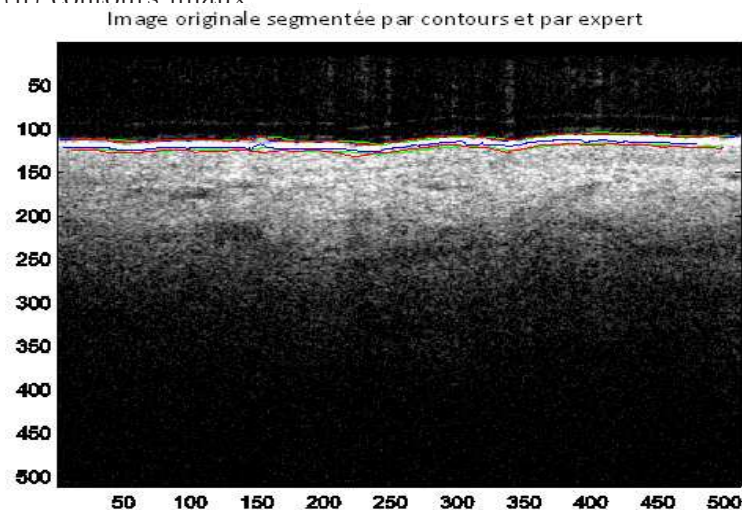


FIG. 4.22 – Exemple des contours du stratum corneum. Les courbes vertes (Nakagami) et rouges (Gamma généralisée) sont les contours détectés et les bleues celles des experts.

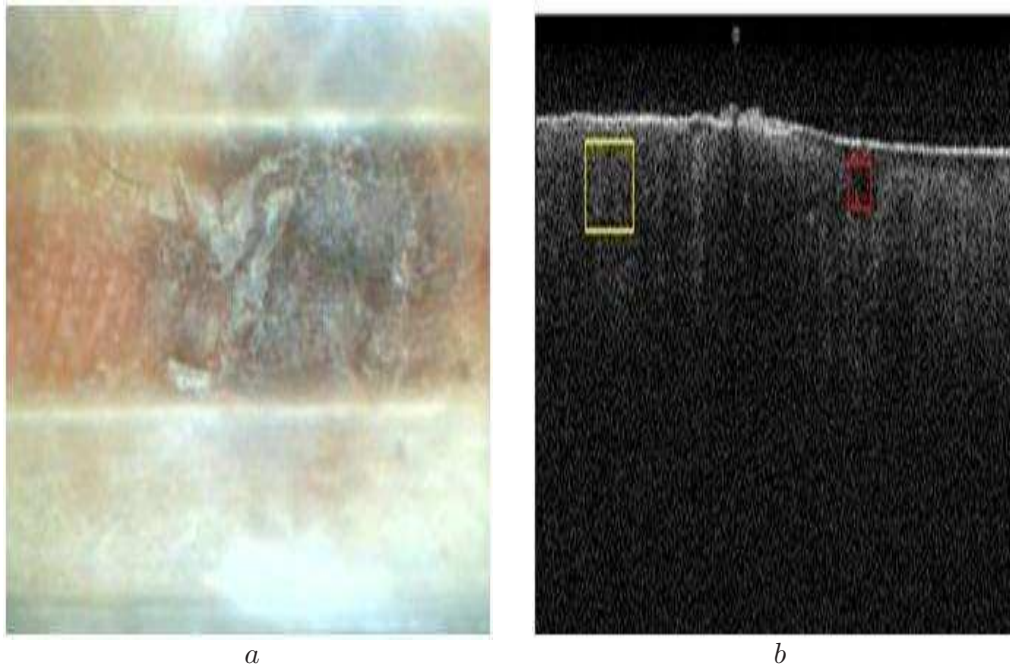


FIG. 4.23 – (a) Image vidéo un mélanome. (b) Image OCT de la même zone.

La segmentation des couches dans les images a montré de très bons résultats en termes de cohérence spatiale. Nous avons aussi montré que la segmentation dans des zones d'intérêt peut se faire avec une bonne précision avec les paramètres  $\beta$  de Gamma généralisée et  $\mu$  de Nakagami individuellement. Nous avons comparé notre méthode avec la technique de la matrice de cooccurrence et celle du contraste du speckle. Les résultats montrent que la segmentation par classification des paramètres de Nakagami et Gamma généralisée est toujours meilleure. Néanmoins, la combinaison des deux (paramètres statistiques et matrice de cooccurrence ou paramètres statistiques et contraste) améliore la segmentation.

Finalement, l'application du principe de modélisation statistique au mélanome n'a pas donné de bons résultats. Les statistiques OCT du mélanome de l'épiderme ne sont ni Rayleigh ni pré-Rayleigh. Deux pistes sont envisageables : la modélisation par les lois stables ou par un mélange de lois.

Néanmoins, les résultats obtenus permettent de conclure que les couches superficielles de la peau saine peuvent être segmentées en OCT par classification des paramètres locaux de la Gamma généralisée. Cela ouvre la voie au développement d'outils d'analyse d'images en cosmétologie.

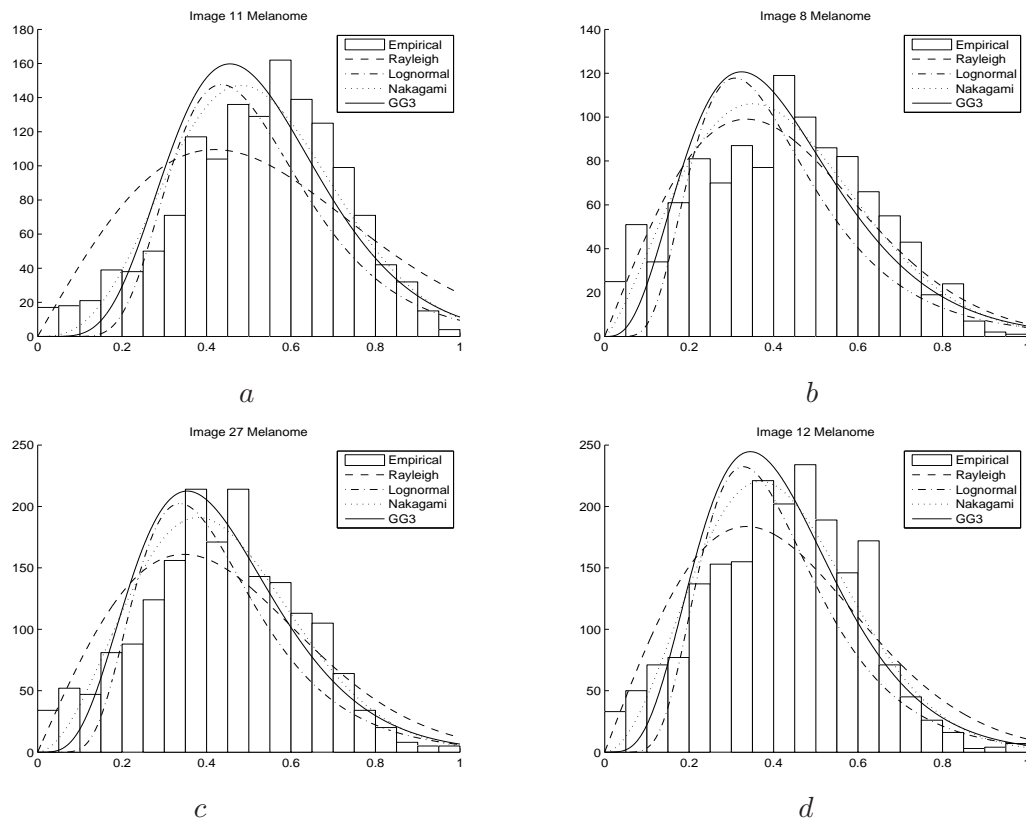


FIG. 4.24 – Ajustement des quatre fonctions de densité de probabilité sur les données empiriques de mélanome.

# Conclusion générale

L'objectif de cette thèse a été de délimiter les couches de la peau dans les images OCT. Ces images étant sévèrement affectées par le speckle qui réduit leur contraste et rend très difficile leur analyse, l'approche classique consiste à les filtrer avant de les segmenter. A l'inverse dans cette thèse nous avons exploité le speckle comme source unique d'information. Notre approche consiste à modéliser statistiquement le speckle et à exploiter ses paramètres dans la segmentation. Cela se justifie par le fait que le speckle est issu de l'interférence de plusieurs signaux diffusés par les structures aléatoires mais caractéristiques du milieu. De ce fait, le speckle est une représentation de la distribution de ces diffuseurs. Il est donc caractéristique du milieu.

Pour cela, nous avons étudié la modélisation théorique de l'amplitude du signal OCT. Il a été établi dans la littérature qu'elle suit une distribution Rayleigh. En effet, le signal mesuré consiste en la somme de multiples ondes rétrodiffusées. Si on considère, raisonnablement, que les amplitudes de ces signaux élémentaires sont indépendantes et suivent une loi normale, nous pourrions établir que l'amplitude du signal détecté suit une loi Rayleigh. Nous avons cependant montré empiriquement que le speckle dans l'OCT n'est pas Rayleigh. Nous avons alors ajusté plusieurs lois de probabilité à l'amplitude en estimant leurs paramètres. L'étude a montré que les lois, dites pré-Rayleigh, représentent mieux la distribution de l'amplitude. La loi Gamma généralisée donne la meilleure qualité d'ajustement, suivie par la loi de Nakagami. Motivé par ce résultat, nous avons montré que les paramètres des lois Gamma généralisée et Nakagami caractérisent efficacement les couches de la peau avec une faible variabilité. La classification des couches par ces paramètres a donné une précision proche de 97% pour la Gamma généralisée et légèrement moindre pour la loi Nakagami. Évidemment, l'unique paramètre de Rayleigh s'est montré incapable de produire des informations utiles.

Cela suggère l'idée de segmenter l'image en classifiant les pixels selon leurs distributions, c'est-à-dire selon leurs paramètres statistiques. Cependant, ces paramètres s'estiment sur l'échantillon complet, autrement dit, dans chaque couche. La segmentation devient alors un problème inverse : trouver la partition des pixels qui donne des distributions dont les

paramètres sont différents. Pour traiter ce problème, nous avons approché les paramètres globaux de la distribution par des paramètres locaux estimés dans le voisinage du pixel. Nous avons montré que malgré que ces paramètres locaux sont numériquement différents des globaux, ils exhibent les mêmes propriétés statistiques. En effet, leur classification non paramétrique montre qu'ils sont caractéristiques eux aussi de la couche à la quelle appartient le pixel. A la base de ces résultats, nous avons proposé de segmenter les images en classifiant leurs paramètres statistiques locaux.

De nombreuses expérimentations ont été menées avec beaucoup d'images in-vivo. La variabilité a été étudiée selon plusieurs attributs, notamment l'âge, le sexe, et la zone du corps. Les résultats indiquent que notre approche est valide pour la peau saine. Cependant, l'étude des propriétés statistiques du speckle dans le mélanome a été négative. En effet, aucune loi pré-Rayleigh ne semble représenter la distribution des amplitudes du signal dans les zones tumorales.

## Limitations

Cette thèse a montré pour la première fois des résultats intéressants sur les statistiques du speckle dans les images OCT cutanées. Cependant le travail a quelques limitations dont les suivantes.

- La loi Gamma généralisée qui modélise très bien l'amplitude OCT dans l'épiderme est incapable de représenter le signal du mélanome. Cela veut dire que cette loi adhoc est un cas particulier d'une loi plus générale qui modélise l'ensemble des structures de la peau.
- La validité des modèles a été établie uniquement en se basant sur l'avis d'experts. Or l'étude de la variabilité inter-experts a montré la difficulté de distinguer correctement les frontières des couches.
- La segmentation repose uniquement sur les propriétés statistiques. Or, les structures de la peau ont une organisation anatomique bien précise qui fournit des informations a priori riches et utiles pour guider la segmentation.
- L'approche de classification supervisée nécessite de réapprendre un nouveau classificateur pour de nouveaux capteurs, vu les traitements propriétaires de redressement du signal que les constructeurs introduisent dans leurs appareils. S'affranchir de l'avis préalable d'experts rendrait la méthode plus réaliste.

## Perspectives

Plusieurs pistes sont envisageables pour améliorer ce travail.

- Tout d'abord, il est nécessaire de développer un simulateur d'images OCT basé sur les propriétés physiques de propagation de la lumière dans les tissus mous. Les images ainsi simulées permettraient de valider l'approche développée dans cette thèse et de lever l'ambiguïté des erreurs de classification en déterminant leur source : la précision des estimateurs ou l'avis des experts.
- Étudier un modèle global qui représente correctement toutes les structures de la peau, y compris le mélanome. Ce modèle doit être déduit analytiquement du modèle physique des processus stochastiques de la rétrodiffusion. Les lois dites stables sont un bon candidat pour ce modèle. A la base de ce modèle, étudier les propriétés de la peau dans les domaines spectral et fractal.
- Mettre en œuvre de nouveaux outils de segmentation et de caractérisation des tissus de la peau. La segmentation doit reposer sur le modèle statistique mais devra intégrer des contraintes topologiques qui gouvernent les relations entre les éléments de la peau. La caractérisation peut alors se faire en établissant la relation entre les paramètres statistiques et les paramètres physique : atténuation, densité de diffuseurs ...



# Annexes



**Annexe 1**

<i>Description</i>	$\lambda$ (nm)	$\mu_a$ (cm <sup>-1</sup> )	$\mu_s$ (cm <sup>-1</sup> )	$\mu_{s'}$ (cm <sup>-1</sup> )	$g$	<i>Ref</i>
Tissu artériel in vitro :						
- Intima	476	14,8	237	45	0,81	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	580	8,9	183	34,8	0,81	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	600	4	178	33,8	0,81	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	633	3,6	171	25,7	0,85	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
- Media	476	7,3	410	45,1	0,89	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	580	4,8	331	33,1	0,9	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	600	2,5	323	35,5	0,89	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	633	2,3	310	31	0,9	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
- Adventice	476	18,1	267	69,4	0,74	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	580	11,3	217	49,9	0,77	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	600	6,1	211	46,4	0,78	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	633	5,8	195	37,1	0,81	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
Vessie in vitro :						
- Muqueuse	1064	0,7	7,5		0,85	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
- Paroi	1064	0,9	54,3		0,85	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
- Intégrale	633	1,4	29,3	2,64	0,91	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
	1064	0,4	116		0,9	[Cheong <i>et al.</i> , 1990]
Peau in vitro :						
- Epiderme	250	1000	2000		0,69	[Vo Dinh, 2003]
	308	300	1400		0,71	[Vo Dinh, 2003]
	351	100	1100		0,72	[Vo Dinh, 2003]
	415	66	800		0,74	[Vo Dinh, 2003]
	488	50	600		0,76	[Vo Dinh, 2003]
	514	44	600		0,77	[Vo Dinh, 2003]
	585	36	470		0,79	[Vo Dinh, 2003]
	633	35	450		0,8	[Vo Dinh, 2003]
	800	40	420		0,85	[Vo Dinh, 2003]
- Derme	250	35	833		0,69	[Vo Dinh, 2003]
	308	12	583		0,71	[Vo Dinh, 2003]
	351	7	458		0,72	[Vo Dinh, 2003]
	415	4,7	320		0,74	[Vo Dinh, 2003]
	488	3,5	250		0,76	[Vo Dinh, 2003]
	514	3	250		0,77	[Vo Dinh, 2003]
	585	3	196		0,79	[Vo Dinh, 2003]
	633	2,7	187,5		0,8	[Vo Dinh, 2003]
	800	2,3	175		0,85	[Vo Dinh, 2003]

TAB. 4.8 – Les paramètres optiques pour des tissus biologiques.

## Annexe 2

### SVM appliquées à la classification de pixels de trois et quatre couches

Nous avons estimées les paramètres de deux lois par une fenêtre 7x7. Nous avons pris aléatoirement 20% des images de notre corpus soit 10 images pour l'apprentissage et 80% pour le test. Dans chaque image d'apprentissage, nous avons pris 20% de pixels pour entraîner les classificateurs. Nous considérons l'ensemble d'apprentissage de deux classificateurs défini par  $\{x_1, y_1\}, \{x_2, y_2\}, \dots, \{x_l, y_l\}$ , avec  $x \in X \in \mathbb{R}^2$  de Nakagami ou  $x \in X \in \mathbb{R}^3$  de GG3,  $l$  est le nombre d'observations et le label  $y$  est défini par :

$$\text{Trois classes } y = \begin{cases} +1 & -1 & -1 & \text{la couche avant stratum corneum} \\ -1 & +1 & -1 & \text{la couche stratum corneum} \\ -1 & -1 & +1 & \text{la couche reste de l'épiderme} \end{cases} \quad (4.4)$$

$$\text{Quatre classes } y = \begin{cases} +1 & -1 & -1 & -1 & \text{la couche avant stratum corneum} \\ -1 & +1 & -1 & -1 & \text{la couche stratum corneum} \\ -1 & -1 & +1 & -1 & \text{la couche reste de l'épiderme} \\ -1 & -1 & -1 & +1 & \text{la couche derme} \end{cases} \quad (4.5)$$

La solution linéaire de séparation n'est pas possible. La méthode réalise une projection de l'espace d'entrée  $X$  dans un espace de caractéristiques  $Z$  de dimension plus importante, à travers une fonction  $\phi(X)$ . Nous avons effectué la projection par la fonction RBF appelée fonction de base radiale définie par :

$$k(X_i, X_j) = e^{-\frac{\|X_i - X_j\|}{2\sigma^2}} \quad (4.6)$$

Nous avons choisi l'approche un-contre-tous pour discriminer entre les couches. Cette approche est basée sur d'apprentissage de fonctions de décisions  $(f_m)_{m=1, \dots, k}$ ,  $k$  prends les valeurs trois ou quatre selon qu'il s'agit de trois ou quatre classes. Elle permet de distinguer chaque classe de toutes les autres. La fusion des résultats de décision est très simple. Il faut donc traiter trois ou quatre problèmes binaires. L'affectation d'un nouveau point  $x$  à une classe  $C_i$  se fait par la relation [Bottou *et al.*, 1994].

$$\begin{cases} \text{classe de } x = \arg \max_{(k)} (f_k(X)) \\ k \in 1, \dots, 3 \text{ ou } 4 \end{cases} \quad (4.7)$$

avec  $f_k(X) = \sum_{i=1}^l \alpha_{ik} Y_i K(X_i, X) + b_k$ ;  $1 \leq k \leq 3$  ou  $4$ , et  $l$  étant le nombre d'observations. Un élément de l'espace d'entrée est associé à la classe de l'espace de sortie pour laquelle  $f_k(X)$  est maximale. L'ensemble de fonctions  $f_k(X)$  est obtenu à nouveau par la résolution d'un problème de programmation quadratique [Darcy *et al.*, 2006].

## Annexe 3

### Les paramètres de textures d'Haralick

Une fois la matrice de cooccurrence  $P$  de taille  $n^2$  réalisée, nous pouvons calculer les caractéristiques suivantes qui sont le plus classiquement utilisées :

- **La moyenne :**

$$MOY = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j)$$

- **La variance :**

$$VAR = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - MOY)^2 p(i, j)$$

- **probabilité maximumal :**

$$MaxPro = \max[p(i, j)]$$

- **L'énergie, moment angulaire d'ordre deux ou uniformité :**

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j)^2$$

- **Le contraste de texture :**

$$CONTT_{exture} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |i - j| p(i, j)$$

- **La corrélation :**

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j)}{\sigma_x \sigma_y}$$

- **L'entropie :**

$$ENT = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \log(p(i, j))$$

- **L'homogénéité ou moment différentiel inverse :**

$$HOM = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$$

- **Le contraste :**

$$CONT = \sum_{i=1}^n i^2 p_{x-y}(i)$$

- **La somme moyenne :**

$$SMOY = \sum_{i=1}^{2n} i p_{x+y}(i)$$

- **La somme d'entropie :**

$$SENT = - \sum_{i=1}^{2n} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i))$$

- **La difference d'entropie :**

$$DENT = - \sum_{i=1}^{2n} p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i))$$

- **La mesure d'information de corrélation 1 :**

$$MIC1 = - \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)}$$

- **La mesure d'information de corrélation 2 :**

$$MIC2 = \sqrt{1 - \exp(-2(HXY2 - HXY))}$$

Pour calculer les paramètres précédents, il est indispensable de définir les statistiques suivantes :

- $HX = - \sum_{i=1}^n p_x(i) \log(p_x(i))$
- $HY = - \sum_{i=1}^n p_y(i) \log(p_y(i))$
- $HXY = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \log(p(i, j))$
- $HXY1 = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \log(p_x(i) p_y(j))$
- $HXY2 = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p_x(i) p_y(j) \log(p_x(i) p_y(j))$
- $p_x(i) = \sum_{j=1}^n p(i, j)$
- $p_y(j) = \sum_{i=1}^n p(i, j)$
- $p_{x+y}(i) = \sum_{i+j=q} p(i, j), \quad q = 2, 3, \dots, 2k$
- $p_{|x-y|}(i) = \sum_{i+j=q} p(i, j), \quad q = 0, 1, \dots, k-1$
- $\mu_x = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n i p(i, j)$
- $\mu_y = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n j p(i, j)$

## Publications

- A. Mcheik, C. Tauber, H. Batatia, J. George, J-M. Lagarde : Speckle modelization in OCT images for skin layers segmentation. VISAPP, International Conference on Computer Vision Theory and Applications, volume 1, pages 347-350, 2008.
- A. Mcheik, H. Batatia, C.Tauber, J. George, J-M. Lagarde : Speckel characterization for Optical Coherence Tomography Image Segmentation. Journées d'Etudes Algéro-Francaise en Imagerie Médicale JETIM'08.
- A. Mcheik, H. Batatia, C.Tauber : Skin OCT images characterization based on distribution, Singaporean-French IPAL Symposium, 18-20 February 2009, Singapor.
- A. Mcheik, H. Batatia, C.Tauber : Separability of skin layers by classification of statistical distribution parameters from OCT images. Chilean Workshop on Pattern Recognition : Theory and Applications CWPR 2009
- A. Mcheik, H.Batatia : Segmentation of OCT images by classification of statistical speckle parameters, Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing. Septembre, pages 613-616, 2010, Hong Kong.



# Bibliographie

- [Achim *et al.*, 2006] A. Achim, E.E. Kuruoglu, and J. Zerubia. Sar image filtering based on the heavy-tailed rayleigh model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(9) :2686–2693, 2006.
- [Agner, 1995] T. Agner. Ultrasound a-mode measurement of skin-thickness. *In : Serup and J. and Jemec and G.B.E. (eds.) Handbook of Non-Invasive Methods and the skin. Boca Raton and CRC Press*, 1995.
- [Akshaya *et al.*, 2009] M. Akshaya, A. Wong, K.Bizheva, and D.A. Clausi. Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography images. *Optics Express*, 17(26), 2009.
- [Bagayev *et al.*, 2002] S.N. Bagayev, V.M. Gelikonov, E.S. Kargapoltsev, R.V. Kuranova, A.M. Razhev, I.V. Tuchin, and A.A. Zhupikov. Optical coherence tomography for in situ monitoring of laser corneal ablation. *J. Biomed. Opt.*, 7 :633–42, 2002.
- [Baggi *et al.*, 2008] A.M. Baggi, M. Shahidiand R. Ansari, M. Blair, N.P. Blair, and R. Zelkha. Thickness profiles of retinal layers by optical coherence tomogaphy image segmentation. *Americain Journal of Ophthalmlogy*, 6512, 2008.
- [Banchereau and al, 2000] J. Banchereau and al. Immunobiology of dendritic cells. *Annual Review of Immunology*, 18 :767–811, 2000.
- [Barton and al, 2003] J.K. Barton and al. Investigating sun-damaged skin and actinic keratosis with optical coherence tomography : a pilot study. *Technol Cancer Res Treat*, 2 :525–535, 2003.
- [Bashkansky and J.Reintjes, 2000] M. Bashkansky and J.Reintjes. Statistics and reductin of speckle in optical coherence tomography. *Optics Letters*, 24 :545–547, 2000.
- [Bentouri *et al.*, 2005] N. Bentouri, M. Vermandel, and et al. Speckle reduction and shape modelling for prostate segmentation from ultrasound images. *ITBM-RBM*, 26 :276–278, 2005.



- [Berrocal and al, 2005] E. Berrocal and al. Crossed source-detector geometry for a novel spray diagnostic : Monte carlo simulation and analytical results. *Applied optics*, 44(13) :2519–2529, 2005.
- [Boas *et al.*, 1998] D.A. Boas, K.K. Bizheva, and A.M. Siegel. Using dynamic low-coherence interferometry to image brownian motion within highly scattering media. *Optics Letters*, 23 :319–321, 1998.
- [Bohren and Huffman, 2004] C.F. Bohren and D.R. Huffman. Absorption and scattering of light by small particles. *Wiley-Vch*, 2004.
- [Boistard and del Barrio, 2009] H. Boistard and E. del Barrio. Central limit theorem for multiple integrals with respect to the empirical process. *Statistics and Probability Letters*, 79(2), 2009.
- [Boris, 2004] K. Boris. Multiple scattering in wide-field optical coherence tomography. *Thèse École Polytechnique Fédérale De Lausanne (EPFL)*, 2004.
- [Boser *et al.*, 1992] B.E. Boser, I.M. Guyon, and V.N. Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. *5th Annual ACM Workshop on COLT*, pages 144–152, 1992.
- [Bottou *et al.*, 1994] L. Bottou, C. Cortes, and et al. Comparison of classifier methods : A case study in handwritten digit recognition. *In Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*, 1994.
- [Bouma and Tearney, 2002] B.E. Bouma and G.J. Tearney. *Handbook of Optical Coherence Tomography*. New York : Marcel Dekker, 2002.
- [Brewster, 1970] M.Q. Brewster. Optical properties of thick, turbid media from picosecond timeresolved light scattering measurements. *Int. J. Heat and Mass transfer*, 38 :2569–2581, 1970.
- [Briers, 2001] J.D. Briers. Time-varying laser speckle for measuring motion and flow. *Proceedings of the SPIE The International Society for Optical Engineering*, 4242 :25–39, 2001.
- [Bykov and al, 2005a] A.V. Bykov and al. Analysis of distortions in the velocity profiles of suspension flows inside a light-scattering medium upon their reconstruction from the optical coherence doppler tomograph signal. *Quantum Electronics*, 35 :1079–1082, 2005.
- [Bykov and al, 2005b] A.V. Bykov and al. Monte carlo simulation of an optical coherence doppler tomograph signal : effect of particle concentration on the reconstructed velocity profile. *Quantum Electronics*, 35 :135–139, 2005.
- [Chen *et al.*, 1997] Z. Chen, T.E. Miller, and S. Srinivas et al. Noninvasive imaging of in vivo blood flow velocity using optical doppler tomography. *Optics Letters*, 22 :1119–21, 1997.

- [Cheong *et al.*, 1990] W.F. Cheong, S.A. Prahl, and A.J. Welch. A review of the optical properties of biological tissues. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 12(26) :2166–2185, 1990.
- [Chesnaud *et al.*, 1999] C. Chesnaud, P. Refregier, and V. Boulet. Statistical region snake-based segmentation adapted to different physical noise models. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 21(11) :1145–57, 1999.
- [Chih-Wei and Chih-Jen, 2002] H. Chih-Wei and L. Chih-Jen. A comparison of methods for multi-class support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13 :415–425, 2002.
- [Clifford *et al.*, 1993] L. Clifford, P. Fitzgerald, and D. James. Non-rayleigh first-order statistics of ultrasonic backscatter from normal myocardium. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 19 :487–495, 1993.
- [Corcuff and al, 1993] P. Corcuff and al. Morphometry of human epidermis in vivo by real-time confocal microscopy. *Laser Focus World*, 285 :475–481, 1993.
- [Corcuff and al, 1999] P. Corcuff and al. Confocal laser microscopy of the in vivo human skin revisited. *In 1er Colloque National d'ingénierie Cutanée, Franche Comté*, pages 143–151, 1999.
- [Corcuff and Pierard, 1998] P. Corcuff and G. Pierard. Skin imaging : State of the art at the dawn of the year 2000. *Current Problems in Dermatology*, 26 :1–11, 1998.
- [Cornuéjols *et al.*, 2002] A.A. Cornuéjols, L. Miclet, and Y. Kodratoff. Apprentissage artificiel. *Eyrolles*, 2002.
- [Cortes and Vapnik, 1995] C. Cortes and V.N. Vapnik. Support vector networks. *Machine learning*, 20(3) :273–297, 1995.
- [Coulson *et al.*, 1998] A.J. Coulson, A.G. Williamson, , and R.G. Vaughan. Improved fading distribution for mobile radio. *IEE Proc. F-Communications*, 145 :179–202, 1998.
- [Dainty, 1984] J.C. Dainty. *Laser speckle and related phenomena*. Topics in Applied Physics, 1984.
- [Darcy *et al.*, 2006] Y. Darcy, E. Monfrini, and Y. Guermeur. Borne rayon-marge sur l'erreur leave-one-out des svm multi-classes. *JDS*, 2006.
- [de Boer *et al.*, 1997] J.F. de Boer, T.E. Milner, M.J.C. Van Gemert, and J.S. Nelson. Two-dimensional birefringence imaging in biological tissue by polarization sensitive optical coherence tomography. *Optics Letters*, 22 :934–6, 1997.
- [Donald *et al.*, 2008a] D.D. Donald, S.J. Kirkpatrick, and R.K. Wang. Statistics of local speckle contrast. *J. Opt. Soc. Am.*, 25 :9–15, 2008.

- [Donald *et al.*, 2008b] D.D. Donald, J.K. Sean, and K.W. Ruikang. Statistics of local speckle contrast. *Journal of the Optical Society of America*, 25(1) :9–15, 2008.
- [Drexler *et al.*, 1999] W. Drexler, U. Morgner, F.X. Kartner, C. Pitris S.A. Boppart, X.D. Li, E.P. Ippen, and J.G. Fujimoto. In vivo ultrahigh-resolution optical coherence tomography. *Optics Letters*, 24 :1221–3, 1999.
- [Dutt and Greenleaf, 1995] V. Dutt and J. Greenleaf. Statistical analysis of ultrasound echo envelope. *PHD thesis and Mayo Clinic College Of Medicine*, 1995.
- [El Gammal *et al.*, 1995] S. El Gammal, T. Auer, K. Hoffman, P. Altmeyer, C. Passman, , and H. Ermert. Highresolution ultrasound of the human epidermis. *In : Serup and J. and Jemec and G.B.E. (eds.) Handbook of Non-Invasive Methods and the skin. Boca Raton and CRC Press*, 1995.
- [Elies, 1996] P. Elies. Etude expérimentale de la dépolarisation en imagerie laser : classification d'échantillons, analyse du champ de speckle. *Thèse de doctorat and Université de Bretagne Occidentale and Best*, 1996.
- [Elsner *et al.*, 2000] P. Elsner, E. Berdesca, K.P. Wilhelm, and H.I. Maibach. *Bioengineering of the skin : skin biomechanics*. CRC Press, 2000.
- [Fedosov and Tuchin, 2001] I.V. Fedosov and V.V. Tuchin. The use of dynamic speckle field space-time correlation function estimates for the direction and velocity determination of blood flow. *Proc ; SPIE*, 4434 :192–196, 2001.
- [Feldchtein *et al.*, 1998] F. Feldchtein, V. Gelikonov, R. Iksanov G. Gelikonov, R. Kuranov, A.M. Sergeev, N.D. Gladkova, M.N. Ourutina, J.A. Warren, and D.H. Reitze. In vivo oct imaging of hard and soft tissue of the oral cavity. *Optics Express*, 3 :239 –250, 1998.
- [Fercher *et al.*, 1993] A.F. Fercher, C.K. Hitzenberger, W. Drexler, G. Kamp, and H. Sattmann. In vivo optical coherence tomography. *AM. J .Ophthalmol*, 116 :113–114, 1993.
- [Fercher *et al.*, 1995] A.F. Fercher, C.K. Hitzenberger, G. Kamp, and S.Y. Elzaiat. Measurement of intraocular distances by backscattering spectral interferometry. *Optics Communications*, 117 :43–48, 1995.
- [Fornage, 1995] B.D. Fornage. Ultrasound examination of the skin and subcutaneous tissue at 7.5 to 10mhz. *In : Serup and J. and Jemec and G.B.E. (eds.) Handbook of Non-Invasive Methods and the skin. Boca Raton and CRC Press*, 1995.
- [Fujii *et al.*, 1976] H. Fujii, T. Asakura, and Y. Shindo. Measurements of surface roughness properties by means of laser speckle techniques. *Optics Communications*, pages 68–72, 1976.

- [Fujimoto *et al.*, 1995] J.G. Fujimoto, M.E. Brezinski, G.J. Tearney, S.A. Boppart, B.E. Bouma, M. H. Hee, J. F. Southern, and E. A. Swanson. Optical biopsy and imaging using optical coherence tomography. *Nature Med*, 1 :970–972., 1995.
- [Fujimoto *et al.*, 1999] J.G. Fujimoto, S.A. Boppart, G.J. Tearney, B.E. Bouma, C. Pitris, and M.E. Brezinski. High resolution in vivo intraarterial imaging with optical coherence tomography. *Heart*, 82 :128–133, 1999.
- [Gambichler and al, 2007] T. Gambichler and al. In vivo optical coherence tomography of basal cell carcinoma. *J Dermatol Sci*, 45 :167–173, 2007.
- [Gambichler *et al.*, 2005] T. Gambichler, S. Boms, M. Stucker, G. Moussa, A. Kreuter, and M. S. Acute skin alterations following ultraviolet radiation investigated by optical coherence tomography and histology. *Arch Dermatol Res*, 297 :218–225, 2005.
- [Gladkova *et al.*, 2000] N.D. Gladkova, G.A. Petrova, N.K. Nikulin, and S.G. Radenska-Lopovok. In vivo optical coherence tomography imaging of human skin. *Norm and pathology Skin Res. Technol*, 6 :6–16, 2000.
- [Goodman, 1975] J.W. Goodman. Statistical properties of laser speckle patterns. *In laser speckle and related phenomena. Topics in applied physics*, 9 :9–75, 1975.
- [Goodman, 1976] J.W. Goodman. Some fundamental properties of speckle. *J. Opt. Soc. Am*, 66 :1145–1150, 1976.
- [Gossage *et al.*, 2003] K.W. Gossage, T.S. Tkaczyk, J.J. Rodriguez, and J.K. Barton. Texture analysis of optical coherence tomography images : feasibility for tissue classification. *J.Biomed.Opt*, 8 :570, 2003.
- [Gossage *et al.*, 2006] K.W. Gossage, , C.M. Smith, E.M. Kanter, L.P. Hariri, A.L Stone, J.J Rodriguez, S.K. Williams, and J.K Barton. Texture analysis of speckle in optical coherence tomography images of tissue phantoms. *Physics in Medicine And Biology*, 51 :1563–1575, 2006.
- [Gudbjartsson and Patz, 1995] H. Gudbjartsson and S. Patz. The rician distribution of noisy mri data. *Magnetic Resonance in Medicine*, 34 :910–914, 1995.
- [Guermeur *et al.*, 2000] Y. Guermeur, A. Elisseeff, and H. Paugam-Moisy. A new multi-class svm based on a uniform convergence result. *In International Joint Conference On Neural Networks, Volume IV*, pages 183–188, 2000.
- [Haeker *et al.*, 2007] M. Haeker, M. sonka, R. Kardon, V.A. Shah, X.Wu, and M.D. Abramoff. Automated segmentation of intraretinal layers from macular optical coherence tomography images. *SPIE*, 6512, 2007.
- [Halton, 1970] J.H. Halton. A retrospective and prospective survey of the monte carlo method. *SIAM Review*, 12(1) :1–63, 1970.

- [Haralick *et al.*, 1973] R.M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein. Texture features for image classification. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 3(6) :610–621, 1973.
- [Haralick, 1979] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to textures. *Proceedings of the IEEE*, 67(5) :786–804, 1979.
- [He and Wang, 2004] Y. He and R.K. Wang. Dynamic optical clearing effect of tissue impregnated with hyperosmotic agents and studied with optical coherence tomography. *J Biomed Opt*, 9 :200–206, 2004.
- [Hillman *et al.*, 2006] T.R. Hillman, S.G. Adie, V. Seemann, and J.J. Armstrong. Correlation of statistic speckle with sample properties in optical coherence tomography. , *Optics Letters*, 31(2) :190–192, 2006.
- [Hori *et al.*, 2006] Y. Hori, Y. Yasuno, S. Sakai, V. Dimitrova, T. Yasui, and M. Itoh. Automatic characterization and segmentation of human skin using three-dimensional optical coherence tomography. *Optics Express*, 14(5), 2006.
- [Hovmann *et al.*, 1995] K. Hovmann, K. Hoffmann, T. Dirschka, H. Schwarze, U. Matthes, A. Hoffmann, and P. Altmeyer. 20 mhz sonography, colorimetry and image analysis in the evaluation of psoriasis vulgaris. *J Dermatol Sci*, 9 :103–110, 1995.
- [Huang *et al.*, 1991] D. Huang, E.A. Swanson, C.P. Lin, J.S. Schuman, W.G. Stinson, W. Chang, M.R. Hee, T. Flotte, K. Gregory, C.A. Pulifito, and J.G. Fujimoto. Optical coherence tomography. *Science*, 254 :1178–1181, 1991.
- [Iftimia *et al.*, 2003] N. Iftimia, B. Bouma, and G.J. Tearney. Speckle reduction in optical coherence tomography by path length encoded angular compounding. *Journal of Biomed. Opt*, 8 :260–263, 2003.
- [Imai and Tanaka, 1999] Y. Imai and K. Tanaka. Direct velocity sensing of flow distribution based on low-coherence interferometry. *J.Opt.Soc.Am.A*, 16 :2007, 1999.
- [Izatt *et al.*, 2000] J.A. Izatt, M.D. Kulkarni, H-W. Wang, K. Kobayashi, and M.V. Sivak. Optical coherence tomography and microscopy in gastrointestinal tissues. *IEEE J Select Topics Quantum Electron*, 2 :1017–1028, 2000.
- [Jackson, 2001] J.D. Jackson. *Electrodynamique classique*. Dunod, 2001.
- [Jacques, 2005] S.L. Jacques. Short course notes : Tissus optics. *Spie Education Courses*, 2005.
- [Jaekle *et al.*, 2000] S. Jaekle, N. Gladkova, A. Terentieva, B. Brand, G. Gelikonov, A. Sergeev, J.Freund, U. Seitz, S.Schroder, and N. Soehendra. In vivo endoscopic optical coherence tomography of the human gastrointestinal tract- toward optical biopsy. *Endoscopy*, 32 :743–9, 2000.

- [Jiao *et al.*, 2002] S. Jiao, G. Yao, and L.V. Wang. Two-dimensional depth-resolved Mueller matrix of biological tissue measured with double-beam polarization-sensitive optical coherence tomography. *Optics Letters*, 27 :101–3, 2002.
- [Johnson and Kotz, 1970] N.L. Johnson and S. Kotz. Continuous univariate distributions. *Houghton-Mifflin, Boston*, 1, 1970.
- [Jonkman *et al.*, 2009] J.N. Jonkman, D.P. Gerard, and H.W. Swallow. Estimating probabilities under the three-parameter gamma distribution using composite sampling. *Computational Statistics and Data Analysis*, 53(4) :1099–1109, 2009.
- [Kirillin *et al.*, 2006] M.Y. Kirillin, I.V. Meglinski, and A.V. Priezzhev. Effect of photons scattering orders on the formation of a signal on optical low-coherence tomography of highly scattering media. *Quantum Electronics*, 36(3) :247–252, 2006.
- [Kirillin *et al.*, 2007] M.Y. Kirillin, E. Alarousu, T. Fabritius, R. Myllyla, and A.V. Priezzhev. Visualization of paper structure by optical coherence tomography : Monte carlo simulations and experimental study. *Journal of the European Optical Society Rapid Publications*, 2 :7031–7038, 2007.
- [Kirillin *et al.*, 2008] M.Y. Kirillin, A.V. Priezzhev, and R. Myllula. Role of multiple scattering in formation of OCT skin images. *Quantum Electronics*, 38(6) :570–575, 2008.
- [Kirillin, 2002] M.Y. et al Kirillin. Monte carlo simulation of laser beam propagation in a plane layer of the erythrocyte suspension : comparison of contributions from different scattering orders to the angular distribution of light intensity. *Quantum Electronics*, 32(10) :883–887, 2002.
- [Kruger *et al.*, 2007] A. Kruger, T. Schwabe, M. Cuevas, P. Knuschke, and E. Koch. Measurement of the epidermal thickness with Fourier domain optical coherence tomography in an occupational health study on natural sun protection of the human skin. *Advances in medical engineering*, 114(5) :349–354, 2007.
- [Lankenau *et al.*, 1997] E. Lankenau, J. Welzel, R. Birngruber, and R. Engelhardt. In vivo tissue measurements with optical low coherence tomography. *SPIE*, 2981 :78–84., 1997.
- [Lauer and Bloch, 2006] F. Lauer and G. Bloch. Méthodes SVM pour l’identification. in journées identification et modélisation expérimentale. *JIM 2006 and Poitiers and France*, 2006.
- [Leitgeb *et al.*, 2004] R.A. Leitgeb, W. Drexler, and A. Unterhuber et al. Ultrahigh resolution Fourier domain optical coherence tomography. *Optics Express* 2004, 12 :2156–65, 2004.
- [Mathews *et al.*, 2008] J. Mathews, H. Lehnert-Lehouillier, S. Bora, S. McAleavey, D. Dalecki, and J. McDonough. Speckle tracking for the recovery of displacement and velocity

- information from sequences of ultrasound images of the tongue. *8th international Seminar on Speech Production*, 2008.
- [Mercer, 1909] J. Mercer. Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 209 :415–446, 1909.
- [Mogensen *et al.*, 2008] M. Mogensen, H.A. Morsy, L. Thrane, and G.B. Jemec. Morphology and epidermal thickness of normal skin imaged by optical coherence tomography. *Dermatology*, 217 :14–20, 2008.
- [Mogensen *et al.*, 2009] M. Mogensen, B.M. Nurnberg, J.L. Forman, L. Thrane, and G.B. Jemec. In vivo thickness measurement of basal cell carcinoma and actinic keratosis with optical coherence tomography and 20-mhz ultrasound. *Br J Dermatol*, 160 :1026–1033, 2009.
- [Nakagami, 1960] M. Nakagami. The m-distribution a general formula for intensity distribution of rapid fading and in statistical methods in radio wave propagation. *Oxford, U. K. : Pergamon*, pages 3–36, 1960.
- [Nicolas, 2006] J.M. Nicolas. Application of the mellin transform : study of the statistical laws of the image. *Research Report ENST Paris,2006D010*, 2006.
- [Ohtsubo and Asakura, 1975] J. Ohtsubo and T. Asakura. Statistical properties of speckle intensity variations in the diffraction field under illumination of partially coherent light. *Nouvelle Revue d’Optique*, pages 189–95, 1975.
- [Ohtsubo and Kohno, 1980] J. Ohtsubo and T. Kohno. Velocity measurements using speckle patterns. *Journal of Mechanical Engineering Laboratory*, pages 194–207, 1980.
- [Oosterveld *et al.*, 1993] B.J. Oosterveld, J.M. Thijssen, P.C. Hartman, and G.I.E. Rosenbush. Detection of diffuse liver disease by quantitative echography : Dependence on a priori choice of parameters. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 19 :21–25, 1993.
- [Pan and Lankeneau, 1996] Y. Pan and E. Lankeneau. Optical coherence-gated imaging of biological tissues. *IEEE Journale of selected Topics in Quantum Electronics*, 2(4) :1029–1134, 1996.
- [Pedersen, 1976] H.M. Pedersen. Theory of speckle dependence on surface roughness. *Journal of the Optical Society of America*, pages 1204–10, 1976.
- [Philips *et al.*, 1997] S.B. Philips, N.Kollias, R. Gillies, and J.A. Muccini et L.A. Drake. Polarized light photography enhances visualization of inflammatory lesions of ance vulgaris. *J Am Acad Dermatol*, 37(6) :948–952, 1997.



- [Piederriere, 2003] Y. Piederriere. Etude du speckle de milieux diffusants liquides. application à la détermination de paramètres biophysiques. *Thèse en sciences de l'ingénieur, Université de Bretagne Occidentale*, 2003.
- [Pierce *et al.*, 2004] M.C. Pierce, J. Strasswimmer, B.H. Park, B. Cense, and J.F. de Boer. Advances in optical coherence tomography imaging for dermatology. *J Invest Dermatol*, 123 :458–63., 2004.
- [Pircher *et al.*, 2003] M. Pircher, E. Gotzinger, R. Leitgeb, A.F. Fercher, and C.K. Hitzenberger. Speckle reduction in optical coherence tomography by frequency compounding. *Journal Biomed.opt*, 8 :565–569, 2003.
- [Povazay *et al.*, 2003] B. Povazay, K. Bizheva, B. Hermann, A. Unterhuber, and H. Sattmann *et al.* Enhanced visualization of choroidal vessels using ultrahigh resolution ophthalmic oct at 1050 nm. *Optics Express*, 11(17) :1980–1986, 2003.
- [Prahl, 1988] S.A. Prahl. Light in transport tissue. thèse de doctorat. *LPMI, University of Texas, Austin*, 1988.
- [Pramod and Jacquot, 1987] K.R. Pramod and P. Jacquot. Measurement of difference deformation using speckle interferometry. *Optics Letters*, 12(8) :596–598, 1987.
- [Pratt, 1991] W. Pratt. Digital image processing. *John Wiley, second edition*, 1991.
- [Puvanathan and Bizheva, 2007] P. Puvanathan and K. Bizheva. Speckle noise reduction algorithm for optical coherence tomography based on interval type ii fuzzy set. *Optics Express*, 15(24) :15747, 2007.
- [Querleux, 1995] B. Querleux. Nuclear magnetic resonance(nmr) examination of the epidermis in vivo. In : *Serup and J. and Jemec and G.B.E(eds) Handbook of Non-Invasive Methods and the skin. Boca Raton, CRC Press*, 1995.
- [Rajadhyaksha and Zavislan, 1997] M. Rajadhyaksha and J.M. Zavislan. Confocal laser microscope images tissue in vivo. *Laser Focus World*, 33(2) :119–128, 1997.
- [Rajadhyaksha *et al.*, 1999] M. Rajadhyaksha, S. Gonzalez and J.M. Zavislan, R.R. Anderson, and R.I.H. Webb. In vivo confocal scanning laser microscopy of human skin ii : Advances in instrumentation and comparison with histology. *The Journal of Investigative Dermatology*, 113 :293303, 1999.
- [Raju and Srinivasan, 2002] B.I. Raju and M.A. Srinivasan. Statistics of envelope of high frequency ultrasonic backscatter from human skin in vivo. *IEEE trans. UFFC*, 49(7) :871–882, 2002.
- [Rogowska and Brezinski, 2002] J. Rogowska and M.E. Brezinski. Image processing techniques for noise removal enhancement and segmentation of cartilage oct images. *Physics in Medicine and Biology*, 47 :641–655, 2002.



- [Romijn and al, 1991] R.L. Romijn and al. Ultrasonic differentiation of intraocular melanomas : Parameters and estimation methods. *Ultrasonic Imaging*, 13 :27–55, 1991.
- [Sadhvani *et al.*, 1996] A. Sadhwani, K.T. Schomacker, G.J. Tearney, and N.S. Nishioka. Determination of teflon thickness with laser speckle. i. potenziale for burn depth diagnosis. *Applied Optics*, 35(28) :5727–5735, 1996.
- [Saint Mezard *et al.*, 2004] P. Saint Mezard, F. Berard, B. Dubois, D. Kaiserlian, and J.F. Nicolas. The role of cd4+ and cd8+ t cells in contact hypersensitivity and allergic contact dermatitis. *Eur. J. Dermatol*, 14(3) :131–8, 2004.
- [Schmitt *et al.*, 1999] J.M. Schmitt, S.H. Xiang, and K.M. Yung. Speckle in optical coherence tomography. *J.Biomed. Opt.*, 4 :95–105, 1999.
- [Schnittger *et al.*, 1985] I. Schnittger, A. Vieli, J.E. Heiserman, B.A. Director, M.E. Billingham, S.G. Ellis, R.S. Kernoff, T. Takamoto, and R.L. Popp. Ultrasonic tissue characterization : detection of acute myocardial ischemia in dogs. *Circulation*, 72 :193–199, 1985.
- [Scholkopf and Smola, 2002] B. Scholkopf and A.J. Smola. Learning with kernels support vector machines and regularization and optimization and beyond. *MIT Press*, 2002.
- [Selb *et al.*, 2001] J. Selb, S.L. Fort, L. Pottier, and A.C. Boccara. 3d acousto-optic modulated-speckle imaging in biological tissues. *Comptes Rendus de l'Academies Sciences, Serie IV Physique, Astrophysique*, pages 1213–25, 2001.
- [Sergeev *et al.*, 1997] A.M. Sergeev, V.M. Gelikonov, G.V. Gelikonov, F.I. Feldchtein, R.V. Kuranov, and N.D. Gladkova. In vivo endoscopic oct imaging of precancer and cancer states of human mucosa. *Optics Express*, 13 :432–440, 1997.
- [Serup *et al.*, 1995] J. Serup, J. Keiding, A. Fullerton, M. Gniadecka, and R. Gniadecki. High-frequency ultrasound examination of the skin : Introduction and guide. In : *Serup, Jemec GBE, eds. Non-Invasive Methods and the skin. Boca Raton : CRC Press*, pages 239–256, 1995.
- [Shankar *et al.*, 2001] P.M. Shankar, V.A. Dumane, J.M. Reid, F. Forsberg, C. Piccoli, and B.B. Goldberg. Classification of ultrasonic b-mode images of breast masses using nakagami distribution. *IEEE Transaction on ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 48 :569–580, 2001.
- [Shankar *et al.*, 2005] P.M. Shankar, C.W. Piccoli, J.M. Reid, F. Forsberg, and B.B. Goldberg. Application of the compound probability density function for characterization of breast masses in ultrasound b scans. *Physics in Medecine and Biology*, 50 :2241–2248, 2005.
- [Shankar, 2004] P.M. Shankar. The use of the compound probability density function in ultrasonic tissue characterization. *Physics in Medecine and Biology*, 49 :1007–1015, 2004.

- [Shankar, 2006] P.M. Shankar. Speckle reduction in ultrasonic images through a maximum likelihood based adaptative filter. *Phys and Med and Biol*, 51 :5591–5602, 2006.
- [Shengwen and Limin, 2003] G. Shengwen and L. Limin. An adaptative speckle suppression and edge enhancement technique. *Journal of Electronics*, 20(5), 2003.
- [Sheppard and Shotton, 1997] C.J.R. Sheppard and D.M. Shotton. Confocal laser scanning microscopy. *Royal Microscopical Society Microscopic Handbooks. Bios Scientific Publishers and Oxford*, 1997.
- [Shin *et al.*, 2005] J.W. Shin, J.H. Chang, and N.S. Kim. Statistical modeling of speech signals based on generalized gamma distribution. *IEEE Signal Process.Lett.*, 12 :258–261, 2005.
- [Shurcliff, 1962] W.A. Shurcliff. Polarized light production and use. *Havard University Press, Cambridge, Massachussets*, 1962.
- [Shyu *et al.*, 1994] H.C. Shyu, Y.S. Sun, and W.H. Shen. The analysis of scan-to-scan integration technique for sea clutter. *IEEE Proc. Nat. Radar Conf*, pages 228–233, 1994.
- [Sommer *et al.*, 1987] G. Sommer, R. Stern, and H. Chen. Cirrhosis : Us images with narrow band filtering. *Radiology*, 165 :425–430, 1987.
- [Stacy, 1962] E.W. Stacy. A generalization of the gamma distribution. *Ann. Math. Stat*, 33(3) :1187–1192, 1962.
- [Starmans *et al.*, 1992] F.J.M. Starmans, E.J.A. Kusters, , and E. de Koning. Skin thickness measurements with pulsed ultrasound. *Technical Note 347/92. Philips Research Laboratories*, 1992.
- [Swanson *et al.*, 1993] E.A. Swanson, J.A. Izatt, M.R. Hee, D. Huang, C.P. Lin, J.S. Schuman, C.A. Puliafito, and J.G. Fujimoto. In vivo retinal imaging by optical coherence tomography. *Optics Letters*, 18 :1864–6, 1993.
- [Tauber *et al.*, 2009] C. Tauber, H. Batatia, and A.Ayache. Robust b-spline snakes for ultrasound image segmentation. *Journal of Signal Processing Systems*, 54(1-3) :159–169, 2009.
- [Taylor and Cristianini, 2000] S.J. Taylor and N. Cristianini. Support vector machines and other kernel based learning methods. *Cambridge University Press*, 2000.
- [Tearney *et al.*, 1997] G.J. Tearney, M.E. Brezinski, and J.F. Southern et al. Optical biopsy in human gastrointestinal tissue using coherence tomography. *Am J Gastroenterol*, 92 :1800–4, 1997.
- [Thompson *et al.*, 1997] C.A. Thompson, K.J. Webb, and A.M. Weiner. Imaging in scattering media by use of laser speckle. *J.Opt.Soc.A*, 14(9) :2269–2277, 1997.

- [Toh *et al.*, 1998] S.L. Toh, H.M. Shang, and C.J. Tay. Surface-roughness study using laser speckle method. *Optics and Lasers in Engineering*, pages 217–225, 1998.
- [Tuceryan and Jain, 1998] M. Tuceryan and A.K. Jain. Texture analysis, chapitre 2.1. *The Handbook of pattern Recognition and Computer Vision*, pages 207–248, 1998.
- [Ulaby and Dobson, 1989] F.T. Ulaby and M.C. Dobson. Handbook of radar statistics for terrain. *Artech House and Dedham MA*, 1989.
- [Unterhuber *et al.*, 2003] A. Unterhuber, B. Povazay, B. Hermann, H. Sattmann, W. Drexler V. Yakovlev, and G. Tempea et al. Compact, low-cost titanium dioxide laser for in vivo ultrahigh-resolution optical coherence tomography. *Optics Letters*, 28 :905–907, 2003.
- [Vabre *et al.*, 2002] L. Vabre, A. Dubois, and A.C. Boccara. Thermal-light full-field optical coherence tomography. *Optics Letters*, 27 :530–2, 2002.
- [Vo Dinh, 2003] T. Vo Dinh. Biomedical photonics handbook, chapter 2 : Optical properties of tissue. *CRC Press*, pages 1–75, 2003.
- [Wang, 2002] R.K. Wang. Signal degradation by multiple scattering in optical coherence tomography of dense tissue : a monte carlo study towards optical clearing of biotissues. *Phys Med Biol*, 47 :2281–2299, 2002.
- [Watanabe and Itoh, 2000] W. Watanabe and K. Itoh. Coherence spectrometry : Optical spectroscopic tomography with low-coherence interferometry. *Optical Review*, 7(5) :406–414, 2000.
- [Wear *et al.*, 1997] K.A. Wear, R.F. Wagner, D.G. Brown, and M.F. Insana. Statistical properties of estimates of signal-to-noise ratio and number of scatterers per resolution cell. *Journal of the Acoustical Society of America*, 102 :635–641, 1997.
- [Weissman *et al.*, 2004] J. Weissman, T. Hancewicz, and P. Kaplan. Optical coherence tomography of skin for measurement of epidermal thickness by shapelet-based image analysis. *Optics Express*, 12(23) :5760, 2004.
- [Welzel *et al.*, 2003] J. Welzel, M. Bruhns, and H.H. Wolf. Optical coherence tomography in contact dermatitis and psoriasis. *Arch Dermatol Res*, 295 :50–55, 2003.
- [Welzel, 2001] J. Welzel. Optical coherence tomography in dermatology : a review, *Skin Res Technol*, 7 :1–9, 2001.
- [Weston and Watkins, 1998] J. Weston and C. Watkins. Multi-class support vector machines. *Technical Report CSD-TR-98-04, Department of computer Science, Royal Holloway, University of London ; UK*, 1998.
- [Westphal *et al.*, 2002] V. Westphal, S. Yazdanfar, A.M. Rollins, and J.A. Izatt. Real-time, high velocity-resolution color doppler optical coherence tomography. *Optics Letters*, 27 :34–6, 2002.

- [Williams, 2005] H. C. Williams. Clinical practice and atopic dermatitis. *N Engl J Med*, 352(22) :2314–24, 2005.
- [Wilson, 1983] B.C. Wilson. A monte carlo model for the absorption and flux distributions of light in tissue. *Med. Phys*, 10 :824–830, 1983.
- [Wojtkowski *et al.*, 2002] M. Wojtkowski, R. Leitgeb, and A. Kowalczyk *et al.* In vivo human retinal imaging by fourier domain optical coherence tomography. *J Biomed Opt*, 7 :457–63, 2002.
- [Yazdanpanah *et al.*, 2009] A. Yazdanpanah, G. Hamarneh, B. Smith, and M. Sarunic. Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography using an active contour approach. *MICCAI*, 5762 :649–656, 2009.
- [Zawadzki *et al.*, 2007] R.J. Zawadzki, A.R. Fuller, D.F. Wiley, B. Hamann, S.S. Choi, and J.S. Werner. Adaptation of a support vector machine algorithm for segmentation and visualization of retinal structures in volumetric optical coherence tomography data sets. *Journal of Biomedical Optics*, 12(4) :041206, 2007.
- [Zhifang *et al.*, 2008] L. Zhifang, H. Youwu, C. Shoudong, and X. Shusen. A model of speckle contrast in optical coherence tomography for characterizing the scattering coefficient of homogenous tissues. *Physics In Medicine AND Biology*, 53 :5859–5866, 2008.
- [Zuluaga and Kortum, 1999] A.F. Zuluaga and R.R. Kortum. Spatially resolved spectral interferometry for determination of subsurface structure. *Optics Letters*, 24 :519–2, 1999.