



HAL
open science

Systeme d'identification de personnes basé sur la rétine

Takwa Chihaoui

► **To cite this version:**

Takwa Chihaoui. Systeme d'identification de personnes basé sur la rétine. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paris-Est; Université de Tunis El Manar, 2018. Français. NNT: 2018PESC1145 . tel-02085887

HAL Id: tel-02085887

<https://pastel.hal.science/tel-02085887v1>

Submitted on 31 Mar 2019

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

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



Université de Tunis El Manar – Ecole Nationale d’Ingénieurs de Tunis Ecole
doctorale Science et Techniques de l’Ingénieur (STI)

Université Paris - Est – ESIEE-Paris Ecole Doctorale Mathématiques et Sciences et
Technologies de l’Information et de la Communication (MSTIC)

THÈSE EN COTUTELLE

pour l’obtention des diplômes de

Doctorat en Informatique de l’Université Paris-Est
Doctorat en Génie Electrique de l’Université de Tunis El Manar

Systeme d’Identification de personnes basé sur la rétine

par : TAKWA CHIHAOUI

Soutenue le 06 Décembre 2018 devant le jury composé de :

M ^{me} Dorra SELLAMI MASMOUDI	Professeure à l’ENIS, Université de Sfax	Rapporteur
M. Dominique GINHAC	Professeur à l’Université de Bourgogne	Rapporteur
M. Khalifa DJEMAL	Maître de conférences à Université d’Evry Val d’Essonne	Examineur
M. Kamel HAMROUNI	Professeur à l’ENIT, Université de Tunis El Manar	Directeur
M. Mohamed AKIL	Professeur émérite, ESIEE Paris, LIGM	Directeur
M. Rostom KACHOURI	Professeur associé, ESIEE Paris, LIGM	Invité

*Cette thèse est dédiée à Maman et Papa,
sans lesquels je n'aurais jamais vu le jour.*

Remerciements

J'aimerais avant tout remercier vivement les membres de jury d'avoir accepté de juger mon travail de thèse. Je suis très reconnaissante à Madame Dorra SELLAMI MASMOUDI et Monsieur Dominique GINHAC de s'être penchés avec rigueur et grand intérêt sur ce rapport et de m'avoir fait l'honneur d'en être les rapporteurs. Mes plus sincères remerciements vont aussi à Monsieur Khalifa DJEMAL qui a examiné ce travail de thèse et ont participé au jury. Je tiens à témoigner toute ma profonde gratitude à mes deux directeurs de thèse qui m'ont accueilli dans leurs laboratoires, et ont accepté de diriger ma thèse : Monsieur Mohamed AKIL et Monsieur Kamel HAMROUNI. Je tiens à remercier Monsieur AKIL pour son investissement dans tous les aspects de mon travail et de ma rédaction, des fois malgré la distance qui nous sépare. Il m'a soutenu à chaque instant de cette thèse et m'a gardée à un moment où je ne me serais pas gardée moi-même. Si j'ai pu conclure mes travaux de thèse, un grand mérite lui revient. Je tiens également à remercier Si Kamel qui a su me faire confiance dès ma deuxième année de Mastere et qui a toujours été d'excellents conseils. Qu'il trouve ici l'expression de ma gratitude pour son encadrement scientifique et pour toute l'attention qu'il a apportée au déroulement de mes travaux. Je remercie également Rostom KACHOURI et Hajer JLASSI qui ont co-encadré ma thèse et qui ont répondu présent à chaque fois où j'en avais besoin. Grâce à ses remarques pertinentes et des encouragements sans cesse renouvelés, j'ai pu avancer en toute assurance. Ce travail de thèse a été réalisé dans le cadre d'une cotutelle entre le laboratoire LR-SITI de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (Université de Tunis El Manar) et le laboratoire LIGM de l'école ESIEE-Paris (Université Paris-Est). Je remercie leurs directeurs ainsi que tous les chercheurs de ces laboratoires pour l'accueil et les conditions de travail privilégiées qui m'y ont été offertes. Je n'oublie pas le personnel administratif, en particulier Madame Sylvie CACH de l'école doctorale MSTIC et Madame Rakia CHALOUATI de l'ENIT qui n'ont ménagé aucun effort pour me faciliter les démarches administratives tout au long de cette thèse. Mes remerciements vont aussi à ma famille et mes amis qui m'ont permis de ne jamais dévier de mon objectif final. Merci à mon petit frère Nassim pour son affection et son encouragement. Ces remerciements ne peuvent s'achever, sans une pensée pour mes parents qui ont tout sacrifié pour leurs enfants, n'épargnant ni santé ni efforts ni argent : Mon père Mohamed Taher, son soutien constant est pour moi le pilier fondateur de ce que je suis et de ce que je fais, son ambition illimitée m'a toujours inspirée. Ma mère Monia qui a su m'écouter et pris le temps d'entendre mes histoires de biométrie. Elle a su être là dans tous les moments, les bons comme les difficiles. Merci Maman.. Pour clore ce préambule, je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à l'aboutissement de cette thèse.

Résumé

Résumé

Notre travail s'inscrit dans le cadre de la biométrie par la rétine. La rétine est la couche sensorielle de l'œil, elle présente une texture riche et unique même chez les jumeaux. Ses propriétés ont fait de la biométrie par la rétine un axe de recherche actif. En effet, de nombreuses méthodes ont été proposées pour les différentes étapes de la méthode biométrique allant du pré-traitement de l'image rétinienne à son analyse, en passant par sa caractérisation, afin d'identifier et authentifier un individu. Nous nous intéressons dans ces travaux de thèse, à l'étude, la conception, le développement et l'évaluation d'une nouvelle méthode biométrique basée sur la rétine. Notre première contribution réside dans la conception d'une méthode d'analyse d'image rétinienne saine et pathologique, suivie d'une sélection de région d'intérêt autour du disque optique. Cette méthode améliore la qualité de l'image rétinienne et extrait une région d'intérêt la plus stable de la rétine afin de maintenir une densité d'information satisfaisante, et assurer ainsi une meilleure qualité de reconnaissance. Notre deuxième contribution porte sur la proposition d'une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques locales basée sur le descripteur standard SIFT. Elle applique une nouvelle approche reposant sur la suppression des points d'intérêt non informatifs extraits par le descripteur standard SIFT. Cette nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques locales réduit le nombre des points d'intérêt redondants tout en maintenant la qualité de la description. Nous avons validé, la méthode biométrique proposée sur différentes bases comprenant des images saines et pathologiques. Les résultats obtenus montrent des performances encourageantes. Ces résultats illustrent, que la méthode que nous avons proposée, localise correctement la région d'intérêt rétinienne. En mode identification, un taux d'identification correcte d'environ 99.8% est atteint. En mode vérification, nous avons obtenu un taux FRR de 0.12% quant aux taux FAR et EER (erreur), ils sont de 0%. L'étude comparative a montré que notre méthode est plus discriminative que d'autres méthodes de l'état de l'art, notamment celles basées sur la segmentation et l'extraction de l'arbre vasculaire.

Mots-clefs

Rétine, Pathologies réiniennes, Région d'intérêt, Caractérisation, Mise en correspondance, Reconnaissance, Identification, Vérification.

Abstract

Our work is part of the retina biometrics. The retina is the sensory layer of the eye; it has a rich and unique texture even in twins. Its properties have made the retina biometrics an active research area. Indeed, numerous methods have been proposed for the various stages of the biometric method, from pretreatment of the retinal image to its analysis, through its characterization, in order to identify and authenticate an individual. We are interested in this work by, the study, design, development and evaluation of a new biometric method based on the retina. This thesis presents our contributions for each stage of the proposed biometric method. Our first contribution lies in the proposition of a healthy and pathological retinal image analysis method, followed by a selection of a region of interest around the optical disc. This method improves the quality of the retinal image and extracts a more stable region of interest from the retina to maintain a satisfactory information density, to ensure a better quality of recognition. Our second contribution consists in proposing a new method for extracting local characteristics based on the standard SIFT descriptor. It is based on the removal of non-informative points of interest extracted by the standard SIFT descriptor. This new method of extracting local features reduces the number of redundant points of interest while maintaining the quality of the description. We validate, the proposed biometric method on different bases including healthy and pathological images. This biometric method has yielded encouraging results on healthy and pathological retinal images. The results obtained show encouraging performances. These results indicate that the method we have proposed, correctly locates the retinal region of interest. In identification mode, a correct identification rate of approximately 99.8% is reached. In verification mode, we obtained 0.12% as FRR error rate and 0% for the FAR and EER error rates. The comparative study shows that our method is more discriminative than other state-of-the-art methods, especially those based on segmentation and extraction of the vascular tree.

Keywords

Retina, Pathologic retina, Region Of Interest, Description, Matching, Recognition, Identification, Verification.

Table des matières

Table des figures	9
Liste des tableaux	15
0.1 Cadre et motivations	17
0.2 Contributions	20
0.3 Organisation du manuscrit	21
1 Biométrie par la rétine	23
1.1 Introduction	23
1.2 La biométrie	23
1.2.1 Définitions et usage	24
1.3 Technologie biométrique	25
1.3.1 Système biométrique	25
1.3.2 Évaluation des systèmes biométriques	27
1.4 Les modalités biométriques	28
1.4.1 La modalité comportementale	29
1.4.2 La modalité biologique	30
1.4.3 La modalité morphologique	30
1.4.4 Critères d'évaluation des modalités biométriques	32
1.5 Les limitations des systèmes biométriques	33
1.6 La biométrie de la rétine	36
1.6.1 Les points forts de la rétine	36
1.6.2 Les points faibles de la rétine	39
1.7 Conclusion	43
2 État de l'art des méthodes existantes portant sur la biométrie par la rétine	45
2.1 Introduction	45
2.2 Structure générale d'une méthode biométrique rétinienne	46
2.2.1 Analyse et pré-traitement de l'image rétinienne acquise	47
2.2.2 Extraction de la signature rétinienne	49
2.2.3 Caractérisation de l'image rétinienne sans étape d'extraction de l'arbre vasculaire rétinien	55
2.2.4 Alignement des signatures rétiniennes	56
2.2.5 Comparaison de signatures biométriques	58
2.3 Classification des méthodes biométriques rétiniennes	59
2.3.1 Méthodes basées sur une description non invariante par les transformations géométriques nécessitant une étape de recalage	59
2.3.2 Méthodes basées sur une caractérisation invariante aux transformations géométriques	62

2.4	Conclusion	63
3	Proposition d'une méthode biométrique par la rétine	65
3.1	Introduction	65
3.2	Anatomie de la rétine	65
3.3	Architecture de la méthode biométrique proposée	68
3.3.1	Traitement de l'image rétinienne	68
3.3.2	Localisation de la région d'intérêt biométrique	69
3.3.3	Extraction des caractéristiques biométriques de l'anneau rétinien d'intérêt	88
3.3.4	Comparaison des signatures rétiniennes	94
3.4	Conclusion	94
4	Evaluation de la méthode biométrique proposée	97
4.1	Introduction	97
4.2	Description des bases d'images rétiniennes	98
4.2.1	La base Stare	98
4.2.2	La base Drive	98
4.2.3	La base ROC	98
4.2.4	La base DiaretDB1	99
4.2.5	La base VARIA	100
4.2.6	Les bases Stare/Drive Authentication	100
4.3	Evaluation et validation de la localisation proposée du point de référence du Cup du disque optique	101
4.3.1	Protocoles d'évaluation	101
4.3.2	Evaluation de la méthode de détection du point du Cup basée ODR-ext	102
4.3.3	Evaluation de la méthode de détection du point du Cup basée ODR-TM	108
4.3.4	Comparaison de la localisation proposée du point du Cup basée sur la méthode ODR-TM avec des méthodes existantes	113
4.4	Evaluation et validation de nos contributions biométriques : descripteur local employé dans notre chaîne biométrique globale	114
4.4.1	En mode Identification	114
4.4.2	En mode vérification	117
4.4.3	Validation du descripteur SIFT-RUK	120
4.5	Validation de la méthode biométrique proposée	121
4.6	Conclusion	124
	Conclusion Générale	127
	Perspectives	129
	Liste des publications	131
	Bibliographie	133

Table des figures

1	L'évolution des scanners biométriques rétiniens.	18
2	Les différentes imperfections dont souffrent les images rétiniennes acquises : (a) la capture correcte du scan rétinien, (b) impact d'une translation, (c) impact d'une rotation et (d) impact d'une variation d'intensité.	19
3	Anatomie de la rétine.	19
4	Exemples d' images rétiniennes affectées par quelques pathologies.	20
1.1	Revenus de l'industrie de la biométrie [47].	25
1.2	Enrôlement d'un utilisateur dans un système biométrique.	25
1.3	Organigramme du processus d'identification.	26
1.4	Organigramme du processus de vérification.	26
1.5	La courbe des distributions interclasse et intra-classe.	27
1.6	Exemple de la courbe DET.	28
1.7	Les caractéristiques biométriques les plus répandues : (a) la géométrie de la main, (b) l'iris, (c) l'empreinte digitale, (d) le visage, (e) les veines de la main, (f) la rétine, (g) la signature, (h) la forme de l'oreille, (i) la voix, (j) la thermographie du visage, (k) la manière de marcher, (l) l'ADN.	29
1.8	Quelques différentes techniques de reconnaissance du visage [18] : (a) la géométrie du visage, (b) le thermographie du visage, (c) la structure fine de la peau et (d) la largeur de la bouche.	31
1.9	Quelques techniques d'analyse des veines de la main : (a) réseau veineux du doigt, (b) réseau veineux de la paume de la main et (c) réseau veineux de la face dorsale de la main	32
1.10	Exemples de similarité interclasse entre les membres de famille [22] : (a) une vraie ressemblance entre deux jumelles et (b) un père et son fils.	33
1.11	Exemples de limites d'utilisation de l'empreinte digitale [23] : (a) la variabilité temporelle de l'empreinte digitale et (b) les variations des acquisitions de l'empreinte digitale.	34
1.12	Exemples de variabilité intra-classe des acquisitions d'un individu [24].	34
1.13	Techniques d'imitation des caractéristiques biométriques [25] : (a) moulage et imitation de l'empreinte digitale, (b) fausse photo d'iris et (c) fausse photo du visage	35
1.14	La disposition intérieure de la rétine au niveau de l'œil.	35
1.15	L'évolution des scanners biométriques rétiniens : (a) premier scanner rétinien utilisant un faisceau lumineux intense, (b) Scanner rétinien utilisant la lumière infrarouge, (c) Scanner rétinien utilisant une lumière LED et (d) Scan rétinien utilisant la caméra du Smartphone.	37
1.16	L'anatomie de l'œil [49].	38
1.17	L'unicité de l'arbre vasculaire rétinien entre deux jumeaux [48].	38
1.18	Exemple comparatif d'extraction de points caractéristiques de l'empreinte digitale (a) [49] et de la rétine (b) [49].	38

1.19	Quelques différentes imperfections dont souffrent les images rétinienne acquises : (a) la capture correcte du scan rétinien, (b) d'une translation, (c) d'une rotation et (d) d'une variation d'intensité.	39
1.20	La structure de l'image rétinienne.	40
1.21	Les aspects de la rétinopathie diabétique par l'apparition : (a) des micro-anévrismes [30], (b) des hémorragies [28] et (c) de quelques néo-vaisseaux au niveau du disque optique de la rétine [35].	41
1.22	Les aspects de la rétinopathie diabétique par l'apparition : (a) des micro-anévrismes [30], (b) des hémorragies [28] et (c) de quelques néo-vaisseaux au niveau du disque optique de la rétine [35].	41
1.23	Présence de : (a) l'oedème maculaire [34] et (b) des nodules cotonneux rétinien [31].	42
1.24	Présence du glaucome [36] : (a) les premiers signes de glaucome et (b) un stade avancé de la maladie.	42
1.25	Maladies affectant la macula : (a) Maculopathie liée à l'âge (forme précoce de DMLA) [37], (b) DMLA de forme atrophique [38] et (c) DMLA de forme exsudative (forme avancée) [37].	43
2.1	La structure générale d'une méthode biométrique rétinienne.	46
2.2	Resultat de rehaussement CLAHE d'une image rétinienne couleur [59].	48
2.3	Les résultats d'extraction d'une région d'intérêt de l'image rétinienne segmentée présentés par les deux travaux : (a) l'image rétinienne d'entrée, (b) son résultat d'extraction ROI [67], et (c) l'image rétinienne d'entrée, (d) son résultat d'extraction ROI [17].	49
2.4	Les résultats de segmentation de l'arbre vasculaire rétinien en utilisant différentes méthodes existantes [82] : (a) L'image rétinienne originale, (b) L'image segmentée manuellement par des experts, (c) en utilisant la méthode supervisée KNN, (d) en utilisant la morphologie mathématique, (e) en utilisant le filtre adaptatif (matched filter) et (f) en utilisant une méthode basée sur la croissance de régions.	52
2.5	Les différents problèmes de segmentation de l'arbre vasculaire : (a, c, d) les images rétinienne acquises et (b, d, f) les résultats de segmentation : b-1 des discontinuités des segments vasculaires rétinien provoquant la suppression de quelques points de bifurcation, d-2. L'apparition des micro-vasculaires pathologiques due à la maladie de rétinopathie diabétique et c-3. La disparition de quelques segments vasculaires due à la maladie DMLA.	53
2.6	Les différents points d'intersection des vaisseaux rétinien, (1) un point de croisement, (2) sont des points de bifurcation et (3) les points rouges sont les points terminaux.	54
2.7	Le processus de caractérisation basé sur la détection de l'arbre vasculaire : (a) L'image rétinienne d'entrée, (b) la détection de l'arbre rétinien et (c) l'extraction des points de bifurcation de l'arbre vasculaire.	55
2.8	Deux exemples de méthodes biométriques rétinienne utilisant le recalage basé sur la compensation de la rotation suivant la position du disque optique (1) [58] et (2) [95] : (a, d) La détection des points de référence du disque optique et de la macula, (b, e) le calcul de l'angle d'orientation et (c, f) l'image compensée.	57
2.9	Chaine de reconnaissance des personnes par la rétine classant les méthodes biométriques rétinienne en deux catégories.	59
2.10	Exemples de détection de l'arbre vasculaire d'une image rétinienne : (a) l'image rétinienne d'entrée et (b) l'arbre vasculaire segmenté.	59

2.11	Le résultat de l'extraction des points caractéristiques[67] : (a) L'image rétinienne d'entrée, (b) l'image segmentée et (c) les points caractéristiques (bifurcations) extraits de l'image segmentée.	60
2.12	Illustration du système rétinien [51] : (a) l'image rétinienne, (b) l'image segmentée en différents échelles et (c) le recalage et la mise en correspondance des caractéristiques PBO de deux images.	61
2.13	Exemples de caractérisation locale d'une image rétinienne : (a) l'image rétinienne acquise et (b) l'image caractérisée par des descripteurs locaux.	62
2.14	Processus d'extraction des vecteurs caractéristiques [101].	63
3.1	Les composantes principales de la rétine[105].	66
3.2	Une image descriptive du à Cup à du disque optique [126].	66
3.3	Exemples de maladies attaquant le disque optique et la macula : (a)le glaucome, (b) l'oedème papillaire, (c) la rétinopathie diabétique et (d) l'oedème maculaire.	67
3.4	Anatomie de la rétine : (a) la distribution des vaisseaux rétiniens, le disque optique, le à Cup à, la macula, la fovéa et (b) la partie la plus pertinente de la rétine caractérisée par la tranche <i>FD</i>	68
3.5	La méthode biométrique rétinienne proposée.	68
3.6	Exemple de résultat de rehaussement CLAHE d'une image rétinienne de la base VARIA : (a) l'image rétinienne d'entrée et (b) l'image rehaussée, (c) l'histogramme de l'image d'entrée et (d) l'histogramme de l'image rehaussée.	69
3.7	Illustration de l'anneau rétinien d'intérêt biométrique RROI.	70
3.8	Méthode d'extraction de la région d'intérêt biométrique	70
3.9	Une illustration de la zone avasculaire caractérisant le Cup du disque optique : (a) œil droit et (b) œil gauche.	71
3.10	Processus de localisation d'un point de référence dans le disque optique.	72
3.11	Résultats de la fonction distance sur des images rétiniennes : (a, d, g, j, m) Les images rétiniennes rehaussées, (b, e, h, k, n) les images binarisées et (c, f, i, l, p) les fonctions distance.	73
3.12	Résultat de localisation du point brillant du Cup sur des images rétiniennes pathologiques : (a, c) les images rétiniennes d'entrée et (b, d) les cartes de distance avec le point brillant détecté.	74
3.13	Résultats de la méthode de localisation du Cup du disque optique basée ODR-ext sur six images rétiniennes pathologiques des bases Drive et Stare.	74
3.14	Résultat de localisation du point brillant du Cup sur des images rétiniennes saines : (a, c, e, g, i) les images rétiniennes d'entrée et (b, d, f, h, j) localisent le point brillant détecté sur les fonctions de distance des images d'entrée.	75
3.15	Résultat de détection du point du Cup sur des images pathologiques critiques des bases Drive, Stare et DiaretDB1 : (a) et (b) images Stare affectées par le DMLA, (c) une image Stare affectée par la rétinite pigmentaire, (d) image DiaretDB1 attaquée par la rétinopathie diabétique, (e) image Stare affectée par le glaucome et (g, h) images Drive attaquées par la rétinopathie diabétique.	76
3.16	Extraction du "Histogram Template Matching" du disque optique : (a) l'image Drive d'entrée, (b) le modèle extrait à Template à du disque optique, (c) l'histogramme de l'image rétinienne et (d) l'histogramme du Template extrait.	77
3.17	Différentes acquisitions des images rétiniennes utilisées pour construire l'histogramme modèle : (a) Image périphérique gauche, (b) image périphérique droite et (c) image rétinienne centrée.	78

3.18	Principe de la méthode de à Histogram Template Matching à : (a) division de l'image rétinienne en échantillons de l'image de la même taille que le disque optique et (b) le modèle de disque optique et son histogramme, afin de comparer tous les histogrammes.	78
3.19	Résultats de la détection des points médians des groupements des maxima extraits : (a, c, e et f) Les groupements des maxima extraits de la fonction distance de quelques images rétiniennes rehaussées des bases Drive et Stare, et (b, d, f, h) Les points médians de chaque groupement des images rétiniennes.	80
3.20	Les étapes de la méthode proposée ODR-TM sur trois images rétiniennes (1, 2) : (a, g, m) L'image rétinienne d'entrée, (b, h, n) la fonction de distance de cette image rétinienne, (c, i, o) Détection des regroupements des maxima de la fonction distance, (d, j, p) Remplacement des regroupements par les points médians, (e, k, q) Extraction des sous-régions centrées en chaque point médian et (f, l, r) localisation du point du Cup suite à une comparaison de l'histogramme des sous-régions extraites avec l'histogramme du modèle enregistré.	82
3.21	Résultat de la méthode de localisation d'un point du Cup du disque optique basée ODR-ext sur trois images rétiniennes saines de la base VARIA.	83
3.22	Résultat de la méthode de localisation du point du Cup du disque optique basée ODR-TM sur une dizaine d'images pathologiques critiques des bases Drive(g), Stare (a, b, c, e) et DiaretDB1 (d, f, h, i, j, k).	84
3.23	L'extraction de la sous-image I_o : (a) l'image rétinienne d'entrée avec le point représentatif du Cup détecté et (b) La sous-image contenant la région de la rétine centrée sur le disque optique, avec un rayon ($2 * R_{OD}$).	86
3.24	La transformée de Hough circulaire pour la détection approximative le disque optique : (a) Détection de contours de l'image I_o et (b) le cercle de Hough centré au point détecté du Cup.	86
3.25	L'extraction de l'anneau rétinien autour du Cup du disque optique : (a) l'image rétinienne rehaussée avec l'anneau d'intérêt localisé et (b) L'extraction de l'anneau d'intérêt I_{Ring}	87
3.26	L'anneau (r_{Ring1} , r_{Ring2}) extraits de quelques images rétiniennes saines VARIA : (a) et (b) des images périphériques et (c) une image centrée.	88
3.27	Un exemple de détection d'extrema dans les DoG sur différentes échelles.	89
3.28	Schéma détaillé de la détermination de l'orientation dominante calculée à partir d'un histogramme de toutes les orientations du gradient. [126].	90
3.29	La description SIFT-RUK d'une image rétinienne VARIA : (a) l'image rétinienne d'entrée, (b) l'image rétinienne caractérisée par les descripteurs SIFT et (c) l'image rétinienne caractérisée par les points d'intérêt SIFT-RUK.	92
4.1	Exemples d'images rétiniennes de la base de données Stare.	98
4.2	Exemples d'images rétiniennes de la base de données Drive.	99
4.3	Exemples d'images rétiniennes de la base de données ROC.	99
4.4	Exemples d'images rétiniennes de la base de données DiaretDB1.	99
4.5	Exemples d'images rétiniennes de la base de données VARIA.	100
4.6	Exemples d'images rétiniennes de la base de données Drive Authentication.	100
4.7	Schéma détaillé de la classification du pixel détecté du Cup du disque optique de l'image rétinienne par rapport à celui de référence.	102

4.8	Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par la méthode basée ODR-ext sur les bases de données standards : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup avec la méthode de détection basée sur ODR-ext.	104
4.9	Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique détecté par la méthode proposée basée ODR-ext sur les bases de données bruitées :(a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.	105
4.10	Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-ext sur les bases de données avec l'ajout de flou : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.	107
4.11	Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-TM sur les bases de données standards : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.	109
4.12	Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-TM sur les bases de données bruitées : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.	111
4.13	Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-TM sur les bases de données avec l'ajout de flou : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.	112
4.14	L'architecture de la méthode biométrique rétinienne proposée.	115
4.15	Les courbes d'identification des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base VARIA.	115
4.16	Les courbes des taux de fausses mises en correspondance des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base VARIA.	116
4.17	Les courbes d'identification des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base Stare.	117
4.18	Les courbes des taux de fausses mises en correspondance des méthodes biométriques basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base Stare.	118
4.19	Les courbes de vérification ROC des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs locaux SIFT et SIFT-RUK.	118
4.20	Les courbes des taux FRR et FAR en fonction des scores des différentes méthodes basées sur les descripteurs : (a) SIFT et (b) SIFT-RUK.	119
4.21	Exemples d'altérations sur une image VARIA : (a) image de référence, (b) image altérée de niveau 1 et (c) image altérée de niveau 2.	120
4.22	La chaîne de traitement finale de notre méthode biométrique globale.	122
4.23	Evaluation de notre méthode en mode identification : (a) Les courbes d'identification et (b) les courbes des taux de fausses mises en correspondance.	122
4.24	Les courbes de vérification ROC de la méthode biométrique proposée en utilisant les deux bases d'images rétiniennes VARIA et Stare.	123

Liste des tableaux

1.1	Matrice de confusion de la comparaison.	28
1.2	étude comparative de quatorze caractéristiques biométriques sur la base de cinq critères d'évaluation et de trois niveaux (Élevé, Moyen et Faible)(Jain, 2004) [19]. .	36
3.1	Les paramètres des images rétiniennes des bases rétiniennes présentées. * : les valeurs FOV des bases ROC et VARIA sont non fournies, Valeurs approximatives en fonction de la résolution des images appartenant à ces bases.	85
3.2	L'analyse de la méthode de la suppression des points d'intérêt SIFT non informatifs	94
4.1	Les paramètres des images rétiniennes des bases rétiniennes présentées. * : les valeurs FOV des bases ROC et VARIA sont non fournies, Valeurs approximatives en fonction de la résolution des images appartenant à ces bases.	101
4.2	La classification des pixels détectés du Cup du disque optique de l'image rétinienne par rapport à celui de référence.	101
4.3	Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée sur ODR-ext sur des images rétiniennes.	103
4.4	Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-ext sur des images bruitées.	106
4.5	Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-ext sur des images floues.	108
4.6	Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-TM sur des images rétiniennes.	108
4.7	Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-TM sur des images bruitées.	110
4.8	Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-TM sur des images floues.	113
4.9	Comparaison des résultats obtenus par la méthode proposée de détection du Cup du disque optique basée sur ODR-TM avec des méthodes récentes de la littérature.	114
4.10	Les performances d'identification (taux d'identification et le taux FMR) des méthodes rétiniennes basées sur les deux descripteurs pour la base des images rétiniennes saines.	116
4.11	Les performances d'identification (taux d'identification et le taux FMR) des méthodes rétiniennes basées sur les deux descripteurs locaux en utilisant l'image rétinienne entière de la base pathologique Stare.	117
4.12	Les performances de vérification (AUC, FAR pour FRR égale à zéro, FRR pour FAR égale à zéro et EER) assurées par les méthodes rétiniennes basées sur les deux descripteurs.	119
4.13	Le temps moyen (s) de la phase d'appariement par les trois méthodes de caractérisation locale présentée sur la base de VARIA.	119

4.14	Tableau des paramètres requis pour les différents niveaux d'altérations (Flou, Bruit gaussien et Redimensionnement).	121
4.15	Validation du descripteur SIFT-RUK en utilisant l'image rétinienne entière de la base dégradée VARIA.	121
4.16	Evaluation de la chaîne biométrique proposée sur les deux bases rétiniennes saine et pathologique en mode d'identification.	122
4.17	Evaluation de la chaîne biométrique proposée sur les deux bases rétiniennes saine et pathologique en mode de vérification.	123
4.18	Comparaison de la méthode biométrie globale proposée avec les méthodes biométriques existantes.	124

Introduction Générale

0.1 Cadre et motivations

Traditionnellement, la reconnaissance d'individus se fait soit par la connaissance de mots de passe ou des réponses à des questions secrètes, soit par un badge d'accès ou une carte à puce personnalisés. Cependant, chacune de ces méthodes souffre de problèmes de pertes, d'oubli et de reproduction.

Le recours à la reconnaissance biométrique est devenu de plus en plus une exigence pour faire face à des problèmes d'insécurité, sans cesse croissants, notamment dans les aéroports et aux postes frontaliers. Dans ce contexte, la reconnaissance biométrique devient une solution émergente, et notamment grée aux progrès technologiques. Elle présente une analyse des caractéristiques physiques robustes, distinctives et mesurées automatiquement. Ces caractéristiques biométriques sont classées en trois grandes modalités : comportementale, biologique et morphologique. La modalité morphologique peut être basée sur des traits physiques spécifiques tels que l'empreinte digitale, le visage, l'empreinte palmaire, la rétine, etc. La modalité biologique peut être basée sur l'analyse de traces biologiques telles que l'odeur, la salive ou l'ADN. Alors que la modalité comportementale est basée sur l'analyse de certains comportements de personnes comme la voix, la signature, la manière de marcher, etc. Cependant, la fiabilité de l'analyse de ces caractéristiques biométriques est encore très variable. Par exemple, une modalité biométrique biologique telle que l'ADN, mobilise pour sa reconnaissance des techniques lourdes à mettre en œuvre et coûteuses, et dont le résultat n'est pas immédiat. De plus, les systèmes de reconnaissance biométriques analysant le comportement d'un individu sont généralement moins précis que ceux qui analysent les caractéristiques physiques.

Parmi les modalités morphologiques, nous pouvons citer l'empreinte digitale, l'empreinte palmaire, le visage, l'iris et la rétine. Toutes les modalités morphologiques n'ont pas le même niveau de sécurité et d'efficacité. En effet, des études ont montré que certaines modalités morphologiques à savoir l'empreinte digitale, l'iris et le visage, peuvent être facilement falsifiées à l'aide de vecteurs artificiels comme des fausses photos ou des moules d'empreintes digitales. Nous nous intéressons dans ce travail de thèse aux caractéristiques rétinienne.

La modalité rétinienne est la plus sûre en raison de sa protection à l'intérieur de l'oeil. D'après les études des médecins Carleton Simon et Isadore Goldstein, le réseau vasculaire rétinien est un modèle unique de chaque individu et ne change pas durant toute la vie de la personne. De plus, la rétine offre un haut niveau de reconnaissance, ce qui la rend adaptée aux applications de haute sécurité grâce à son universalité, son invariabilité au cours du temps et la difficulté à la falsifier. Pour toutes ces raisons, nous nous sommes focalisés dans nos travaux, essentiellement sur la modalité comportementale de la rétine.

La rétine est la couche sensorielle de l'oeil qui permet la vision. Elle est capturée à l'aide d'un scanner biométrique qui utilise un faisceau visible de la lumière pour tracer une trajectoire circulaire sur la rétine à l'arrière de l'oeil. Une fois que les yeux sont illuminés, un balayage est réalisé pour capturer les caractéristiques de la rétine. Ce procédé est donc non seulement invasif et inconfortable, mais aussi difficile à mettre en œuvre. De ce fait, cette technique n'a pas reçu une bonne

acceptation par le grand public en raison de la nécessité de placer les yeux à proximité de la tête de lecture du système (à moins de 4 centimètres).



FIGURE 1: L'évolution des scanners biométriques rétiniens.

En conséquence, le système d'acquisition a été amélioré dans le temps. Une source de lumière proche de l'infrarouge a remplacé la source de lumière visible. La quantité d'énergie rayonnée par cette source ainsi que le temps d'acquisition ont diminué de plus en plus avec chaque nouveau système d'analyse rétinienne, comme l'illustre la Figure 1. Comme conséquence directe à cette évolution, la qualité des images rétiniennes obtenues a été dégradée, du besoin en outils plus puissants pour l'analyse de ces images. En dehors de cette qualité décroissante de l'image rétinienne due à l'acquisition, les images rétiniennes peuvent être affectées par différentes imperfections. Effectivement, dans un premier temps, en raison du mouvement des yeux ou de placement de la tête par rapport au capteur, des transformations géométriques telles que la translation, la rotation, le changement d'échelles peuvent affecter les scans rétiniens acquis. La Figure 2 présente différentes captures rétiniennes d'un individu sous différentes conditions.

Dans un second temps, en raison de sa structure riche en caractéristiques géométriques comme la macula, le disque optique et la fovéa, la rétine ne peut pas être traitée généralement par une approche globale dans laquelle on analyse l'image pixellisée de la rétine dans son entier.

Comme l'indique la Figure 3, la rétine est parcourue par des vaisseaux sanguins qui émergent au niveau du disque optique. La grande variété de configurations des vaisseaux sanguins présenterait la même diversité que les empreintes digitales. Cette structure dense rend généralement les traitements beaucoup plus complexes et risque d'accroître considérablement les temps de calcul.

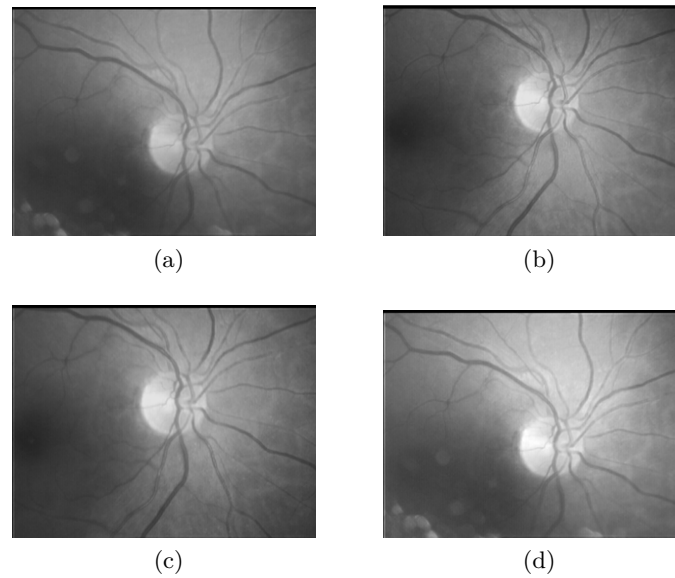


FIGURE 2: Les différentes imperfections dont souffrent les images rétiniennes acquises : (a) la capture correcte du scan rétinien, (b) impact d'une translation, (c) impact d'une rotation et (d) impact d'une variation d'intensité.

De plus, les images rétiniennes peuvent être affectées par différentes pathologies comme la cataracte, le glaucome, le diabète, l'hypertension et l'artériosclérose. Ceci risque de provoquer des anomalies, au niveau de la rétine. En effet, certaines maladies rétiniennes attaquent l'arbre vasculaire de la rétine (Figure 4(a-b)), des vaisseaux sanguins peuvent être supprimés et quelques autres temporaux peuvent apparaître.

D'autres peuvent provoquer des lésions ou des hémorragies qui touchent principalement la papille en modifiant ses caractéristiques comme illustré par la Figure 4(c-d). Toutes ces imperfections provoquées par les pathologies rétiniennes peuvent rendre complexe le processus d'authentification et de reconnaissance des personnes.

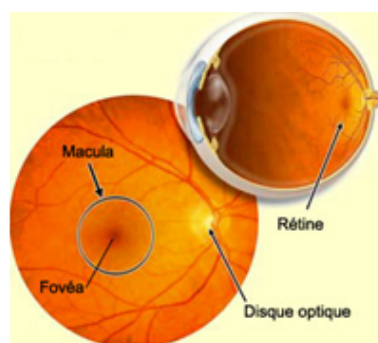


FIGURE 3: Anatomie de la rétine.

Pour toutes ces raisons, et en tenant compte du contexte sécuritaire actuel, nous nous intéressons dans ce travail à l'étude, le développement et l'évaluation d'une méthode d'authentification biométrique robuste et efficace basée sur la rétine.

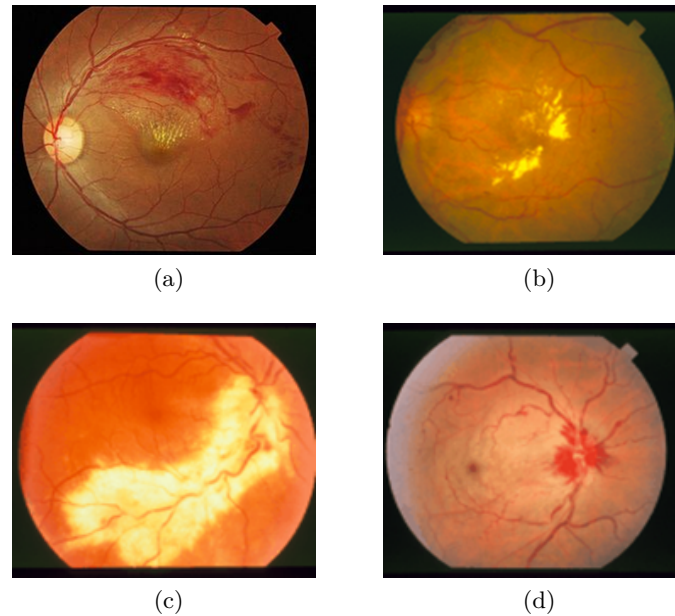


FIGURE 4: Exemples d' images rétinienne affectées par quelques pathologies.

La structure d'une méthode de reconnaissance de la rétine comprend deux phases principales suivantes :

- L'extraction de caractéristiques pertinentes de l'image,
- La mise en correspondance et la prise de décision.

Nos principales contributions dans le cadre de la conception d'un système biométrique de la rétine sont présentées dans la section suivante.

0.2 Contributions

Afin de surmonter les facteurs limitant l'utilisation de la rétine, nous adoptons une analyse spécifique de l'image rétinienne acquise pour les deux catégories d'images saines et pathologiques. Cette analyse permet d'améliorer la qualité des images et d'en extraire une région d'intérêt afin de générer une signature biométrique pertinente, permettant de différencier correctement les individus. Nous assurons également une description locale hautement discriminante entre les signatures biométriques extraites.

Dans un premier temps, dans le cas d'images rétinienne saines, nous avons proposé une méthode d'analyse d'image rétinienne intitulée à Optic Disc Ring Extraction (ODR-ext) à suivie d'une sélection d'une région d'intérêt autour du disque optique. Elle améliore d'abord la mauvaise qualité de l'image rétinienne d'entrée due au processus d'acquisition. Puis, le centre du Cup du disque optique est détecté en utilisant la carte de distances, comme référence pour l'extraction d'un anneau d'intérêt autour de ce centre. La sélection de cette région d'intérêt pour une signature biométrique permet de maintenir une haute densité d'information rétinienne nécessaire pour assurer une meilleure qualité d'identification et réduire considérablement le temps de calcul. En effet, cette nouvelle signature rétinienne extraite permet d'éliminer les zones d'image rétinienne contenant des caractéristiques particulièrement inutiles qui nuisent à la reconnaissance des personnes. Cette méthode ODR-ext présente quelques imperfections dans le cas d'images rétinienne pathologiques. En effet, dans le cas d'images rétinienne pathologiques, la détection du disque optique devient plus difficile voire problématique. En effet, en présence de quelques pathologies rétinienne comme la

rétinite pigmentaire, le diabète, etc. , certaines anomalies apparaissent dans les images rétiniennes et peuvent être confondues avec la papille (le disque optique), ce qui rend la phase de détection de disque optique plus difficile. Une nouvelle méthode de sélection d'une région d'intérêt dans les images rétiniennes pathologiques, intitulée à Optical Disc Ring-Template Matching (ODR-TM) à est proposée. Cette nouvelle méthode fusionne la méthode de détection de disque optique proposée pour les images saines avec une méthode de à Template Matching à du disque optique et ce pour assurer une bonne localisation du disque optique, en présence de pathologies existantes dans la rétine. Cette méthode à ODR-TM à utilise la méthode à ODR-ext à pour détecter tous les maxima de la carte de distance qui présentent les zones les plus contrastées. Ensuite, un à Template Matching à est appliqué aux régions candidates centrées aux maxima détectés pour obtenir le centre du disque optique, au lieu de l'appliquer sur toutes les régions de l'image rétinienne ayant la même taille que le disque optique. Le à Template Matching à est efficace dans les deux cas des images rétiniennes saines et pathologiques.

Dans un second temps, pour assurer une meilleure description de cette signature biométrique extraite, nous proposons un nouveau descripteur local appelé SIFT-RUK (Scale Invariant Feature Transform - Removal Uninformative Keypoint), qui se base sur la description standard SIFT. En effet, la haute densité des points d'intérêt SIFT peut généralement augmenter le temps d'exécution ainsi que le taux de fausses mises en correspondance. Nous notons également que les points d'intérêt locaux extraits de la même région de l'image rétinienne peuvent provenir de la redondance et la description similaire. Pour cela, nous appliquons une nouvelle méthode de suppression des points d'intérêt non informatifs (RUK), associée à la description SIFT. Cette méthode RUK sélectionne les caractéristiques qui sont les plus susceptibles de représenter l'image. Par conséquent, elle permet de réduire le nombre des points d'intérêt redondants tout en maintenant la qualité de la description. Pour détecter et rejeter les points d'intérêt redondants, nous utilisons les emplacements (x, y) et l'orientation O de ces points locaux. Cette nouvelle description a prouvé une haute performance même en présence de quelques altérations dues à l'acquisition de l'image rétinienne comme le bruit et le flou.

0.3 Organisation du manuscrit

Ce manuscrit comprend quatre chapitres : Dans le premier chapitre, nous présentons des généralités sur la biométrie, et plus particulièrement la biométrie par la rétine. Nous commençons par définir la biométrie, ses modalités et ses limites. Ensuite, nous détaillons les critères de choix de la modalité biométrique basée sur la rétine, et sa description. Enfin, nous présentons les limites des images rétiniennes saines et pathologiques et nous étudions le contexte médical des pathologies rétiniennes les plus fréquentes.

Le second chapitre de ce manuscrit est dédié à la présentation d'un état de l'art des méthodes de reconnaissance par la rétine à savoir celles basées sur l'extraction de l'arbre vasculaire rétinien et celles basées sur la caractérisation de l'image rétinienne sans extraction du réseau vasculaire. Ensuite, nous présentons l'évaluation de ces deux techniques. Nous présentons également les différentes parties du système rétinien à savoir l'analyse de l'image rétinienne d'entrée, la caractérisation de l'image acquise, la mise en correspondance et la décision de reconnaissance.

Dans le troisième chapitre, nous présentons notre méthode biométrique rétinienne. Elle est composée de trois phases principales : l'analyse de l'image rétinienne pour l'extraction d'une signature rétinienne pertinente, la caractérisation et enfin la mise en correspondance entre ces signatures. Nous détaillons chaque phase séparément. Pour l'analyse de l'image rétinienne acquise, en un premier lieu, nous présentons notre première contribution intitulée à Optical Disc Ring Extraction (ODR-ext) à pour l'extraction d'une région d'intérêt de l'image rétinienne. Nous détaillons tout d'abord, les différentes étapes de la méthode ODR-ext proposée. Ensuite, nous effectuons une validation

qualitative de cette contribution de détection du disque optique sur des images rétiniennes saines. Des tests sur des images rétiniennes pathologiques a été également faite et quelques problèmes de détection du disque optique ont été constatés. Toutefois, en un second lieu, une contribution d'extraction d'une région d'intérêt qui résout le problème survenu au niveau de détection du disque optique en présence des pathologies a été proposé. Cette contribution est intitulée à Optical Disc Ring-Template Matching (ODR-TM) à. La détection du disque optique par cette nouvelle méthode est validée en utilisant différentes images saines et pathologiques. Pour la deuxième phase de la description de la région d'intérêt rétinienne extraite, nous proposons un nouveau descripteur local SIFT-RUK. Il est évalué par rapport au descripteur local standard SIFT (Scale Invariant Feature Transform). Et pour la dernière phase de mise en correspondance entre les signatures biométriques rétiniennes, nous présentons la méthode de Lowe, appelé " Test g2NN " qui garantit une haute performance et une faible complexité, contrairement aux méthodes existantes.

Le quatrième chapitre présente l'évaluation des différentes contributions ainsi que la méthode rétinienne globale proposée sur différentes bases d'images rétiniennes. Nous commençons par une validation quantitative des méthodes d'analyse d'image rétinienne à ODR-ext à et à ODR-TM à en utilisant les bases rétiniennes saines et pathologiques. Après, nous effectuons une évaluation de notre descripteur local proposé à SIFT-RUK à en présence de plusieurs altérations comme le bruit, le flou et le redimensionnement. Enfin, nous présentons l'évaluation de notre méthode biométrique rétinienne globale pour les deux modes d'identification et de vérification en utilisant des critères propres pour chaque mode. Cette évaluation donne des résultats meilleurs que ceux obtenus avec les systèmes existants dans la littérature. Cette méthode rétinienne proposée atteint plus que 99% de taux de reconnaissance avec une faible erreur de mise en correspondance.

Enfin, ce manuscrit sera clôturé par une conclusion générale dans laquelle nous résumons les principales contributions et les résultats obtenus, et nous annonçons quelques perspectives de recherche.

Chapitre 1

Biométrie par la rétine

Sommaire

1.1	Introduction	23
1.2	La biométrie	23
1.2.1	Définitions et usage	24
1.3	Technologie biométrique	25
1.3.1	Système biométrique	25
1.3.2	Evaluation des systèmes biométriques	27
1.4	Les modalités biométriques	28
1.4.1	La modalité comportementale	29
1.4.2	La modalité biologique	30
1.4.3	La modalité morphologique	30
1.4.4	Critères d'évaluation des modalités biométriques	32
1.5	Les limitations des systèmes biométriques	33
1.6	La biométrie de la rétine	36
1.6.1	Les points forts de la rétine	36
1.6.2	Les points faibles de la rétine	39
1.7	Conclusion	43

1.1 Introduction

Ce chapitre présente la biométrie et ses modalités, afin d'aborder la problématique traitée dans cette thèse. Dans un premier temps, nous commencerons par la définition et l'utilisation de la biométrie. Ensuite, nous décrivons les différentes modalités biométriques en citant leurs avantages et inconvénients. Par la suite, nous présentons les métriques d'évaluation des systèmes biométriques, leurs limitations ainsi que les enjeux liés à leur évaluation. Dans un second temps, nous abordons particulièrement la biométrie par la rétine. Nous détaillons la description de la rétine, son utilisation comme caractéristique biométrique et finalement les problèmes rencontrés dans le cadre d'un système biométrique basé sur la rétine.

1.2 La biométrie

Avec le progrès technologique, l'authentification des personnes est devenue un service d'exigence croissante pour la maîtrise des risques liés au contrôle d'accès dans de nombreux champs, non seulement dans les milieux militaires ou police, mais aussi dans des applications civiles, telles que

le contrôle d'accès, les transactions financières, etc. Les systèmes d'authentification traditionnels sont basés sur la connaissance à priori des réponses à des questions secrètes, d'un mot de passe ou la possession d'une carte sécurisée ou d'une clé de sécurité, etc. Ces systèmes ne sont pas assez fiables dans de nombreux environnements, en raison de leur incapacité et limites à différencier entre un vrai utilisateur autorisé et un utilisateur qui a usurpé les droits d'accès d'un utilisateur donné. Une solution à ces problèmes a été trouvée dans les technologies basées sur l'authentification biométrique.

1.2.1 Définitions et usage

Dans cette section, nous présentons la définition de la biométrie, ainsi que les différents domaines de son application.

La biométrie

" La biométrie est la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs. Autrement dit, ce sont toutes les caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables, robustes et distinctifs qui peuvent être utilisés pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu " [1] . En effet, le but de la reconnaissance biométrique est d'assurer une reconnaissance facile sans carte ou code PIN, une sécurité accrue traduite par la difficulté de reproduction ainsi qu'une précision et une rapidité de reconnaissance.

Les applications de la biométrie

La biométrie est récemment utilisée dans tous les domaines nécessitant, un accès contrôlé tels que celui des applications bancaires, dans les cas où la sécurité est primordiale dans les milieux gouvernementaux et militaires [2]. On peut distinguer quatre grands types d'applications de la biométrie : le contrôle d'accès physique ou virtuel, l'authentification des transactions, la répression et la personnalisation. Le contrôle d'accès physiques ou virtuels : on parle de contrôle d'accès physique lorsqu'un utilisateur cherche à accéder à un endroit sécurisé à savoir une salle informatique, un site sensible (site nucléaire, bases militaires...). On parle de contrôle d'accès virtuel dans le cas où un utilisateur cherche à accéder à une ressource ou un service comme des systèmes d'informations, un réseau informatique ou à des sites web. L'authentification des transactions : ce type d'applications englobe aussi bien le retrait d'argent au guichet des banques, les paiements effectués à distance sur Internet, le commerce électronique, les transactions financières et l'utilisation de logiciels nécessitant un mot de passe. La Répression : c'est une des applications les plus immédiates de la biométrie. La reconnaissance d'empreintes digitales en est l'exemple le plus connu. Elle existe dans les domaines policier et judiciaire. La Personnalisation : les technologies biométriques peuvent être aussi utilisées afin de personnaliser l'accès à des appareils, des équipements de communication comme les téléphones portables, un coffre-fort avec serrure électronique, la gestion et le contrôle des temps de présence sur un site, le démarrage de la voiture, etc. Par conséquent, selon l'agence Markets-Markets [47], la biométrie connaît une importante croissance. Comme l'illustre la Figure 1.1, le marché mondial de la biométrie représente plus de 10 milliards d'euros en 2017 et on s'attend à ce que le chiffre d'affaires de l'industrie biométrique et son application judiciaire se développe rapidement [47].

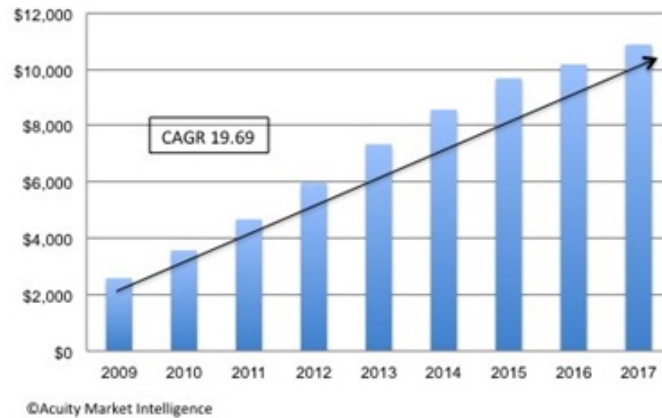


FIGURE 1.1: Revenus de l'industrie de la biométrie [47].

1.3 Technologie biométrique

1.3.1 Système biométrique

Tout système biométrique procède en premier temps, par l'acquisition et l'enregistrement des données biométriques de l'individu, puis extrait un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises. Enfin, il compare ces caractéristiques avec les données biométriques enregistrées, afin de fournir une décision sur l'identité de l'individu d'entrée.

Les trois modes de la biométrie

Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner soit en mode vérification ou d'identification. Ses deux modes nécessitent essentiellement un processus d'enrôlement qui enregistre les données biométriques acquises.

- *Enrôlement* : Le processus d'enrôlement correspond à l'enregistrement des données biométriques des personnes dans la base de données du système. Pendant la phase d'enrôlement, la caractéristique biométrique d'une personne est capturée par un lecteur biométrique. Ensuite, une mesure de qualité est généralement effectuée pour garantir une bonne qualité de l'acquisition. Afin de faciliter l'étape de mise en correspondance, la donnée biométrique capturée est généralement traitée par une fonction d'extraction pour générer un modèle biométrique compact et significatif. Enfin, ce modèle sera stocké dans la base de données du système biométrique comme référence pour les processus d'identification et de vérification. Ce processus est représenté par la Figure 1.2.

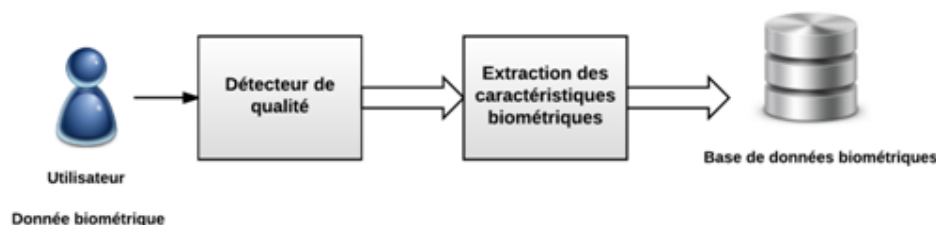


FIGURE 1.2: Enrôlement d'un utilisateur dans un système biométrique.

- *Identification* : Le processus d'identification, comme l'indique la Figure 1.3, consiste à iden-

tifier l'utilisateur sans aucune identité proclamée. Ainsi, la caractéristique biométrique de la personne est comparée avec celles de toutes les personnes de la base de données. Il s'agit donc d'une correspondance 1 :N. La sortie du système biométrique est constituée par l'identité de la personne présentant le degré de similitude le plus élevé avec l'échantillon biométrique présenté en entrée. Typiquement, si la plus grande similarité entre l'échantillon et tous les modèles est inférieure à un seuil de sécurité minimum fixé, la personne est rejetée, ce qui implique que l'utilisateur n'est pas une des personnes enrôlées par le système. Dans le cas contraire, la personne est acceptée.

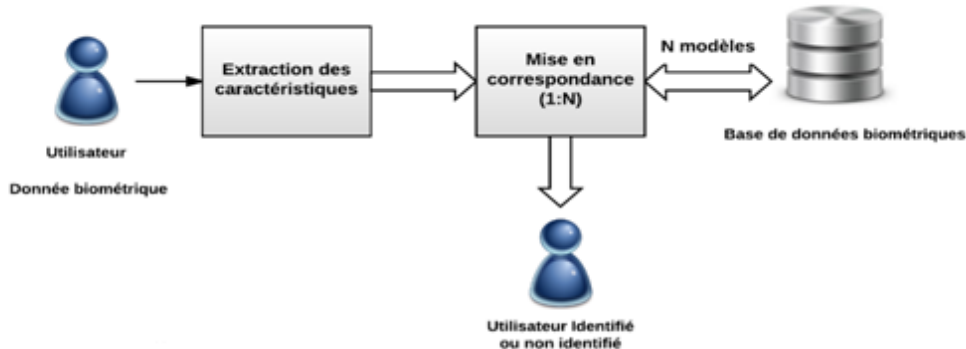


FIGURE 1.3: Organigramme du processus d'identification.

- *Vérification* : Dans la vérification ou l'authentification, le système biométrique demande à l'utilisateur son identité et essaye de répondre à la question, " est-ce la personne X oeil ". Le système compare la donnée caractéristique obtenue à partir de l'information entrée, uniquement avec le modèle enregistré correspondant à X. Il s'agit alors de correspondance 1 :1. Ainsi, si l'entrée biométrique et le modèle enregistré correspondant à l'identité affirmée possèdent un degré de similitude élevé, l'utilisateur est considéré comme étant autorisé. Dans le cas contraire, l'affirmation est rejetée et l'utilisateur est considéré comme non autorisé. La Figure 1.4 illustre le processus biométrique de vérification.

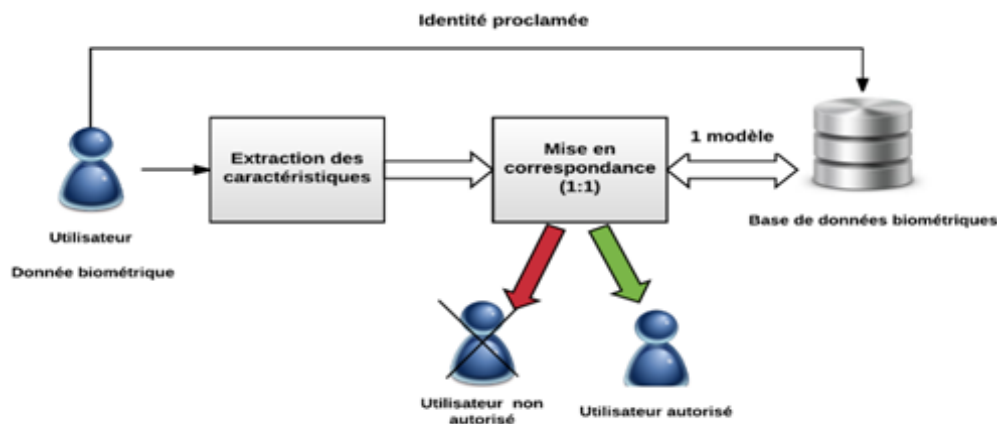


FIGURE 1.4: Organigramme du processus de vérification.

1.3.2 Evaluation des systèmes biométriques

Pour évaluer les performances d'un système biométrique, plusieurs critères [21] sont à prendre en considération. Ces critères sont classés selon le mode fonctionnel du système biométrique à évaluer, s'il s'agit d'un système d'identification ou de vérification. L'évaluation des performances est généralement basée sur la notion des scores. En effet, un score est la valeur donnée suite à une comparaison entre deux signatures biométriques soit identiques ou bien différents. Dans ce qui suit, nous définissons les métriques d'évaluation les plus utilisées.

La distribution des scores intra-classe / interclasse

Les scores intra-classe représentent les distances entre les caractéristiques biométriques provenant d'une même personne. L'ensemble de ses scores fournit la distribution des genuines ou authentique. Par contre, les scores interclasse présentent les distances entre les caractéristiques biométriques provenant de deux personnes différentes. L'ensemble de ces scores fournit la distribution des imposteurs. La distribution intra-classe/interclasse se présente comme sur la Figure 1.5. La zone de chevauchement des deux distributions génère deux types d'erreurs de vérification : taux de faux rejet (FRR False Reject Rate) et taux de fausse acceptation (FAR False Acceptation Rate). Le taux de fausse acceptation définit le pourcentage des comparaisons entre les différentes personnes qui ont été acceptées comme étant authentiques. Le taux de faux rejet est le pourcentage des comparaisons entre les mêmes personnes qui ont été rejetées et considérées comme imposteurs.

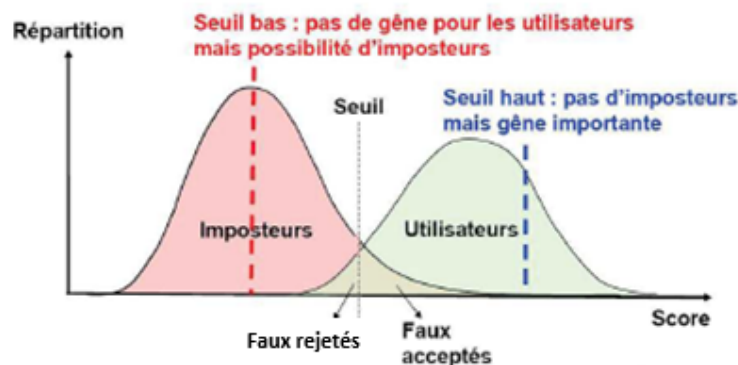


FIGURE 1.5: La courbe des distributions interclasse et intra-classe.

La courbe ROC

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristics) ou (Relative Operating Characteristic) consiste à représenter la variation du taux de fausse acceptation (FAR) en fonction du taux de faux rejet (FRR). Ce type de courbe en forme d'arc doit être le plus asymptotique possible à l'axe des abscisses et des ordonnées pour traduire un minimum des erreurs (FRR et FAR). Chaque point de cette courbe représente un compromis entre la sensibilité (FAR) et la spécificité (1-FRR). Le calcul de ses deux variables est défini par les deux équations suivantes ainsi que la matrice de confusion ci-dessous (Tableau 1.1).

$$FAR = \text{sensitivité} = TP/Positifs \quad (1.1)$$

Avec *Positifs* = nombre des positifs dans la vérité terrain

$$FRR = 1 - \text{spécificité} = FN/Négatifs \quad (1.2)$$

Avec *Négatifs* = nombre image- (Positifs)

TABLE 1.1: Matrice de confusion de la comparaison.

	Système Positif	Système Négatif
Vérité terrain Positif	TP	FN
Vérité terrain Négatif	FP	TN

Comparaison des aires sous la courbe ROC (AUC)

AUC (*Accuracy Under Curve*) indique la probabilité pour que la fonction score place un positif devant un négatif (dans le meilleur des cas $AUC=1$). C'est l'aire de la courbe ROC.

La courbe DET

Pour construire la courbe DET (Détection Error Trade-off) illustrée par la Figure 1.6, on trace le taux FRR (False Reject Rate) en fonction du taux FAR (False Acceptance Rate). Comme le cas de la courbe ROC, plus la courbe DET est asymptotique aux axes des abscisses et des ordonnées plus le système biométrique est performant.

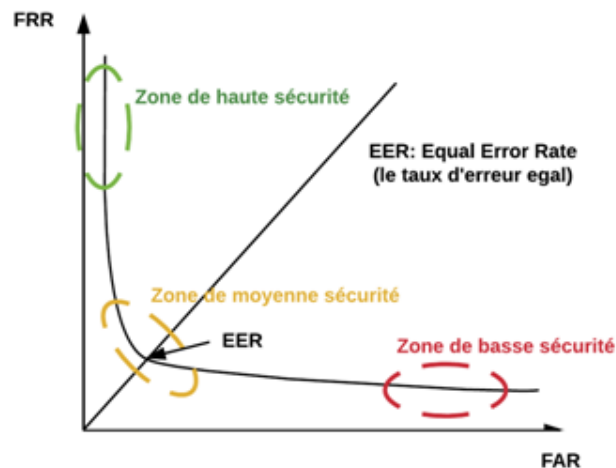


FIGURE 1.6: Exemple de la courbe DET.

Le taux d'erreur égale ERR est un compromis entre FAR et FRR, si un des deux taux augmente l'autre sera diminué automatiquement. Le taux EER est une métrique d'évaluation des systèmes biométriques de vérification. EER peut être obtenu à partir de la courbe DET. Il représente la valeur du point d'intersection des FAR et FRR. Plus le taux EER est faible, plus le système biométrique est considéré comme étant précis. Ces différentes métriques d'évaluation permettent d'estimer les performances des systèmes biométriques, et donc d'identifier les limites de chaque système selon le résultat de reconnaissance trouvé (la précision, les erreurs de reconnaissance (FRR, FAR, EER, etc.).

1.4 Les modalités biométriques

Les modalités biométriques sont des caractéristiques physiques robustes, distinctives et mesurables, difficilement falsifiées et ne peuvent pas être volées ni partagées. Il existe trois familles biométriques [4] : morphologique, biologique et comportementale. La modalité morphologique se

base sur des traits physiques spécifiques tels que l’empreinte digitale, le visage, l’empreinte palmaire, la rétine, etc. La modalité biologique se base sur l’analyse de traces biologiques telles que l’odeur, la salive ou l’ADN. Alors que la modalité comportementale se base sur l’analyse de certains comportements des personnes comme la voix, la signature, la frappe sur le clavier, etc. La Figure 1.7 présente les caractéristiques biométriques les plus utilisées.

1.4.1 La modalité comportementale

La modalité comportementale s’appuie sur l’analyse des comportements physiques d’une personne tels que la voix [5], la signature [6], la manière de marcher [7], la façon de frapper au clavier [8], etc.

La voix

La reconnaissance par la voix est une technique d’analyse de la parole captée par un microphone. Elle utilise les caractéristiques vocales telles que la fréquence, l’intensité et la tonalité, pour identifier les personnes. Son point fort est qu’elle autorise la reconnaissance à distance, et soit facile à mettre en œuvre par un simple microphone, comme dispositif d’acquisition de la parole. Cependant, elle peut être influencée par le bruit, l’âge ou l’état émotionnel de la personne.

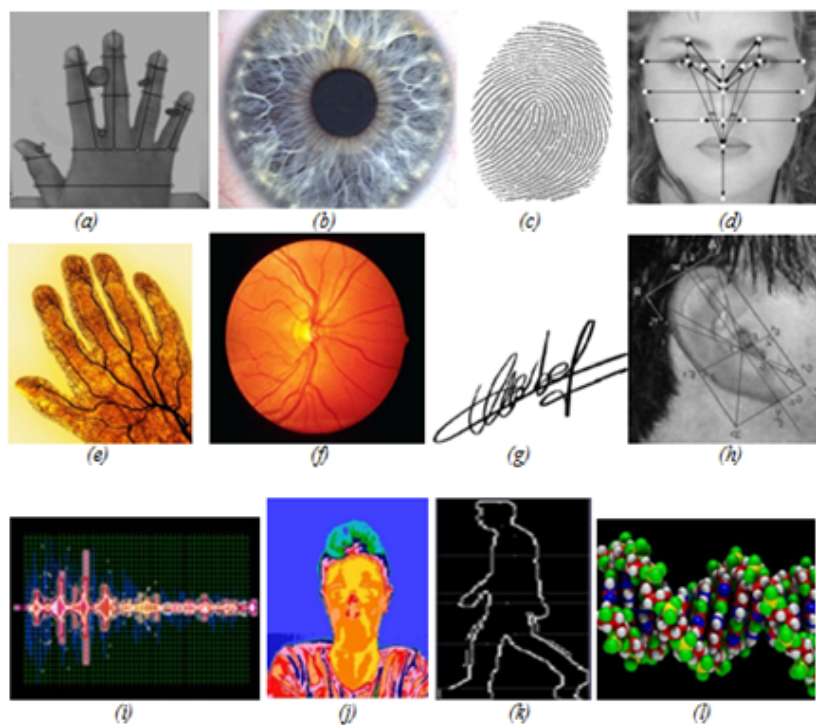


FIGURE 1.7: Les caractéristiques biométriques les plus répandues : (a) la géométrie de la main, (b) l’iris, (c) l’empreinte digitale, (d) le visage, (e) les veines de la main, (f) la rétine, (g) la signature, (h) la forme de l’oreille, (i) la voix, (j) la thermographie du visage, (k) la manière de marcher, (l) l’ADN.

La façon de frapper au clavier

Un système basé sur cette modalité est facile à mettre en œuvre puisqu’il ne nécessite aucun équipement particulier, seulement un ordinateur et un clavier. Il s’agit d’un logiciel qui calcule

le temps où un doigt effectue une pression sur une touche, le temps entre les frappes, ainsi que la reconnaissance de mots précis et la suite de lettres. Toutefois, ce type de modalité peut être influencé par plusieurs facteurs à savoir la nature du texte qu'on tape et l'état émotionnel de la personne.

La signature

Ce type de biométrie consiste à mesurer plusieurs caractéristiques spécifiques de la signature à savoir la vitesse, le mouvement, la pression sur le crayon et les accélérations, etc. Le dispositif utilisé est généralement combiné à une palette graphique munie d'un stylo. L'avantage de cette modalité est qu'elle est très bien acceptée par le public. Tandis que son point faible est la reproductibilité de la signature par un même individu. De plus, la nature de la signature dépend de plusieurs facteurs tels que le stress, l'âge et la fatigue qui nuisent à la reconnaissance.

1.4.2 La modalité biologique

Cette catégorie s'appuie sur l'analyse de caractéristiques biologiques de l'individu. Elle comprend : l'odeur [9], l'ADN [10], et les signaux physiologiques [11]. Notons qu'il existe d'autres modalités biologiques de reconnaissance biométrique qui ont été développées ces dernières années telles que la salive, l'odeur, le groupe sanguin, les cheveux et les poils, etc.

L'ADN

La biométrie par l'ADN est une technique très fiable qui utilise l'empreinte génétique. Cette empreinte est obtenue suite à une analyse des tissus biologiques tels que les cheveux, le sang, la salive. La reconnaissance de l'empreinte génétique est l'une des technologies les plus sûres et précises. Cependant, l'analyse de l'ADN ne peut, pour l'instant, être adaptée à la reconnaissance rapide et elle est coûteuse, puisqu'elle nécessite des laboratoires d'analyse spécifiques. Par conséquent, son emploi se limite à la reconnaissance des liens de parenté ou des criminels. L'ADN n'est pas beaucoup utilisé pour le contrôle d'accès logique et physique.

1.4.3 La modalité morphologique

Cette catégorie se base sur l'analyse des traits physiques uniques et permanents à chaque individu. Ces traits physiques propres sont l'empreinte digitale [12], le visage [13], la géométrie de la main [14], le dessin des veines de la main [15], l'iris [16], la rétine [17]. Ces éléments ont l'avantage d'être stables tout le long de la vie d'un individu et ne sont pas influencés par des facteurs physiologiques comme le stress ou la fatigue, dont souffre la modalité comportementale.

L'empreinte digitale

Il s'agit d'une des premières caractéristiques biométriques utilisées dans les systèmes de reconnaissance. Ils sont basés sur un dessin capillaire composé des éléments appelés les minuties. Les minuties sont des changements de continuité de l'empreinte digitale. Ce dessin papillaire est stable au cours de la vie de l'individu et différent même entre les jumeaux. Un système d'identification à base d'empreinte digitale est bien accueilli par le grand public, ainsi que la taille réduite du capteur facilite son intégration dans la majorité des applications. Malgré ses avantages, cette modalité biométrique peut être perturbée par les conditions d'acquisition de l'empreinte digitale et des blessures au niveau de doigt. De plus, elle peut aussi être falsifiée en utilisant des moules d'empreinte digitale.

Le visage

Le visage contient de nombreuses caractéristiques biométriques basées sur le visage telles que l'écart entre les deux yeux, la géométrie du visage, le thermographie du visage, ou encore la largeur de la bouche (Figure 1.8). La capture de visage se fait soit à l'aide d'un appareil photo, soit à l'aide d'une caméra vidéo. Les deux types de caméra sont reliés à un logiciel permettant l'analyse de l'image. Au début, le logiciel doit repérer les yeux de l'individu afin de les positionner et les aligner. à partir de cet alignement, le logiciel relève les différentes caractéristiques. L'avantage majeur de cette modalité est qu'elle n'est pas intrusive vu que le visage est une partie apparente du corps. Cette méthode peut être perturbée par certains changements de la physionomie tels que l'expression, le port de lunettes, le vieillissement, et les conditions d'éclairage lors de l'acquisition du visage. De plus, il est impossible de différencier deux jumeaux.

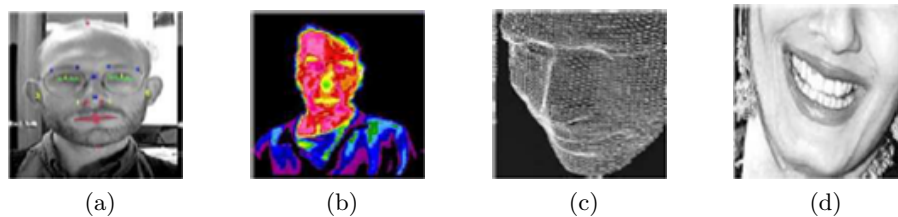


FIGURE 1.8: Quelques différentes techniques de reconnaissance du visage [18] : (a) la géométrie du visage, (b) le thermographie du visage, (c) la structure fine de la peau et (d) la largeur de la bouche.

La géométrie de la main

La géométrie de la main est une caractéristique propre à chaque individu utilisant les particularités des doigts. Des paramètres tels que la longueur et la largeur des doigts, leur épaisseur et leur position relative permettent d'identifier une personne. C'est une modalité biométrique très répandue comme celle de l'empreinte digitale. L'image de la main est capturée par un scanner infrarouge, sous deux angles différents afin d'obtenir les trois dimensions (largeur, longueur et épaisseur). Cette technologie offre également plusieurs avantages tels que sa simplicité de mise en œuvre, sa robustesse à quelques perturbations à savoir l'humidité de la main, les petites coupures et la saleté. Toutefois, elle souffre des modifications de la forme de la main liées au vieillissement. En plus, cette technologie présente des taux de fausse acceptation assez élevés, surtout entre les personnes de la même famille ou bien entre les jumeaux.

L'empreinte veineuse

Cette modalité consiste à analyser le dessin formé par le réseau des veines des doigts, de la paume ou de la face dorsale de la main, comme indiqué par la Figure 1.9. En effet, l'hémoglobine désoxygénée dans le vaisseau sanguin absorbe les rayons infrarouges, ce qui donne aux veines l'aspect d'un réseau de couleur noire. La technique de reconnaissance veineuse a l'avantage d'offrir un résultat précis. Il n'existe aucun contact direct entre la peau et le capteur. Ainsi l'unicité du réseau veineux existe même dans le cas des jumeaux. Mais cette technique est encore récente pour être correctement évaluée.

L'iris

L'iris est la partie extérieure colorée de l'œil d'un individu. Il a une structure en anneau avec une grande variété de couleurs. L'unicité de ce motif nous permet non seulement de différencier

entre les yeux de deux jumeaux, mais même entre l'œil droit et gauche. Le premier système de reconnaissance basé sur l'iris a été élaboré en 1987. Un système de reconnaissance d'iris est un système d'identification très efficace pour plusieurs raisons à savoir la texture de l'iris riche caractéristiques, peu exposée aux blessures et stable durant toute la vie de l'individu. Cependant, cette modalité nécessite la coopération de l'utilisateur pour que l'image captée soit claire. En effet, du bruit peut affecter l'image de la texture de l'iris comme des reflets engendrés par la cornée, les paupières et les cils qui peuvent couvrir l'iris et le flou qui peut aussi masquer l'iris.

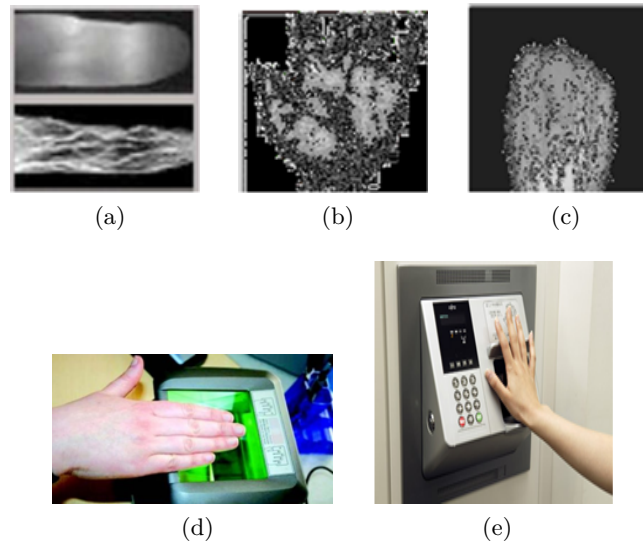


FIGURE 1.9: Quelques techniques d'analyse des veines de la main : (a) réseau veineux du doigt, (b) réseau veineux de la paume de la main et (c) réseau veineux de la face dorsale de la main

La rétine

La rétine est la paroi interne de l'œil sur laquelle se projettent les images que nous voyons. Elle est constituée d'un réseau de vaisseaux sanguins et forme un motif unique pour chaque individu. Les premières études de cette caractéristique biométrique reviennent à Carleton Simon et Isodore Goldstein [24] qui eurent l'idée en 1936 d'utiliser la rétine comme élément de reconnaissance biométrique. La technique d'identification rétinienne offre plusieurs avantages tels que la rétine qui est un organe intérieur ce qui minimise les blessures et la fraude et l'unicité du réseau vasculaire même chez les jumeaux. Toutefois, cette technologie souffre de plusieurs inconvénients. L'acquisition de l'image rétinienne doit s'effectuer à une très faible distance du capteur. En plus, dans le cas d'un diabète ou d'une alcoolémie, le réseau vasculaire peut être modifié. Les modalités morphologiques sont les plus utilisées par rapport aux modalités comportementales. Cela est dû à leur stabilité dans le temps et la difficulté de falsification de ces modalités. De plus, les modalités comportementales sont, généralement, affectées par l'état émotionnel des individus.

1.4.4 Critères d'évaluation des modalités biométriques

Chaque modalité biométrique doit satisfaire certaines exigences [3] pour être utilisée comme une valide caractéristique biométrique. Ces exigences sont :

- L'universalité : elle signifie que cette modalité devrait exister chez tous les individus.
- L'unicité : elle signifie que deux individus différents doivent avoir des représentations suffisamment différentes de cette modalité biométrique.

- La permanence : elle se rapporte à la stabilité de cette modalité en temps. Plus précisément, une modalité avec une bonne permanence sera raisonnablement invariable au fil du temps.
- La mesurabilité : c'est la capacité de collecte. Elle se rapporte à la facilité d'acquisition ou à la mesure des traits. En outre, les données acquises devraient être sous une forme permettant l'extraction des ensembles de caractéristiques biométriques.
- La performance et la robustesse : elle est liée à la précision, à la vitesse et à la robustesse du système basé sur cette modalité biométrique. La robustesse dépend de la facilité avec laquelle une caractéristique biométrique peut être imitée en utilisant un artefact ou un substitut.
- La facilité de collecte : elle concerne la facilité d'acquisition et d'enregistrement des caractéristiques biométriques, qui dépend fortement de l'acceptation du public.

1.5 Les limitations des systèmes biométriques

Malgré les avantages des systèmes biométriques par rapport aux systèmes traditionnels, leur utilisation est toujours limitée à des applications spécifiques qui nécessitent un haut niveau de sécurité. Ces systèmes souffrent de plusieurs limitations qui peuvent détériorer considérablement leur intérêt. La première limitation se situe dans la performance. Contrairement aux systèmes de reconnaissance traditionnels, les systèmes d'authentification basés sur la biométrie sont moins précis (le 100% n'étant quasiment jamais atteint). Ce manque de précision est dû à plusieurs facteurs à savoir la variabilité des acquisitions intra-classe, la similarité interclasse, ainsi que la variabilité temporelle de l'individu, les conditions d'environnement ou la variété des capteurs. Par exemple, pour la reconnaissance par le visage, le taux d'erreurs est assez élevé, en particulier pour des personnes appartenant à une même famille en raison d'une forte ressemblance, comme le montre la Figure 1.10.



FIGURE 1.10: Exemples de similarité interclasse entre les membres de famille [22] : (a) une vraie ressemblance entre deux jumelles et (b) un père et son fils.

De plus la forme de l'empreinte digitale évolue avec l'âge, comme montre la Figure 1.11-a. Ainsi que pour le cas de la reconnaissance par l'empreinte digitale, la présence de blessures temporaires ou permanentes sur les empreintes affecte aussi la performance du système. La Figure 1.11-b illustre les variations entre deux acquisitions d'une même empreinte proviennent notamment de la position du doigt sur le scanner, de son orientation ou de la pression que l'utilisateur exerce sur le scanner et qui résulte en une déformation non uniforme de l'empreinte, ce qui affecte énormément la performance de système biométrique.

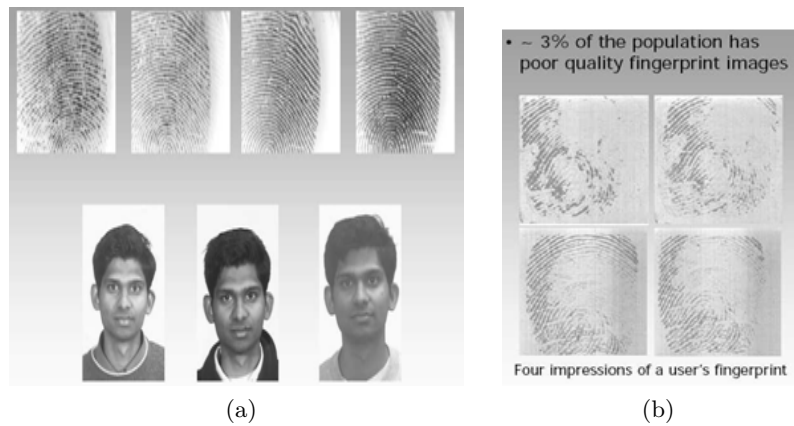


FIGURE 1.11: Exemples de limites d'utilisation de l'empreinte digitale [23] : (a) la variabilité temporelle de l'empreinte digitale et (b) les variations des acquisitions de l'empreinte digitale.

Pour la reconnaissance du visage, le problème de fausse acceptation ou de faux rejet provient des possibles perturbations pouvant transformer le visage telles que le maquillage, la faible luminosité, la présence d'une barbe ou de lunettes, les expressions faciales inhabituelles (Figure 1.12) ou le vieillissement.

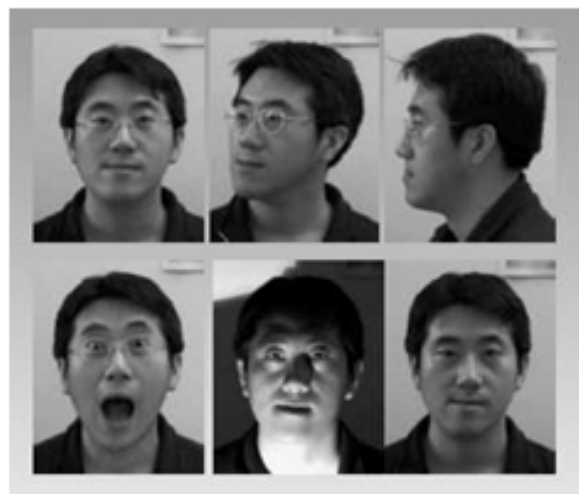


FIGURE 1.12: Exemples de variabilité intra-classe des acquisitions d'un individu [24].

Une autre limitation des systèmes biométriques est la contrainte de la contrefaçon ou de l'imitation des caractéristiques biométriques. Quelques études réalisées par une équipe de journalistes [25] [26] ont démontré que les systèmes biométriques basés principalement sur les empreintes digitales, l'iris et le visage ne sont pas totalement à l'abri des falsifications comme illustré par la Figure 1.13.

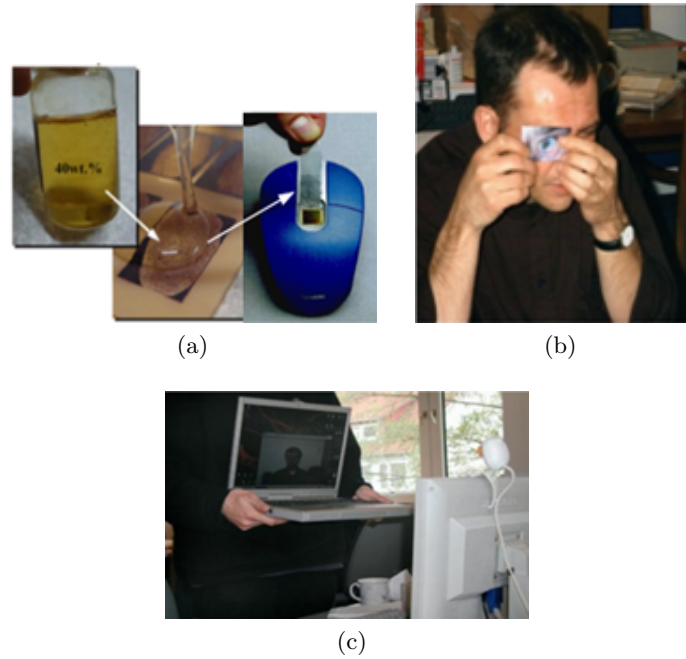


FIGURE 1.13: Techniques d'imitation des caractéristiques biométriques [25] : (a) moulage et imitation de l'empreinte digitale, (b) fausse photo d'iris et (c) fausse photo du visage

En effet, la Figure 1.13-a présente une technique de moulage pour imiter le vecteur d'empreinte biométrique réel en utilisant des images résiduelles sur le capteur. Il en est de même de la reconnaissance faciale, elle peut être falsifiée par l'usage des photos du visage comme montre la Figure 1.13-c. L'iris aussi peut être falsifié à l'aide des vecteurs artificiels des fausses photos comme l'illustre la Figure 1.13-b. Dans le cas des caractéristiques biométriques de la voix, il est possible de frauder avec un échantillon vocal pré enregistré.

Cependant, pour le cas de reconnaissance par la rétine, cette technologie assure une haute barrière contre la fraude puisqu'il s'agit d'une couche intérieure (Figure 1.14) du fond de l'œil.

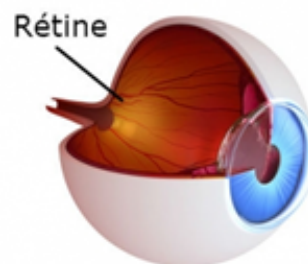


FIGURE 1.14: La disposition intérieure de la rétine au niveau de l'œil.

De plus, elle reste relativement stable tout au long de la vie, sauf en cas de maladies vasculaires graves. La forme des vaisseaux peut être modifiée par l'âge ou par la maladie, mais leur distribution respective reste inchangée. Dans ce qui suit, nous détaillons la biométrie basée sur la rétine.

1.6 La biométrie de la rétine

Aujourd'hui, la plupart des efforts dans les systèmes de reconnaissance ont tendance à développer des environnements plus sûrs, où il est difficile ou impossible de créer une copie des propriétés utilisées par le système pour discriminer entre des individus autorisés et non autorisés. Dans ce contexte, la rétine apparaît comme une très intéressante caractéristique biométrique [27].

1.6.1 Les points forts de la rétine

Cette mesure biométrique constitue un modèle unique de chaque individu et il est presque impossible de forger un faux individu. En effet, depuis l'étude de Carleton Simon et Isodore Goldstein [24], la rétine est unique chez chaque individu, différent même entre vrais jumeaux. Ce modèle ne changera pas à travers la vie de l'individu. De plus, selon les travaux conduits par le Professeur James L. Wayman [19], les caractéristiques biométriques les plus courantes (la reconnaissance faciale, les empreintes digitales, la géométrie de la main, la frappe sur le clavier, les veines de la main, l'iris, la rétine, la signature, la voix, la thermographie, l'odeur, l'ADN, la démarche et l'oreille) avaient été évalués.

Le Tableau 1.2 présente une étude comparative de ces caractéristiques, les critères d'évaluation retenus sont : l'universalité, l'unicité, la "résistance" à la falsification dite robustesse, la facilité du "prélèvement", et la performance.

Cette étude a bien démontré que parmi les quatorze caractéristiques évaluées, la biométrie par la rétine procure un niveau élevé en matière de reconnaissance (universelle, unique et robuste). Ce qui rend cette technologie bien adaptée pour des applications de haute sécurité.

TABLE 1.2: étude comparative de quatorze caractéristiques biométriques sur la base de cinq critères d'évaluation et de trois niveaux (Élevé, Moyen et Faible)(Jain, 2004) [19].

Caractères	Universalité	Unicité	Robustesse	Facilité de collecte	Performance
Visage	élevé	Faible	Faible	élevé	Faible
Empreinte digitale	Moyen	élevé	élevé	Moyen	élevé
Géométrie de la main	Moyen	Moyen	Moyen	élevé	Moyen
Frappe sur le clavier	Faible	Faible	Moyen	Moyen	Faible
Veines de la main	Moyen	Moyen	élevé	Moyen	Moyen
Iris	élevé	élevé	élevé	Moyen	élevé
Rétine	élevé	élevé	élevé	Faible	élevé
Signature	Faible	Faible	Faible	élevé	Faible
Voix	Moyen	Faible	Faible	Moyen	Faible
Thermographie Faciale	élevé	élevé	élevé	élevé	Moyen
Odeur	élevé	élevé	Faible	Faible	Faible
ADN	élevé	élevé	Faible	Faible	élevé
Démarche	Moyen	Faible	Moyen	élevé	Faible
Oreille	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen

La biométrie par la rétine est tout aussi fiable que celle basée sur l'iris, mais vu des difficultés essentiellement psychologiques liées à la capture de l'image rétinienne (la mesure doit s'effectuer à quelques centimètres du capteur) peu de systèmes basés rétine ont été développés. En effet, les premiers systèmes commerciaux d'identification des personnes basés sur la rétine (Figure 1.14-a) ont utilisé un faisceau visible de la lumière pour tracer une trajectoire circulaire sur la rétine à l'arrière de l'œil [28]. Une fois que les yeux sont illuminés, un balayage est réalisé pour capturer

les caractéristiques de la rétine.

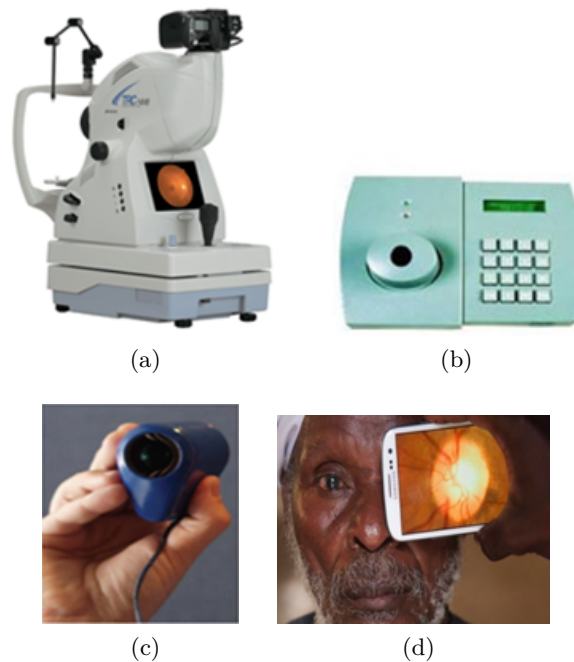


FIGURE 1.15: L'évolution des scanners biométriques rétiniens : (a) premier scanner rétinien utilisant un faisceau lumineux intense, (b) Scanner rétinien utilisant la lumière infrarouge, (c) Scanner rétinien utilisant une lumière LED et (d) Scan rétinien utilisant la caméra du Smartphone.

Ce procédé était donc non seulement invasif et inconfortable, mais aussi difficile à mettre en œuvre. De ce fait, cette technique n'avait pas reçu une bonne acceptation par le grand public en raison de la nécessité de placer ses yeux à proximité de la tête de lecture du système (à moins de 4 centimètres). Comme solution, une source de lumière proche de l'infrarouge a remplacé la source de lumière visible peu après. Plus tard, la quantité d'énergie rayonnée par cette source ainsi que le temps d'acquisition a diminué de plus en plus avec chaque nouveau système d'analyse rétinienne, comme illustre-la Figure 1.15-d, pour améliorer l'acceptation par le public. La Figure 1.15 illustre bien le progrès technologique du scanner biométrique rétinien, ce qui résout le problème de difficulté de collecte des bases rétiniennes annoncé au Tableau 1.2, selon une étude faite en 1999. Dans ce qui suit, nous illustrons la validité de la rétine comme caractéristique biométrique selon les critères d'évaluation des modalités biométriques présentés précédemment à la section 1.4.4.

L'universalité

La rétine est la couche sensorielle de l'œil, responsable à la vision. Elle se présente chez tous individu comme l'indique la Figure 1.16. Elle est parcourue par des vaisseaux sanguins qui émergent au niveau de nerf optique, d'où le niveau élevé d'universalité au niveau du Tableau 1.2.

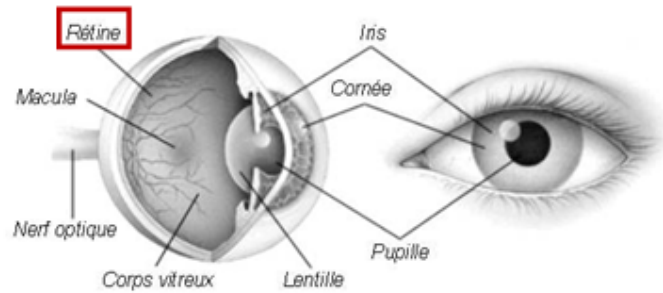


FIGURE 1.16: L'anatomie de l'œil [49].

L'unicité

L'arbre de vaisseaux rétiniens est l'élément qui permet de distinguer deux rétines, comme l'illustre la Figure 1.17. La disposition de ces vaisseaux est unique d'un individu à l'autre, différent entre jumeaux et assez stable durant la vie de l'individu.

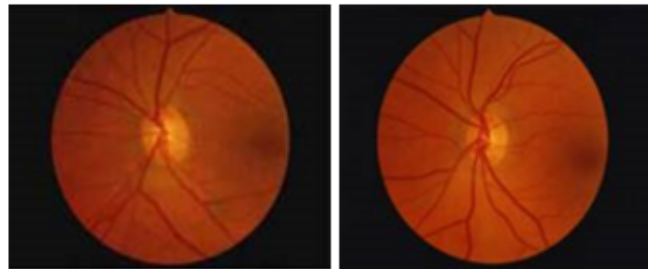


FIGURE 1.17: L'unicité de l'arbre vasculaire rétinien entre deux jumeaux [48].

La mesurabilité

La mesure de l'image rétinienne peut ainsi fournir jusqu'à 400 points caractéristiques de l'individu, que l'on peut comparer aux 30 à 40 points fournis par une empreinte digitale [28]. La Figure 1.18 illustre bien cette comparaison. Cette riche caractérisation influence la précision et la performance du système biométrique rétinien.

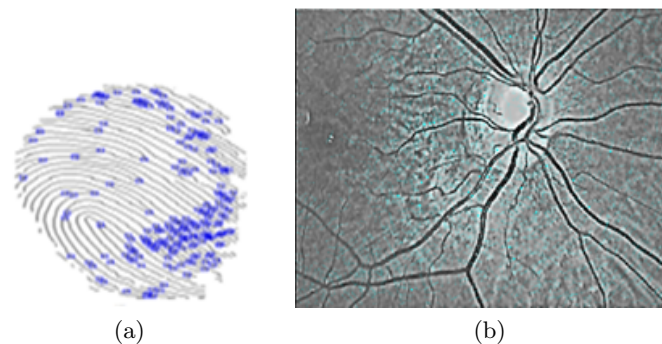


FIGURE 1.18: Exemple comparatif d'extraction de points caractéristiques de l'empreinte digitale (a) [49] et de la rétine (b) [49].

La robustesse et la performance

La disposition des veines de la rétine assure une bonne fiabilité et une haute robustesse contre la fraude, puisqu'elle est une couche intérieure de l'œil. De plus, elle est aussi peu exposée aux blessures, ce qui minimise les probabilités des erreurs de fausse acceptation ou de faux rejet entre les individus. Cette robustesse est due aussi à la grande diversité de distribution des vaisseaux rétiniens des individus (l'unicité et la mesurabilité).

Ainsi, le motif de l'arbre des vaisseaux rétiniens peut être considéré comme valide caractéristique biométrique pour l'authentification personnelle car il est unique, universel, invariable dans le temps et trais difficile à falsifier.

Pour toutes ces raisons, et tenant compte le contexte sécuritaire actuel, nous nous intéressons dans ce projet de thèse à l'étude, le développement et l'évaluation d'un nouveau système d'authentification biométrique basé sur la rétine. Par ailleurs, comme toutes autres caractéristiques morphologiques, la rétine peut souffrir des imperfections.

1.6.2 Les points faibles de la rétine

Pourtant cette ancienne technique biométrique semble être tout aussi fiable que les autres techniques biométriques existantes mais elle reste soufferte de certains facteurs limitant son utilisation.

Acquisition

Comme conséquence directe de l'évolution des scanners biométriques rétiniens, la qualité des images rétiniennes obtenues est détériorée [28]. Donc, cette acceptation améliorée a généré le besoin en outils plus puissants pour l'analyse des données rétiniennes.

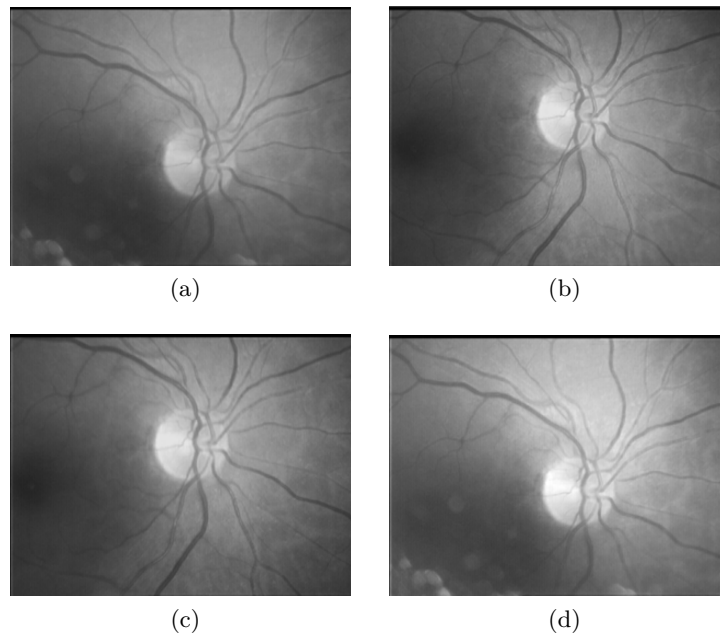


FIGURE 1.19: Quelques différentes imperfections dont souffrent les images rétiniennes acquises : (a) la capture correcte du scan rétinien, (b) d'une translation, (c) d'une rotation et (d) d'une variation d'intensité.

En dehors de cette qualité décroissante de l'image rétinienne capturée, les images rétiniennes

peuvent être affectées par différentes imperfections. Effectivement, dans un premier temps, certaines limitations sont souvent générées par le processus d'acquisition tel que le faible contraste, la variation d'intensité de fond et quelques transformations géométriques (la translation, la rotation, le changement d'échelles, etc.). Ce qui nécessite un pré-traitement et une analyse de l'image rétinienne acquise, afin d'extraire des caractéristiques rétiniennes robustes à ces changements. La Figure 1.19 présente différentes captures rétiniennes d'un seul individu sous différentes conditions.

Densité de l'information rétinienne

Du à sa structure riche en caractéristiques géométriques comme la macula, le disque optique et la fovéa, la rétine ne peut pas être traitée généralement par une approche globale dans laquelle on analyse l'image pixellisée de la rétine dans son entier.

Comme l'indique la Figure 1.20, la rétine est parcourue par des vaisseaux sanguins qui émergent au niveau du disque optique. La grande variété de configurations des vaisseaux sanguins présenterait la même diversité que les empreintes digitales. Cette structure dense rend généralement les traitements beaucoup plus complexes et risque d'accroître considérablement les temps de calcul.

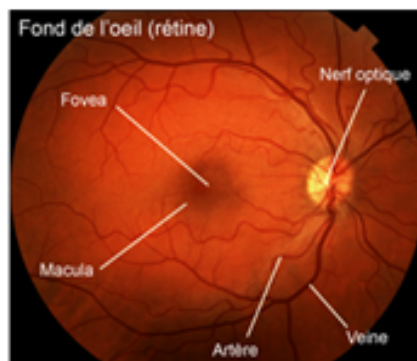


FIGURE 1.20: La structure de l'image rétinienne.

Pathologies rétiniennes

Comme toutes caractéristiques de biométrie morphologique, les images rétiniennes peuvent être affectées par différentes pathologies. Dans le cas de la rétine, nous citons par exemple la cataracte, le diabète, la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), le glaucome, et l'hypertension. Ceci risque de provoquer des anomalies et des lésions comme les exsudats et les hémorragies, au niveau de la rétine.

En effet, certaines maladies rétiniennes telles que la rétinopathie diabétique attaquent l'arbre vasculaire de la rétine, des changements surviennent au niveau des petits vaisseaux rétiniens. Au stade avancé, des nouveaux vaisseaux anormaux se forment sur la surface intérieure de la rétine [29]. D'autres peuvent provoquer des lésions ou des hémorragies qui touchent principalement le disque optique en modifiant ses caractéristiques.

Toutes ces imperfections provoquées par les pathologies rétiniennes peuvent rendre complexe les processus de reconnaissance des personnes. Dans la suite, nous abordons les différentes anomalies rétiniennes les plus connues, telles que la rétinopathie diabétique, le glaucome et la DMLA.

- *La rétinopathie diabétique (RD)* : Le diabète se caractérise par un excès permanent de sucre dans le sang. Il attaque les vaisseaux sanguins de la rétine par des lésions vasculaires qui peuvent apparaître au cours du développement de la rétinopathie diabétique. En effet, les micro-anévrysmes sont les premiers signes de la rétinopathie diabétique. Ils sont produits

par un affaiblissement local des parois capillaires. Ils apparaissent sous forme de points rouges, comme l'indique la Figure 1.21-a ci-dessous.

La progression de la maladie peut produire une rupture de la paroi d'un micro-anévrisme, ce qui provoque des hémorragies rétiniennes. Les hémorragies apparaissent soit comme des petits points rouges à partir de micro-anévrismes ou des grandes taches de forme ronde avec contour irrégulier [31]. Cette maladie peut causer également l'apparition des néo-vaisseaux qui affectent l'arbre vasculaire et ont un grand risque de provoquer des hémorragies [35]. La Figure 1.21-c illustre certains nouveaux vaisseaux qui se développent au niveau du disque optique. Cette anomalie affecte bien la phase de segmentation de l'image rétinienne puisqu'elle change sérieusement la structure vasculaire rétinienne (Figure 1.21-b, c).

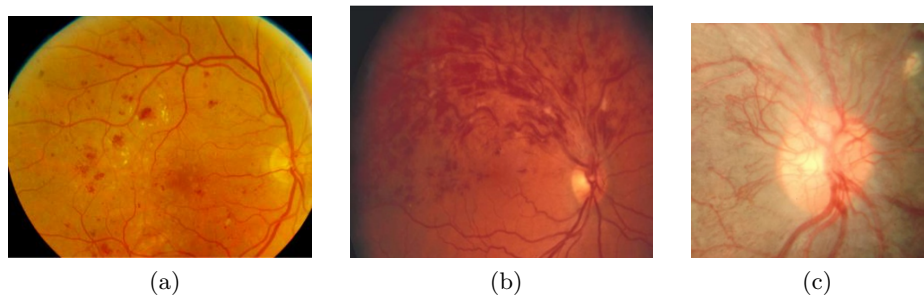


FIGURE 1.21: Les aspects de la rétinopathie diabétique par l'apparition : (a) des micro-anévrismes [30], (b) des hémorragies [28] et (c) de quelques néo-vaisseaux au niveau du disque optique de la rétine [35].

Dans un stade plus avancé de la rétinopathie diabétique, des occlusions veineuses apparaissent comme la conséquence d'un ralentissement brutal de la circulation veineuse dans la rétine. On distingue deux formes cliniques d'occlusions veineuses [33], comme l'illustre la Figure 1.22 :

- Occlusion de la veine centrale de la rétine qui affecte le disque optique (OVCR).
- Occlusion d'une branche veineuse rétinienne au niveau d'un croisement artério-veineux, affectant l'arbre vasculaire de la rétine (OBVR).

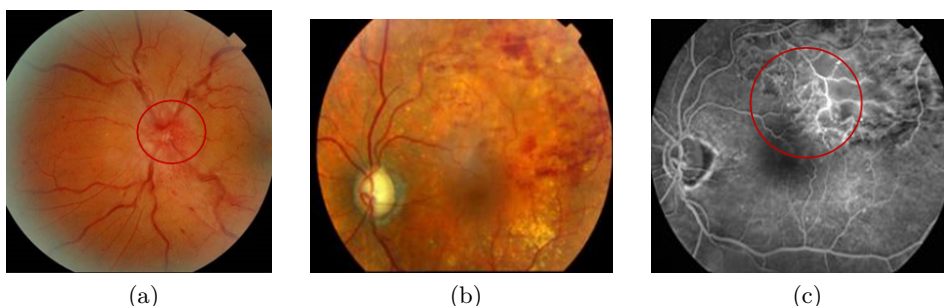


FIGURE 1.22: Les aspects de la rétinopathie diabétique par l'apparition : (a) des micro-anévrismes [30], (b) des hémorragies [28] et (c) de quelques néo-vaisseaux au niveau du disque optique de la rétine [35].

La rétinopathie diabétique peut produire aussi une accumulation de liquide dans la zone maculaire de la rétine. Elle se traduit par un gonflement rétinien. Ces lésions peuvent être

confondues avec le disque optique, due à sa brillance. La Figure 1.23-a montre un exemple de ces lésions [34]. Les nodules cotonneux sont plus souvent observés dans la rétinopathie avancée. Ils se présentent comme des lésions blanchâtres superficielles au voisinage du disque optique. La Figure 1.23-b illustre l'apparition de certaines lésions [31].

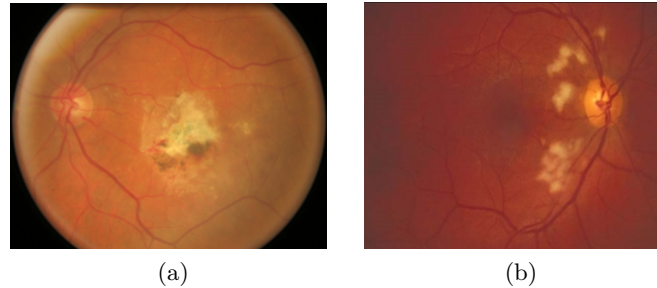


FIGURE 1.23: Présence de : (a) l'œdème maculaire [34] et (b) des nodules cotonneux réiniens [31].

Comme synthèse, la rétinopathie diabétique peut modifier sérieusement l'arbre vasculaire de l'image rétinienne par l'apparition des néo-vaisseaux ou des micros anévrysmes (Figure 1.21), des occlusions veineuses (Figure 1.22).

Ces modifications au niveau de la structure vasculaire rendent la phase de segmentation difficile, ce qui nuit à la reconnaissance des personnes. De plus, la RD se manifeste par l'apparition des lésions blanchâtres en cas de l'œdème maculaire ou des nodules cotonneux (Figure 1.23).

Ces lésions peuvent être confondues au disque optique qui présente l'intersection des artères principales. Par conséquent, l'image rétinienne attaquée par la RD nécessite des traitements supplémentaires afin de réduire les taux de fausse identification due à ces anomalies.

- *Le Glaucome* : C'est une maladie de l'œil qui provoque une diminution irrémédiable du champ de vision. Il est la conséquence des dommages au nerf optique à la suite de l'élévation de la pression intraoculaire. La Figure 1.24 montre deux exemples de cette maladie rétinienne.

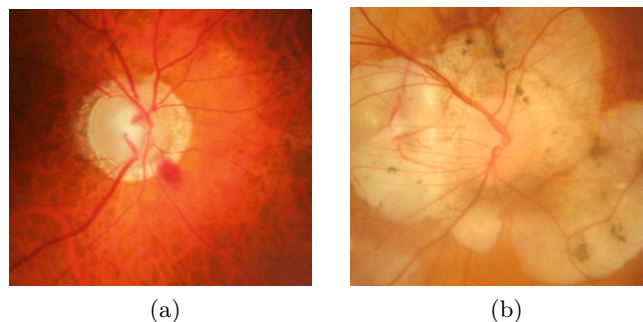


FIGURE 1.24: Présence du glaucome [36] : (a) les premiers signes de glaucome et (b) un stade avancé de la maladie.

- *Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)* : C'est une maladie de la rétine qui a un effet similaire à la rétinopathie diabétique. Elle apparaît après l'âge de cinquante ans et entraînant une altération de la fonction rétinienne maculaire donc de la vision centrale.

La Maculopathie liée à l'âge (MLA) représente le stade précoce de la maladie. Elle est caractérisée par la présence d'altérations au niveau de l'épithélium pigmentaire de la macula ou de dépôts au niveau de la rétine appelés exsudats. Au fond d'œil les exsudats apparaissent comme des lésions rondes blanchâtres, de forme et de taille variables (Figure 1.25-a). La présence d'une MLA entraîne un risque de développer une DMLA à 5 ans. On distingue deux formes de la dégénérescence maculaire liée à l'âge : une forme atrophique (80% des cas), et une forme exsudative (20% des cas) [37].

La forme atrophique (forme sèche) représentée dans la figure ci-dessous (Figure 1.25-b), se présente sous forme des grandes lésions blanches au niveau de la macula. Par ailleurs, la forme exsudative (forme humide) se caractérise par l'apparition de néo-vaisseaux choroïdiens dans la macula comme l'illustre la Figure 1.25-c, qui sont responsables d'oedème et d'exsudation ou d'hémorragies rétinienne.

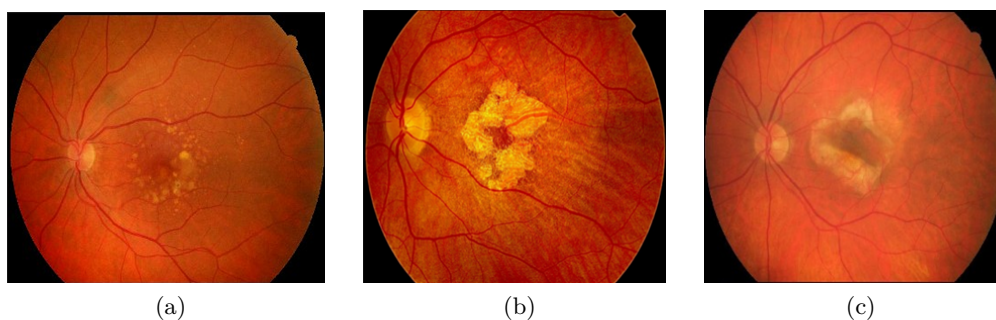


FIGURE 1.25: Maladies affectant la macula : (a) Maculopathie liée à l'âge (forme précoce de DMLA) [37], (b) DMLA de forme atrophique [38] et (c) DMLA de forme exsudative (forme avancée) [37].

Nous constatons que toutes ces anomalies rétinienne présentées attaquent généralement les éléments principaux de la rétine à savoir le disque optique et la macula, ce qui affecte la description de la rétine. Par conséquent, elles peuvent nuire à différencier entre les individus et augmenter les taux de fausses reconnaissances. Une solution pour pallier ces problèmes des images rétinienne pathologiques peut être de trouver la région la plus stable, même à la présence des pathologies rétinienne.

1.7 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté notre contexte général à la biométrie, ainsi que la problématique traitée dans cette thèse à la biométrie par la rétine. Prés une introduction générale sur la biométrie, ses modalités et ses techniques, nous avons présenté les critères d'évaluation des systèmes biométriques. Nous avons aussi détaillé les limitations de quelques systèmes biométriques morphologiques tels que l'empreinte digitale, l'iris et le visage. Par conséquent, la rétine apparaît comme l'une des plus précises, sûres et fiables des caractéristiques biométriques, dé à son caractère unique, son universalité, son invariabilité au cours du temps et sa difficulté à être falsifiée. Pourtant ses avantages mais elle souffre de quelque faiblesses, dé à certains facteurs à savoir sa structure dense, la qualité détériorée de ces acquisitions et les imperfections présentes en cas des pathologies rétinienne. Dans ce travail, nous proposons des solutions pour pallier ces problèmes des images rétinienne. Dans le chapitre qui suit, nous présentons l'architecture générale de notre méthode biométrique basée sur la rétine, ainsi qu'un état de l'art des différentes méthodes biométriques rétinienne existantes.

Chapitre 2

Etat de l'art des méthodes existantes portant sur la biométrie par la rétine

Sommaire

2.1	Introduction	45
2.2	Structure générale d'une méthode biométrique rétinienne	46
2.2.1	Analyse et pré-traitement de l'image rétinienne acquise	47
2.2.2	Extraction de la signature rétinienne	49
2.2.3	Caractérisation de l'image rétinienne sans étape d'extraction de l'arbre vasculaire rétinien	55
2.2.4	Alignement des signatures rétiniennes	56
2.2.5	Comparaison de signatures biométriques	58
2.3	Classification des méthodes biométriques rétiniennes	59
2.3.1	Méthodes basées sur une description non invariante par les transformations géométriques nécessitant une étape de recalage	59
2.3.2	Méthodes basées sur une caractérisation invariante aux transformations géométriques	62
2.4	Conclusion	63

2.1 Introduction

Pour la reconnaissance rétinienne, la rétine a une structure complexe, composée de différentes structures géométriques comme le disque optique, la macula et l'arbre vasculaire. De plus, en raison du mouvement des yeux ou du placement de la tête par rapport au capteur, des transformations géométriques telles que la translation, la rotation, ou les changements d'échelles peuvent affecter les scans rétiniens acquis. Ces scans sont souvent mal contrastés et contiennent des artefacts de luminosité. En effet, la non uniformité de l'éclairage augmente les niveaux d'intensité dans certaines régions du scan rétinien, tandis que d'autres régions plus éloignées du disque optique peuvent présenter une diminution de la luminosité. Par conséquent, la reconnaissance des personnes par la rétine nécessite généralement une étape primordiale d'analyse de l'image rétinienne acquise pour la pré-traiter et l'améliorer afin d'extraire la signature rétinienne ayant l'information biométrique la plus pertinente et stable. Ce chapitre détaille la structure générale d'une méthode biométrique rétinienne. Tout d'abord, nous présentons un état de l'art des méthodes rétiniennes existantes, en détaillant leurs différentes étapes. Prés, nous faisons une synthèse de ces méthodes rétiniennes, lesquelles peuvent être classées en deux grandes catégories : les méthodes basées sur une caractérisation de l'arbre vasculaire et les méthodes basées sur la caractérisation de l'image rétinienne

sans génération de l'arbre vasculaire. A la fin de ce chapitre, nous achevons par une motivation de nos contributions qui seront faites au niveau des étapes de l'analyse et de pré-traitement, et de la caractérisation de l'image rétinienne.

2.2 Structure générale d'une méthode biométrique rétinienne

Dans la biométrie par la rétine, la structure générale de la méthode de reconnaissance est illustrée dans la Figure 2.1. Elle contient quatre phases principales : l'analyse et le pré-traitement de l'image rétinienne acquise, l'extraction des signatures rétiniennes, le recalage des signatures sensibles aux transformations géométriques, la mise en correspondance des signatures pour avoir une authentification et une prise de la décision concernant la personne à reconnaître.

- Analyse et pré-traitement de l'image rétinienne acquise : C'est la première étape de la chaîne de reconnaissance après l'acquisition et la numérisation de l'image rétinienne. Les images rétiniennes acquises sont généralement très bruitées, avec un faible contraste et l'illumination n'est pas uniforme entre le centre et les bords de l'image. D'où, cette étape de pré-traitement de l'image rétinienne d'entrée, pour rehausser la qualité de l'image afin d'en extraire l'information rétinienne utile.

- Extraction de la signature rétinienne : C'est une étape primordiale de la méthode biométrique. L'objectif de cette étape est d'extraire les caractéristiques globales ou locales de l'image pré-traitée, permettant de distinguer les individus, afin de générer une signature rétinienne compacte et permanente propre à chaque individu. Cette signature peut être engendrée soit par des points de bifurcation de l'arbre vasculaire ou bien par des caractéristiques globales ou locales de l'image rétinienne.

- Alignement des signatures rétiniennes : Cette étape est réservée aux caractéristiques rétiniennes sensibles aux transformations géométriques, comme les caractéristiques minutieuses, extraites à partir de l'arbre des vaisseaux rétiniens. Ces caractéristiques sont généralement sensibles aux transformations géométriques. Le but de cette étape est donc de compenser la variation d'orientation et de translation entre une image définie comme référence et les autres images acquises. Cette variation est principalement causée par le mouvement de l'oeil devant le capteur.

- Comparaison des signatures et prise de décision : La comparaison entre deux images rétiniennes nécessite de mesurer le degré de similitude de leurs signatures. Pour la prise de décision, la mesure de ressemblance est utilisée de différentes manières suivant le mode fonctionnel de la méthode biométrique (identification ou vérification).

Dans cette section, nous avons décrit brièvement l'objectif de chaque étape de la chaîne de reconnaissance rétinienne. Nous présenterons, dans les sections suivantes, une étude bibliographique des différentes méthodes existantes pour chacune de ses étapes.

Dans cette partie, nous présentons les différentes méthodes existantes dans chaque phase de la

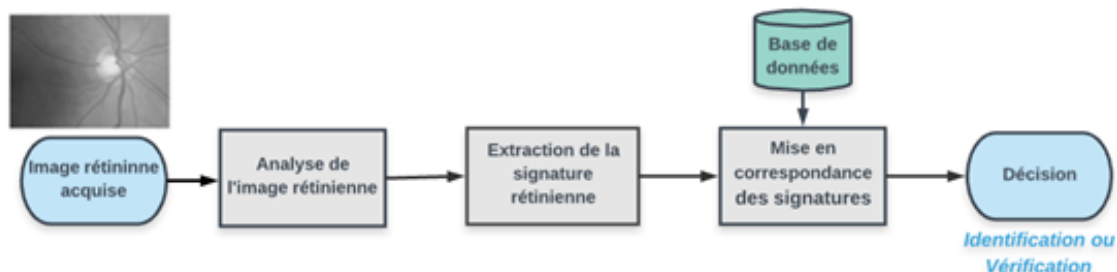


FIGURE 2.1: La structure générale d'une méthode biométrique rétinienne.

méthode biométrique par la rétine, décrite précédemment.

2.2.1 Analyse et pré-traitement de l'image rétinienne acquise

Le pré-traitement de l'image rétinienne se place après l'acquisition et la numérisation de l'image rétinienne. En effet, malgré les énormes progrès dans les techniques d'acquisition, les images rétiniennes demeurent très bruitées, avec un faible contraste et une illumination non uniforme. Les raisons de ces artefacts peuvent être d'origines très variées comme décrit au chapitre 1 : le mouvement de l'oeil, les circonstances dans lesquelles l'image est acquise, les différences dans l'illumination de l'oeil, qui dépendent non seulement de la technique, mais aussi de la forme de l'oeil, ainsi que la présence des pathologies. Comme conséquence, cette étape d'analyse paraît indispensable pour l'amélioration des images acquises possédant du bruit, un faible contraste ou toute pathologie rétinienne, afin de faciliter la tâche de caractérisation ultérieurement.

Ainsi, elle joue un rôle important dans le succès de la tâche de reconnaissance. Plusieurs travaux [49] [50] ont prouvé l'impact de cette étape sur les performances du système biométrique. Nous détaillons cet impact dans le chapitre 4.

Pour remédier aux problèmes de l'image rétinienne cités précédemment, l'égalisation d'histogramme (HE) et ses variantes présentent la principale technique appliquée par plusieurs travaux existants [51] [52][53] [54]. Elles servent à augmenter le contraste d'image et à équilibrer sa dynamique avant de l'analyser.

Egalisation d'histogramme (HE) des images

Cette technique est parmi les plus populaires pour le rehaussement de contraste des images, proposée par Zimmerman et Pizer [58]. Elle s'appuie sur l'histogramme des niveaux d'intensité des pixels de l'image. En effet, la forme de l'histogramme donne une idée sur la qualité perceptible globale de l'image, elle est sombre ou lumineuse suivant la répartition des niveaux d'intensité.

L'objectif de l'amélioration des images en utilisant l'égalisation d'histogramme est d'obtenir une répartition uniforme et un ajustement de l'intensité. Elle a donné de bons résultats pour les images naturelles, mais ce n'était pas un bon choix pour les images du fond de l'oeil en raison de son amplification du bruit.

Pour résoudre ce problème, K. Zuiderveld [56] a proposé une variante de cette technique d'égalisation d'histogramme, appelée CLAHE (Contrast Limit Adaptive Histogram Equalization). Elle consiste à manipuler localement l'histogramme de l'image, contrairement à HE.

L'algorithme CLAHE [56] partitionne l'image en régions contextuelles centrées en chaque pixel et applique l'égalisation d'histogramme à chacune d'elles. En effet, il calcule l'histogramme local à chaque pixel de l'image rétinienne. Prés, il effectue la normalisation d'histogramme et le nappage des pixels de sortie à une intensité proportionnelle à son rang dans l'histogramme. Etant donné que i est l'histogramme et $(m \times m)$ est une région contextuelle, le rang r_p pour un pixel avec une intensité p est calculé comme suit :

$$r_p = \left(\sum \min(B, i) + (p + 1) * \left(\sum \max(0, k - B) m * m \right) * (m * m) - 1 \right) \quad (2.1)$$

Où B constitue la limite d'amélioration du contraste et $\sum \min(B, i)$ décrit le rang dans un histogramme coupé. Comme chaque région a un nombre différent de pixels, il redistribue la partie de l'histogramme qui dépasse la limite B uniformément entre tous les bancs d'histogramme pour normaliser les rangées calculées dans différentes régions. Cette normalisation est fournie dans l'équation précédente par la partie :

$$\sum \left(\left(\sum \max(0, k - B) \right) / (m * m) \right) \quad (2.2)$$

Où k est l'histogramme en différentes régions. Le rang d'intensité i à (x, y) est calculé et mis à l'échelle pour produire un Rang r , tel que $0 \leq r \leq 1$. Le niveau d'intensité de sortie i_{out} est alors calculé dans une échelle de gris comprise entre les rangs d'intensité i_1 et i_2 comme suit :

$$i_{out} = i_1 + r * (i_2 - i_1) \quad (2.3)$$

En raison de la simplicité et le faible temps de calcul [57] de la méthode CLAHE, elle est la plus adaptée récemment [58] pour améliorer la qualité et réduire le bruit de l'image rétinienne au niveau de gris. Setiawan et al. [59] et Kinjan Chauhan et al. [54] ont démontré que la méthode CLAHE est la plus rapide méthode permettant d'améliorer la qualité de l'image couleur de la rétine.

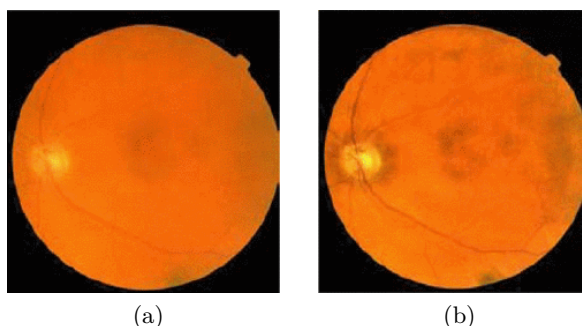


FIGURE 2.2: Resultat de rehaussement CLAHE d'une image rétinienne couleur [59].

Autres méthodes d'amélioration de la qualité des images rétiniennes

Des méthodes plus complexes telles que le masquage flou utilisé par Yang et al. [60] et la normalisation locale par Joes et al. [61], ont été proposées pour améliorer le contraste de l'image. La première, basée sur un filtre spatial, a ajouté des composants de haute fréquence à l'image d'entrée. La deuxième a normalisé localement chaque pixel de l'image rétinienne à zéro et la variance moyenne à l'unité, afin de compenser les variations d'éclairage et d'améliorer le contraste local.

Ces deux méthodes agissent donc comme des filtres passe-haut et, incontestablement, elles augmentent le bruit [52]. D'autres méthodes basées sur des filtres adaptés ont également été introduits par Hoover et al. [62] et Lin et al. [63]. Ces techniques ont donné de bons résultats d'amélioration du contraste localement, en particulier pour les vaisseaux sanguins régulièrement mais pour l'image entière, le calcul devient difficile en raison de la quantité de filtres adaptés.

En outre, les méthodes basées sur la transformée en ondelettes améliorent les détails et les caractéristiques de l'image [64]. Toutefois, elles ne demeurent pas le meilleur choix pour l'amélioration du contraste d'une image rétinienne, du fait que les ondelettes utilisées sont aveugles à détecter les bords des images, en raison de sa limitation intrinsèque.

Pour tirer parti de cette propriété de détection des détails et de rehaussement, Ashiba et al. [64] a proposé une méthode d'amélioration d'image basée sur un filtre homomorphique (fréquentiel) à base d'ondelettes, qui améliore le contraste et la plage dynamique de l'image en supprimant les défauts de l'illumination. Cette méthode a donné des résultats encourageants pour l'amélioration de la qualité d'image.

Quelques nouvelles transformations similaires à la transformation en ondelettes, ont été aussi introduites. Les transformées de curvelet utilisées par Candès et Donoho [65] et de Contourlet par Do et Vetterli [66] sont des exemples de ces nouvelles transformations qui sont développées pour mieux analyser les images naturelles. Ces deux transformations offrent des caractéristiques importantes dont l'invariance aux changements d'échelle et d'orientation.

Par ailleurs, suite à cette étape d'amélioration du contraste, certaines anomalies peuvent se présenter au niveau des images rétinienne.

En effet, les méthodes d'amélioration du contraste peuvent mettre en valeur les lésions blanchâtres affectant l'image rétinienne pathologique, ce qui nuit par la suite à la phase de caractérisation.

D'autres méthodes peuvent brouter les bords des images, ce qui affecte la segmentation de l'arbre vasculaire. Ce problème a été abordé de différentes manières dans la littérature.

Certains travaux ont traité l'image rétinienne entière, en appliquant un post-traitement sur les images améliorées [58] [49] qui est généralement un filtrage de l'image rehaussée. Les différents filtres adoptés sont un filtre adaptatif ou un filtre moyen ou un filtre gaussien. Un exemple de filtrage de l'image rehaussée par CLAHE a été proposé par Termitope et al [58]. Il consiste à combiner les deux filtres médian et gaussien pour mieux améliorer la qualité de l'image.

Xianjing Meng et al.[49] ont appliqué un lissage itératif sur plusieurs échelles à l'image entière rehaussée pour réduire le bruit produit ainsi que pour renforcer les petites structures du vaisseau rétinien. D'autres auteurs ont choisi de sélectionner une région d'intérêt (ROI) de l'image rétinienne [67] [17], satisfaisant certaines contraintes, pour l'extraction de la signature rétinienne.

M. Ortega et al. [67] ont extrait une région circulaire autour du disque optique (OD) dont le centre est préalablement localisé au moyen de la transformée de Hough Flou, nouvelle version de la transformée de Hough standard.

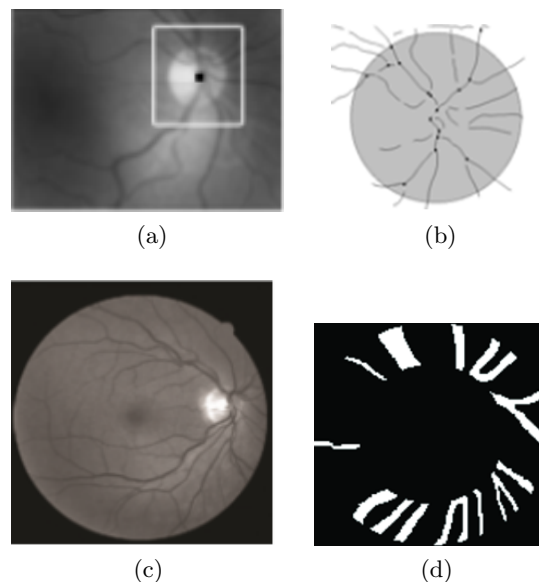


FIGURE 2.3: Les résultats d'extraction d'une région d'intérêt de l'image rétinienne segmentée présentés par les deux travaux : (a) l'image rétinienne d'entrée, (b) son résultat d'extraction ROI [67], et (c) l'image rétinienne d'entrée, (d) son résultat d'extraction ROI [17].

Cette extraction ROI (Figure 2.3) a pour but de réduire le temps de calcul de la méthode biométrique, tout en se basant seulement sur quelques points caractéristiques de bifurcations pour faire le recalage des images biométriques.

Farzin et al. [17] ont aussi employé l'extraction d'une région d'intérêt de l'image rétinienne avant la phase de segmentation afin de minimiser le temps de calcul.

2.2.2 Extraction de la signature rétinienne

L'extraction des caractéristiques biométriques, générant la signature rétinienne, constitue l'étape fondamentale de la méthode de reconnaissance. Son objectif est de caractériser l'image rétinienne

acquise par des vecteurs uniques, permanents, non falsifiables, performants par rapport à plusieurs artefacts. Cette tâche est abordée de différentes manières dans la littérature.

Dans ce qui suit, nous présentons un état de l'art des méthodes existantes de caractérisation de l'image rétinienne. Nous classons ces méthodes en deux catégories principales : les méthodes basées sur une caractérisation de l'arbre vasculaire, sensible aux transformations géométriques et les méthodes basées sur une caractérisation globale ou locale de l'image rétinienne sans phase de détection d'arbre vasculaire.

Méthodes basées sur une caractérisation de l'arbre vasculaire rétinien

Cette catégorie de méthodes se base sur l'unicité de l'arbre vasculaire qui caractérise chaque individu. Nous présentons en première partie la notion générale de cet arbre et les différentes méthodes de segmentation existantes.

Puis, nous aborderons de manière plus précise les deux techniques majeures employées pour segmenter l'arbre vasculaire des images rétiniennes du fond de l'oeil pour extraire des points caractéristiques.

Détection de l'arbre vasculaire

— *Méthodes non supervisées* : Les méthodes non supervisées utilisent des opérateurs de la morphologie mathématique, les filtres adaptatifs, les modèles basés sur un seuillage local adaptatif et la segmentation par croissance de régions [54].

Les opérateurs de la morphologie mathématique sont très utilisés pour la segmentation non supervisée des vaisseaux rétiniens. Mendonça et al [71] se sont basés sur la connexité et la linéarité par morceau du réseau vasculaire. Tout d'abord une opération de filtrage est appliquée suivie d'une utilisation des opérateurs morphologiques. La principale limite de cette technique est que les caractéristiques importantes comme l'intersection et les points de bifurcation ne peuvent pas être identifiées.

Al-Rawi et al [68] ont utilisé le filtre adaptatif pour la détection des vaisseaux sanguins. Le principe du filtre adaptatif est d'adapter un certain nombre de régions pour une section transversale des vaisseaux sanguins de la rétine, le profil de niveau de gris de ces régions est alors approché par une courbe en forme gaussienne.

L. Espona et al [72] ont utilisé le principe du contour actif pour segmenter l'arbre vasculaire basé sur la croissance de région. Ils ont supposé que les pixels les plus proches les uns des autres et possédant des intensités de niveaux de gris similaires appartiennent au même objet. Cette méthode réunit progressivement les pixels dans une région à partir d'un point de départ en fonction de critères prédéfinis qui sont la valeur de similitude et le voisinage de ces pixels. La limitation de ces méthodes basées sur la croissance de région, vient du fait qu'elles produisent une sur-segmentation en raison des changements de l'intensité de l'image.

La méthode proposée par Martinez et al. [73] est basée sur la segmentation multi-échelle du réseau vasculaire en faisant varier la résolution de l'image [74]. Dans cette méthode, les gros vaisseaux sanguins ont été segmentés dans des régions ayant une faible résolution, alors que les petits vaisseaux ont été segmentés dans des régions de grande résolution. Donc, le gain majeur de cette méthode de segmentation multi-échelles réside dans la vitesse de traitement, de la classification des résolutions.

Une autre méthode basée sur l'analyse multi-échelle de l'image rétinienne a été introduite par Oinonen et al. [51]. Ils ont appliqué un seuillage de l'image rétinienne en différentes échelles, basé sur la méthode de Frangi et al [75]. Ce seuillage permet de conserver les vaisseaux sanguins fins, similairement à la méthode de Martinez et al. [73].

Les approches développées par Zhang et al [76], ont utilisé un autre type de seuillage, appelé local adaptatif qui préserve la structure spatiale des segments de l'arbre vasculaire sans tenir compte des différentes échelles des vaisseaux rétiens.

Ces méthodes de segmentation non supervisées fournissent des résultats satisfaisants pour les images rétiennes saines et de bonnes qualités du contraste mais de qualité moindre pour les images pathologiques et faiblement contrastées.

- *Méthodes supervisées* : Plusieurs méthodes supervisées de la segmentation de l'arbre vasculaire, basées sur la classification des pixels ont été récemment proposées. Cette classification est faite par un apprentissage supervisé des données à partir des images manuellement marquées par des ophtalmologues expérimentés.

Rudnicka et al. [78] ont introduit une méthode supervisée basée sur la transformation morphologique à chapeau haut de forme à. Ils ont utilisé une collection de dérivés des filtres gaussiens et des filtres de Gabor, associés à une transformation morphologique pour générer le vecteur caractéristique de l'arbre vasculaire.

Yin et al. [79] ont utilisé une autre méthode supervisée pour la segmentation de l'arbre vasculaire en tenant compte de la détection des bords des vaisseaux sur l'image rétinienne. Pour détecter les points du bord des vaisseaux, ils ont exploité le critère de calcul d'un maximum à posteriori (MAP). Ces deux méthodes ont donné des résultats de segmentation satisfaisants qui atteignent un taux de 95% sur des bases rétiennes médicales comme Drive.

Ricci et Perfetti [77] ont utilisé le classifieur à support vecteur machine à (SVM) pour décider si un pixel appartient ou non au réseau vasculaire. Ils ont utilisé deux détecteurs de lignes orthogonales de niveau de gris du pixel cible pour construire le vecteur caractéristique. Cette méthode a été testée sur les images médicales Drive et Stare et a donné respectivement 92% et 94%.

Pour améliorer la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien, on trouve les méthodes basées sur les réseaux de neurones qui sont plus performantes et rapides.

Marin et al. [81] ont présenté une nouvelle méthode supervisée pour la détection des vaisseaux sanguins des images numériques de la rétine. Pour la classification des réseaux vasculaires rétiens, ils ont utilisé un réseau de neurones multi-couches et ont obtenu des résultats (95%) dépassant ceux de la méthode [77].

C. Alonso et al. [80] ont utilisé un type plus rapide de réseaux de neurones : le Deep Learning (CNN). Le but d'utilisation de CNN est d'avoir une performance meilleure que les réseaux de neurones standards mais principalement avec un temps de calcul réduit.

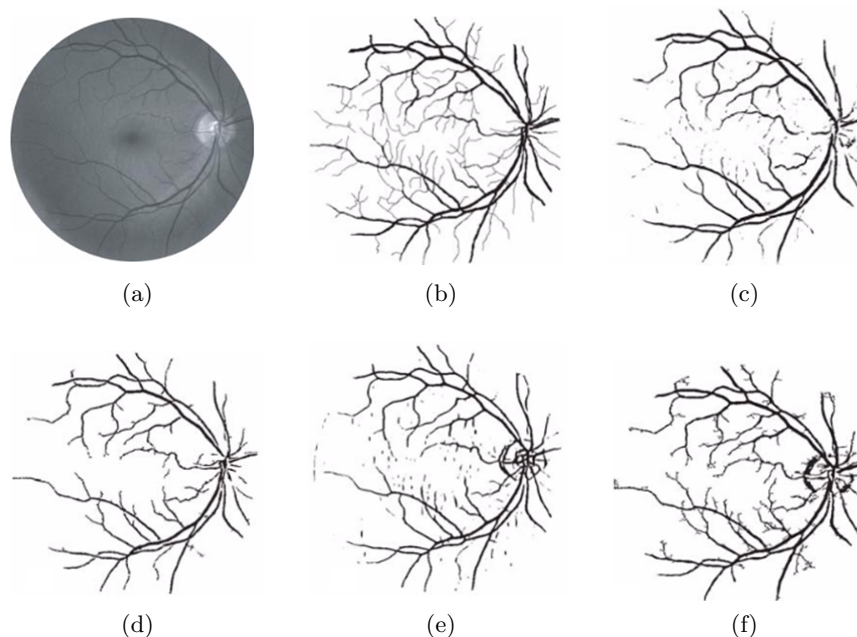


FIGURE 2.4: Les résultats de segmentation de l'arbre vasculaire rétinien en utilisant différentes méthodes existantes [82] :(a) L'image rétinienne originale, (b) L'image segmentée manuellement par des experts, (c) en utilisant la méthode supervisée KNN, (d) en utilisant la morphologie mathématique, (e) en utilisant le filtre adaptatif (matched filter) et (f) en utilisant une méthode basée sur la croissance de régions.

La Figure 2.4 illustre une synthèse des résultats de quelques méthodes de segmentation de l'arbre vasculaire rétinien supervisées (Figure 2.4-c) et d'autres non supervisées (Figure 2.4-d, e, f). Ces résultats montrent une comparaison visuelle et qualitative entre une segmentation manuelle par expert (Figure 2.4-b) et les autres segmentations automatiques. Visuellement, nous constatons que les méthodes non supervisées basées sur la croissance de régions ainsi que celle du filtre adaptatif permettent une extraction des détails des vaisseaux sanguins les plus fins. Ces méthodes peuvent engendrer la présence de quelques points de croisement redondants et non pertinents. Alors que la méthode de segmentation basée sur les réseaux de neurones (KNN) extrait un arbre vasculaire incomplet et présentant quelques discontinuités des vaisseaux rétiens principaux comme le montre la Figure 2.4-c.

Difficultés liées à la segmentation rétinienne Après une étude bibliographique sur les méthodes de reconnaissance rétinienne, nous pouvons constater que la plupart des méthodes d'identification existantes sont basées sur l'extraction de l'arbre vasculaire.

Cependant, ces approches peuvent souffrir de quelques inconvénients. Premièrement, l'information du système vasculaire peut être incomplète à cause de la discontinuité de quelques segments rétiens dans les bifurcations et les croisements, comme l'illustre la Figure 2.5-1. Un autre problème (Figure 2.5-2) est dé à des maladies de l'oeil, lesquelles peuvent modifier les caractéristiques vasculaires ou faire apparaître des micro-vasculaires. De plus, les micro-vasculaires visibles ne peuvent pas être extraits efficacement (Figure 2.5-3).

En outre, la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien est sensible aux transformations géométriques comme la rotation et le changement d'échelles. Cette variance nécessite une phase de recalage des arbres vasculaires, ce qui provoque un temps de calcul élevé.

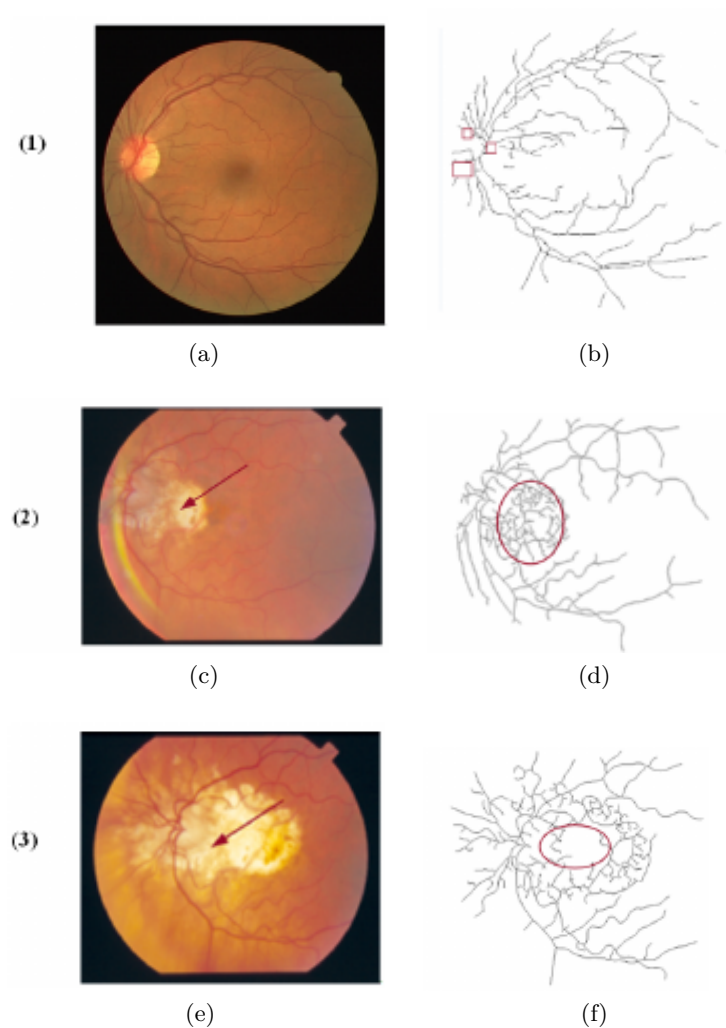


FIGURE 2.5: Les différents problèmes de segmentation de l'arbre vasculaire : (a, c, d) les images rétiniennes acquises et (b, d, f) les résultats de segmentation : b-1 des discontinuités des segments vasculaires rétiniens provoquant la suppression de quelques points de bifurcation, d-2. L'apparition des micro-vasculaires pathologiques due à la maladie de rétinopathie diabétique et c-3. La disparition de quelques segments vasculaires due à la maladie DMLA.

Pour surpasser ces problèmes de détection des vaisseaux rétiniens, nous avons intérêt à extraire les caractéristiques locales de l'image rétinienne sans phase de segmentation.

Dans ce qui suit, nous allons donc présenter notre contribution permettant d'extraire les caractéristiques locales de l'image rétinienne, sans passer par une phase de segmentation.

Extraction des points caractérisant l'arbre vasculaire

Après avoir segmenté l'arbre vasculaire de l'image rétinienne, l'extraction des caractéristiques rétiniennes de cet arbre se base sur les points d'intersection des segments vasculaires.

Un segment de vaisseau rétinien est défini comme un ensemble de points alignés partant d'un embranchement, (point de bifurcation) jusqu'à un autre embranchement ou à un point terminal. La Figure 2.6 illustre ces définitions.

En effet, un point de bifurcation est défini comme étant un pixel du squelette ayant plus de deux voisins alors qu'un point de croisement constitue l'intersection de quatre segments vasculaires.

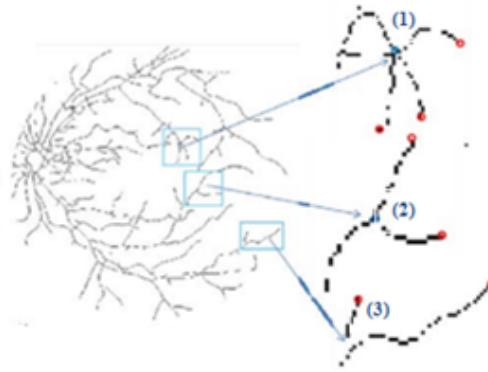


FIGURE 2.6: Les différents points d'intersection des vaisseaux rétiniens, (1) un point de croisement, (2) sont des points de bifurcation et (3) les points rouges sont les points terminaux.

Des travaux portant sur l'extraction automatique des points d'intersection de l'image rétinienne segmentée, ont été exploités pour l'extraction de l'arbre vasculaire décrivant ces points d'intersection.

C. Thiliporn et al [83] ont adopté le principe qu'un point de bifurcation est considéré comme un point appartenant à l'arbre vasculaire et admettent plus de deux voisins. Ils ont admis que ces points de bifurcation caractérisent bien l'arbre vasculaire de la rétine. Alors que cette méthode avait quelques limites concernant l'intersection des petits vaisseaux rétiniens.

Pour éliminer les mauvais points dus à l'intersection des vaisseaux fins, H. Adam et al. [84] ont supposé qu'un point de bifurcation admet plus de trois voisins sur un voisinage de taille 3×3 et ont appliqué une transformation de voisinage avec une fenêtre de taille 11×11 pour les éliminer. Ils ont ensuite sélectionné les points admettant plus de deux voisins comme les points les plus pertinents.

Afin de mieux identifier les points importants de bifurcation ou de croisement de l'arbre des vaisseaux rétiniens, Dashtbozorg et al. [85] ont, tout d'abord, distingué les lignes centrales de l'arbre vasculaire rétinien qui définissent les principaux points d'intersection. Pour cela, ils ont appliqué les étapes suivantes. D'abord, les candidats des lignes centrales sont détectés en utilisant des informations fournies par la différence de quatre filtres gaussiens décalés. Puis, ces candidats sont connectés en segments par un processus de croissance de la région.

Finalement, les segments des vaisseaux sanguins sont validés en fonction de leurs caractéristiques d'intensité et de longueur. Pour la segmentation de l'arbre vasculaire, ils ont employé les approches de rehaussement morphologique multi-échelle et la reconstruction des vaisseaux pour générer des cartes binaires des vaisseaux sanguins à quatre échelles. Après, une représentation graphique de ces vaisseaux a été construite afin d'optimiser le graphe initial issu de la segmentation afin de classer les points de jonction comme points caractéristiques.

Les méthodes précédentes [83] [84] [85] dépendent fortement des résultats de segmentation. Si l'arbre vasculaire extrait contient des anomalies ou des discontinuités des vaisseaux sanguins (Figure 2.5), il peut causer la suppression de quelques points caractéristiques significatifs. La Figure 2.5-1 montre un exemple de limitations de segmentation. Nous constatons qu'une mauvaise segmentation a causé une discontinuité de ses deux segments, d'où la suppression de points de bifurcation qui les réunit.

La Figure 2.7 illustre l'étape complète d'extraction de caractéristiques rétinienne en se basant sur l'extraction de l'arbre de vaisseaux rétiniens par la méthode de H. Adam et al. [84].

Afin de surmonter les limitations de caractérisation de l'image rétinienne basée sur l'extraction de l'arbre vasculaire rétinien, plusieurs travaux dans la littérature ont exploité les caractéristiques texturales et locales pour la description de l'image rétinienne.

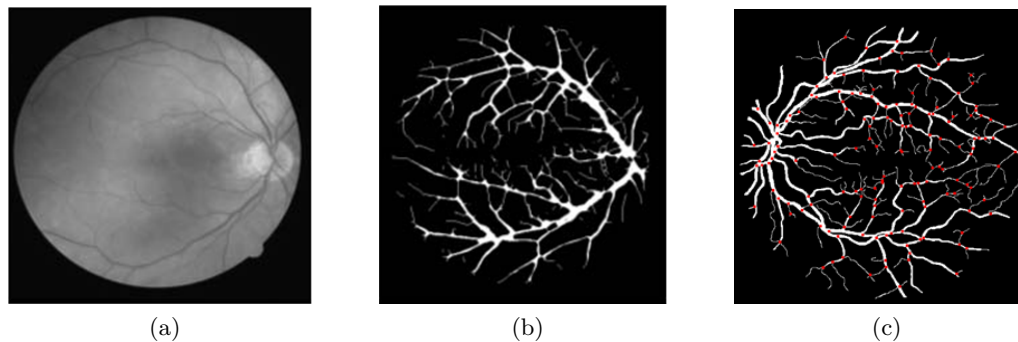


FIGURE 2.7: Le processus de caractérisation basé sur la détection de l'arbre vasculaire : (a) L'image rétinienne d'entrée, (b) la détection de l'arbre rétinien et (c) l'extraction des points de bifurcation de l'arbre vasculaire.

2.2.3 Caractérisation de l'image rétinienne sans étape d'extraction de l'arbre vasculaire rétinien

Cette phase de description consiste principalement à extraire les caractéristiques de chaque image rétinienne, pour faciliter la comparaison entre les signatures rétiniennes générées. Ces caractéristiques doivent être invariantes par rapport aux différentes transformations de l'image comme les distorsions géométriques, le changement d'illumination, l'éclairage, etc.

Nous pouvons distinguer principalement deux classes : les caractéristiques globales qui sont calculées sur toute l'image et les caractéristiques locales qui sont calculées autour de points d'intérêt extraits localement de l'image.

Dans la suite, nous détaillons chacune de ces deux classes.

Caractérisation globale

La caractérisation globale de l'image se base généralement sur les caractéristiques de la couleur, de la forme ou de la texture. Pour le cas des images rétiniennes, la texture est particulièrement la plus intéressante pour discriminer ces caractéristiques globales.

Contrairement à la texture, la couleur ne semble pas être assez pertinente pour la caractérisation de l'image rétinienne car elle dépend fortement des conditions d'illumination de la capture, de la position ainsi que de la nature du capteur d'acquisition.

Dans la littérature, on trouve quelques méthodes biométriques rétiniennes basées sur la caractérisation globale des images.

Parmi lesquelles, on peut citer le travail de Sumeet Dnyaneshwar Dhumal et al. [86]. Ils ont utilisé la méthode de l'analyse en composantes principales (PCA) pour caractériser l'image rétinienne entière afin de réduire la dimension et maintenir l'information la plus importante de l'image.

Une autre méthode a été proposée par Zahra Waheed et al. [87] pour assurer une description globale des images rétiniennes. Elle permet d'extraire les caractéristiques texturales de l'image rétinienne comme la luminance et le contraste. Cette méthode a donné des résultats encourageants pour les images normales mais ces performances se dégradent sérieusement dans le cas d'images pathologiques.

S. N. Kakarwal et al. [88] ont utilisé la corrélation et la matrice de covariance pour caractériser les images rétiniennes.

Malgré ses avantages de simplicité et de rapidité, les caractéristiques globales ne sont pas satisfaisantes pour discriminer des images souffrant d'imperfections d'acquisition (variation d'intensité

entre les régions de l'image) ou des pathologies rétiniennes qui peuvent affecter la texture.

Caractérisation locale

La caractérisation locale d'une image est calculée sur un nombre restreint de pixels. Elle détecte des zones d'intérêt de l'image et calcule en chacune de ces zones un vecteur caractéristique. Ces zones d'intérêt sont les arêtes ou les points saillants de fort contraste de l'image. Le vecteur caractéristique contient parfois des données provenant de la détection, telles que l'orientation de l'arête ou la magnitude du gradient dans la zone d'intérêt.

Généralement, le vecteur caractéristique en un pixel est calculé sur un voisinage de ce pixel. Il peut être calculé à différentes échelles de manière à s'affranchir du facteur de zoom.

Cette caractérisation consiste à transformer une image en un ensemble de vecteurs de caractéristiques, de chaque région d'intérêt d'image, qui sont invariants par rapport aux transformations géométriques et aux changements de l'illumination.

Par conséquent, les caractéristiques locales se distinguent par le fait qu'elles sont distinctes, robustes aux transformations affines et qu'elles ne nécessitent pas une phase de segmentation des vaisseaux rétiens.

Parmi les caractéristiques locales existantes, nous trouvons celles développées par Harris et plus tard par Schmid [93] et Mohr [92]. Les détecteurs de Harris permettent de mettre en évidence les coins. Ces coins correspondent aux endroits dans une image où il y a un changement rapide de direction du contour.

Mohr et Schmid proposent une méthode de calcul d'invariants en fonction de la luminosité. Leurs travaux s'appuient sur les détecteurs de Harris (étude de la matrice des corrélations des gradients pour la détection des coins). Ils montrent que des informations locales dans une image sont suffisantes pour la reconnaissance et la caractérisation d'un objet dans cette image.

Cette technique permet de trouver des invariants par rapport à la rotation, puisqu'elle s'appuie sur les travaux de Harris, et la luminosité. Malgré ses performances, elles ne permettent pas de mettre en évidence des invariants robustes par rapport à la mise à l'échelle.

Pour pallier à ce problème et avoir une stabilité des caractéristiques d'un objet quelle que soit la profondeur de la prise de vue, des descripteurs SURF (Speeded Up Robust Features) [89], SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [90] et ses variantes proposent des solutions. Ces méthodes incluent la détection de zones d'intérêt et le calcul d'un vecteur caractéristique en chacune de ces zones.

En effet, les SIFT se basent sur un histogramme des orientations du gradient et les SURF consistent au calcul d'approximation d'ondelettes de Haar. Par contre, SIFT est considéré comme le descripteur local le plus performant qui vient combler les limites des méthodes d'extraction de points d'intérêt existantes comme Harris. La différence majeure entre les deux descripteurs locaux SIFT et SURF se manifeste à l'étape de détection des points d'intérêt.

La caractérisation locale de l'image rétinienne permet de procéder à la phase de mise en correspondance entre les signatures rétiniennes générées sans passer par une phase de recalage, grâce à son invariance aux différentes transformations géométriques et affines.

Cette invariance se traduit par sa capacité à conserver les mêmes caractéristiques pour des transformations géométriques (la rotation, le changement d'échelle ou la translation) ou bien l'invariance aux changements d'intensité.

2.2.4 Alignement des signatures rétiniennes

Le recalage ou l'alignement des signatures rétiniennes extraites est une étape essentielle pour les caractéristiques rétiniennes issues de la détection de l'arbre vasculaire, qui sont généralement sensibles aux transformations géométriques. Elle a pour objectif d'assurer l'invariance par rapport

à ces transformations géométriques (rotation, changement d'échelles).

En effet, cette étape vise à compenser la variation d'orientations des images rétinienne acquises due à la variation de l'angle de prise de vue (mouvement), aux différentes distances de l'individu devant le scanner, ainsi que la non concentricité de l'image rétinienne. Le principe de l'alignement est décrit comme suit :

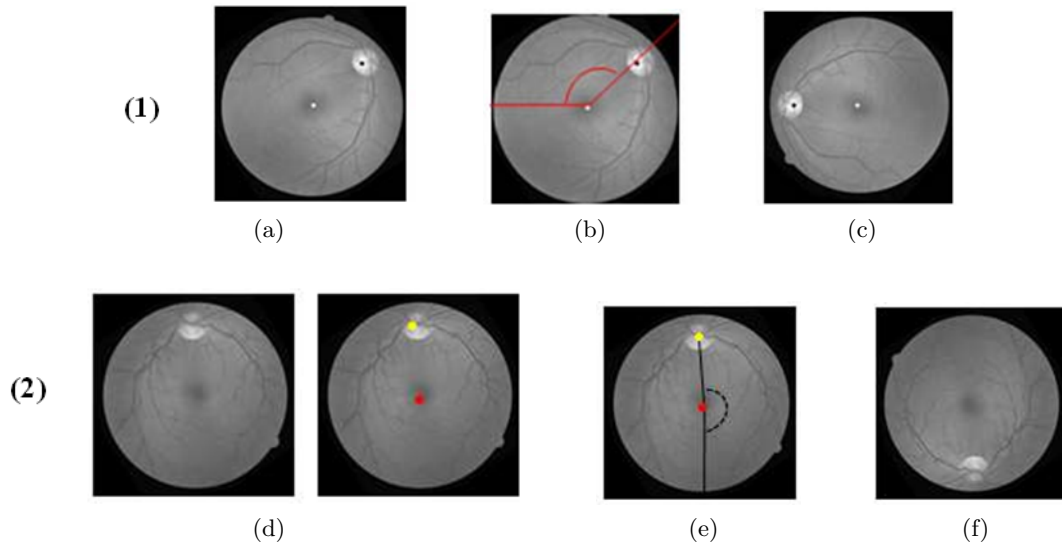


FIGURE 2.8: Deux exemples de méthodes biométriques rétinienne utilisant le recalage basé sur la compensation de la rotation suivant la position du disque optique (1) [58] et (2) [95] : (a, d) La détection des points de référence du disque optique et de la macula, (b, e) le calcul de l'angle d'orientation et (c, f) l'image compensée.

Soit un couple d'images représentant le même objet pris sous des angles différents et/ou à des moments différents. Pour les aligner, nous cherchons à trouver une transformation qui associe à chaque point d'une image un autre point de l'autre image. Si nous définissons ces images comme étant deux vecteurs I_1 et I_2 à 2 dimensions (matrices) d'une taille donnée, où $I_1(x, y)$ et $I_2(x, y)$ représentent leurs valeurs d'intensité au point (x, y) respectivement. Nous cherchons à trouver une transformation f telle que :

$$I_2(x, y) = g(I_1(f(x, y))) \quad (2.4)$$

Où f est une transformation spatiale 2D et g une intensité 1D (fonction scalaire par exemple). Le problème du recalage est de trouver la transformation optimale (f). Cette optimalité dépend des données qu'on veut recalage. L'estimation de cette fonction met en considération l'objectif principal de supprimer les différences de changement d'échelles, de rotation et de translation.

De nombreuses méthodes de recalage ont été proposées. Elles se distinguent par la nature de l'information extraite, afin de guider la mise en correspondance, par le critère de similarité permettant de quantifier la ressemblance entre deux images, ainsi que par le modèle de déformation et la stratégie d'optimisation permettant d'estimer les paramètres de ce modèle.

Isabel Narra Figueiredo et al. [94] ont proposé une méthode biométrique basée sur une nouvelle technique de recalage entre les vaisseaux rétinienne extraits. Cette technique se compose d'un recalage à plusieurs échelles suivi d'un autre recalage élastique multi-échelle.

L'avantage majeur de cette procédure particulière de recalage des arbres vasculaires rétinienne en deux étapes est qu'elle est capable de tenir compte des déformations rigides et non rigides dues

à la texture de la rétine ou au processus d'acquisition.

Saba A. Tuama et al. [95] et Hadi Farzin et al. [55] ont employé deux méthodes de recalage basées sur la compensation de la rotation par rapport à la position du disque optique. La première méthode compense l'angle de rotation en faisant tourner l'image pour que le point central de la vue de l'image rétinienne soit dirigé vers le bas, comme l'illustre la Figure 2.8-2.

La deuxième méthode se base sur la localisation du disque optique et du centre de masse de la rétine. Elle calcule l'angle entre la ligne de base et la ligne passant par ces deux points, comme le montre la Figure 2.8-1(b). Ensuite, elle compense la rotation en appliquant une rotation opposée à l'image d'entrée. Après avoir aligné les signatures rétinienne, une phase de comparaison de ces signatures est nécessaire pour mesurer les similitudes entre elles afin de déterminer l'identité de l'individu d'entrée.

2.2.5 Comparaison de signatures biométriques

La phase d'appariement entre les signatures extraites repose en général sur la comparaison des vecteurs des caractéristiques biométriques rétinienne deux à deux. Elle sert à mesurer le degré de similitude entre deux signatures.

Dans la littérature, la comparaison peut être généralement réalisée par des métriques simples telles que les distances Euclidiennes [96] ou Manhattan [97]. Certaines méthodes de regroupement telles que K-means[98], test g2NN [90] et KNN graphique [99] ont été utilisées pour l'appariement des caractéristiques.

Ces méthodes existantes [96] [97] nécessitent souvent le choix empirique de la valeur du seuil du degré de similitude qui dépend de la nature des vecteurs caractéristiques extraits des images, ce qui influe sérieusement les taux de reconnaissance biométrique. Elles sont aussi lentes à cause du grand nombre de comparaisons effectuées (chaque vecteur caractéristiques est comparé avec tous les vecteurs caractéristiques de la base biométrique).

Cependant, la méthode d'appariement de Lowe [90] appelée le test du deuxième voisin le plus proche (g2NN) semble la plus rapide avec un faible taux d'erreur par rapport aux autres méthodes existantes [96] [97]. En plus, elle ne dépend pas d'un choix empirique de seuil de similitude.

En effet, selon Lowe, la technique d'appariement g2NN permet de trouver le meilleur candidat qui repose non seulement sur la distance euclidienne avec le premier point d'intérêt voisin mais aussi avec le second (dans l'espace des caractéristiques). En particulier, elle utilise le rapport de la distance euclidienne calculée avec la correspondance candidate d_i et la deuxième distance candidate la plus proche d_{i+1} . Un appariement est acceptable dès lors que ce rapport est faible (par exemple inférieur à 0.6). Enfin, en itérant tous les points d'intérêt, nous obtenons l'ensemble des points appariés, qui décrivent les images rétinienne identiques.

Le point fort de la méthode de Lowe est qu'elle est capable de mettre en correspondance des points distants avec des variations de caméra importantes comme le changement de translation, d'échelle ou de rotation [90].

Après avoir développé séparément les méthodes existantes de chaque phase de la méthode biométrique rétinienne, nous présentons dans ce qui suit une classification des méthodes biométriques complètes en se basant sur la nature des caractéristiques rétinienne : celles basée sur l'extraction de l'arbre vasculaire nécessitant une étape de recalage et celles basées sur une caractérisation invariante aux transformations géométriques.

2.3 Classification des méthodes biométriques rétiniennes

La Figure 2.9 décrit la chaîne de reconnaissance des deux catégories de méthodes biométriques rétiniennes.

Les systèmes rétiniens existants sont généralement groupés en deux classes principales, les systèmes rétiniens basés sur une caractérisation sensible aux transformations géométriques, qui nécessitent une phase de recalage et les autres basés sur la caractérisation invariante aux différentes transformations.

La Figure 2.9 illustre bien la différence entre ces deux catégories.

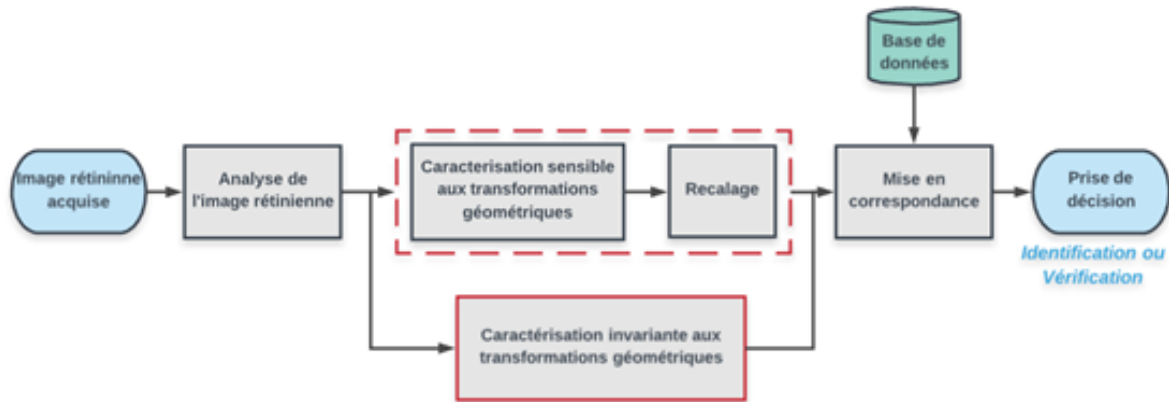


FIGURE 2.9: Chaîne de reconnaissance des personnes par la rétine classant les méthodes biométriques rétiniennes en deux catégories.

2.3.1 Méthodes basées sur une description non invariante par les transformations géométriques nécessitant une étape de recalage

Dans la littérature [95] [100], plusieurs méthodes biométriques ont été développées afin d'identifier les personnes en se basant sur la détection de l'arbre vasculaire de la rétine.

Ainsi, comme le réseau vasculaire (Figure 2.10-b) est unique pour chaque individu et infalsifiable, il est utilisé comme une modalité biométrique pour l'identification d'individus.

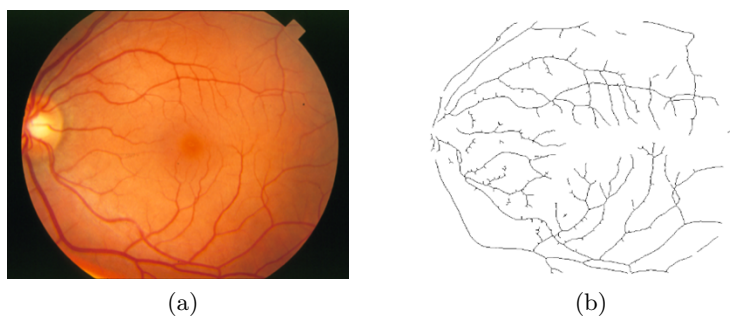


FIGURE 2.10: Exemples de détection de l'arbre vasculaire d'une image rétinienne : (a) l'image rétinienne d'entrée et (b) l'arbre vasculaire segmenté.

Par contre, comme mentionné à la section précédente, à cause des mouvements oculaires inévitables, les images rétiniennes acquises peuvent présenter quelques distorsions entre les différentes sessions d'acquisition telles que la translation, la rotation et le changement d'échelle.

Ces transformations géométriques peuvent rendre la phase d'appariement des signatures rétinienne difficile. Une solution est d'appliquer une phase de recalage qui permet d'aligner les signatures rétinienne avant de les comparer. Cette phase consiste à trouver une transformation affine, en utilisant des paramètres empiriques, permettant de passer d'une image de référence à une autre image.

Nous présentons quelques méthodes biométriques rétinienne existantes qui se concentrent sur la détection de l'arbre vasculaire (Figure 2.10) comme une étape primordiale de reconnaissance.

M. Ortega et al. [67] ont proposé une méthode d'identification rétinienne des personnes. Cette méthode caractérise l'image rétinienne par les terminaisons et les bifurcations des vaisseaux obtenus (Figure 2.11-c) à partir de l'arbre vasculaire segmenté. Une fois cette signature a été obtenue, elle est stockée dans une base de données des personnes autorisées. Lors de l'identification d'une personne, l'image rétinienne captée est traitée pour en extraire l'ensemble de points caractéristiques, et un procédé de recalage aligne ces points avec la signature stockée de cet individu. La méthode de recalage utilisée est basée sur une transformation de similitude appelée ST qui utilise une combinaison de trois points de bifurcation comme points de contrôle. Une fois les signatures alignées, une mesure de similarité peut être calculée. Si cette mesure est supérieure à un seuil donné, l'individu est accepté, sinon l'individu est rejeté. Cette méthode a donné un taux de reconnaissance de 100% mais en l'évaluant sur une petite base d'images rétinienne contenant 14 objets.

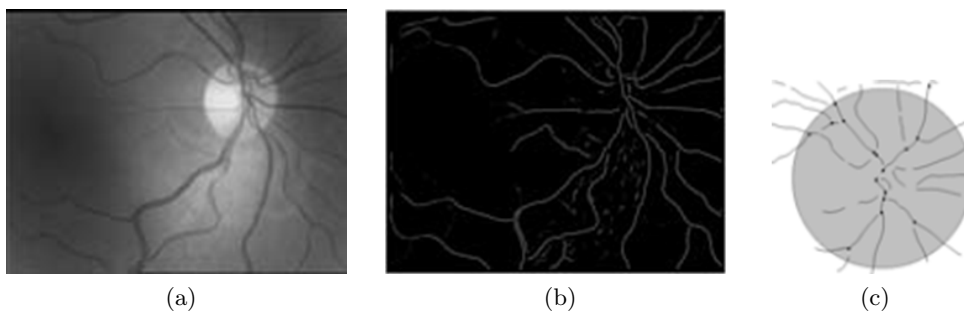


FIGURE 2.11: Le résultat de l'extraction des points caractéristiques[67] : (a) L'image rétinienne d'entrée, (b) l'image segmentée et (c) les points caractéristiques (bifurcations) extraits de l'image segmentée.

L'inconvénient majeur de cette méthode biométrique est que le taux de succès de reconnaissance dépend fortement du choix expérimental de plusieurs paramètres dont le seuil de corrélation entre les images. Dans ce travail, il faut définir la valeur de ce seuil au-dessous duquel les images comparées sont considérées comme identiques. Elle est aussi très coûteuse en temps de calcul à cause de la phase de segmentation et de recalage par rapport aux autres méthodes biométriques existantes basées sur la caractérisation locale de l'image rétinienne [49] [50].

Une autre méthode d'identification biométrique basée sur la rétine a été proposée par Hadi Farzin et al. [17]. Cette méthode est composée de trois modules principaux incluant la segmentation des vaisseaux sanguins, la génération des points caractéristiques, et le module d'appariement entre l'image candidate et celle de référence. Le module de segmentation permet l'extraction du réseau vasculaire binaire de l'image rétinienne. Le module de la génération de caractéristiques comprend les étapes suivantes : en premier lieu, une région circulaire autour du disque optique est sélectionnée dans l'image segmentée, en se basant sur l'anatomie de la rétine. Puis, une signature invariante à la rotation est créée à partir de chaque région en utilisant une transformation polaire. Dans l'étape suivante, ces signatures sont analysées à trois échelles différentes en utilisant la transformée en ondelettes. Dans la dernière étape, la position et l'orientation des vaisseaux de chaque échelle sont utilisées pour définir un vecteur caractéristique pour chacun dans une base de données. Pour le test de correspondance, ils introduisent une mesure de corrélation modifiée pour obtenir un indice de

similarité pour chaque échelle du vecteur caractéristique. Ensuite, ils ont calculé la valeur totale de l'indice de similarité en additionnant les indices pondérés de similarité des échelles. Cette méthode biométrique apporte un haut taux de reconnaissance égal à 99% mais elle souffre d'un temps de calcul très élevé pour chaque module. Cependant, le point faible majeur de cette méthode biométrique est le fait que son résultat de reconnaissance dépend fortement d'un choix empirique du poids (seuil) définissant le résultat de la phase de mise en correspondance.

Oinonen et al. [51] ont proposé une nouvelle méthode rétinienne de vérification basée sur les caractéristiques minutieuses. Cette méthode comprend trois étapes principales : la segmentation des vaisseaux sanguins, l'extraction des caractéristiques et l'appariement des caractéristiques. La segmentation des vaisseaux est faite en utilisant un seuillage à différents échelles (Figure 2.12-b) en se basant sur la méthode de Frangi et al [75]. Ensuite, les croisements des vaisseaux rétiniens et leur information d'orientation appelée Principal Bifurcation Orientation (PBO) ont été extraits à partir de l'image segmentée. Ces données ont été comparées à celles des images rétiniennes de la base. Cette méthode biométrique a utilisé les informations de direction des vaisseaux pour appliquer le recalage, comme le montre la Figure 2.12-c, afin d'améliorer la robustesse d'appariement. Le temps de calcul de ce système pour les phases de la segmentation, d'extraction de caractéristiques et d'appariement est très élevé (12s). En plus, les performances de cette méthode se dégradent radicalement, en changeant l'échelle ou la rotation. En effet, le taux d'erreur de vérification des personnes augmente pour les modèles des images rétiniennes affectées par une variation de rotation ou de changement d'échelles pour atteindre 1.53%.

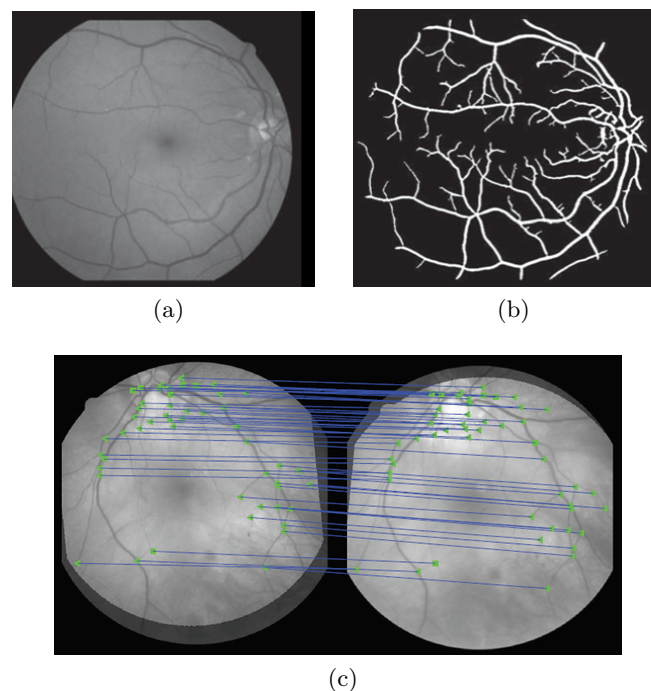


FIGURE 2.12: Illustration du système rétinien [51] : (a) l'image rétinienne, (b) l'image segmentée en différents échelles et (c) le recalage et la mise en correspondance des caractéristiques PBO de deux images.

Malgré que cette catégorie de méthodes biométriques rétiniennes globales a donné de bons résultats de reconnaissance qui atteignent 99%, elle reste moins performante pour les images rétiniennes pathologiques, tout en nécessitant un temps de calcul élevé.

2.3.2 Méthodes basées sur une caractérisation invariante aux transformations géométriques

Cette catégorie de méthodes est souvent composée de deux phases principales, comme l'indique la Figure 2.9. La première phase caractérise l'image rétinienne en définissant ses vecteurs caractéristiques. L'autre phase assure l'appariement entre ces caractéristiques extraites.

En raison de son invariance aux transformations géométriques, ce type de méthode biométrique n'exige pas une méthode de recalage.

La Figure 2.13 montre un exemple de détection des points caractéristiques locaux d'une image rétinienne.

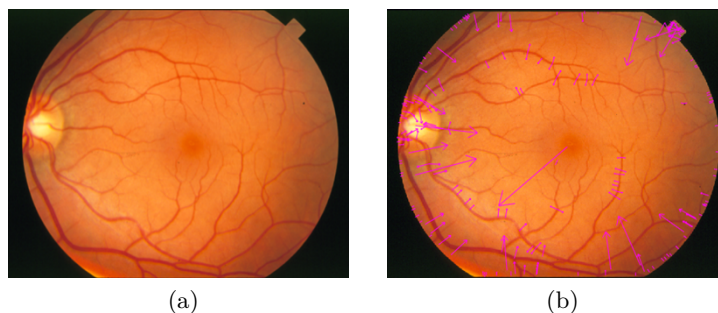


FIGURE 2.13: Exemples de caractérisation locale d'une image rétinienne : (a) l'image rétinienne acquise et (b) l'image caractérisée par des descripteurs locaux.

Nous présentons quelques travaux biométriques basés sur la caractérisation rétinienne sans phase d'extraction de l'arbre vasculaire. La méthode proposée par Majid Shahnazi et al. [101] se base sur l'utilisation des ondelettes qui est un puissant outil d'analyse multi-résolution (Figure 2.14).

Les auteurs ont présenté une nouvelle caractéristique de l'image rétinienne nommée la caractéristique de l'énergie d'ondelettes (Wavelet Energy Feature). Ce procédé de reconnaissance de la rétine comprend deux étapes à savoir une étape de préparation et l'autre de reconnaissance. Dans la phase de préparation, les caractéristiques de l'énergie d'ondelettes de tous les échantillons capturés sont extraites, et le modèle de la rétine est obtenu en faisant la moyenne des caractéristiques de tous les échantillons appartenant à la même rétine. Dans l'étape de reconnaissance, la caractéristique de l'énergie d'ondelettes de la rétine d'entrée est calculée. Ensuite, elle sera testée par rapport à tous les modèles enregistrés afin de trouver le modèle le plus similaire comme le résultat de reconnaissance.

Cette méthode a donné de bons résultats de reconnaissance qui atteint 100%. Pour cela, les travaux de Massoud Sabaghi et al. [53] ont suivi le principe de cette caractérisation de la transformation en ondelettes, et ont utilisé une combinaison entre la transformation en ondelettes et celle de Fourier. Cette méthode d'identification comprend plusieurs phases. Dans la phase d'enregistrement des personnes, un certain nombre d'images a été numérisé à partir de chaque personne. Puis, après compensation de la rotation de l'image rétinienne capturée, la phase d'extraction de caractéristiques proposée est basée sur la transformée de Fourier des images rétiniennes et la transformation bidimensionnelle en ondelettes. En effet, les caractéristiques de l'énergie de Fourier (FEF) et de l'énergie d'ondelettes (WEF) extraites de toute image sont ensuite enregistrées dans une base de données. Dans la phase de test, les caractéristiques FEF et WEF de l'image rétinienne testée sont calculées. Puis, elles sont comparées avec toutes les caractéristiques des images rétiniennes de la base de données. Enfin, l'image rétinienne enregistrée qui correspond à la distance euclidienne minimale est sélectionnée en tant que relative à la personne identifiée. Ce système a donné un taux

de reconnaissance de 99.1% puisqu'il est invariant vis à vis la rotation et au bruit, mais ce taux élevé peut être principalement dû au petit nombre d'échantillons (40 images) de la base Drive. Il offre aussi un faible temps de calcul car il extrait les caractéristiques de l'image rétinienne sans phase d'extraction de l'arbre vasculaire.

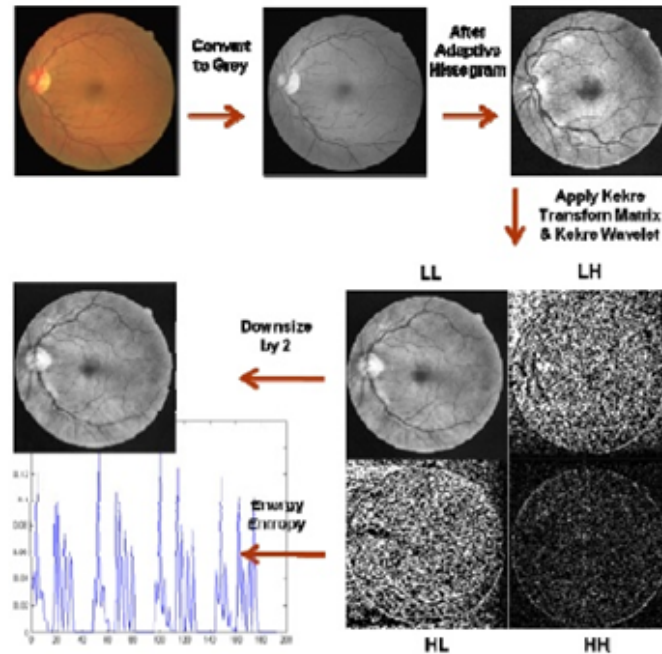


FIGURE 2.14: Processus d'extraction des vecteurs caractéristiques [101].

Amin Deghani et al. [52] ont utilisé une autre caractéristique statistique invariante aux transformations géométriques, appelée les moments de Hu. Ces caractéristiques statiques sont extraites de l'image rétinienne sans appliquer une segmentation. Après la caractérisation, ils ont employé la distance euclidienne pour classer les différentes images rétiniennes. Ce système d'identification a été testé sur les bases Drive et Stare. Il a donné de bons résultats qui atteignent 99.78% mais il souffre de fausses classifications dans le cas de grands angles de rotation.

Une autre méthode d'identification de personnes par la rétine a été proposée par Xianjing Menget al. [49]. Elle est basée sur la caractérisation locale de l'image rétinienne. Ils ont employé la méthode SIFT (Scale Invariant Feature Transform) pour l'extraction de caractéristiques de l'image rétinienne et un outil avancé du filtre de Gabor circulaire (ICGF) pour le pré-traitement. Cette approche a été évaluée sur la base biométrique VARIA qui contient 233 images rétiniennes. Il a donné un taux de vérification de 100%, dû à l'avantage de description SIFT qui est invariant aux changements d'échelle et à la rotation. Le principal inconvénient de cette méthode biométrique est son temps de traitement élevé.

Sa performance en identification se dégrade à cause de la mauvaise qualité de l'image rétinienne qui peut affecter l'extraction des points d'intérêt SIFT, ainsi que l'appariement.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents travaux reportés dans la littérature pour la biométrie par la rétine. Ainsi, nous avons détaillé les différentes étapes constituant cette tâche de reconnaissance. Comme synthèse de cette étude bibliographique, les méthodes biométriques

rétiniennes peuvent être classées en deux catégories principales. La première catégorie inclut les méthodes basées sur une caractérisation sensible aux transformations géométriques, nécessitant par la suite une méthode de recalage des signatures rétiniennes extraites. Elle a donné des résultats de reconnaissance encourageants, mais elle est coûteuse en termes de temps de calcul et peut être affectée par les anomalies du réseau vasculaire rétinien. La deuxième catégorie englobe les méthodes basées sur une caractérisation invariante aux transformations affines et géométriques. Cette catégorie permet de dépasser les problèmes de segmentation de l'arbre vasculaire comme la discontinuité des segments vasculaires ou l'apparition des nouveaux micro-vasculaires qui peuvent affecter le résultat de reconnaissance. Elle permet aussi de réduire le temps de calcul dé à la phase de segmentation et celle de recalage. Dans le chapitre qui suit, nous détaillons notre contribution dans le cadre de la proposition d'une nouvelle méthode biométrique rétinienne basée sur une caractérisation locale invariante aux transformations géométriques. Afin de résoudre les problèmes des méthodes biométriques rétiniennes existantes, surtout celles basées sur la segmentation de l'arbre vasculaire.

Chapitre 3

Proposition d'une méthode biométrique par la rétine

Sommaire

3.1	Introduction	65
3.2	Anatomie de la rétine	65
3.3	Architecture de la méthode biométrique proposée	68
3.3.1	Traitement de l'image rétinienne	68
3.3.2	Localisation de la région d'intérêt biométrique	69
3.3.3	Extraction des caractéristiques biométriques de l'anneau rétinien d'intérêt	88
3.3.4	Comparaison des signatures rétiniennes	94
3.4	Conclusion	94

3.1 Introduction

Nous proposons dans ce chapitre une méthode biométrique basée sur l'analyse de la rétine. La méthode est composée de trois étapes principales : l'analyse de l'image rétinienne, la description de la région d'intérêt et la mise en correspondance des signatures de deux régions d'intérêt.

Dans la première étape, nous proposons une nouvelle méthode de sélection de la région très stable de la rétine. En effet, les images rétiniennes peuvent souffrir d'une mauvaise qualité d'acquisition (voir chapitre 1), de plus la rétine peut contenir une structure très dense des vaisseaux, et être atteinte de quelques pathologies affectant ainsi sa structure. Comme solution à ces imperfections, nous proposons l'extraction d'un anneau d'intérêt autour du centre le plus brillant du disque optique, comme une région d'intérêt rétinienne. La deuxième étape vise la description de la région d'intérêt extraite. Nous proposons pour cette phase un nouveau descripteur local invariant aux transformations géométriques et aux changements de luminosité. Ce descripteur maintient les caractéristiques locales les plus pertinentes afin d'augmenter le taux de reconnaissance tout en réduisant le taux de fausse reconnaissance. La troisième étape consiste à la mise en correspondance et la comparaison des signatures de deux régions d'intérêt, celle de la rétine en cours de traitement et celle de la rétine de référence.

3.2 Anatomie de la rétine

Pour effectuer une extraction efficace de la région d'intérêt la plus stable, nous examinons dans cette section l'anatomie de la rétine. En effet, l'image rétinienne est composée principalement des

éléments principaux suivants : l'arbre des vaisseaux sanguins, le disque optique, la macula et la fovéa (Figure 3.1).

Le réseau vasculaire rétinien est chargé de nourrir les parties internes de la rétine passant par le disque optique, la macula jusqu'aux régions temporales, intérieure et extérieure, comme l'illustre la Figure 3.1. Il est unique à chaque individu et représente donc une caractéristique biométrique très fiable d'après l'étude menée par Dr. Carleton Simon et Dr Isadore Goldstein en 1936 [124].

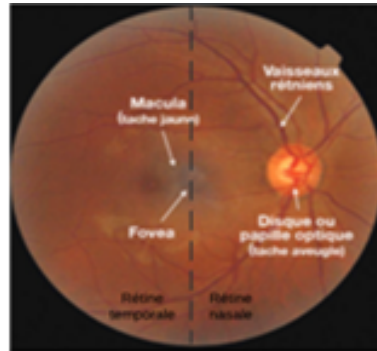


FIGURE 3.1: Les composantes principales de la rétine[105].

Le disque optique, appelé également la papille, présente l'entrée de ces vaisseaux rétiniens. Il a une forme plus ou moins circulaire interrompue par les vaisseaux sortants.

Il est caractérisé en particulier par sa zone la plus brillante appelée "Cup"[126], comme le montre la Figure 3.2. Cette zone est déclarée comme la seule zone blanchâtre, lumineuse non vasculaire. Elle est caractérisée par l'absence de vaisseaux rétiniens en son voisinage, comme le montre la Figure 3.2. Elle est souvent utilisée pour le diagnostic médical du glaucome, en calculant le rapport entre son diamètre et celui du disque optique.

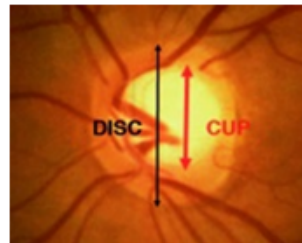


FIGURE 3.2: Une image descriptive du à Cup à du disque optique [126].

Le disque optique, que nous désignerons par OD, a généralement un rayon qui varie d'une personne à une autre. Le diamètre moyen du disque optique est égal à 1.5mm [126]. Il peut être exposé à plusieurs changements tout au long de la vie d'un individu. D'une part, selon l'étude CRIM[105], nous remarquons que le nerf optique à l'intérieur du disque optique perd plus de 30% de ses fibres nerveuses [106]. En fait, avec l'âge, la perte des vaisseaux est estimée à 500.000/an. De plus, comme le montre la Figure 3.1, les gros vaisseaux de la papille sont moins contrastés et bruités et ceux près des bords apparaissent souvent flous, ce qui nuit à la description de l'image rétinienne.

Ainsi, les vaisseaux autour du disque sont plus pertinents car ils contiennent la plus haute densité d'information. En outre, en tenant compte du contexte médical de la rétine, nous notons que la plupart des pathologies rétinienne attaquent souvent les éléments principaux comme le disque optique et la macula.

La Figure 3.3 illustre des exemples de ces pathologies comme le glaucome, l'oedème papillaire, la rétinopathie diabétique, l'oedème maculaire. En effet, le glaucome (Figure 3.3-a) et l'oedème papillaire (Figure 3.3-b) détruisent sérieusement la structure du disque optique. Le glaucome modifie sa largeur (Figure 3.3-a) alors que l'oedème papillaire élimine sa texture blanchâtre (figure 3.3-b). La rétinopathie diabétique affecte la structure vasculaire du disque optique par l'apparition de quelques néo-vascularisations (Figure 3.3-c), alors que l'oedème maculaire (Figure 3.3-d) détruit la structure maculaire.

Par conséquent, nous pouvons conclure que ces deux éléments rétiniens (disque optique et macula) peuvent être fortement influencés par quelques pathologies rétiniennes, ce qui les rend instables.

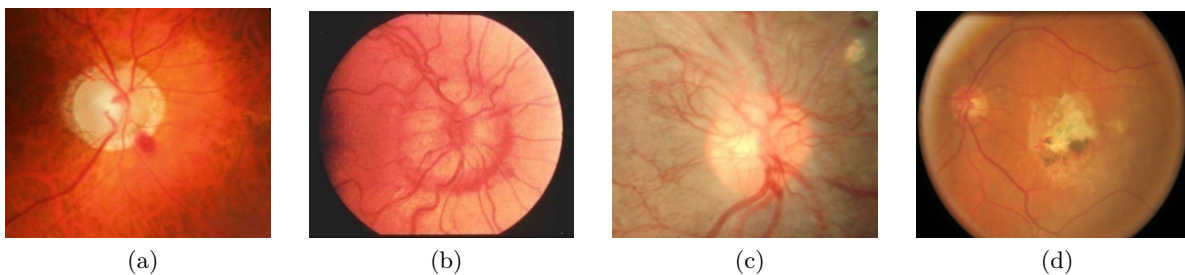


FIGURE 3.3: Exemples de maladies attaquant le disque optique et la macula : (a) le glaucome, (b) l'oedème papillaire, (c) la rétinopathie diabétique et (d) l'oedème maculaire.

Pour toutes ces raisons, le disque optique ne peut pas être une région pertinente dans un système biométrique rétinien. En effet, ses caractéristiques sont instables, conduisant généralement à une mauvaise caractérisation de l'image rétinienne.

D'autre part, comme l'illustre la Figure 3.4, la rétine a deux régions principales, celle la plus sombre "la macula" et l'autre la plus brillante "la papille". Elles sont séparées par une distance de l'ordre de deux à trois papilles [106].

En effet, la macula est entourée de chaque côté par le système vasculaire issu des deux artères temporales supérieure et inférieure, qui se dirigent vers la fovéa et s'unissent (la zone nazale, Figure 3.1). Alors qu'au bord de l'image rétinienne, distant du disque optique et de la macula, la distribution des vaisseaux sanguins devient aléatoire, ainsi que les vaisseaux deviennent plus fins et déconnectés, comme le montre la Figure 3.4 [105].

En outre, avec l'âge, certains vaisseaux rétiniens des zones inférieure et supérieure de la rétine peuvent disparaître et d'autres vaisseaux temporaux peuvent apparaître [106]. Ces défauts peuvent nuire au processus d'identification des personnes.

Nous proposons donc, dans ce travail, d'éliminer la partie qui dépasse la macula, appelée la rétine temporale (Figure 3.1). En conséquence, selon l'anatomie de la rétine, la partie rétinienne la plus stable se trouve autour du disque optique, contenant les vaisseaux voisins à ce disque.

Ainsi, nous proposons de nous concentrer sur l'anneau entourant le disque optique illustré par le segment FD de la Figure 3.4. Il relie la fovéa et la limite du disque optique. Il est situé sur la ligne appelée Raphé de la rétine, qui sépare les régions rétiniennes inférieure et supérieure.

Comme l'illustre la Figure 3.4 [110], nous notons que la tranche FD est égale à deux fois le diamètre du disque optique (3.1).

$$FD = 2 * D \quad (3.1)$$

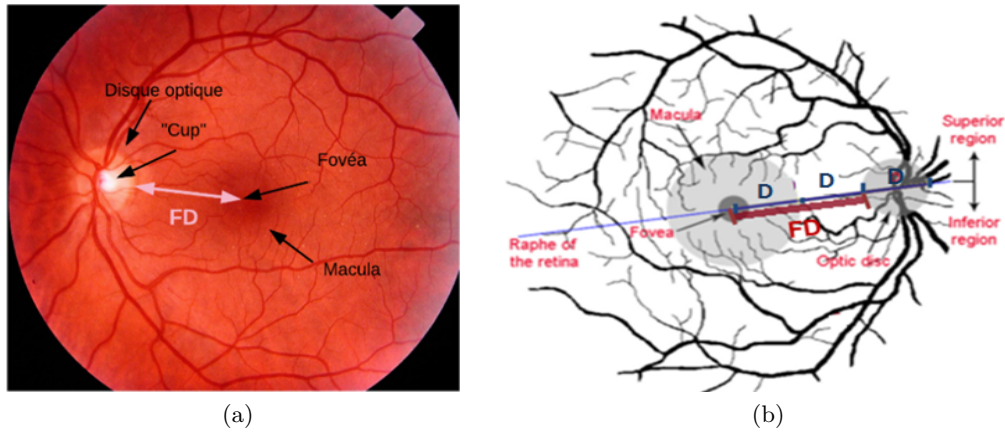


FIGURE 3.4: Anatomie de la rétine : (a) la distribution des vaisseaux rétiniens, le disque optique, le à Cup à, la macula, la fovéa et (b) la partie la plus pertinente de la rétine caractérisée par la tranche FD .

3.3 Architecture de la méthode biométrique proposée

Dans cette section, nous présentons l'architecture de notre méthode biométrique rétinienne (Figure 3.5). Elle appartient à la catégorie des méthodes rétiniennes basées sur la caractérisation de l'image rétinienne sans extraction de l'arbre vasculaire. Comme nous l'avons détaillé au chapitre 2, cette catégorie ne nécessite pas une phase de recalage puisque les caractéristiques extraites sont généralement invariantes aux transformations géométriques. Par conséquent, la méthode biométrique proposée contient les étapes suivantes :

- Traitement de l'image de la rétine dans le but d'en améliorer la qualité.
- Localisation de la région d'intérêt biométrique.
- Extraction des caractéristiques biométriques.
- Mise en correspondance.
- Décision.

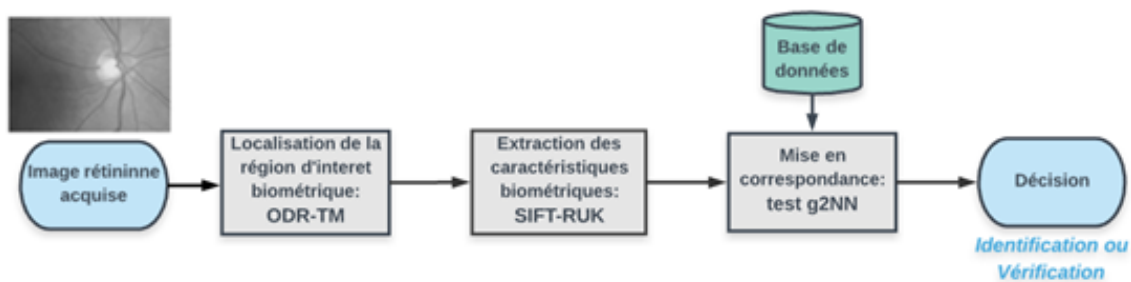


FIGURE 3.5: La méthode biométrique rétinienne proposée.

3.3.1 Traitement de l'image rétinienne

Les images rétiniennes peuvent présenter des défauts dus à l'éclairage et à une variation d'intensité dues essentiellement au système d'acquisition et à la position de la rétine dans le fond de l'oeil. Ces défauts nuisent à la qualité du traitement et de l'analyse et par conséquent à la reconnaissance.

De ce fait, une étape de traitement d'image rétinienne est requise dans la chaîne biométrique. Cette étape consiste à rehausser l'image d'entrée afin d'éliminer les artefacts dus à l'acquisition. Les images de la rétine apparaissent généralement sombres avec des défauts causés par un éclairage non uniforme, dû aux conditions d'acquisition. Ces imperfections peuvent influencer l'extraction des caractéristiques, la mise en correspondance entre ces caractéristiques biométriques réiniennes et par conséquent le résultat de reconnaissance.

Pour pallier à ce problème, afin d'améliorer l'image rétinienne et obtenir une distribution d'intensité uniforme (plus de contraste), nous utilisons la méthode à d'égalisation limitée d'histogramme adaptatif du contraste à (CLAHE) [107]. Cette méthode, couramment utilisée, est très efficace. Elle améliore la qualité de l'image rétinienne avec un temps de calcul compétitif. En fait, elle permet de limiter le contraste et ainsi de ne pas mettre en valeur les artefacts et le bruit de l'image initiale. Elle est basée sur la fonction de distribution cumulative qui est généralement adoptée pour augmenter le contraste global lorsque la distribution des niveaux de gris dans l'image est excessivement concentrée dans un intervalle donné.

La Figure 3.6 présente un échantillon d'application de la méthode CLAHE sur une image rétinienne. Nous voyons bien que le contraste est rehaussé entre les vaisseaux et le reste de l'image.

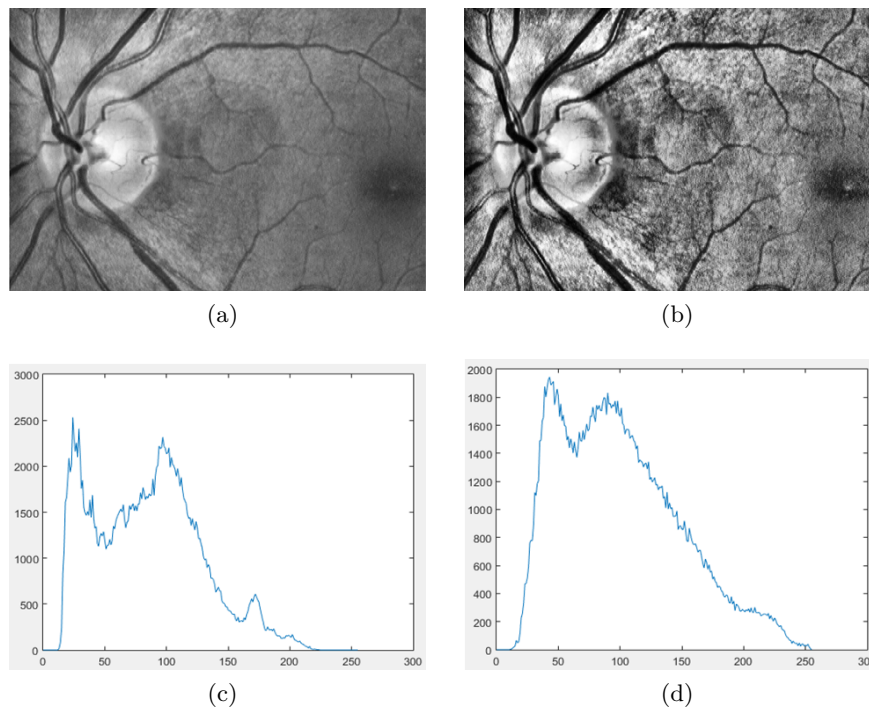


FIGURE 3.6: Exemple de résultat de rehaussement CLAHE d'une image rétinienne de la base VARIA : (a) l'image rétinienne d'entrée et (b) l'image rehaussée, (c) l'histogramme de l'image d'entrée et (d) l'histogramme de l'image rehaussée.

3.3.2 Localisation de la région d'intérêt biométrique

Nous avons vu, dans la section à anatomie de la rétine à (section 3.2), que certaines régions de la rétine ne sont pas stables tout au long de la vie. Il est donc important d'extraire la signature biométrique à partir d'une région stable et qui ne risque pas d'être altérée ni par l'âge ni à la suite d'une maladie.

La couronne entourant le disque optique que nous désignerons par RROI (Retinal Ring Of Interest) (Figure 3.7) vérifie cette condition. Elle contient suffisamment de vaisseaux qui permettent de

caractériser l'individu et n'inclut pas la macula qui est parfois l'objet de pathologie. Nous l'avons choisi pour en extraire les informations biométriques.

La région RROI est centrée au point le plus brillant du disque optique et est définie par deux rayons $R1$ et $R2$ tel que $R1 < R2$. Notons que le petit rayon $R1$ est fixé pour être approximativement égal au rayon du disque optique et que le grand rayon $R2$ est égal à la distance entre le disque optique et le centre de macula (Figure 3.7).

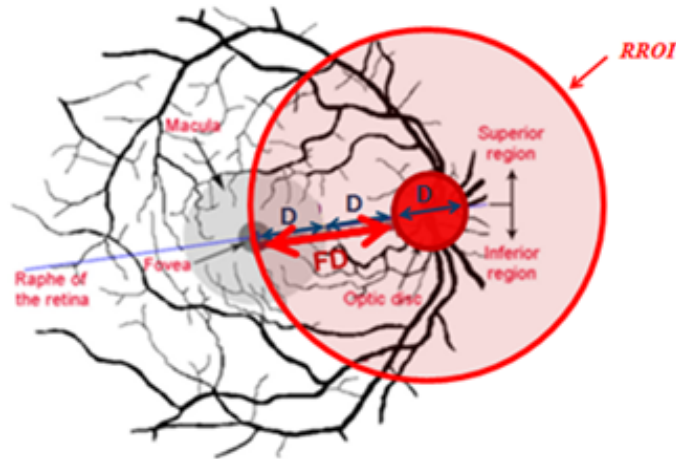


FIGURE 3.7: Illustration de l'anneau rétinien d'intérêt biométrique RROI.

L'extraction de cet anneau RROI s'effectue en 3 étapes (Figure 3.8) :

- Localisation d'un point de référence situé à l'intérieur du disque optique et plus précisément dans la région la plus lumineuse du disque optique appelée Cup.
- La localisation de la bordure externe du disque optique.
- La détermination de la bordure externe de la couronne recherchée.

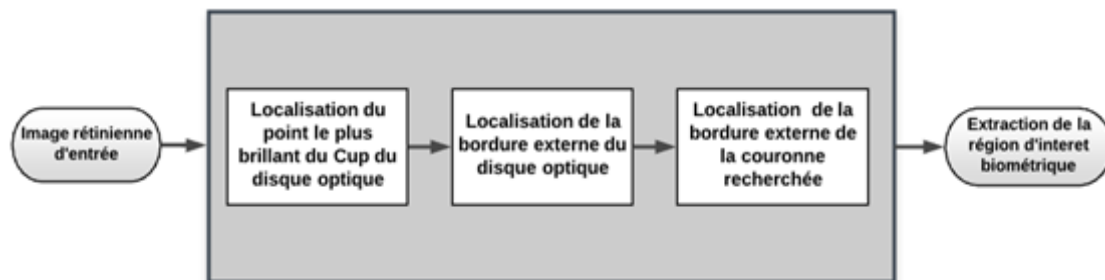


FIGURE 3.8: Méthode d'extraction de la région d'intérêt biométrique

Localisation d'un point de référence dans la région Cup

Le disque optique admet toujours une région très claire appelée Cup (Figure 3.9). Notre idée est de localiser un point central du Cup qui sera utilisé comme point de référence pour déterminer la couronne recherchée.

Nous présentons ici quelques méthodes existantes de localisation et détection du disque optique de l'image rétinienne reportées dans la littérature. Osareh et al. [106] ont proposé une méthode basée sur l'appariement du gabarit " Template Matching " pour localiser le centre du disque optique.

Dans l'algorithme du " Template Matching ", un nombre d'images rétinienne a été utilisé pour créer un modèle commundu disque optique. Après, l'image rétinienne d'entrée a été divisée en des sous-images avec la meme taille que le modèle. Enfin, la corrélation entre chaque l'image candidate et le modèle est calculée. Le point qui a la valeur de corrélation maximale est sélectionné en tant que centre du disque optique. Cette méthode échoue lorsque l'image rétinienne contient quelques régions pathologiques puisqu'elles rassemblent bien à la texture du disque optique. Son majeur point faible est son temps de calcul élevé.

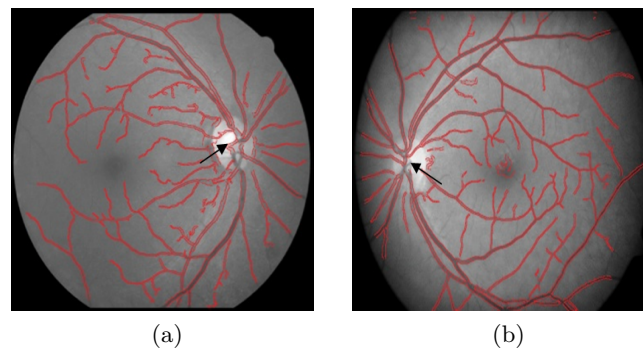


FIGURE 3.9: Une illustration de la zone avasculaire caractérisant le Cup du disque optique : (a) œil droit et (b) œil gauche.

Li et Chutatape [114] ont proposé une méthode de localisation du centre du disque optique. Les régions candidats pouvant contenir le disque optique, sont d'abord déterminées en regroupant les pixels les plus brillants de l'image rétinienne. Ce qui ne peut pas affecter la détection du disque lorsqu'il n'y a pas une anomalie dans l'image de la rétine. Après, l'Analyse en Composantes Principales (PCA) est appliquée à ces régions candidates. La distance minimale entre l'image rétinienne d'entrée et sa projection sur l'espace disque sert à localiser le centre du disque optique. Cette méthode présente quelques limitations de détection du disque optique en présence des lésions blanchâtres, brillantes d'intensité similaire à celle du disque.

Rangayyan et al. [115] ont proposé une méthode de détection du disque optique en se basant sur sa propriété, comme étant le point focal des vaisseaux rétinien. La méthode comprend la segmentation des vaisseaux sanguins en utilisant des filtres de Gabor et la détection de pics des orientations. Les points faibles de cette méthode sont qu'elle a un temps de calcul élevé et son étape de segmentation peut être influencée par l'apparition des pathologies rétinienne.

Dans la plupart des travaux de localisation du disque optique [106] [114] [115], les chercheurs considéraient le disque optique comme la région la plus brillante de l'image rétinienne. Cependant, ce critère ne peut pas être approprié pour toutes les images rétiniennes, comprenant d'autres régions brillantes en raison de maladies comme les exsudats. Dans ce même contexte, nous proposons une méthode automatique, appelée Optical Disc Ring Extraction (ODR-ext), pour localiser le disque optique non seulement dans des images normales et saines, mais aussi dans des images affectées par des maladies telles que la rétinopathie diabétique et des images de qualité inférieure.



FIGURE 3.10: Processus de localisation d'un point de référence dans le disque optique.

Comme il est difficile de déterminer le disque optique, nous allons appliquer la fonction distance sur la totalité de l'image rehaussée et binarisée par la méthode d'OTSU (Figure 3.10). La fonction distance [110] attribue à chaque pixel la distance entre ce pixel et le pixel le plus proche qui est égale à 1. Cette distance correspond au rayon de la boule maximale centrée en ce pixel et inscrite dans la région considérée. Pour des rétines saines, la région du disque optique représente la région la plus claire et ayant la plus grande superficie. Le maximum de la fonction distance se trouve donc nécessairement à l'intérieur du Cup.

La Figure 3.11 montre le résultat du rehaussement, de la binarisation et de la fonction distance de quelques images rétinienne. Le maximum de la fonction de distance fournit un point central de la région la plus claire et la plus grande en superficie. Ce point servira comme centre de l'anneau que nous projetons de déterminer. Ce point est désigné par C_d et admet les coordonnées (x_d, y_d) . L'algorithme 1 illustre les étapes de localisation de ce point représentatif.

Algorithme 1 Localisation d'un point représentatif du Cup du disque optique.

Entrées : I : L'image rétinienne rehaussée.

Sortie : Le point représentatif du Cup du disque optique $C_d(x_d, y_d)$.

1- Binarisation par la méthode OTSU : calcul de l'image binaire I_b

Si $(I(x, y) < S_{Otsu})$ **Alors**

 | $I_b(x_b, y_b) := 1$

Sinon

 | $I_b(x_b, y_b) := 0$

Fin Si

2- Calcul de la carte de distance D_m de l'image binaire I_b .

6: $D_m := distanceMap(I_b)$

3- Localisation du point du Cup du disque optique caractérisé par C_d

$C_d(x_d, y_d) := max(D_m)$

La Figure 3.14 illustre des résultats de localisation du point de référence situé dans la région Cup des images saines. Nous notons qu'en raison des problèmes de circulation de sang survenus au cours des premiers stades de la rétinopathie diabétique, souvent de nouveaux vaisseaux sanguins très fragiles seront développés dans une grande partie de la rétine.

Toutefois, généralement aucune lésion brillante n'est détectée à ce stade. En effet, la Figure 3.12 montre que notre méthode arrive à bien localiser un point de référence dans la région Cup, en présence des premiers stades de rétinopathie diabétique.



FIGURE 3.11: Résultats de la fonction distance sur des images rétiniennes : (a, d, g, j, m) Les images rétiniennes rehaussées, (b, e, h, k, n) les images binarisées et (c, f, i, l, p) les fonctions distance.

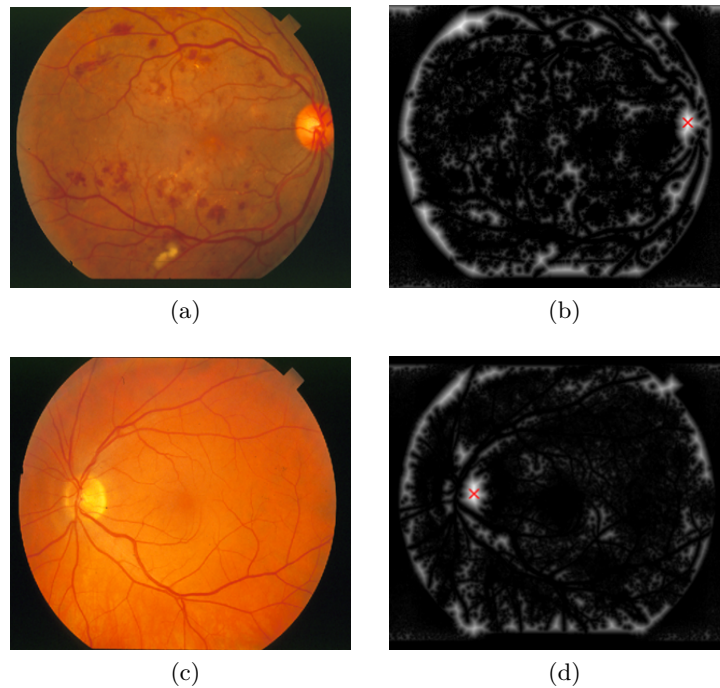


FIGURE 3.12: Résultat de localisation du point brillant du Cup sur des images rétiniennes pathologiques : (a, c) les images rétiniennes d'entrée et (b, d) les cartes de distance avec le point brillant détecté.

D'autres anomalies liées aussi aux stades précoces de la rétinopathie diabétique, telles que le changement de la forme du disque (Figure 3.13-b, c, e) et le contraste de cette région (Figure 3.13-a, d), peuvent apparaître au niveau du disque optique.

La Figure 3.13 présente des résultats de détection du point représentatif du Cup sur ce type d'images pathologiques. Nous notons que la méthode ODR-ext localise correctement ce point, en dépit de la présence de ces anomalies.

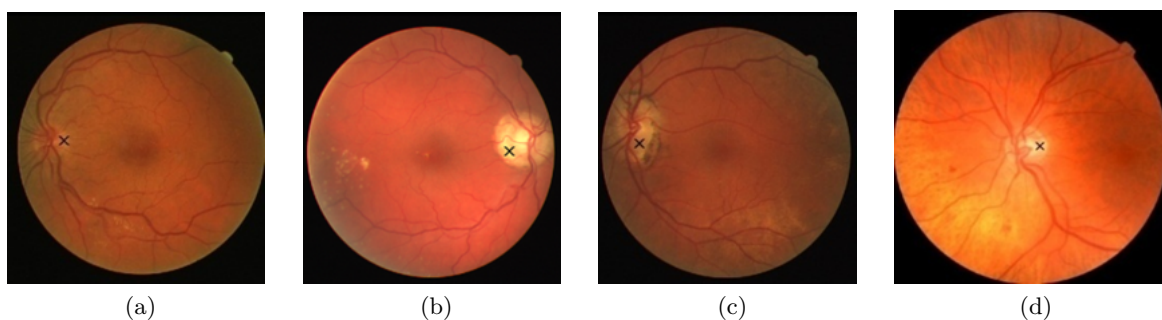


FIGURE 3.13: Résultats de la méthode de localisation du Cup du disque optique basée ODR-ext sur six images rétiniennes pathologiques des bases Drive et Stare.

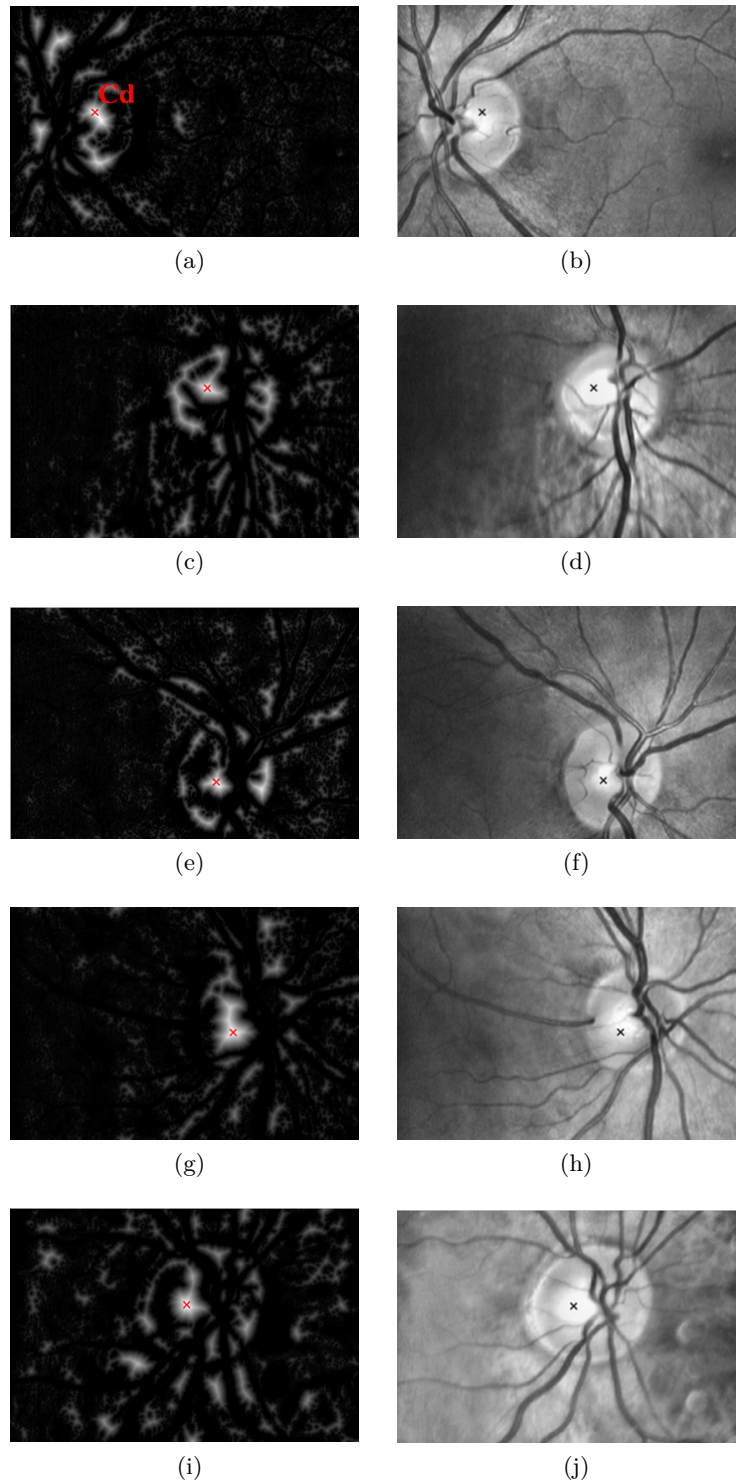


FIGURE 3.14: Résultat de localisation du point brillant du Cup sur des images rétiniennes saines : (a, c, e, g, i) les images rétiniennes d'entrée et (b, d, f, h, j) localisent le point brillant détecté sur les fonctions de distance des images d'entrée.

Cependant, le critère considérant le disque optique comme la région la plus brillante de la rétine, ne peut pas être appropriée pour toutes les images rétiniennes, comprenant d'autres régions brillantes en raison de maladies telles que les exsudats et les nodules cotonneux.

Limitations de la méthode de localisation du point du Cup dans le cas des images rétiniennes pathologiques En évaluant notre méthode de détection du point représentatif du Cup sur des bases médicales telles que Drive [112], Stare [113] et DiaretDB1 [114], un problème est survenu en présence des exsudats et lésions. La Figure 3.15 illustre le problème rencontré.

En effet, les stades avancés de la rétinopathie diabétique, le glaucome, la rétinite pigmentaire et le DMLA, se manifestent par l'apparition de quelques régions lumineuses surtout sur les voisinages du disque optique, et aux bords de l'image rétinienne. Ces anomalies sont souvent les exsudats et les nodules cotonneux.

Pour remédier à ce problème, une amélioration de notre méthode de détection du disque optique est traitée dans la partie suivante.

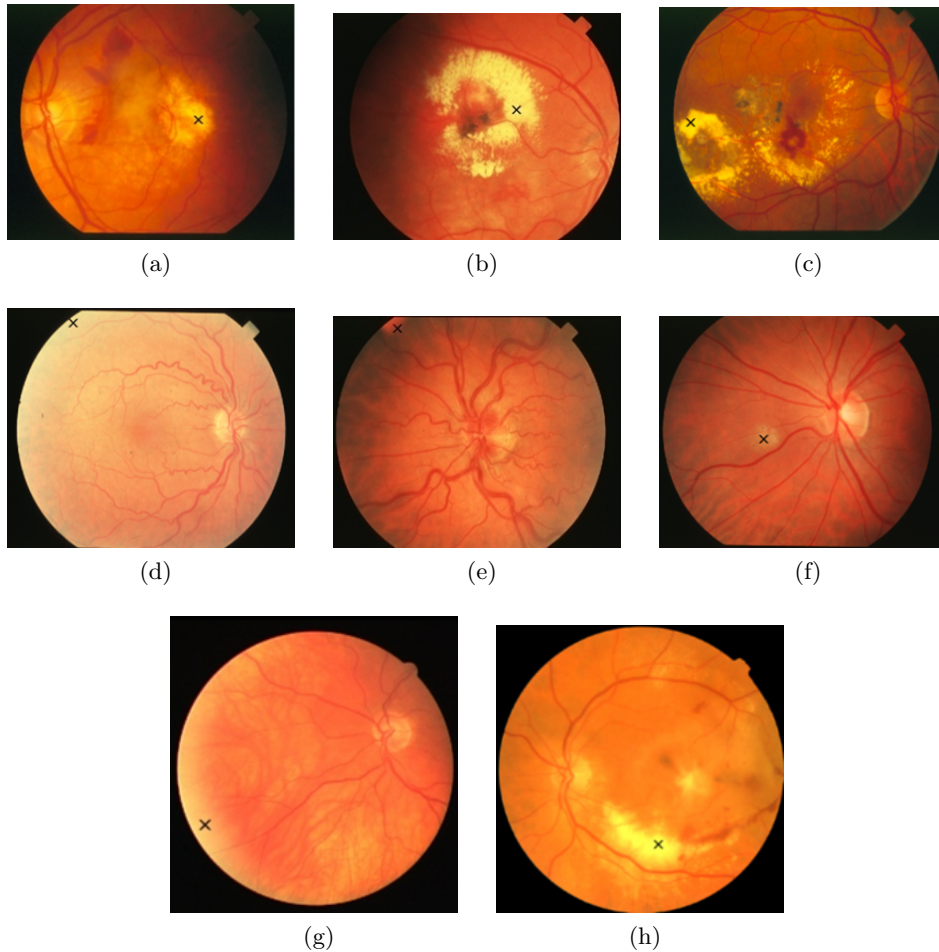


FIGURE 3.15: Résultat de détection du point du Cup sur des images pathologiques critiques des bases Drive, Stare et DiaretDB1 : (a) et (b) images Stare affectées par le DMLA, (c) une image Stare affectée par la rétinite pigmentaire, (d) image DiaretDB1 atteinte par la rétinopathie diabétique, (e) image Stare affectée par le glaucome et (g, h) images Drive atteintes par la rétinopathie diabétique.

Localisation du point représentatif du Cup du disque optique : méthode Hybride proposée Dans ce qui suit, nous proposons une méthode hybride pour la localisation du Cup en présence de pathologies rétiniennes.

Notre solution combine la méthode ODR-ext basée sur l'intensité forte du à Cup à du disque optique, avec une deuxième méthode existante [122] dans la littérature.

a- La méthode " Histogram Template Matching " Après une étude bibliographique des différentes méthodes de détection du disque optique, nous choisissons d'adopter la méthode à Histogram Template Matching à proposée par Dehghani et al.[116] comme complément à notre méthode ODR-ext. étant donné que cette méthode n'utilise pas la segmentation, le coût de calcul est considérablement réduit par rapport aux autres méthodes existantes [115], de même qu'elle donne des taux encourageants de localisation du disque optique en utilisant les bases rétinienne médicales Drive (100%) et Stare (91.36%).

Cette méthode s'appuie sur l'utilisation d'histogrammes. Elle consiste à créer un histogramme modèle à Histogram Template à pour le disque optique en effectuant un calcul de la moyenne des histogrammes modèles du disque optique de taille $80 * 80$ [105] d'un certain nombre d'images rétinienne différentes, comme l'indique la Figure 3.16.

Ce choix de la taille $80 * 80$ repose sur l'anatomie de la rétine qui précise que la taille de disque optique varie entre $(80 * 80)$ et $(100 * 100)$ [105], comme nous l'avons détaillé dans la section 3.2. Ces images rétinienne références (Figure 3.17) servant à créer ce modèle doivent être de différents types d'acquisition (périphérique gauche/droite, centrée) et/ou d'intensités variables (sombre /claire), afin d'avoir un échantillon représentatif des disques optiques.

Les étapes de cette méthode " Histogram Template Matching " sont décrites par l'algorithme 2. En effet, dans un premier temps, cette méthode commence par une amélioration de la qualité de toutes les images rétinienne de la base d'images en appliquant un filtre moyen de taille $6 * 6$ pixels.

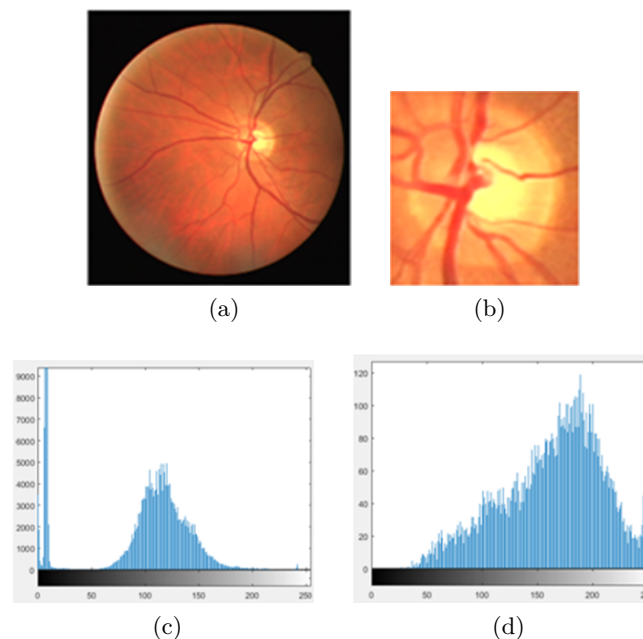


FIGURE 3.16: Extraction du "Histogram Template Matching" du disque optique : (a) l'image Drive d'entrée, (b) le modèle extrait à Template à du disque optique, (c) l'histogramme de l'image rétinienne et (d) l'histogramme du Template extrait.

Ensuite, elle précise une fenêtre avec la taille typique du disque optique $(80 * 80)$ [105] pour extraire manuellement, des échantillons I_r de la même taille du disque de quatre images typiques de la base d'entrée. Dans l'étape suivante, l'histogramme de tous les échantillons d'images rétinienne H_{ist} est calculé, et la moyenne de ces histogrammes est enregistrée comme un histogramme modèle H_{istmoy} de cette base d'images rétinienne.

Dans un second temps, afin de réduire l'effet des zones pathologiques et exsudats ayant des régions de hautes intensités, elle restreint le traitement à la plage d'histogramme des pixels ayant une

valeur d'intensité inférieure à 200.

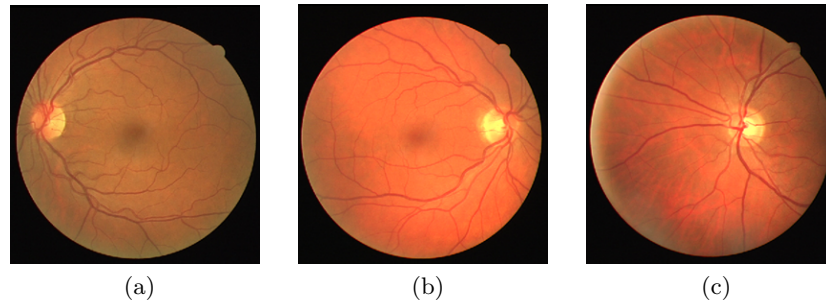


FIGURE 3.17: Différentes acquisitions des images rétiniennes utilisées pour construire l'histogramme modèle : (a) Image périphérique gauche, (b) image périphérique droite et (c) image rétinienne centrée.

Une fois que l'histogramme modèle est bien défini, elle divise chaque image rétinienne d'entrée en des régions chevauchantes de taille similaire au modèle ($80 * 80$ pixels). La Figure 3.18 illustre bien le principe de cette étape.

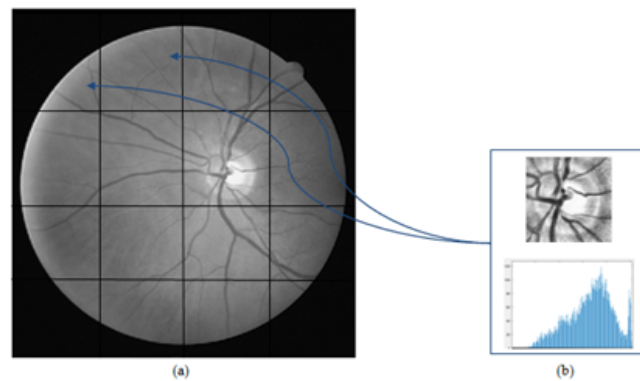


FIGURE 3.18: Principe de la méthode de à Histogram Template Matching à : (a) division de l'image rétinienne en échantillons de l'image de la même taille que le disque optique et (b) le modèle de disque optique et son histogramme, afin de comparer tous les histogrammes.

A l'étape finale, la corrélation croisée entre l'histogramme de chacune de ces régions candidates avec cet histogramme modèle est calculée. Le point Cd qui a la valeur de la corrélation maximale est sélectionné en tant que centre du disque optique.

Cette méthode de " Template Matching " basée sur l'histogramme a donné de bons résultats en utilisant la base Drive (100%), mais elle a échoué à identifier le disque optique sur quelques images médicales de Stare (91.36%) à cause de la présence des grandes lésions brillantes.

La particularité de cette méthode par rapport à celle proposée par Osareh et al. [106](section 3.1.3.1) est qu'elle utilise l'histogramme de l'image niveau de gris comme matrice modèle, au lieu de créer une image en tant que modèle. Donc, ce nouveau modèle caractérise mieux la région du disque optique car au lieu de comparer tous les pixels de cette région, elle compare l'histogramme de cette région avec les histogrammes des autres régions. Par contre, la comparaison de l'histogramme modèle avec les histogrammes de toutes les régions de taille ($80 * 80$) de l'image rétinienne (même les plus sombres) peut être très gourmande en temps de calcul.

Algorithme 2 Méthode de "Histogram Template Matching"

Entrées : I : L'image rétinienne d'entrée
Sortie : $C_d(x, y)$: Centre du disque optique de l'image rétinienne

Étape I : Amélioration de la qualité de l'image rétinienne .
 1: Appliquer un filtre moyen à l'image rétinienne I

Étape II : Construction de l'histogramme modèle à partir de quatre images rétiniennes modèle.
 2: **Pour** ($i \in [1..4]$) **Faire**
 3: Extraire une sous image I_{ri} du disque optique de l'image I_i
 4: Calculer l'histogramme $Hist[i]$ de sous image I_{ri}
 5: Calculer la moyenne $Hist_{moy}$ des Histogrammes $Hist[i]$
 6: **Fin Pour**

Étape III : Définition de l'histogramme modèle.
 7: **Si** ($i < 200$) **Alors**
 8: Enregistrer comme modele l'histogramme moyenne $Hist_{moy}[i]$
 9: **Fin Si**

Étape IV : Division de l'image rétinienne en sous-images ayant la même taille que le disque optique.
 10: Diviser l'image I en n sous images de taille (80×80)

Étape V : Comparaison entre l'histogramme modèle et les histogrammes des sous-images.
 11: **Pour** ($j \in [1..n]$) **Faire**
 12: **Si** ($i < 200$) **Alors**
 13: Calculer les histogrammes des sous images $Hist_{moy}(j)[i]$
 14: Calculer la corrélation $Corr_j$ entre chaque histogramme $Hist_{moy}(j)$ et l'histogramme modèle $Hist_{moy}$
 15: **Fin Si**
 16: **Fin Pour**

Étape VI : Calcul du centre du "Cup" correspond à la valeur maximale de la corrélation croisée.
 17: $C_d(x, y) := \max(Corr)$

b- Fusion des deux méthodes Pour avoir une méthode applicable à la fois sur les images saines et pathologiques, nous proposons de fusionner les deux méthodes : notre méthode basée sur la détection du Cup au moyen de la fonction de distance et la méthode de Dehghani et al. [116] basée sur la détection du disque optique au moyen de la mise en correspondance d'histogrammes. Notre méthode ODR-ext est rapide en temps de calcul mais elle se base uniquement sur le critère de brillance du disque optique qui n'est pas toujours approprié, surtout dans le cas d'images pathologiques. Cependant la méthode "Histogram Template Matching" peut être très gourmande en temps de calcul mais elle assure une localisation correcte du disque optique pour les images saines et pathologiques. Ainsi les points forts de l'une permettent de pallier aux points faibles de l'autre. Nous désignons la nouvelle méthode par ODR-TM.

L' algorithme 3 présente les étapes de cette nouvelle méthode ODR-TM. Nous détaillons dans ce qui suit les principales étapes de cette nouvelle méthode à ODR-TM à. Tout d'abord, nous employons les étapes de la méthode basée ODR-ext pour détecter tous les maxima de la fonction de distance. Ces maxima représentent les points les plus contrastés de l'image rétinienne.

Après, en s'appuyant sur la définition d'un seuil sur les distances de la fonction D_m , un choix d'un ensemble de maxima est fait. Nous adaptions le même principe du seuillage d'OTSU pour classer automatiquement l'ensemble des distances de la fonction de distance en deux classes. Il permet d'identifier un ensemble de maxima D'_m de la fonction de distance.

Cet ensemble de maxima est illustré par quelques exemples d'images rétiniennes des bases Drive

et Stare sur la Figure 3.19. Nous constatons comme l'illustre la Figure 3.19, que les points brillants (x_{mi}, y_{mi}) de l'image rétinienne correspondants aux maxima de la fonction de distance sont très proches et définissent la même région contrastée.

Afin de simplifier la localisation du point du Cup à partir de ces regroupements de maxima, nous remplaçons chaque région contrastée (Figure 3.19) par un seul point significatif. Pour cela, nous identifions, dans un premier lieu, la zone de regroupement qui correspond à un vecteur des points ayant des coordonnées (x, y) proches. Pour chaque regroupement, nous calculons tout d'abord la médiane de son vecteur des abscisses x . Nous déterminons, par la suite, la coordonnée en y correspondant à cette médiane en x calculée. Chaque zone de regroupement est donc remplacée par un point médian de coordonnées $(x'_{M_{mi}}, y'_{M_{mi}})$ du vecteur regroupement.

Le résultat de ce traitement est illustré par la Figure 3.19. Par conséquent, ces points détectés représentent des candidats pour la localisation du point du Cup du disque optique.

Après avoir détecté des points candidats, les régions centrées en chaque point médian de taille $80 * 80$ sont déterminées. Ces régions serviront pour réduire le traitement de la méthode " HTM " .

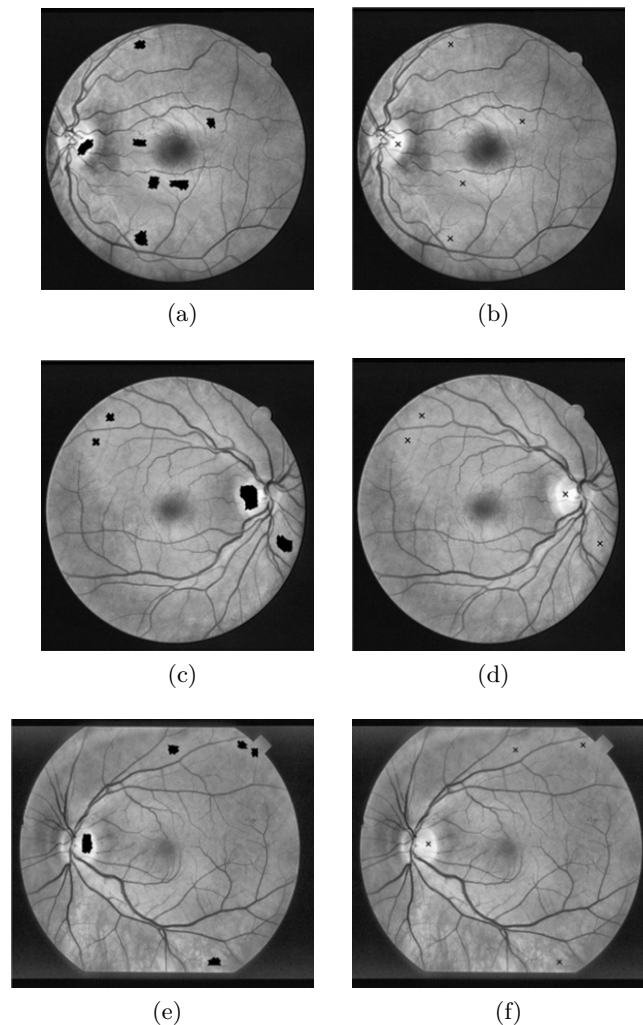


FIGURE 3.19: Résultats de la détection des points médians des groupements des maxima extraits : (a, c, e et f) Les groupements des maxima extraits de la fonction distance de quelques images rétiniennes rehaussées des bases Drive et Stare, et (b, d, f, h) Les points médians de chaque groupement des images rétiniennes.

Par conséquent, le centre de la région ayant la valeur de corrélation maximale désigne le point du Cup du disque optique. En outre, le temps de calcul de la méthode à Histogram Template Matching à va considérablement diminuer, ainsi que le pourcentage de fausses détections du disque optique pour les images rétiniennes pathologiques.

Algorithme 3 Méthode "ODR-TM"

Entrées : I : L'image rétinienne rehaussée d'une taille $n \times l$
Sortie : $C_d(x_d, y_d)$: Centre du Cup du disque optique de l'image rétinienne

Étape I : Détection des régions candidats les plus brillantes de l'image rétinienne I .

I.1- I_b : Binarisation OTSU de l'image rétinienne rehaussée I .
 I.2- D_m : Calcul de la carte de distance de l'image binaire I_b .
 I.3- T_{D_m} : Calcul du seuil OTSU de la carte de distances D_m .
 1: $D_{mmax} = \max(D_m)$
 2: $D_{min} = \min(D_m)$
 3: $Dif_m = D_{mmax} - D_{min}$
 4: $Otsu_m = Otsu_{graythresh}(|D_m|)$
 5: $T_{D_m} = (Otsu_m * Dif_m) + D_{min}$

I.4- D'_m : Détection de l'ensemble des maxima de la carte de distance D_m .
 6: $D'_m = \square$
 7: **Pour** $i \in [0..n]$ **Faire**
 8: **Pour** $j \in [0..l]$ **Faire**
 9: **Si** $(D_m(i, j) > T_{D_m})$ **Alors**
 10: $D'_m = \{D'_m, d'_m\}$
 11: $D'_m \subset D_m$
 12: **Fin Si**
 13: **Fin Pour**
 14: **Fin Pour**

I.5- Identification des coordonnées $(x'_{m_i}, y'_{m_i}), i \in [0..n]$ de chaque maximum de l'ensemble D'_m .
 I.6- Division de l'ensemble global D'_m en n sous ensembles des points ayant des coordonnées proches.
 I.7- Calcul de la médiane en ligne des x'_{m_i} et la médiane en colonne des y'_{m_i} de chaque sous-ensemble, $i \in [1..n]$
 I.8- Identifier le point médian (x'_{Mm_i}, y'_{Mm_i}) de chaque sous ensemble de D'_m .

Étape II : Détection de la région la plus brillante du Cup de l'image rétinienne.

II.1- Construction de l'histogramme modèle à partir de quatre images rétiniennes modèle.
 II.2- Division de l'image rétinienne en sous-images centrées aux points médians détectés et ayant la même taille que le disque optique (80×80).
 II.3- Comparaison entre l'histogramme modèle et les histogrammes des sous-images.
 15: **Pour** $(i \in [1..n])$ **Faire**
 16: **Si** $(j < 200)$ **Alors**
 17: Calculer l'histogramme de la sous image $Hist_{moy}(i)[j]$
 18: Calculer la corrélation $Corr_i$ entre l'histogramme $Hist_{moy}(i)$ et l'histogramme modèle
 19: **Fin Si**
 20: **Fin Pour**

II.4- Localisation du centre du "Cup" correspond à la valeur maximale de la corrélation croisée.
 21: $C_d(x_d, y_d) := \max(Corr)$

Les images rétiniennes de la Figure 3.20 montrent toutes les étapes de notre méthode Hybride ODR-TM.

Elle commence par un calcul de la fonction de distance (b), le choix d'une sélection des points maxima à partir de cette fonction de distance (c), la détection du point médian de chaque regroupement de maxima, la création des régions candidates centrées en chaque point médian et enfin le résultat de notre méthode qui correspond bien à un point représentatif du Cup du disque optique.

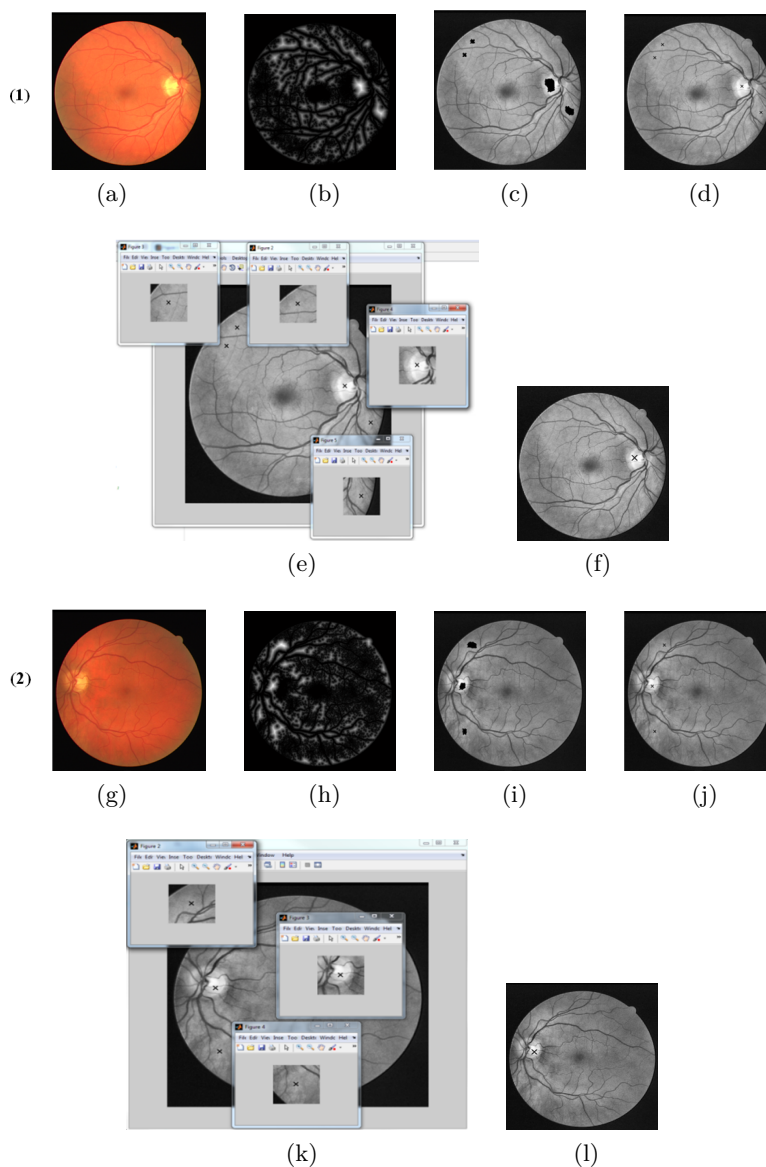


FIGURE 3.20: Les étapes de la méthode proposée ODR-TM sur trois images rétiniennes (1, 2) : (a, g) L'image rétinienne d'entrée, (b, h) la fonction de distance de cette image rétinienne, (c, i) Détection des regroupements des maxima de la fonction distance, (d, j) Remplacement des regroupements par les points médians, (e, k) Extraction des sous-régions centrées en chaque point médian et (f, l) localisation du point du Cup suite à une comparaison de l'histogramme des sous-régions extraites avec l'histogramme du modèle enregistré.

c- Tests et Résultats Pour tester notre nouvelle méthode de détection du point du Cup, nous utilisons les images de la base de données Drive, Stare et DiaretDB1. De ces bases de données, nous avons sélectionné les résultats d'une série de 14 images. Ces images ont été divisées en deux

catégories :

- 3 images saines sont choisies ; dont le disque optique apparaît avec un fort contraste, faiblement contrasté ou flou.
- 11 images pathologiques différentes dont les pathologies sont des lésions blanchâtres, aussi brillantes que le disque optique.

Des échantillons de résultats de détection du point le plus brillant du Cup du disque optique dans ce type d'images sont illustrés dans les figures Figure 3.21 et Figure 3.22.

Dans les images saines de la base VARIA (Figure 3.21), le disque optique apparaît avec un fort contraste. En effet, le centre est bien défini dans la région avasculaire du disque optique et les résultats sont satisfaisants. Même, dans les images où le disque optique apparaît flou (Figure 3.21-b), cette méthode a pu le détecter correctement.

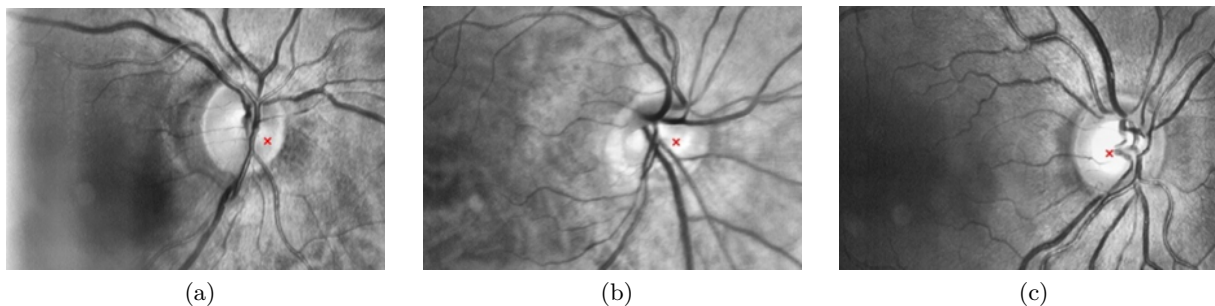


FIGURE 3.21: Résultat de la méthode de localisation d'un point du Cup du disque optique basée ODR-ext sur trois images rétinienne saines de la base VARIA.

Dans les images pathologiques des bases médicales Stare et DiaretDB1 où les lésions ont une forte intensité similaire à celle du disque optique et ayant les mêmes caractéristiques en termes de couleur, la méthode basée ODR-TM a donné des résultats encourageants.

Les pathologies brillantes des images (2, 4, 6, 9, 10 et 11) de la Figure 3.22 ne sont pas détectées comme étant le Cup du disque optique.

Même dans le cas où la forme et/ou l'intensité du disque optique sont affectées (les images sont moins contrastées à cause de la rétinopathie diabétique ou aux conditions d'acquisition), ODR-TM a réussi à détecter le Cup du disque optique.

Nous constatons qu'avec cette combinaison ODR-ext et la méthode Histogram Template Matching, nous avons réussi à surmonter les limitations de la méthode ODR-ext (section 3.1.2) pour le cas des images pathologiques (Figure 3.22).

Localisation de la bordure du disque optique

La bordure du disque optique est presque circulaire et sa localisation n'est pas facile. Après avoir détecté dans la section précédente (section 3.2.1) un point de référence du Cup, nous proposons d'utiliser la transformée de Hough pour déterminer un cercle épousant au mieux complètement ou partiellement la bordure du disque optique.

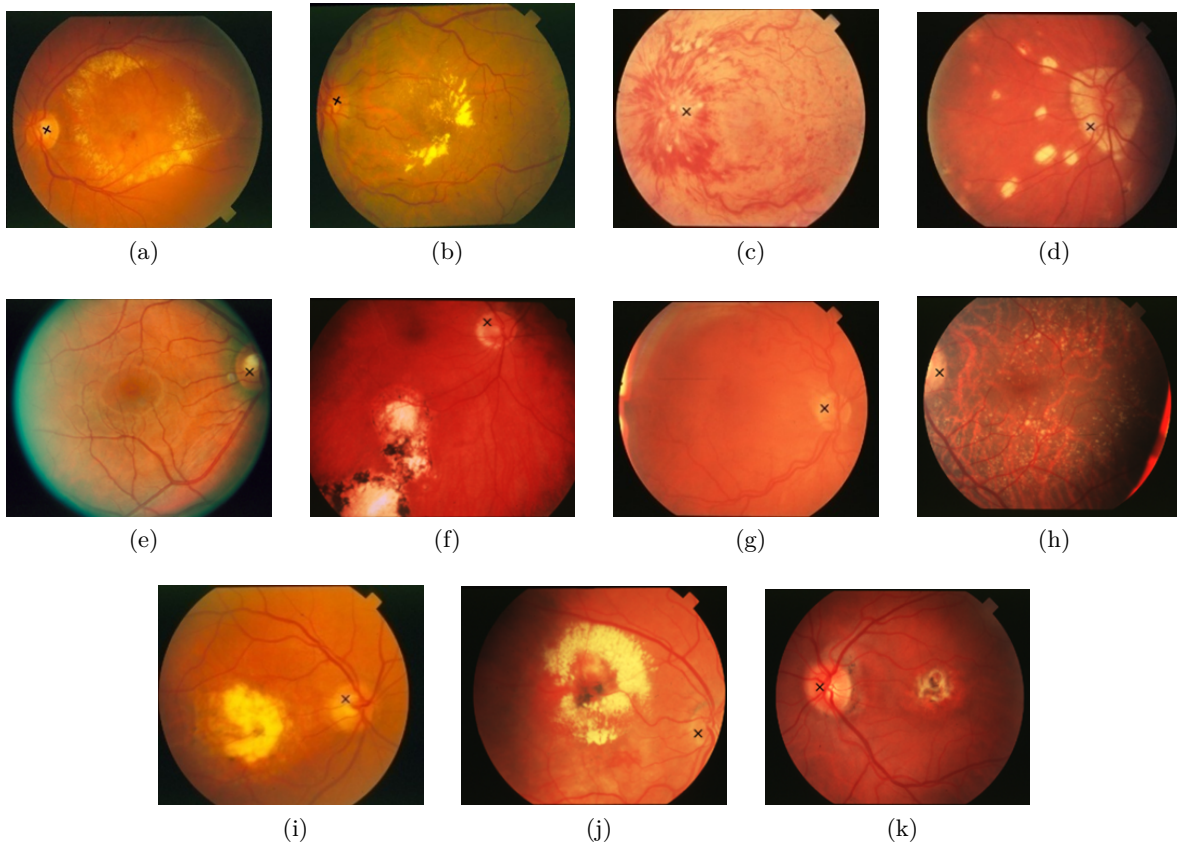


FIGURE 3.22: Résultat de la méthode de localisation du point du Cup du disque optique basée ODR-TM sur une dizaine d'images pathologiques critiques des bases Drive(g), Stare (a, b, c, e) et DiaretDB1 (d, f, h, i, j, k).

Transformée de Hough La transformée de Hough [111] est une méthode très connue dans la recherche de contours paramétriques tels que les droites, les cercles, les ellipses, etc. Son principe repose sur la représentation du contour recherché par son équation paramétrique qui se trouve ainsi identifiée par un point dans l'espace paramétrique. Un détecteur de contour classique permet de déterminer des points de l'espace image pouvant appartenir à des contours. Un système de vote permet à ces points de voter pour tous les contours représentés dans l'espace paramétrique. Le point de l'espace paramétrique, ayant récolté le maximum de votes représente, dans l'espace paramétrique, le contour recherché. Théoriquement, pour un ensemble de point (x, y) , la transformée de Hough est définie comme suit (Équation 3.2) :

$$H(x_c, y_c, r) = \sum_{i=1..n} h(x_i, y_i, x_c, y_c, r) \quad (3.2)$$

$$h(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = 1 \text{ si } g(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = 0 \Leftrightarrow (x_i, y_i) \in \text{cercle}(x_c, y_c, r) \text{ sinon } h(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = 0 \quad (3.3)$$

Avec n est le nombre de points du contour dans l'espace image et g est une fonction associée à la forme recherchée. S'il s'agit d'un cercle, g est défini par l'équation ci-dessous :

$$g(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = (x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 - r^2 \quad (3.4)$$

L'application de la transformée de Hough sur une image en niveau de gris nécessite l'application d'un opérateur de contour et la binarisation de l'image. Chaque point de contour de l'espace image

va voter pour un ou plusieurs points de l'espace paramétrique. Les votes sont accumulés dans un tableau appelé accumulateur. A la fin du processus de vote, il suffit d'aller chercher le point de l'espace paramétrique ayant la valeur maximale. Les coordonnées de ce point représentent les valeurs des paramètres de la courbe recherchée. Cette méthode est très gourmande en temps de calcul puisqu'elle considère tous les points de contour de l'espace image, qui est bidimensionnel, et tous les points de l'espace paramétrique, qui est multidimensionnel. Pour réduire le temps de calcul, nous avons intérêt à limiter l'espace de recherche en fixant la valeur de certains paramètres ou en délimitant leur intervalle de variation. Dans notre cas, nous allons fixer le centre de la courbe et il ne reste qu'un seul paramètre à déterminer qui est le rayon du cercle pour lequel, nous fixerons un intervalle de variation.

Estimation du rayon du disque optique En s'appuyant sur une bonne localisation du point représentatif du à Cup à de l'étape précédente (section 3.2.1), la détection de la bordure du disque optique dépend du rayon du cercle pour lequel, nous fixerons une marge de variation pour la transformée de Hough circulaire. Nous notons que le rayon de la papille n'a pas une taille fixe pour tous les individus. Le positionnement et la taille du disque optique dans l'image rétinienne dépendent de plusieurs facteurs. En effet, la taille du disque optique dépend principalement du champ de vision (FOV) utilisé par la caméra et de la taille des images en pixel. Pour estimer le rayon du disque optique en pixels, nous utilisons l'approche présentée dans [127]. Dans cette approche, le calcul du rayon du disque optique en pixels nommé R_{OD} (Équation 3.5) dépend de deux paramètres : le diamètre de la tête du nerf optique qui a une taille approximative de 1,85 mm et l'empreinte de l'image capturée.

$$R_{OD} = \sqrt[2]{((D_{OD}/2)^2/I_{FP})} \quad (3.5)$$

$$I_{FP} = A_{FOV}/N_{FOV} \quad (3.6)$$

I_{FP} , comme indiqué dans l'équation 4, est fondée sur ces deux paramètres :

- N_{FOV} : le nombre de pixels présent dans le champ de vision FOV .
- A_{FOV} : la zone spécifique du champ de vision FOV .

Quelques résultats de l'obtention du rayon du disque optique Le Tableau 3.1 présenté ci-dessous résume les résultats du rayon estimé du disque optique pour différentes bases de données rétiniennes. Ce rayon a été calculé en appliquant les deux équations 3.5 et 3.6.

TABLE 3.1: Les paramètres des images rétiniennes des bases rétiniennes présentées.

* : les valeurs FOV des bases ROC et VARIA sont non fournies, Valeurs approximatives en fonction de la résolution des images appartenant à ces bases.

Bases d'images	FOV	Format d'images	Taille d'images	Rayon estimé du disque optique
Stare	35	PGM	605 * 700	85
Drive	45	TIFF	584 * 768	80
ROC	30*	JPEG	1386 * 1391 768 * 576	85
DiaretDb1	50	PNG	1500 * 1152	90
VARIA	25*	PPM	768 * 584	100

Après avoir localisé approximativement le rayon du disque optique, nous retenons à partir de l'image d'entrée I , seulement la boîte englobant la sous-image I_o , comme l'illustre la Figure 3.23-b. La sous-image est centrée au point représentatif du Cup Cd et elle est entourée par un cercle de

rayon égal à $2 * R_{OD}$ (comme décrit dans la section 3.2) pour couvrir toute la région du disque optique.

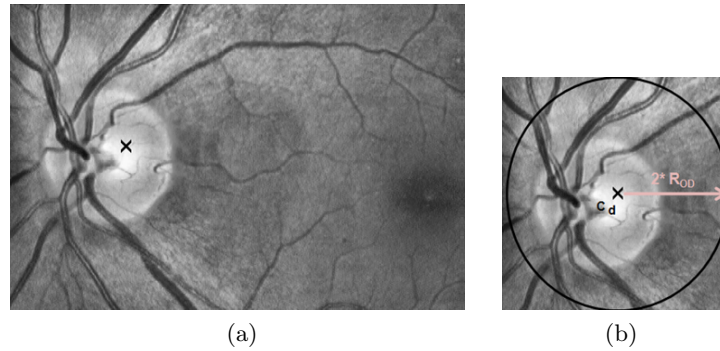


FIGURE 3.23: L'extraction de la sous-image I_o : (a) l'image rétinienne d'entrée avec le point représentatif du Cup détecté et (b) La sous-image contenant la région de la rétine centrée sur le disque optique, avec un rayon ($2 * R_{OD}$).

Afin de mettre en valeur les régions circulaires, nous détectons les contours de la sous-image rétinienne. Pour nous assurer que nous couvrons la gamme de disques optiques anatomiques égale à R_{OD} , nous utilisons une plage de rayons choisie empiriquement, comme illustrée par l'algorithme 1 de la méthode de localisation du point représentatif du disque optique.

Ensuite, nous appliquons la Transformée Hough circulaire [111] pour détecter tous les cercles Hough existants avec une sélection de rayons (Figure 3.24).

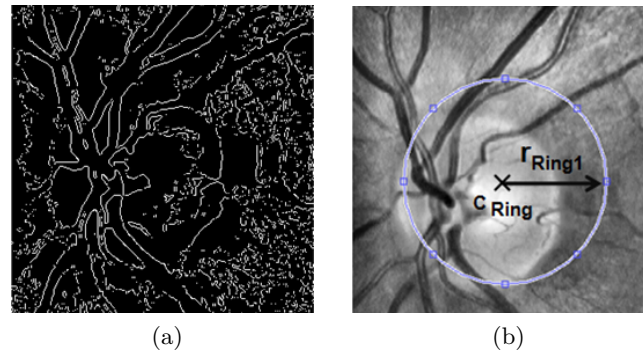


FIGURE 3.24: La transformée de Hough circulaire pour la détection approximative le disque optique : (a) Détection de contours de l'image I_o et (b) le cercle de Hough centré au point détecté du Cup.

Localisation de l'anneau autour du disque optique Une fois que le point le plus brillant du disque optique est localisé, il faut extraire un anneau rétinien d'intérêt (RROI : Rétinal Ring Of Interest) autour de ce point. Cet anneau traduit la zone la plus stable de la rétine face aux pathologies et aux évolutions de l'œil, tout au long la vie de l'individu.

Selon l'anatomie de la rétine décrite dans la section 3.2, la largeur de l'anneau attendu est deux fois le diamètre du disque optique, comme indiqué dans l'équation 3.1.

Cet anneau d'intérêt est caractérisé par son centre qui définit le point le plus brillant du disque optique et son rayon (r_{Ring1}, r_{Ring2}).

Sachant que la distance FD est approximativement égale à $2 * r_{Ring1}$ (Équation 3.1), le deuxième

rayon de la couronne extérieure r_{Ring2} de l'anneau d'intérêt est approximativement égal à $2.5 * FD$ (Figure 3.25-a). L'équation 3.7 présente la valeur de r_{Ring2} :

$$r_{Ring2} = 2.5 * FD = 2.5 * 2 * r_{Ring1} = 5 * r_{Ring1} \quad (3.7)$$

L'algorithme 4 illustre les étapes d'extraction de l'anneau rétinien RROI.

Algorithme 4 Localisation de l'anneau d'intérêt autour du disque optique.

Entrées : I : L'image rétinienne rehaussée.
 R_{OD} : le rayon estimé du disque optique en se basant sur le champ de vue (FOV) et la résolution de l'image,
 $C_d(x_d, y_d)$: Le point représentatif du Cup du disque optique.

Sortie : L'anneau d'intérêt RROI $I_{Ring}(C_{Ring}, R_{Ring})$,
 $C_{Ring} := (x_{Ring}, y_{Ring})$: le centre de l'anneau d'intérêt RROI,
 $R_{Ring} = (r_{Ring1}, r_{Ring2})$: Le rayon de l'anneau RROI.

Étape I : Localisation de la bordure du disque optique.

I.1- Extraction de la sous-image I_o contenant le disque optique détecté

$$I_o := I([C_d, R_d]), \text{ Avec } R_d := \min(2 \times R_{OD}, x_d)$$

I.2- Détection des cercles Hough dans l'image I_o

- Détection des contours E de la sous image I_o .

$$R \in [R_{OD} - \Delta, R_{OD} + \Delta] \text{ Avec } \Delta := 20\% \times R_{OD}$$

- Détection des cercles Hough en s'appuyant sur la marge des rayons R , le point C_d et l'images des contours E .

- r_{Ring1} : résultat de la transformée de Hough.

Étape II : Localisation de l'anneau d'intérêt $I_{Ring}(C_{Ring}, R_{Ring})$

$$C_{Ring} = C_d$$

$$R_{Ring} = (r_{Ring1}, r_{Ring2}) \text{ Avec}$$

r_{Ring1} : rayon de la bordure interne de l'anneau.

$$r_{Ring2} = 2.5 \times 2 \times r_{Ring1}$$

L'anneau ainsi déterminé (Figure 3.25-b) est utilisée comme entrée pour la prochaine étape d'extraction des caractéristiques rétiniennes. La Figure 3.26 présente des échantillons d'anneaux par cette méthode.

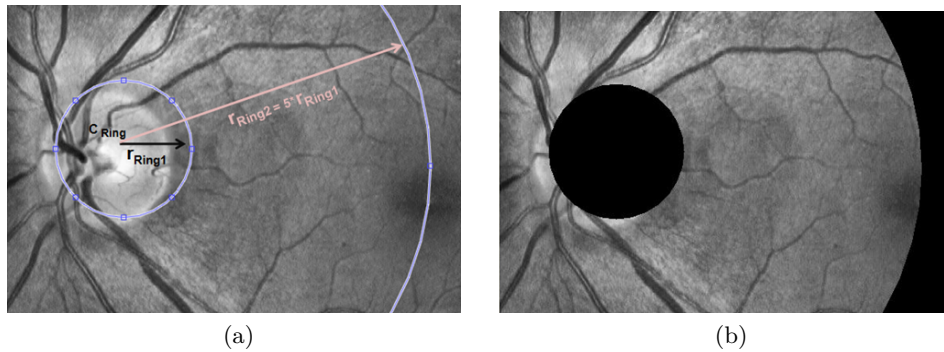


FIGURE 3.25: L'extraction de l'anneau rétinien autour du Cup du disque optique : (a) l'image rétinienne rehaussée avec l'anneau d'intérêt localisé et (b) L'extraction de l'anneau d'intérêt I_{Ring} .

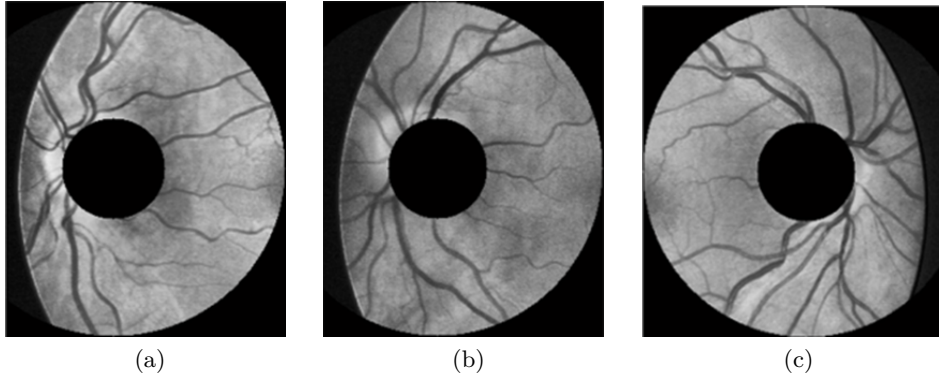


FIGURE 3.26: L'anneau (r_{Ring1}, r_{Ring2}) extraits de quelques images rétiniennes saines VARIA : (a) et (b) des images périphériques et (c) une image centrée.

3.3.3 Extraction des caractéristiques biométriques de l'anneau rétinien d'intérêt

L'extraction des caractéristiques contenues dans la région d'intérêt est une phase importante dans une méthode d'identification biométrique. Ces caractéristiques doivent être capables d'identifier les signatures rétiniennes d'une manière unique. Elles doivent en plus satisfaire des critères de non redondance (optimalité) et d'invariance par rapport aux transformations géométriques. Dans notre travail, nous nous sommes basés sur la méthode SIFT et nous avons apporté une contribution permettant de réduire la taille du vecteur des caractéristiques et par conséquent le temps de traitement et de reconnaissance.

Fondement théorique de la méthode SIFT

La méthode SIFT (Scale Invariant Feature Transform) fournit des descripteurs locaux très utilisés dans diverses applications telles que l'appariement, l'indexation d'images et la reconnaissance d'objets. Elle a été développée par Lowe en 2004 [123]. Elle transforme une image en un vecteur de caractéristiques invariant par rapport aux transformations affines et aux changements de l'illumination.

L'algorithme SIFT est décrit par quatre étapes principales : Construction de l'espace des échelles, Localisation des points d'intérêt, Affectation d'orientation aux points d'intérêt et Génération des descripteurs.

Construction de l'espace des échelles. Cette étape analyse l'image avec une approche multi-échelle, appelée la pyramide de gaussienne, pour mettre en évidence les différentes tailles de structures. L'espace-échelle d'une image $I(x, y)$ est défini par l'équation suivante :

$$L(x, y, \Delta) = G(x, y, \Delta) * I(x, y) \quad (3.8)$$

$L(x, y, \Delta)$, $G(x, y, \Delta)$ et $I(x, y)$ sont respectivement la fonction de l'espace de l'échelle, la fonction gaussienne à échelle variable et l'image d'entrée, où Δ est un facteur d'échelle. Pour construire la pyramide de gaussienne, les images de même dimension subissant un lissage avec un Δ constituent une octave et pour passer d'une octave à une autre revient à doubler le paramètre Δ [125]. Ensuite, elle calcule une différence de gaussiennes DoG , entre deux images consécutives d'une même octave dans la pyramide de gaussiennes, comme le donne l'équation suivante :

$$D(x, y, \Delta) = L(x, y, n\Delta) - L(x, y, \Delta) \quad (3.9)$$

Avec n est un nombre constant afin d'obtenir un nombre fixe d'images lissées par octave, et le même nombre de DoG par octave.

La différence de deux images consécutives lissées par un filtre gaussien constitue une bonne approximation du LoG (Laplacian of Gaussian) qui est un filtre utile pour la détection de contours, mais coûteux en temps de calcul. Cette différence permet de détecter les points les plus stables dans l'espace des échelles.

Afin de détecter les extrema locaux à partir des points d'intérêt déjà détectés, chaque point est comparé avec ses 8 voisins dans la même échelle, et ses 9 voisins dans les deux échelles précédente et suivante. Si ce point représente le minimum ou maximum de tous les comparés, il est considéré comme un extrema, comme l'illustre la Figure 3.27.

Détection d'extrema locaux: le pixel marqué X est comparé à ses 26 voisins sur 3 échelles mais dans la même octave.

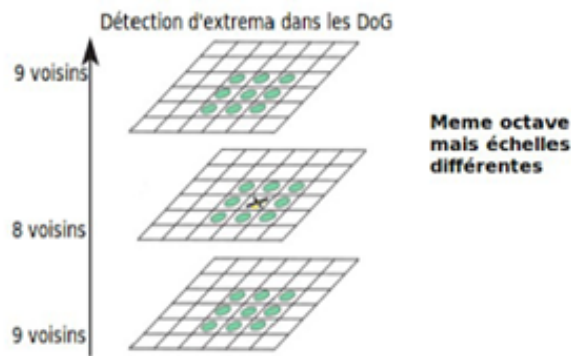


FIGURE 3.27: Un exemple de détection d'extrema dans les DoG sur différentes échelles.

Donc, cette étape permet de détecter les points d'intérêts candidats avec une approche multi-échelle pour justifier l'invariance des descripteurs SIFT à la mise à l'échelle.

Localisation des points d'intérêt. Cette étape consiste à localiser de façon précise les points d'intérêts. En effet, Lowe [123] utilise un développement de Taylor à l'ordre 2 au point candidat, de la fonction $D(x)$ (différence de gaussiennes) avec $x = (x, y, \Delta)$ où x est un point candidat sélectionné dans l'étape précédente. Cette fonction $D(x)$ est décrite par l'équation 3.10 :

$$D(x) = D - \frac{\partial D}{\partial x} x + 1/2 * x^T * \frac{\partial^2 D}{\partial^2 x} \quad (3.10)$$

L'extremum x réel est déterminé en prenant la dérivée de cette fonction par rapport à x en 0, comme le décrit l'équation 3.11 :

$$\hat{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \Delta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial^2 x} & \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial x\Delta} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial^2 y} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\Delta} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x\Delta} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\Delta} & \frac{\partial^2 D}{\partial^2 \Delta} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \\ \frac{\partial D}{\partial \Delta} \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

Affectation de l'orientation aux points d'intérêt. Cette étape permet d'attribuer à chaque point d'intérêt sélectionné une ou des orientations en utilisant la direction des gradients des voisins directs de ce point. Pour cela, elle parcourt tous les pixels de toutes les images gaussiennes à

toutes les octaves et elle leurs affecte une orientation et une norme. On détermine leur norme et leur orientation en se servant des différences finies (Équation 3.12 et Équation 3.13).

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2} \quad (3.12)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{L(x, y + 1) - L(x, y - 1)}{L(x + 1, y) - L(x - 1, y)}\right) \quad (3.13)$$

On rappelle que $L(x, y)$ est une image gaussienne. Pour déterminer l'orientation d'un point d'intérêt, un histogramme des orientations de gradient est calculé par rapport au voisinage de ce point, en utilisant l'image gaussienne dont l'échelle est la plus proche de l'échelle du point d'intérêt considéré.

Pour déterminer la taille du voisinage qui va permettre d'établir l'histogramme des orientations, Lowe propose de créer une fenêtre gaussienne dont la taille est égale à 1.5 fois le facteur d'échelle. Chaque élément ajouté à l'histogramme est également pondéré par sa norme pour que sa contribution soit correcte.

Il a rajouté alors une composante au vecteur de caractéristiques du point d'intérêt défini maintenant par (x, y, Δ, θ) . Cet histogramme dispose de 36 graduations pour les 360 degrés. Les pics permettent de mettre en évidence des orientations à prendre en compte pour caractériser les points d'intérêt.

Donc, elle a une conservation de l'invariance à la rotation. L'orientation dominante au voisinage d'un point d'intérêt est caractérisée par les pics de l'histogramme.

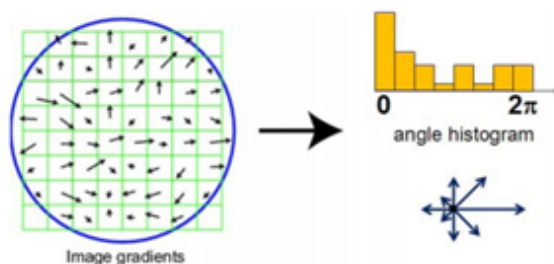


FIGURE 3.28: Schéma détaillé de la détermination de l'orientation dominante calculée à partir d'un histogramme de toutes les orientations du gradient. [126].

La Figure 3.28 montre 8 directions pour chaque histogramme d'orientation avec la longueur de chaque flèche correspondante à l'amplitude de cette entrée de l'histogramme. Un échantillon de gradient gauche peut être décalé plus de 4 positions d'échantillon en contribuant au même histogramme à droite.

Après avoir caractérisé le comportement du voisinage des points d'intérêt, chaque point d'intérêt est décrit par une position, une échelle et une orientation. Enfin, la dernière étape est le calcul des descripteurs des points d'intérêts restants. Chaque point d'intérêt sera caractérisé par un vecteur de caractéristiques locales.

Génération des descripteurs. Cette étape calcule des vecteurs descripteurs associés à chaque point d'intérêt. Les descripteurs associés aux points d'intérêt SIFT sont des histogrammes des orientations locales autour du point d'intérêt.

Par conséquent, chaque point d'intérêt est représenté par un vecteur de 128 descripteurs locaux ($4 * 4 * 8$).

Finalement, le vecteur des caractéristiques est modifié pour réduire l'effet des changements d'illumination. Un changement dans le contraste de l'image dans lequel chaque valeur de pixel est multipliée par une constante provoque une multiplication des gradients par cette même constante. Ainsi, ce changement de contraste sera évité par la normalisation du vecteur. Par contre, le changement de la luminosité dans laquelle une constante est ajoutée à chaque pixel de l'image n'affectera pas les valeurs du gradient puisqu'elles sont calculées à partir de la différence de pixel. Le descripteur sera alors invariant aux transformations affines de l'illumination.

Comme synthèse, le descripteur SIFT est insensible au changement d'intensité, de mise à l'échelle et de rotation, ce qui fait de lui un descripteur très performant mais il reste couteux au niveau de temps de calcul. SIFT vient combler les limites des méthodes existantes d'extraction de points d'intérêt développées par Harris [117], et plus tard par Mohr [118] et Schmid [119].

Le descripteur SIFT admet une variante connue sous le nom de SURF (Speeded Up Robust Features) [120] apparue en 2006. Le principal avantage de cette méthode par rapport aux autres méthodes existantes est que l'extraction des points d'intérêt se fait plus rapidement grâce à l'utilisation des images intégrales. Alors que les résultats fournis par SURF sont comparables au regard de la qualité des points caractéristiques détectés par SIFT.

Proposition d'un descripteur local hybride SIFT-RUK

Pour caractériser la région d'intérêt extraite de l'image de la rétine, nous proposons une méthode basée sur le descripteur SIFT avec une sélection des points les plus pertinents. Nous appelons cette méthode SIFT-RUK (Scale Invariant Feature Transform - Removal Uninformative Keypoint).

La contribution de ce descripteur s'appuie sur le fait que le descripteur SIFT génère un grand nombre de points caractéristiques, ce qui augmente le temps d'exécution ainsi que le taux de fausses mises en correspondance. Nous notons aussi que les points locaux SIFT extraits de la même région de l'image rétinienne peuvent provenir de la redondance et d'une description similaire. Pour ces raisons, nous proposons de supprimer les points non informatifs et ne garder que ceux qui sont plus susceptibles de caractériser l'image.

Pour détecter et rejeter les points redondants, nous utilisons les emplacements (x, y) et l'orientation O de ces points locaux SIFT. Nous supposons que l'image rétinienne est caractérisée par n points locaux SIFT K et que chaque point d'intérêt est représenté par un vecteur composé par la localisation $L = (x, y)$ et l'orientation O . La sélection des points repose sur deux conditions portant respectivement sur la localisation et l'orientation du point caractéristique.

La condition sur la localisation des points d'intérêt SIFT Cette condition sur la localisation permet d'identifier l'ensemble des points d'intérêt SIFT les plus proches, représentant la même région de l'image rétinienne.

En effet, en s'appuyant sur la définition d'un seuil sur les distances de localisation D_l entre toutes les paires des points d'intérêt SIFT extraits de l'image rétinienne considérée, un ensemble des points d'intérêt est déduit.

Nous adoptons le même principe du seuillage d'OTSU pour classer automatiquement l'ensemble des distances afin de définir les proches points d'intérêt des autres distants. Si la distance de localisation entre deux points d'intérêt est inférieure à ce seuil déduit T_l , les deux points d'intérêt SIFT sont considérés comme voisins.

La condition sur l'orientation des points d'intérêt SIFT Après l'identification de l'ensemble K' des points d'intérêt voisins qui vérifiait la première condition de localisation, cette

condition sur l'orientation consiste à éliminer à partir de cet ensemble, les points voisins ayant des orientations presque similaires.

Elle se base sur le même principe du seuillage OTSU que celui de la première condition pour identifier le seuil T_o sur les distances des orientations.

En effet, si deux points d'intérêt voisins vérifient la condition de l'orientation ($< T_o$), un des points d'intérêt sera éliminé de la liste des points caractérisant l'image rétinienne. L'ensemble des points SIFT vérifiant les deux conditions sur la localisation et l'orientation contient un nombre réduit des points d'intérêt, représentant des régions différentes de l'image rétinienne.

L'algorithme 5 détaille les étapes de notre méthode RUK de suppression des points SIFT redondants.

Résultat du descripteur local SIFT-RUK

Le descripteur SIFT-RUK a été testé sur la base d'images rétiniennes VARIA. Comme l'illustre la Figure 3.29, les points d'intérêt SIFT de l'image rétinienne (Figure 3.29-c) ont été sérieusement réduits, par rapport au résultat (Figure 3.29-b) en appliquant le descripteur standard SIFT. Une validation quantitative de ce descripteur SIFT-RUK sera faite au chapitre suivant, afin de conclure que les points retenus sont les plus informatifs et pertinents et que les points supprimés sont inutiles. En effet, la description standard SIFT présente un grand nombre de points d'intérêt redondants caractérisant les mêmes régions de l'image, comme le montre la figure 3.29-b, ce qui peut conduire à des faux appariements.

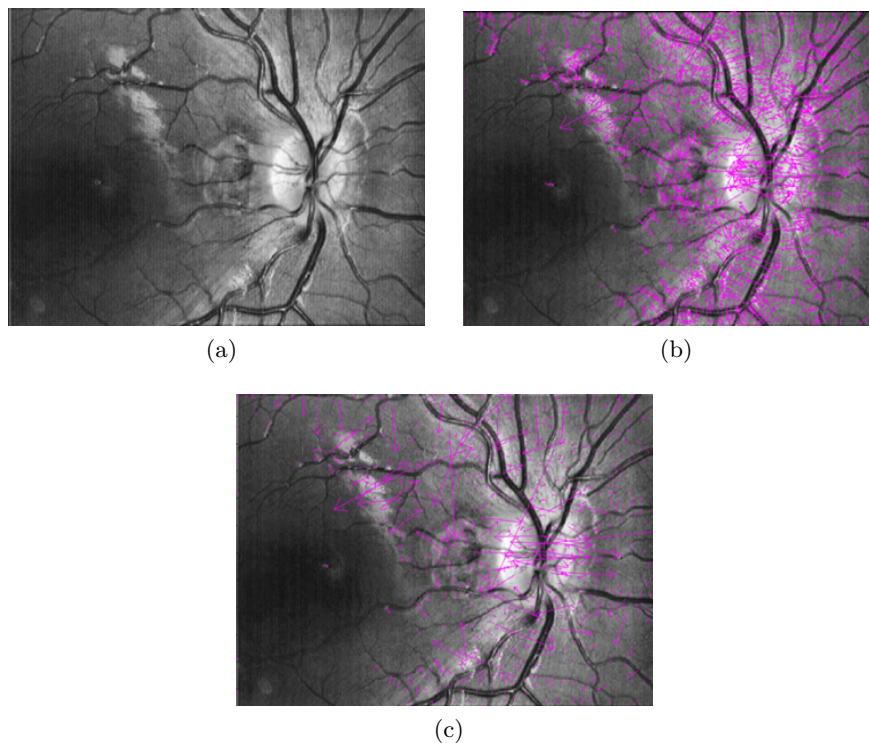


FIGURE 3.29: La description SIFT-RUK d'une image rétinienne VARIA : (a) l'image rétinienne d'entrée, (b) l'image rétinienne caractérisée par les descripteurs SIFT et (c) l'image rétinienne caractérisée par les points d'intérêt SIFT-RUK.

Algorithme 5 Notre méthode RUK de suppression des points caractéristiques SIFT inutiles

Entrées : L'ensemble des points caractéristiques SIFT $K = \{k_1, k_2, \dots, k_i, \dots, k_n\}$,

avec : $k_i : (L(k_i), O(k_i))$,

$i \in \{1, \dots, n\}$, $L(k_i) = (x_i, y_i)$: le vecteur de localisation,

$O(k_i)$: le vecteur d'orientation

Sortie : L'ensemble des points caractéristiques SIFT-RUK $K'' = \{k_1'', k_2'', \dots, k_i'', \dots, k_m''\}$

Étape I : Calcul des distances $D_l(L(k_i), L(k_j))$ entre les localisations des différents SIFT pairs.

Pour $i \in [0..n]$ **Faire**

Pour $j \in [0..n]$ **Faire**

Si $(i \neq j)$ **Alors**

$D_l(L(k_i), L(k_j)) = \|(x_i - x_j) + (y_i - y_j)\|$

Fin Si

6: **Fin Pour**

Fin Pour

Étape II : Calcul du seuil OTSU T_l des distances des locations.

$D_{lmax} = \max(D_l)$

$D_{lmin} = \min(D_l)$

$Dif_l = D_{lmax} - D_{lmin}$

$Otsu_l = Otsu_{graythresh}(|D_l|)$

12: $T_l = (Otsu_l * Dif_l) + D_{lmin}$

Étape III : Condition sur la localisation (1).

$K' = []$

Pour $i \in [0..n]$ **Faire**

Pour $j \in [0..n]$ **Faire**

Si $(D_l(L(k_i), L(k_j)) < T_l, i, j \in \{1, \dots, n\} \text{ and } i \neq j)$ **Alors**

$K' = \{K', k_i\}$

Fin Si

18: **Fin Pour**

Fin Pour

$l = \text{length}(K'), l < n$

Étape IV : Calcul des distances $D_o(O(k'_i), O(k'_j))$ entre les orientations des différents SIFT pairs.

$D_o(O(k'_i), O(k'_j)) = \|O(k'_i) - O(k'_j)\|, i, j \in \{1, \dots, l\}, i \neq j$

Étape V : Calcul du seuil OTSU T_o des distances des orientations.

$D_{o max} = \max(D_o)$

24: $D_{o min} = \min(D_o)$

$Dif_o = D_{o max} - D_{o min}$

$Otsu_o = Otsu_{graythresh}(|D_o|)$

$T_o = (Otsu_o * Dif_o) + D_{o min}$

Étape VI : Condition sur l'orientation (2).

$K'' = []$

Si $(D_o(O(k'_i), O(k'_j)) < T_o, i, j \in \{1, \dots, l\} \text{ and } i \neq j)$ **Alors**

30: $K'' = \{K'', k'_i\}$

Fin Si

$m = \text{length}(K''), m < l < n$

Le Tableau 3.2 reflète aussi l'impact de notre méthode SIFT-RUK proposée sur le nombre de points d'intérêt SIFT standard. Nous notons que le nombre moyen de points d'intérêt maintenus dans chaque image rétinienne a fortement diminué de 25.4%, passant ainsi de 2012 à 1501 points

d'intérêt.

TABLE 3.2: L'analyse de la méthode de la suppression des points d'intérêt SIFT non informatifs

Description locale	Nombre des points d'intérêt extraits par image
SIFT	2012
SIFT-RUK	1501

3.3.4 Comparaison des signatures rétiniennes

La comparaison de deux rétines nécessite de mesurer la ressemblance de leurs signatures. Pour ce processus, nous utilisons la méthode d'appariement de Lowe [123] appelée le test du deuxième voisin le plus proche (g2NN).

En effet, selon Lowe, cette technique d'appariement [123] permet de trouver le meilleur candidat qui repose non seulement sur la distance euclidienne avec le premier point d'intérêt le plus proche mais aussi avec le second. En particulier, elle utilise le rapport entre la correspondante distance euclidienne candidate d_i et la deuxième distance candidate la plus proche d_{i+1} . Les deux points d'intérêt considérés ne sont appariés que si ce rapport est faible (inférieur à 0.6). Enfin, en itérant tous les points d'intérêt, nous obtenons l'ensemble des points appariés, qui décrivent les images rétiniennes identiques.

Le point fort de la méthode de Lowe est qu'elle est capable de mettre en correspondance des points distants avec des variations de caméra importantes comme le changement de translation, d'échelle ou de rotation [123]. Ce procédé de mise en correspondance ne nécessite pas une phase de recalage dé à son invariance aux différentes transformations géométriques et affines. Par conséquent, il est le plus rapide avec un faible taux d'erreur par rapport aux autres méthodes existantes [110] [97]. En plus, il ne dépend pas d'un choix empirique d'un seuil de décision de reconnaissance.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nos contributions à la reconnaissance des personnes par la rétine ont été décrites. Dans un premier temps, la chaîne globale de la méthode biométrique rétinienne proposée a été présentée en montrant la nécessité de l'étude de l'anatomie de la rétine, ainsi que son contexte médical pour éviter les facteurs perturbant la reconnaissance par la rétine. Ensuite, nous nous sommes focalisés sur l'étude de la première phase de notre chaîne biométrique, à savoir l'analyse de l'image rétinienne dans le but d'extraire un modèle rétinien contenant la zone la plus stable de la rétine. Elle est réalisée en deux étapes : une première étape est dédiée à l'amélioration de la qualité de l'image rétinienne d'entrée pour représenter les informations texturales globales de la rétine. La deuxième étape consiste à la détection d'un point représentatif du à Cup à du disque optique, suivie de l'application de la transformée de Hough autour du point du disque détecté. Pour chaque image rehaussée, une région d'intérêt autour du point du Cup a été extraite. Cette méthode de localisation du Cup a été évaluée sur des bases d'images rétiniennes saines et pathologiques. Toutefois, elle a échoué dans le cas des images pathologiques contenant des lésions blanchâtres similaires à la texture du disque optique. Donc, pour surmonter ce problème, une deuxième méthode hybride basée sur la première méthode ODR-ext a été proposée. Cette méthode désignée par ODR-TM, fusionne la méthode ODR-ext avec une deuxième méthode basée sur les caractéristiques textuelles du modèle du disque optique. Elle a réussi à bien localiser le Cup du disque optique, même en présence de quelques pathologiques brillantes ayant une texture semblable à celle du disque. Après l'extraction de la région d'intérêt la plus pertinente de la rétine, une méthode de

génération d'une signature des caractéristiques rétiniennes a été discutée. Une étude détaillée a été tout d'abord réalisée pour choisir le meilleur descripteur local permettant de discriminer notre modèle rétinien. Par conséquent, nous avons proposé une méthode hybride de caractérisation locale, appelée SIFT-RUK, basée sur le descripteur SIFT. Enfin, afin d'avoir le résultat de reconnaissance de notre méthode biométrique proposée, une méthode d'appariement pour comparer les signatures des caractéristiques locales extraites, a été présentée. Dans le chapitre suivant, une évaluation qualitative et quantitative de nos contributions ainsi que de notre chaîne globale de reconnaissance de personnes seront faites en prenant en compte les deux modes fonctionnels "identification" et "vérification".

Chapitre 4

Evaluation de la méthode biométrique proposée

Sommaire

4.1	Introduction	97
4.2	Description des bases d'images rétinienne	98
4.2.1	La base Stare	98
4.2.2	La base Drive	98
4.2.3	La base ROC	98
4.2.4	La base DiaretDB1	99
4.2.5	La base VARIA	100
4.2.6	Les bases Stare/Drive Authentication	100
4.3	Evaluation et validation de la localisation proposée du point de référence du Cup du disque optique	101
4.3.1	Protocoles d'évaluation	101
4.3.2	Evaluation de la méthode de détection du point du Cup basée ODR-ext	102
4.3.3	Evaluation de la méthode de détection du point du Cup basée ODR-TM	108
4.3.4	Comparaison de la localisation proposée du point du Cup basée sur la méthode ODR-TM avec des méthodes existantes	113
4.4	Evaluation et validation de nos contributions biométriques : descripteur local employé dans notre chaîne biométrique globale	114
4.4.1	En mode Identification	114
4.4.2	En mode vérification	117
4.4.3	Validation du descripteur SIFT-RUK	120
4.5	Validation de la méthode biométrique proposée	121
4.6	Conclusion	124

4.1 Introduction

Ce chapitre présente une évaluation de nos différentes contributions dans le cadre de la méthode biométrique que nous avons proposée. Rappelons, que cette méthode est composée principalement d'une étape d'extraction d'une région d'intérêt (c'est-à-dire l'extraction de l'anneau rétinien, basé sur ODR-TM), une caractérisation locale (descripteur local SIFT-RUK) et une mise en correspondance (Test g2NN). Différentes variantes de test sont utilisées pour la validation de chacune de ces étapes. Des bases dégradées, sans amélioration de qualité et sans extraction de région d'intérêt

sont également employées pour l'évaluation de la méthode biométrique que nous avons proposée. Nous commençons dans ce chapitre, par une description des bases d'images utilisées pour la validation de nos contributions. Nous présentons ensuite les protocoles de test employés pour chaque contribution. Enfin, la méthode proposée est évaluée dans le contexte des images rétinienne saines et pathologiques. Une comparaison avec des méthodes existantes est également effectuée selon les deux modes biométriques d'identification et vérification.

4.2 Description des bases d'images rétinienne s

Certaines bases d'images biométriques sont mises à la disposition des chercheurs. Cependant, la plupart d'entre elles n'offrent pas suffisamment d'images que ce soit en termes de nombre ou de variabilité d'images. Nous présentons, dans cette section, les bases rétinienne s les plus connues. Nous trouvons les bases nommées : Stare [113] , Drive [128] , ROC [41] et DiaretDB1 [42] . Elles incluent des images rétinienne s affectées par des pathologies comme la rétinopathie diabétique, le DMLA, le glaucome, etc. Dans ce qui suit, nous donnons une brève description de chaque base d'images rétinienne s

4.2.1 La base Stare

La base d'images rétinienne s Stare (Structured Analysis of the Retina) [113] contient 20 images en couleur dont 10 images saines et 10 pathologiques. Les images sont acquises par une camera TRV-50 fundus TopCon à 35 degré de champ de vision (*FOV*). Chaque capture a été numérisée afin de produire une image de $605 * 700$ pixels, de couleur (RGB) avec 8 bits par canal. La Figure 4.1 présente quelques exemples des images du fond d'œil de la base Stare.

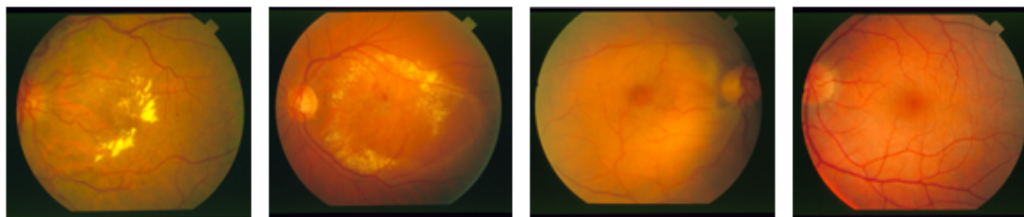


FIGURE 4.1: Exemples d'images rétinienne s de la base de données Stare.

4.2.2 La base Drive

La base d'images rétinienne s Drive (Digital Retinal Images for Vessel Extraction) [128] se compose de 40 images du fond d'œil dont sept images présentent des pathologies. Ces images en couleur sont acquises par une caméra Canon RC5 non mydriatique 3CCD à 45 degré *FOV*, elles ont été capturées sous forme numérique de taille $584 * 768$ pixels, RGB standard, 8 bits par canal. La Figure 4.2 présente quelques exemples des images rétinienne s de la base Drive.

4.2.3 La base ROC

La base d'images rétinienne s ROC (Retinopathie Online Challenge) [41] est un ensemble de 100 images de fond d'œil en couleur, acquises dans le cadre d'un programme de dépistage de la rétinopathie diabétique. Trois dimensions différentes de champ de vision (*FOV*) sont présentes dans l'ensemble de données (type I à III), chacune correspond à une résolution d'image différente. Les images ont été capturées en utilisant soit un Topcon NW 100, ou un Topcon NW 200 ou

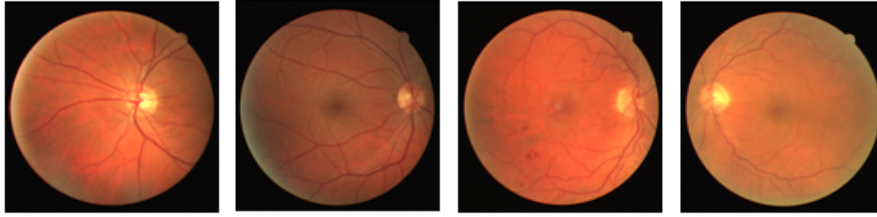


FIGURE 4.2: Exemples d'images rétinienne de la base de données Drive.

un Canon CR5-45NM et cela a abouti à deux FOV, chacune de forme différente. La Figure 4.3 présente quelques exemples des images rétinienne de la base ROC.

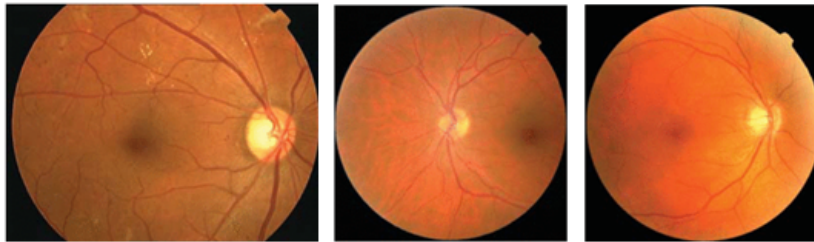


FIGURE 4.3: Exemples d'images rétinienne de la base de données ROC.

4.2.4 La base DiaretDB1

La base d'images rétinienne DiaretDB1 (Diabetic Retinopathy Database) [42] est composée de 89 images de fond d'oeil en couleur, dont 84 images contiennent des signes de la rétinopathie diabétique non proliférante et 5 images considérées comme saines. Les images sont capturées avec un champ de vision de 50 degré avec une haute résolution. La taille des images est de $1500 * 1152$ pixels. Dans chaque image, 4 experts ont marqué les zones des micro-anévrismes, des hémorragies et des exsudats durs et mous. La Figure 4.4 présente quelques exemples des images rétinienne de la base DiaretDB1. Ces bases de données présentent souvent un seul modèle d'image pour chaque

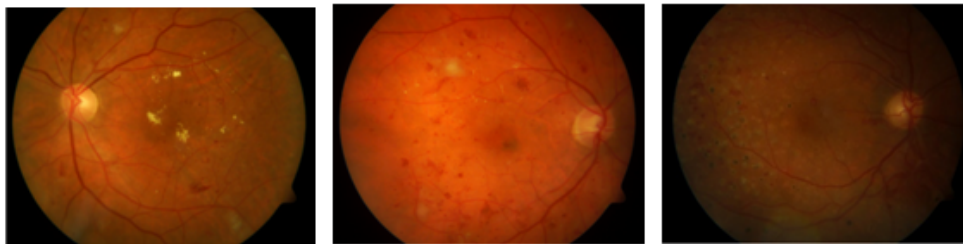


FIGURE 4.4: Exemples d'images rétinienne de la base de données DiaretDB1.

individu, et sont généralement utilisées dans un contexte médical et non biométrique. En effet, dans une base biométrique, chaque individu doit être présenté par différentes captures acquises sous différentes conditions (changement d'éclairage, rotation, changement d'échelles, etc.), d'où un manque de bases d'images rétinienne biométriques.

4.2.5 La base VARIA

La base VARIA [43] constitue la seule base d'images rétiniennes destinée pour des applications biométriques. Elle comprend 233 images en niveau de gris à partir de 139 individus différents. Les images ont été acquises avec une caméra non mydriatique du modèle NW-100 TopCon, avec un disque optique centré, de résolution de $768 * 584$. La Figure 4.5 présente quelques exemples des images du fond de l'œil de la base biométrique VARIA.

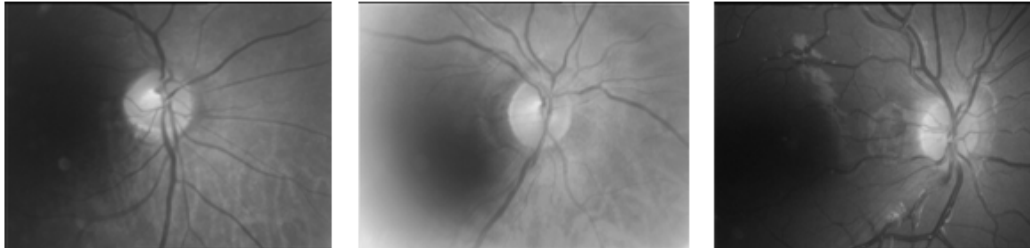


FIGURE 4.5: Exemples d'images rétiniennes de la base de données VARIA.

Dans les recherches en biométrie, il est déterminant d'avoir un ensemble de données biométriques assez large sur lequel l'efficacité des méthodes proposées pourrait être évaluée. Ainsi, il devient très important, de créer des bases de données biométriques à partir des bases de données médicales, à cause du manque des bases biométriques publiées.

Cette opération consiste à appliquer des changements ou distorsions comme l'ajout de bruit, de flou, ou des transformations géométriques (rotation, translation, changement d'échelles) aux images de chaque personne de la base initiale en vue de créer une variété de modèles. Dans ce contexte, nous citons les bases rétiniennes Stare/Drive Authentication [129] produites pour des applications en biométrie.

4.2.6 Les bases Stare/Drive Authentication

Les deux bases Stare / Drive Authentication [129] sont des extensions respectivement des bases Stare et Drive pour l'authentification rétinienne. Elles contiennent chacune 220 images en couleur. Celles-ci ont été générées à partir des 20 images de l'ensemble de test de la base de Drive et Stare, à une résolution de $565 * 584$ pixels. Chaque image possède 11 modèles d'images, obtenus en appliquant différents types de rotations. La Figure 4.6 présente quelques exemples d'images rétiniennes de la base dégradée Drive Authentication.

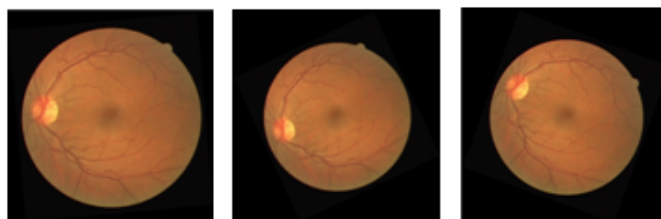


FIGURE 4.6: Exemples d'images rétiniennes de la base de données Drive Authentication.

Le Tableau 4.1 résume les différents paramètres des bases d'images rétiniennes et les conditions de capture propres à chacune de ces bases. La dernière colonne de ce tableau correspond au rayon estimé du disque optique pour chaque base. Ce rayon a été calculé en appliquant l'équation (3.5) du chapitre 3.

TABLE 4.1: Les paramètres des images rétiniennes des bases rétiniennes présentées.

* : les valeurs FOV des bases ROC et VARIA sont non fournies, Valeurs approximatives en fonction de la résolution des images appartenant à ces bases.

Bases d'images	Caméra utilisée	FOV	Format d'images	Taille d'images	Rayon estimé du disque optique
Stare	TopCon TRV-50	35	PGM	605 * 700	85
Drive	Canon RC5 non mydriatique 3CCD	45	TIFF	584 * 768	80
ROC	Topcon NW 100 Topcon NW 200 Canon CR5-45NM	30*	JPEG	1386 * 1391 768 * 576	85
DiaretDb1	Appareil photo Digital fundus	50	PNG	1500 * 1152	90
VARIA	TopCon NW-100	25*	PPM	768 * 584	100

Dans ce qui suit, ces bases sont utilisées pour évaluer nos différentes contributions, ainsi que la méthode biométrique globale, que nous avons proposée (voir chapitre 3).

4.3 Evaluation et validation de la localisation proposée du point de référence du Cup du disque optique

Dans cette section, nous commençons par le protocole expérimental employé pour l'évaluation et la validation de la localisation du point de référence du Cup du disque optique. Ensuite, nous présentons les résultats d'évaluation obtenus par les deux méthodes proposées de détection du point du Cup.

4.3.1 Protocoles d'évaluation

Plusieurs séries d'expériences ont été réalisées pour analyser les performances des méthodes de localisation du point représentatif du Cup du disque optique et ce sous différentes conditions d'acquisition, en présence de bruit, flou et avec un redimensionnement de la capture.

Les expériences ont été réalisées sur un PC avec un processeur Pentium 4 de 3.2GHz, 2 Go de RAM, et une plate-forme Matlab 7.1. Dans les expériences, la performance des méthodes est analysée en fonction du pourcentage de taux de précision.

TABLE 4.2: La classification des pixels détectés du Cup du disque optique de l'image rétinienne par rapport à celui de référence.

Référence → Détection	Pixel de référence Appartient au Cup
Pixel détecté Appartient au Cup	TP
Pixel détecté n'Appartient pas au Cup	TN

Il existe deux possibilités de classification des pixels détectés, illustrées dans le Tableau 4.2 :

True positive (TP) et True Negative (TN) : - TP est le résultat d'un accord mutuel entre les valeurs détectées et les valeurs réelles, c'est le cas lorsque la méthode détecte un pixel qui appartient au Cup du disque optique, plus précisément au cercle centré au Cup de référence et de rayon égal à la moitié du rayon du disque optique (voir Figure 4.7).

- TN est le résultat d'une détection erronée. Comme montre la Figure 4.7, c'est le cas où le système prédit un pixel comme un pixel du Cup du disque optique alors qu'il appartient réellement à la région non-Cup dans la vérité de terrain.

Le taux de précision est défini comme le pourcentage des images dont le pixel détecté appartient à la zone la plus brillante du disque optique. Ce taux est calculé comme le montre l'équation suivante 4.1 :

$$\text{Précision} = TP / (TP + TN) \quad (4.1)$$

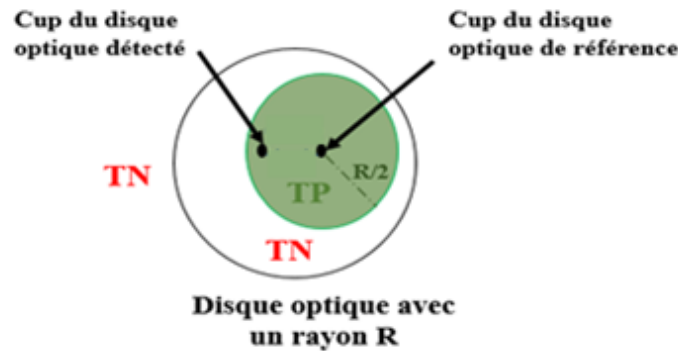


FIGURE 4.7: Schéma détaillé de la classification du pixel détecté du Cup du disque optique de l'image rétinienne par rapport à celui de référence.

Ce terme d'évaluation se base sur des critères subjectifs pour évaluer les résultats de détection. Dans la suite, nous présentons une validation de nos deux méthodes de détection du point du Cup : la méthode basée ODR-ext et la méthode basée ODR-TM, en utilisant le taux de précision comme mesure de performance.

La méthode de détection du point du Cup basée sur la méthode ODR-ext et celle basée sur ODR-TM ont été évaluées sur 1551 images issues des différentes bases rétinienne médicales : Drive, Stare, DiaretDB1 et ROC, la base biométrique VARIA et sur des bases dégradées que nous avons construites.

4.3.2 Evaluation de la méthode de détection du point du Cup basée ODR-ext

Pour évaluer qualitativement la robustesse de notre méthode de détection du point du Cup, basée sur la méthode ODR-ext, nous choisissons de présenter le résultat de détection sur des échantillons d'images pour chaque base rétinienne. La sélection de ces séries d'images de ces bases de données se base sur la variation de positions de capture (périphérique ou centrée), le changement d'éclairage, et la présence de différents types de pathologies.

Afin de bien identifier l'apport de nos contributions, pour chaque base de données, nous fixons un nombre défini d'échantillons et nous conservons les mêmes échantillons pour toutes les suites d'évaluations qualitatives.

Des exemples des résultats de détection du point du Cup du disque optique sur des images saines (VARIA) sont illustrés par les images (1, 2, 3 et 4) de la Figure 4.8.

A partir de ces résultats, nous constatons que pour les images saines où le disque optique apparaît avec un fort ou un faible contraste, les résultats sont satisfaisants. En effet, nous observons que le

point du Cup du disque optique est bien localisé et que notre méthode de détection basée ODR-ext est sensible à certains artefacts de variation d'intensité comme : la présence des reflets sur le disque optique (image 2), image très claire ou image très sombre (images 3 et 4).

Pour les échantillons des images médicales, la méthode de localisation du point du Cup basée ODR-ext a donné des résultats acceptables. En effet, pour les images pathologiques où des petites lésions sont situées à proximité du disque optique (images 7, 10 et 15 de la Figure 4.8) et ayant les mêmes caractéristiques que le disque optique en terme de couleur, le point du Cup a été bien localisé.

Par contre, pour les cas où la rétine est sérieusement affectée (image 12 et 16 de la Figure 4.8), la localisation basée ODR-ext est erronée. En effet, les images de la Figure 4.8 dont le Cup est non détecté, sont encadrées en rouge.

Le Tableau 4.3 résume les résultats de notre méthode de détection basée ODR-ext, appliquée sur les cinq bases de données utilisées : VARIA, Drive, ROC, Stare et DiaretDB1. Ces résultats quantitatifs sont obtenus en utilisant la métrique d'évaluation présentée dans la section 4.3.1 : la précision (%).

Ce tableau montre que pour la première catégorie des images saines (la base VARIA), la méthode basée sur ODR-ext a obtenu un taux de précision égal à 98.5%. Cependant, dans la deuxième catégorie de bases médicales contenant des pathologies situées à proximité du disque optique ou au niveau de ce dernier, notre méthode ODR-ext a obtenu un taux de précision de 93% et 88% pour les bases Drive et ROC respectivement.

Cette deuxième catégorie contient aussi des bases médicales comme DiaretDB1 et Stare qui sont affectées par des lésions blanchâtres, semblables à la texture du disque optique. En effet, notre méthode basée ODR-ext a obtenu un taux de précision de 75% et 67.1% pour les bases DiaretDB1 et Stare respectivement.

Donc, cette méthode de localisation du Cup du disque optique, est sensible à la présence des exsudats brillants, en raison de la similitude entre certains pixels exsudatifs et ceux du disque optique.

TABLE 4.3: Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée sur ODR-ext sur des images rétiniennees.

	Base de données	Taux de précision (%)
Catégorie 1	VARIA	98.5
Catégorie 2	Drive	93
	ROC	88
	Stare	75
	DiaretDB1	67.1

Pour mieux évaluer la robustesse de la méthode basée ODR-ext, en présence d'artefacts et avec des captures dégradées, nous avons simulé plusieurs artefacts d'acquisition (flou, bruit) pour construire dix nouvelles bases dégradées à partir des cinq bases (Drive, VARIA, ROC, Stare et DiaretDB1).

Ces dix nouvelles bases sont divisées en deux classes. La première classe contient cinq bases d'images obtenues en ajoutant un bruit gaussien aux images originales. La deuxième classe contient cinq bases d'images rétiniennees avec l'ajout d'un flou. Ces bases d'images rétiniennees dégradées servent à étudier le comportement de nos contributions : méthodes de localisation du point Cup du disque optique, en fonction de ces altérations apportées aux images de ces cinq bases.

Des exemples de résultats de localisation du Cup du disque optique sur les mêmes échantillons pour les cinq bases de test sont illustrés par la Figure 4.9.

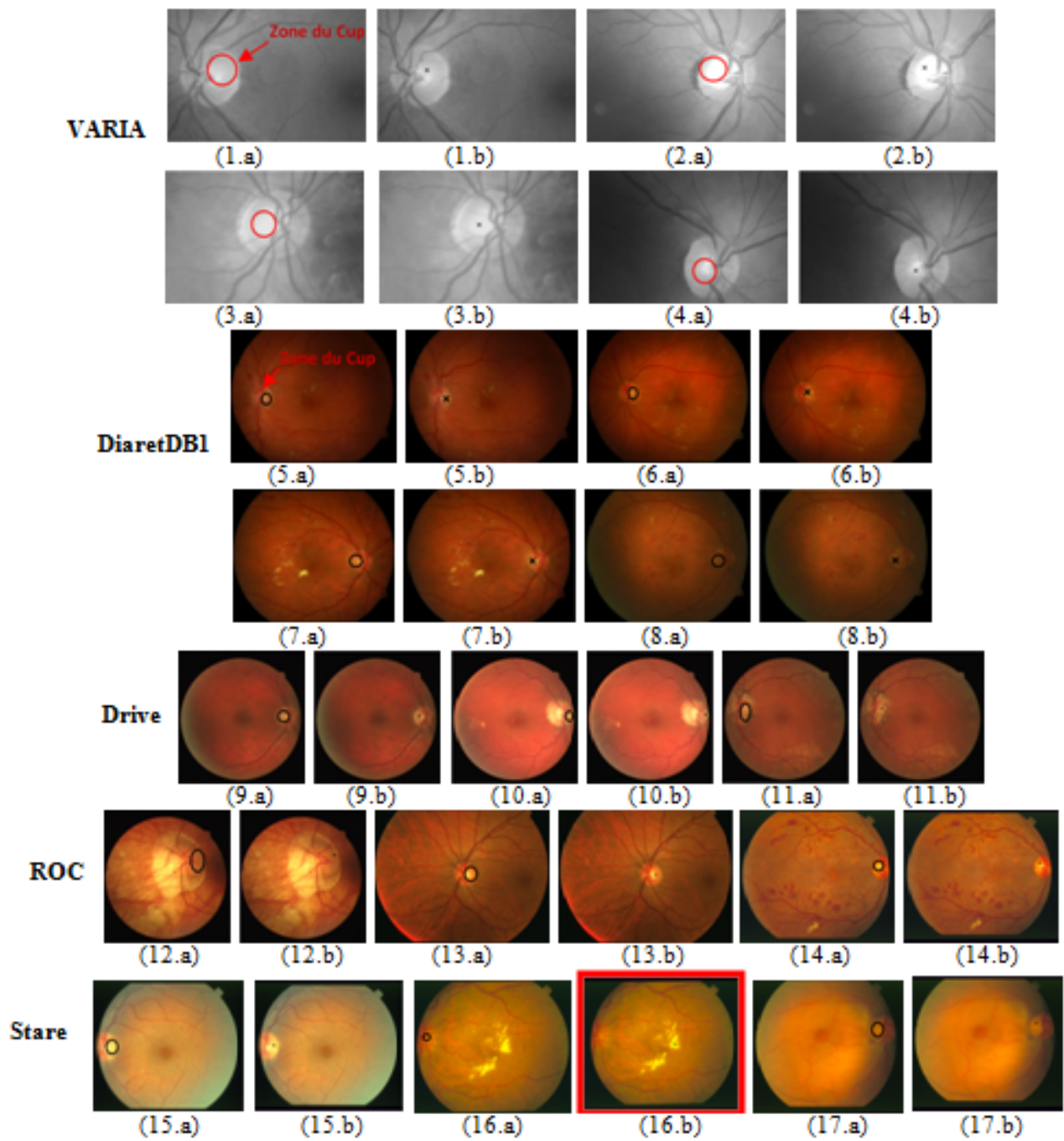


FIGURE 4.8: Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par la méthode basée ODR-ext sur les bases de données standards : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup avec la méthode de détection basée sur ODR-ext.

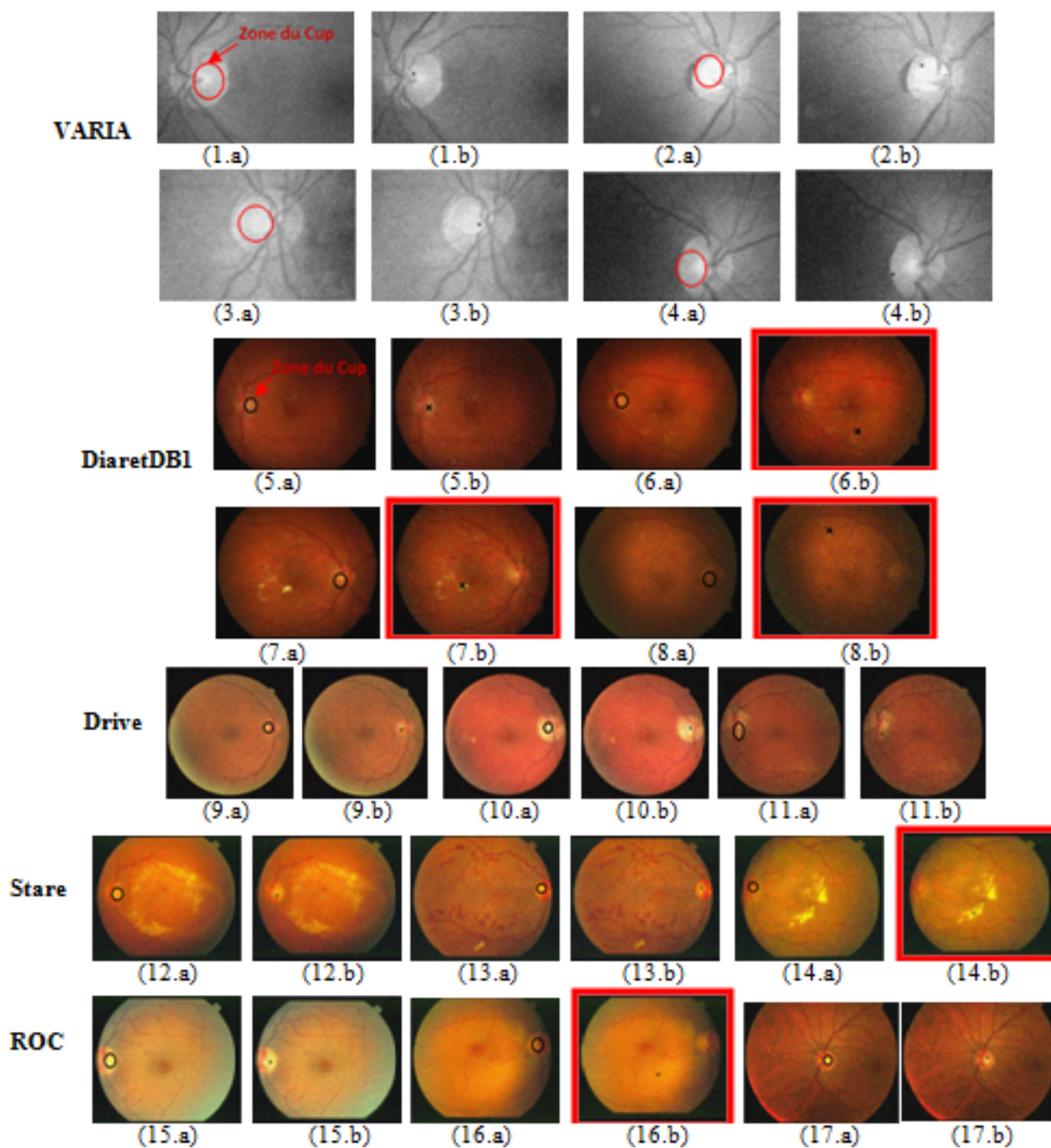


FIGURE 4.9: Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique détecté par la méthode proposée basée ODR-ext sur les bases de données bruitées : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.

Dans un premier temps, nous remarquons que, contrairement aux résultats obtenus avec les mêmes images sans bruit (Figure 4.8), vu la présence du bruit gaussien dans les images saines en niveau de gris (image 4 de la Figure 4.9) ainsi que les images contenant des régions pathologiques brillantes (images 6, 7 et 14 de la Figure 4.9), la méthode basée ODR-ext n'a pas réussi à localiser le Cup du disque optique. Dans la Figure 4.9, les images dont le Cup est non détecté sont encadrées en rouge.

Cette même dégradation de résultats a été remarquée en analysant la méthode basée ODR-ext sur des images pathologiques. En présence de quelques lésions blanchâtres, notre méthode basée ODR-ext n'a pas pu différencier ces lésions du disque optique à cause du bruit, comme pour le cas des images DiaretDB1 (image 6 et 7). Les résultats sont donc satisfaisants pour les cas des images nettes et non pour des images pathologiques avec des lésions.

Cependant, notre méthode basée ODR-ext a réussi à localiser le point du Cup du disque optique pour les images DRIVE bruitées dont les pathologies sont situées au niveau du disque optique (images 10 et 11 de la Figure 4.9).

Le Tableau 4.4 présente l'évaluation quantitative de cette méthode (ODR-ext). Nous avons noté une décroissance des taux de précision en fonction de cette altération du au bruit. Pour la première catégorie de base saine VARIA, la méthode a obtenu un taux de précision égale à 76% alors que pour la deuxième catégorie des bases pathologiques avec lésions brillantes, le taux de précision est 65% et 60% respectivement pour DiaretDb1 et Stare.

Pour ces bases bruitées, nous avons obtenu un taux de précision de 85% pour la base Drive, légèrement supérieur par rapport à celui de la base saine VARIA. Cette dégradation de performance de la base VARIA est due principalement à l'effet de la qualité des images bruitées en niveau de gris, où les pixels du Cup et les pixels autour de ce dernier semblent similaires.

TABLE 4.4: Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-ext sur des images bruitées.

	Base de données bruitées	Taux de précision (%)
Catégorie 1	VARIA	76
Catégorie 2	Drive	85
	ROC	82
	Stare	65
	DiaretDB1	60

Dans un deuxième temps, nous présentons les résultats de détection du Cup du disque optique sur les mêmes échantillons des cinq bases floutées.

A partir de ces résultats (la Figure 4.10), nous remarquons que l'ajout de flou perturbe l'intensité des images rétinienne, ce qui affecte le calcul de la fonction de distance de l'image rétinienne, d'où une mauvaise détection du maximum de la fonction de distance.

Dans les images saines de la base VARIA (la Figure 4.10), nous remarquons que le disque optique est flouté et faiblement éclairé, toutefois, la méthode ODR-ext a réussi à détecter un point représentatif du Cup de ce disque.

Par ailleurs, pour quelques images pathologiques des bases médicales (la Figure 4.10), notre méthode basée ODR-ext a échoué à localiser le point du Cup pour les images floues, indépendamment de la présence ou pas des lésions pathologiques brillantes. Dans la figure 4.10, les images dont le Cup est non détecté sont encadrées en rouge.

Cette fausse détection est due principalement à la dégradation de la qualité de l'image en ajoutant une quantité de flou. La quantité de flou ajoutée altère la fonction de distance, ce qui se traduit par un faux calcul du maximum de cette fonction et par conséquent une fausse localisation du point du Cup du disque optique comme le montre les images 12, et 14 de la Figure 4.10.

Le Tableau 4.5 illustre la dégradation de la performance de la méthode basée ODR-ext en présence d'une quantité de flou. Les taux de précision ont sérieusement décliné pour les bases pathologiques en couleur, pour obtenir un taux égal à 55%, 53% et 41% pour les bases Drive, ROC et DiaretDB1 respectivement.

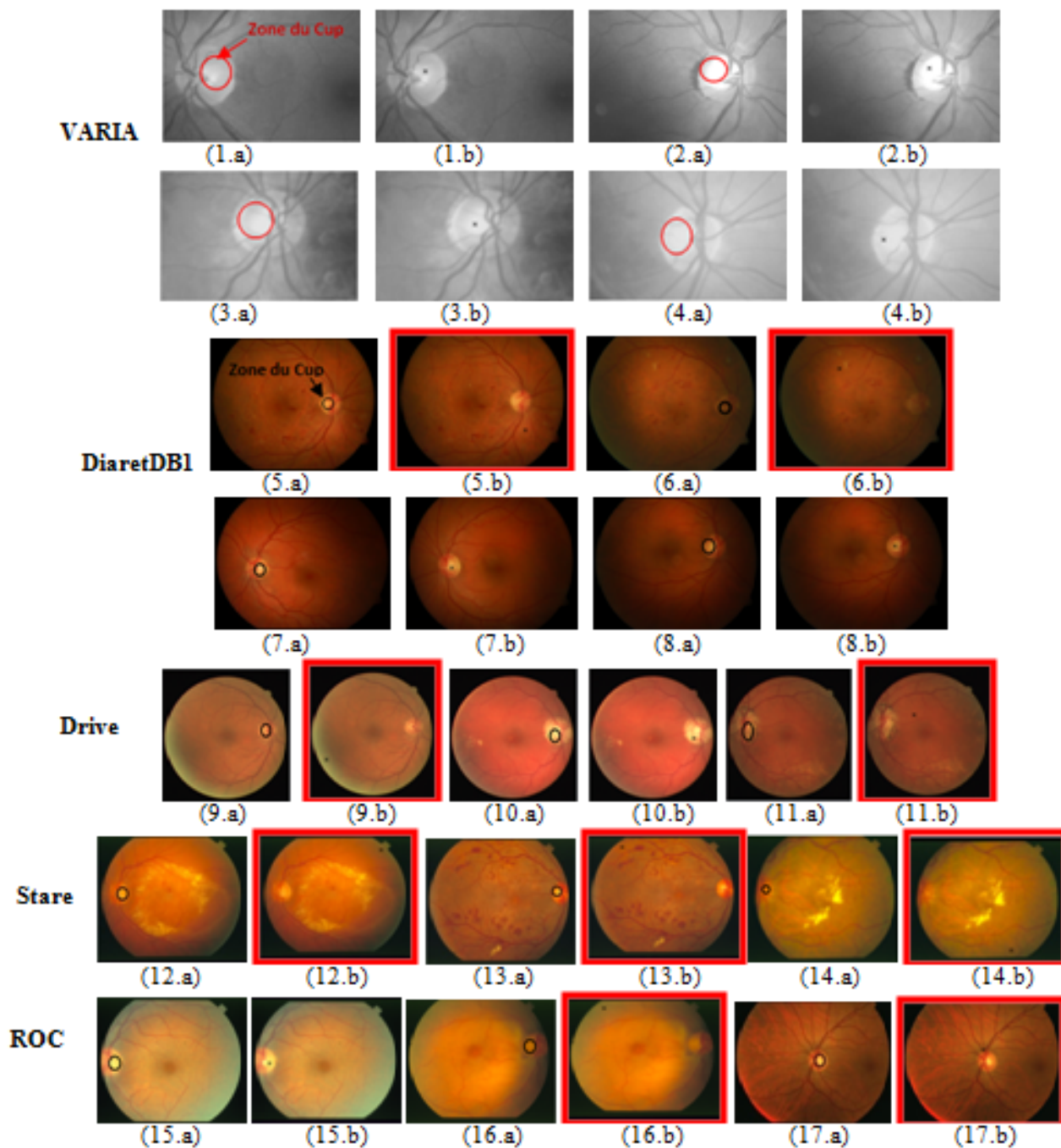


FIGURE 4.10: Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-ext sur les bases de données avec l'ajout de flou : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.

Cependant, ce taux n'a pas été trop affecté pour le cas des images rétinienne saines de VARIA (98.5%), car ces images sont initialement avec un niveau de gris faible et un disque optique un peu flou.

La section suivante (section 4.3.3) est consacrée à l'évaluation et la validation de notre contribution finale de localisation du point du Cup du disque optique, celle-ci est basée sur la méthode ODR-TM. Nous allons respecter le même ordre d'évaluation appliqué à l'évaluation de la contri-

TABLE 4.5: Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-ext sur des images floues.

	Base de données floues	Taux de précision (%)
Catégorie 1	VARIA	98.5
Catégorie 2	Drive	55
	ROC	53
	Stare	41
	DiaretDB1	25

bution précédente basée ODR-ext.

Nous commençons par une validation sur les images originales des cinq bases rétinienne et après nous évaluerons la robustesse de cette nouvelle méthode sur les dix bases dégradées (bruitées et floues à partir des cinq bases standard).

4.3.3 Evaluation de la méthode de détection du point du Cup basée ODR-TM

Nous commençons par une validation qualitative de notre méthode basée ODR-TM sur les mêmes échantillons des bases utilisées pour la validation de la première méthode basée ODR-ext. D'après la Figure 4.11, en utilisant des images rétinienne saines de la base VARIA, la localisation d'un point du Cup du disque optique est correcte même en présence de quelques artefacts d'acquisition, ce qui illustre la robustesse de cette nouvelle méthode ODR-TM.

Pour les images affectées par le diabète (images 5 et 8) de la base DiaretDB1, la méthode basée ODR-TM localise correctement la zone du Cup, malgré l'apparition de quelques zones lumineuses sur les voisinages du disque optique.

En utilisant des échantillons des images rétinienne fortement affectées illustrées par les images 8, 11 et 12, la méthode basée ODR-TM a réussi à localiser correctement la zone du Cup de tous les échantillons contrairement aux résultats de la méthode basée ODR-ext (Figure 4.10). Cette nouvelle méthode permet d'améliorer considérablement les résultats.

Pour la validation quantitative de notre méthode basée ODR-TM par rapport à la première contribution basée ODR-ext, nous calculons les taux de précision pour les différentes bases d'évaluation, comme l'illustre le Tableau 4.6.

TABLE 4.6: Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-TM sur des images rétinienne.

	Base de données	Taux de précision (%)	
		ODR-ext	ODR-TM
Catégorie 1	VARIA	98.5	100
Catégorie 2	Drive	93	100
	ROC	88	90
	DiaretDB1	67.1	83
	Stare	75	75

D'après le Tableau 4.6, la nouvelle méthode de localisation du Cup du disque optique basée ODR-TM donne un taux de précision de 100% pour les deux bases Drive et VARIA. Cette amélioration de performance est due principalement à l'ajout du nouvel attribut du calcul d'histogramme caractérisant le disque optique.

En utilisant les autres bases médicales, le taux de précision a nettement été amélioré par rapport

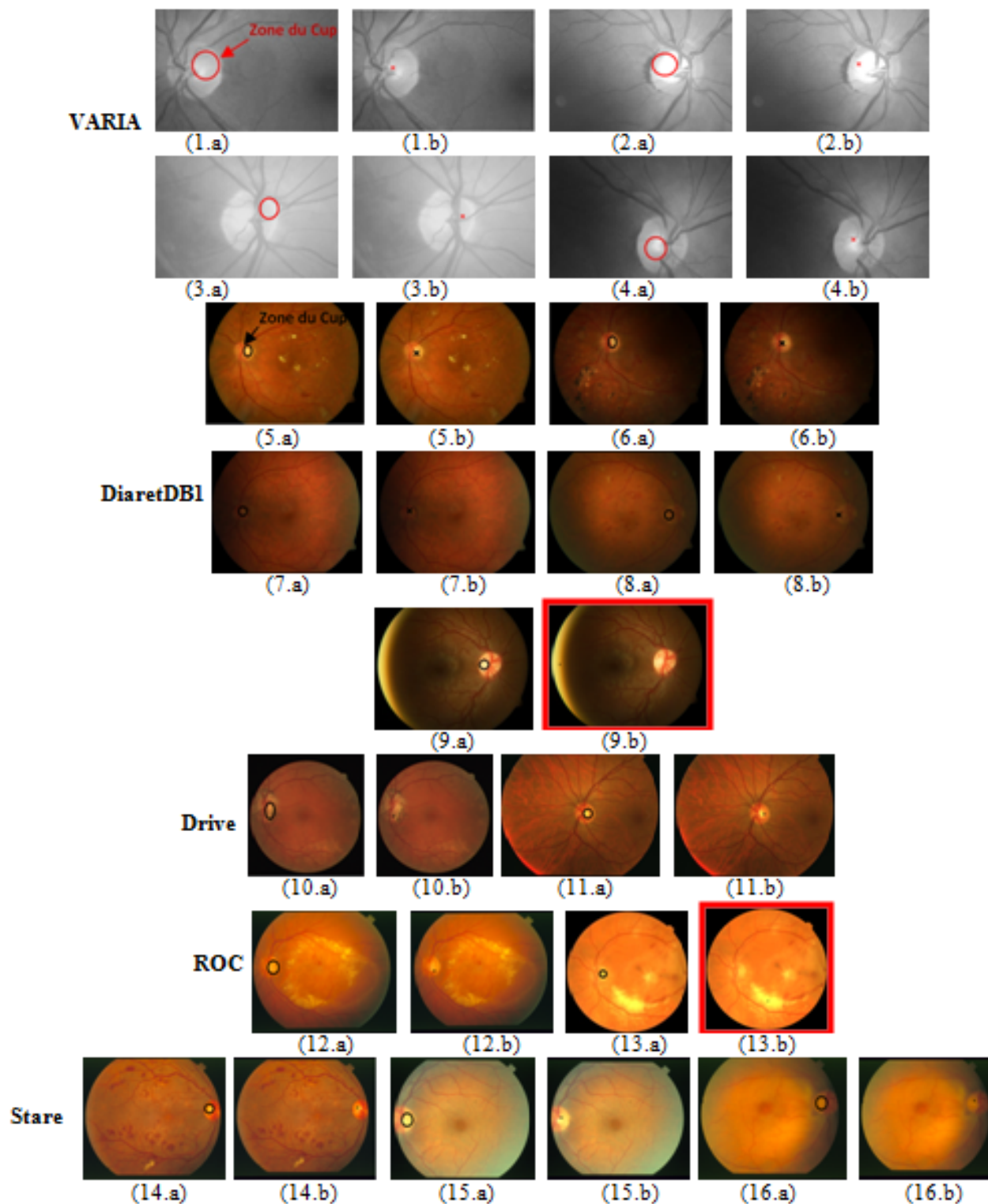


FIGURE 4.11: Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-TM sur les bases de données standards : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.

à la méthode basée ODR-ext, il passe de 67.1% à 83% pour la base DiaretDB1, et de 88% à 90% pour la base ROC.

Pour valider la robustesse de notre méthode basée ODR-TM sur des images affectées par des artefacts d'acquisition (mouvement, bruit), nous l'avons testée sur les dix bases de données dégradées. Des exemples de résultats de localisation du point du Cup sur les mêmes échantillons des images altérées, sont illustrés par la Figure 4.12.

En présence d'une quantité de bruit dans les images saines ou pathologiques, la méthode de localisation basée ODR-TM réussit à localiser correctement un point de la zone la plus brillante du Cup de disque optique, comme l'illustre la Figure 4.12.

Cependant, pour des cas extrêmes où les images contenant d'autres régions brillantes de grandes tailles, la méthode basée ODR-TM peut ne pas résister aux artefacts de bruit, comme le montre les images 5, 13 et 16 de la Figure 4.12, voir les images de la Figure 4.12 encadrées en rouge, montrant la non détection du Cup.

Cette fausse localisation est due à l'utilisation du modèle du disque optique de la base d'images standard, non altérée par le bruit, ce qui génère un faux résultat de la comparaison entre les histogrammes de modèle rétinien et de la région autour du point du Cup détecté.

Le Tableau 4.7 présente une évaluation quantitative de notre méthode basée ODR-TM sur les bases d'images rétinienne bruitées. Nous signalons une dégradation de performance de notre méthode en présence d'artefacts de bruit. Ainsi, comme illustré par le tableau 4.6, le taux de précision obtenu avec les bases médicales affectées par le diabète rétinopathie est inférieur à 50%, 45.5% et 45%, pour Stare, Drive et ROC respectivement.

Cependant, le point du Cup du disque optique a été localisé correctement par notre méthode basée ODR-TM avec un taux de précision de 90% pour les images saines de la base VARIA.

TABLE 4.7: Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-TM sur des images bruitées.

	Base de données bruitées	Taux de précision (%)	
		ODR-ext	ODR-TM
Catégorie 1	VARIA	76	90
Catégorie 2	DiaretDB1	85	78
	ROC	82	45
	Drive	65	45.5
	Stare	60	50

Pour la deuxième série d'expériences, avec l'ajout de flou, contrairement aux résultats sur les mêmes images en présence de bruit (Figure 4.12), la méthode basée ODR-TM a réussi à distinguer le Cup des taches blanchâtres comme l'illustre la Figure 4.13.

Les résultats de localisation du point du Cup du disque optique sur les images pathologiques de la base dégradée, illustrés par la Figure 4.13, montrent l'aptitude de notre méthode à exclure les parties brillantes proches du disque optique, même en présence d'une quantité supplémentaire du flou.

En comparant les résultats des deux méthodes basées ODR-ext et ODR-TM sur les mêmes échantillons des images altérées par le flou, nous remarquons également l'efficacité de la méthode ODR-TM par rapport à la méthode ODR-ext, qui a réussi à localiser correctement le Cup pour les différents échantillons.

Nous traçons le Tableau 4.8 pour évaluer l'impact de la présence de flou sur la méthode basée ODR-TM.

La méthode ODR-TM permet d'obtenir une nette amélioration des taux de précision par rapport à la première méthode basée ODR-ext. En comparant les deux résultats, nous constatons, que

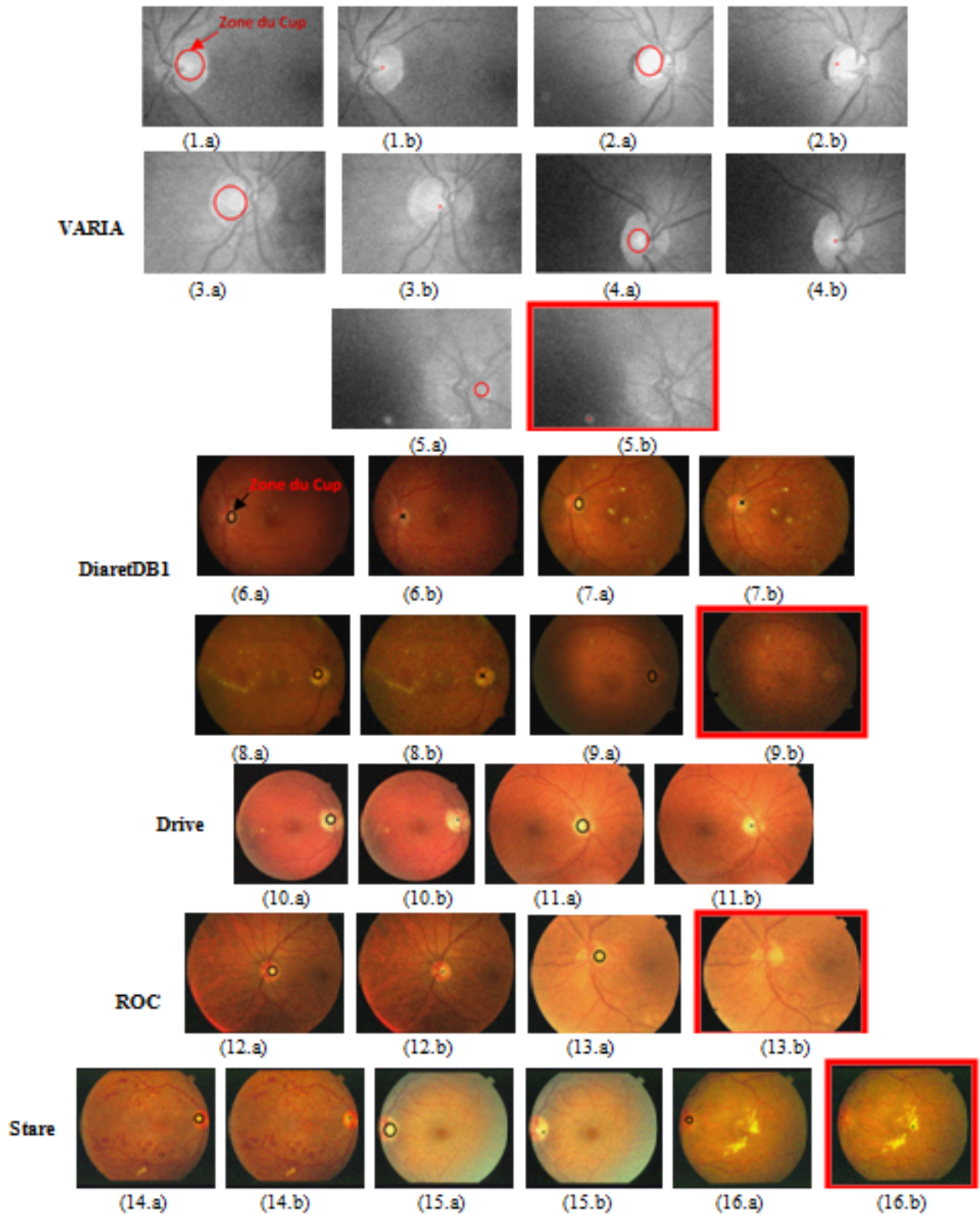


FIGURE 4.12: Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-TM sur les bases de données bruitées : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.

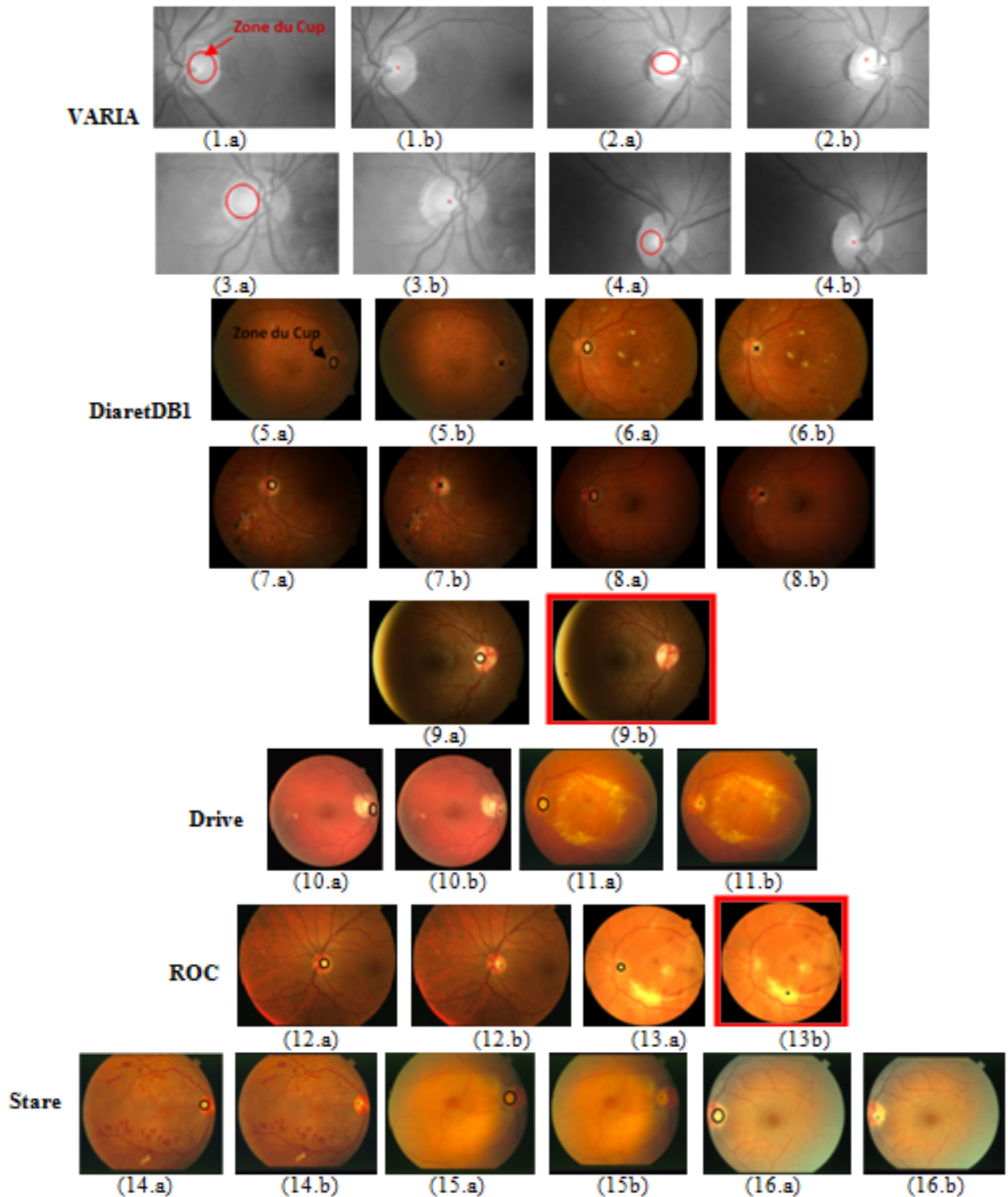


FIGURE 4.13: Exemples de localisation du point représentatif du Cup du disque optique par notre méthode basée ODR-TM sur les bases de données avec l'ajout de flou : (a) la vérité terrain de la zone du Cup et (b) le résultat de localisation du point du Cup.

le taux de précision sur la base dégradée ROC, est passée de 53% pour la méthode basée ODR-ext à 86% pour celle basée ODR-TM.

TABLE 4.8: Mesure de performances de la méthode de détection d'un point du Cup basée ODR-TM sur des images floues.

	Base de données floues	Taux de précision (%)	
		ODR-ext	ODR-TM
Catégorie 1	VARIA	98.5	98
Catégorie 2	ROC	53	86
	DiaretDB1	41	75
	Drive	55	60
	Stare	25	66

De plus, ce taux de précision a été nettement amélioré de 25% à 66% pour la base floue Stare et de 41% à 75% pour la base DiaretDB1.

4.3.4 Comparaison de la localisation proposée du point du Cup basée sur la méthode ODR-TM avec des méthodes existantes

Dans les sections précédentes, une évaluation de nos deux contributions ODR-ext et ODR-TM est présentée sur les bases originales et altérées (1551 images). Les résultats obtenus montrent que la méthode ODR-TM est plus performante et robuste surtout dans le cas des images pathologiques ou dégradées.

Nous présentons, dans cette section, une comparaison de notre contribution de localisation du point du Cup basée sur la méthode ODR-TM, avec les méthodes de détection du disque optique de l'état de l'art, nous avons choisi des méthodes récentes qui ont toutes, utilisé le taux de précision comme métrique d'évaluation et les mêmes bases de test.

Tous les résultats expérimentaux sont représentés dans le Tableau 4.9.

La première et la deuxième colonne identifient la base d'images et la méthode de détection, utilisées pour l'évaluation, la troisième colonne précise le taux de précision. Les résultats obtenus montrent que pour la base Drive, la méthode basée ODR-TM et les méthodes existantes [135] [116] sont nettement plus performantes que les autres en termes de précision avec un taux de 100%.

Pour la base médicale Stare, celle la plus affectée par les pathologies rétiniennes, notre méthode ODR-TM permet de localiser correctement le disque optique avec 75% de précision. Ce taux de précision obtenu est nettement meilleur que celui obtenu par la méthode de Zhu and Rangayyan [132] (40.24%).

Pour les bases médicales DiaretDB1 et ROC, notre méthode basée ODR-TM assure un taux de précision de 83% et 90% respectivement. Cependant, pour la base d'images rétiniennes saines VARIA, notre méthode basée ODR-TM a détecté le Cup du disque optique avec un taux de précision de 100%.

Comme le montre le Tableau 4.9, les résultats de localisation du Cup du disque optique basés sur ODR-TM sont satisfaisants, et souvent meilleurs ou similaires à ceux reportés dans la littérature. Dans ce qui suit, nous avons adopté cette méthode ODR-TM comme une méthode d'analyse d'images rétiniennes dans le cadre de notre chaîne globale biométrique.

TABLE 4.9: Comparaison des résultats obtenus par la méthode proposée de détection du Cup du disque optique basée sur ODR-TM avec des méthodes récentes de la littérature.

Base d'images rétiniennes	Méthode	Taux de détection (%)
Drive	Osareh et al. [130]	98.6
	Méthode basée ODR-TM	100
	Stapor et al. [131]	87.5
	Dehghani et al.[116]	100
	Zhu and Rangayyan [132]	92.5
	Walter et al.[133]	77.5
	Sopharak et al.[134]	95
	Youssif et al.[135]	100
	Abdali-Mohammadi et al.[136]	97.5
Stare	Méthode basée ODR-TM	75
	Osareh et al. [130]	95.4
	Zhu and Rangayyan [132]	40.24
DiaretDB1	Méthode basée ODR-TM	83
	Sopharak et al. [134]	59
	Kemal Akyo et al.[137]	94.38
	Walter et al. [133]	92
	Stapor et al. [131]	78
ROC	Méthode basée ODR-TM	90
	Kemal Akyo et al.[137]	90
VARIA	Méthode basée ODR-TM	100
	Fraga et al. [138]	100

4.4 Evaluation et validation de nos contributions biométriques : descripteur local employé dans notre chaîne biométrique globale

Dans cette section, afin d'évaluer notre descripteur local SIFT-RUK par rapport aux descripteurs existants, nous le comparons avec le descripteur standard SIFT intégré dans une méthode biométrique globale. Pour cette évaluation, nous utilisons des images rétiniennes entières saines (base VARIA) et pathologiques (base Stare).

Dans la figure suivante (Figure 4.14), nous présentons la méthode biométrique rétinienne utilisée pour cette évaluation. Elle est principalement constituée par deux grandes phases. La première phase est l'extraction des caractéristiques locales des images rétiniennes (SIFT-RUK/SIFT). La deuxième phase assure la mise en correspondance (test $g2NN$) entre les caractéristiques extraites de l'image candidate et les autres images de la base de données.

La décision finale peut être une identification de la personne en entrée ou une vérification de l'identité de cette personne. Par conséquent, nous présentons trois variantes de tests employées pour l'évaluation de l'impact du descripteur utilisé sur les performances de la méthode biométrique globale.

4.4.1 En mode Identification

Cette évaluation en mode d'identification, est faite en comparant chaque image rétinienne de la base VARIA avec toutes les autres images de la base (1 : N). Elle sert à étudier l'impact du

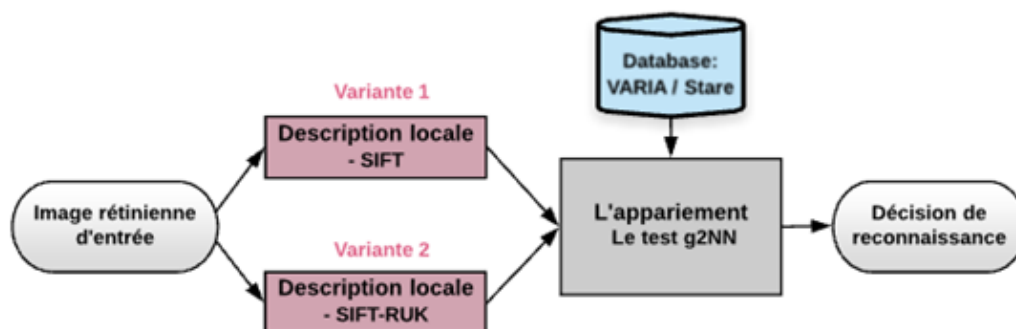


FIGURE 4.14: L'architecture de la méthode biométrique rétinienne proposée.

descripteur SIFT-RUK sur le calcul des taux d'identification, d'erreur de fausse mise en correspondance (FMR) et le temps du calcul.

La Figure 4.15 illustre la variation des taux d'identification en fonction des scores. Ces scores présentent le nombre des paires mises en correspondance, c'est à dire ceux qui répondent à la condition de Lowe [123], ayant un rapport de distances inférieur à 0.6.

Comme le montre cette figure (Figure 4.15), les deux méthodes de caractérisation locales assurent des taux d'identification qui dépassent les 95%.

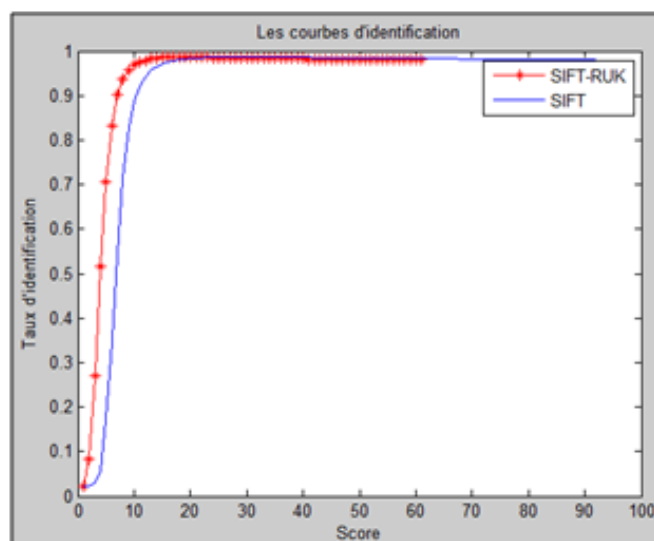


FIGURE 4.15: Les courbes d'identification des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base VARIA.

Dans le Tableau 4.10, nous présentons les taux d'identification pour les méthodes rétiniennes basées respectivement sur SIFT et SIFT-RUK.

En effet, la méthode d'identification basée sur SIFT donne un taux de 98.68% alors qu'avec la deuxième basée sur notre nouveau descripteur proposé, le taux est de 98.8%. Ce qui illustre le fait que ce descripteur élimine les points d'intérêt SIFT redondant en maintenant la même qualité de reconnaissance.

Effectivement, la baisse des points SIFT de 25% n'a pas affecté le taux d'identification, au contraire, il l'a légèrement augmenté.

En mode d'identification, l'erreur de fausses mises en correspondance (False Match Rate FMR)

définit la robustesse de la méthode biométrique à identifier correctement les personnes. Selon le Tableau 4.10, nous concluons que le descripteur proposé SIFT-RUK est plus robuste que le SIFT. En effet, l'utilisation du descripteur SIFT-RUK a minimisé l'erreur de fausses mises en correspondance de 0.0016% pour le SIFT à 3.508e-04% pour le SIFT-RUK (Tableau 4.10).

TABLE 4.10: Les performances d'identification (taux d'identification et le taux FMR) des méthodes rétiniennees basées sur les deux descripteurs pour la base des images rétiniennees saines.

Le descripteur local	Le taux d'identification (%)	Le taux FMR(%)
V1 : SIFT	98.68	0.0016
V2 : SIFT-RUK	98.8	3.508e-04

La Figure 4.16 illustre la robustesse de la méthode basée sur SIFT-RUK. En effet, la courbe du descripteur proposé SIFT-RUK montre que les valeurs d'erreur FMR sont presque égales à zéro pour les scores optimaux, comme illustré par la Figure 4.16.

En conséquence, les performances de notre descripteur SIFT-RUK sont meilleures que celles de SIFT standard tant au niveau du taux de reconnaissance, que celui du taux d'erreur de fausse identification.

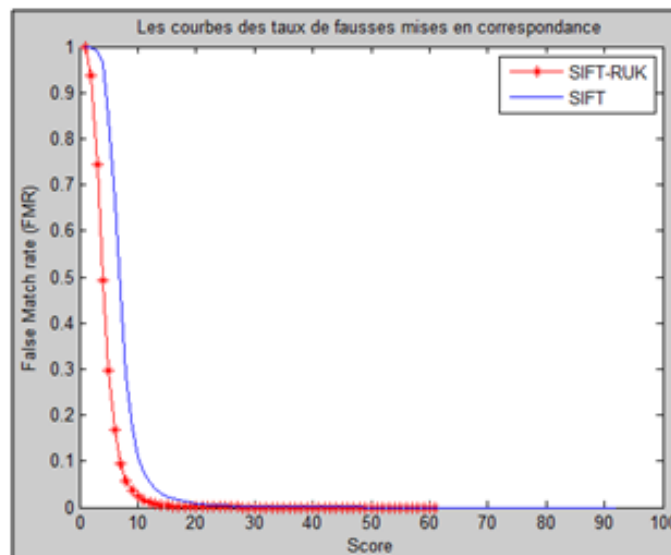


FIGURE 4.16: Les courbes des taux de fausses mises en correspondance des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base VARIA.

Comme synthèse, dans un premier temps, en utilisant les images rétiniennees entières de la base saine VARIA comme entrée de la phase de description, notre descripteur local proposé SIFT-RUK assure un taux d'identification de 98,8%, meilleur que celui de SIFT.

Le gain principal en utilisant ce descripteur SIFT-RUK est au niveau du taux des fausses mises en correspondance (FMR). En effet, le taux de fausses mises en correspondance (FMR) a été nettement réduit de 0.0016% pour le descripteur SIFT à 3.508e-04% seulement pour notre descripteur SIFT-RUK. Ce résultat est dû à la sélection des caractéristiques locales SIFT pertinentes permettant d'éliminer cette erreur. Ces résultats d'identification justifient la performance de notre descripteur par rapport au descripteur standard SIFT.

Pour valider la robustesse de notre descripteur SIFT-RUK sur les images pathologiques, nous employons la base pathologique Stare comme entrée de la phase de caractérisation. Notre descripteur

local proposé SIFT-RUK est le plus performant, comme l'illustre la Figure 4.17.

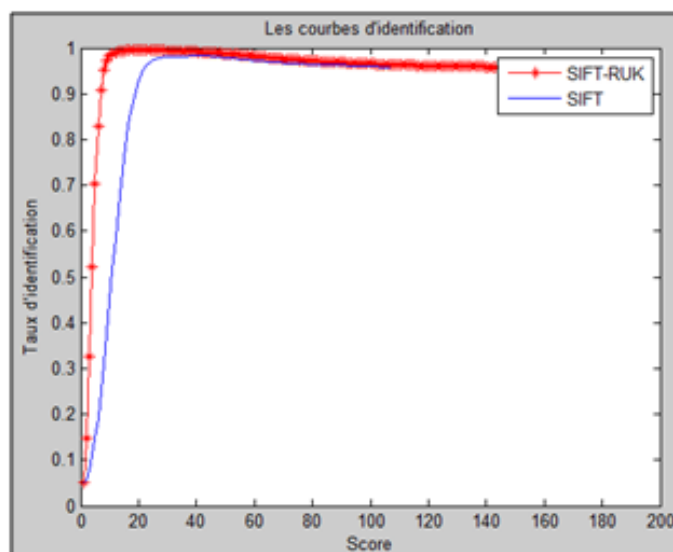


FIGURE 4.17: Les courbes d'identification des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base Stare.

D'après le Tableau 4.11, le descripteur SIFT-RUK assure un taux d'identification de 99.62% par rapport à 98.34% pour le descripteur SIFT.

Le taux FMR a été nettement réduit de 0.0067% pour le descripteur SIFT à 0.0022% pour le descripteur SIFT-RUK en utilisant la base pathologique Stare.

TABLE 4.11: Les performances d'identification (taux d'identification et le taux FMR) des méthodes rétinienne basées sur les deux descripteurs locaux en utilisant l'image rétinienne entière de la base pathologique Stare.

Le descripteur local	Le taux d'identification (%)	Le taux FMR(%)
V1 : SIFT	98.34	0.0067
V2 : SIFT-RUK	99.62	0.0022

La Figure 4.18 montre la robustesse de la méthode biométrique basée SIFT-RUK sur les images pathologiques. En effet, à partir de cette figure, nous remarquons que notre descripteur assure un minimum d'erreur de mises en correspondance, soit 0.0022% à comparer avec 0.0062% pour le descripteur SIFT.

Dans ce que suit, nous présentons une évaluation de l'impact du descripteur SIFT-RUK sur les performances de la méthode biométrique en mode vérification.

4.4.2 En mode vérification

Le mode de vérification d'une méthode rétinienne permet de comparer une image rétinienne d'un individu avec celles du même individu (1 :1).

Comme en mode d'identification, pour l'évaluation des différentes caractérisations locales adaptées aux méthodes rétinienne basées sur le test g2NN de Lowe, nous calculons les métriques d'évaluations suivantes : les taux d'erreur FRR (False Reject Rate), FAR (False Acceptance Rate) et le taux d'AUC des courbes ROC. Nous présentons dans la Figure 4.19, les courbes ROC des différentes méthodes rétinienne basées sur les méthodes de caractérisation locale SIFT et SIFT-RUK.

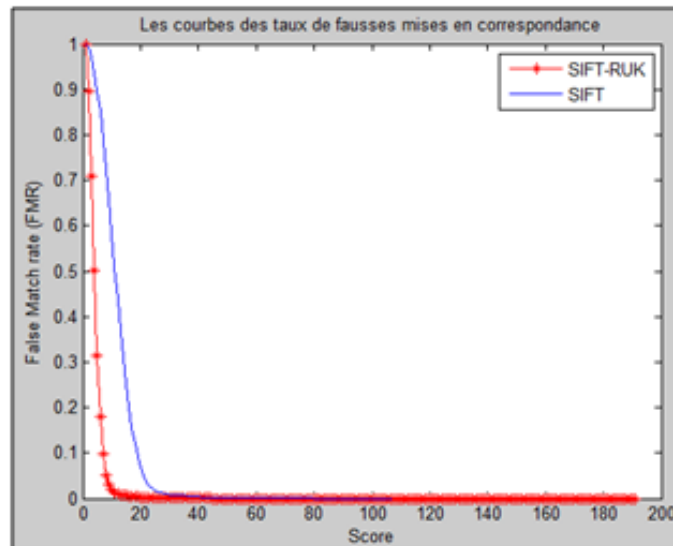


FIGURE 4.18: Les courbes des taux de fausses mises en correspondance des méthodes biométriques basées respectivement sur les descripteurs SIFT et SIFT-RUK pour la base Stare.

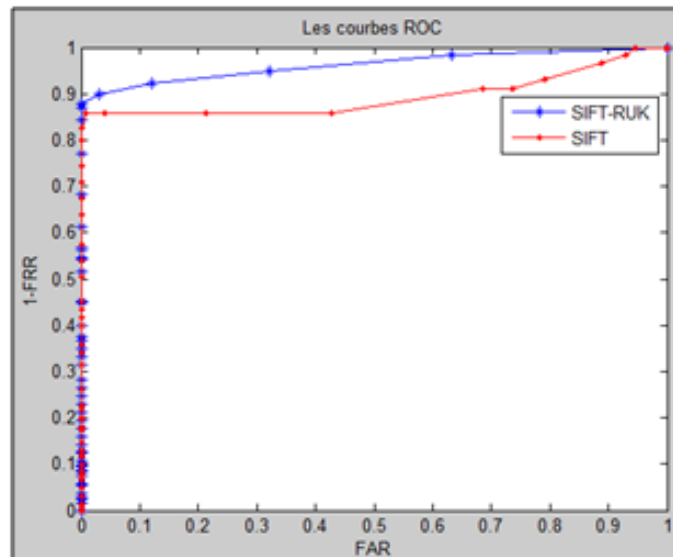


FIGURE 4.19: Les courbes de vérification ROC des différentes méthodes basées respectivement sur les descripteurs locaux SIFT et SIFT-RUK.

Ces courbes ROC (Figure 4.19) nous permettent de calculer l'aire AUC (Accuracy Under Curve) qui reflète le taux de vérification des méthodes biométrique. Comme illustré par le Tableau 4.12, la méthode rétinienne basée sur la description SIFT-RUK assure un taux de vérification (AUC) égal à 96.16%. Ce taux est meilleur, que celui obtenu avec le descripteur SIFT standard (89.43%). Cette amélioration est due principalement au maintien des points d'intérêt SIFT pertinents qui ne nuisent pas à la vérification biométrique.

Les deux métriques d'évaluation de la méthode de vérification, appelées (FAR pour FRR égale à zéro) et (FRR pour FAR égale à zéro) sont très utilisées en domaines de haute sécurité. Dans la Figure 4.20, l'intersection des courbes des taux des erreurs FAR et FRR désigne la valeur du taux d'erreur EER (Equal Error Rate) des différentes méthodes rétiniennes. Cette erreur EER est définie par l'intersection entre le taux de fausse acceptation (FAR) et le taux de faux rejet (FRR).

TABLE 4.12: Les performances de vérification (AUC, FAR pour FRR égale à zéro, FRR pour FAR égale à zéro et EER) assurées par les méthodes rétiniennes basées sur les deux descripteurs.

Le descripteur local	AUC (%)	FAR pour FRR égale à zéro (%)	FRR pour FAR égale à zéro (%)	EER (%)
V1 : SIFT	89.4	1	0.18	0.14
V2 : SIFT-RUK	96.16	1	0.12	0.077

Cette erreur est minimale pour la méthode basée sur SIFT-RUK (0.077%).

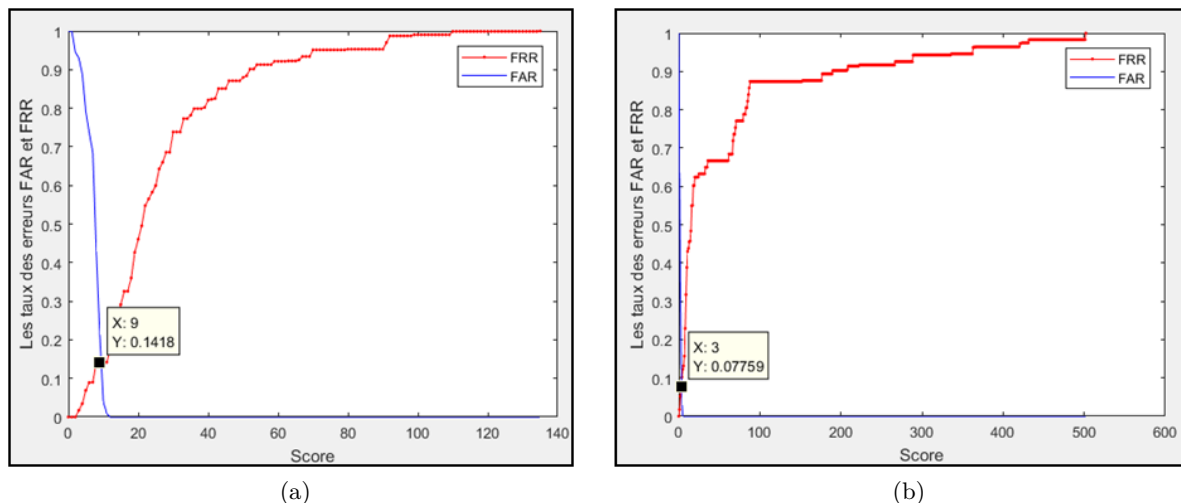


FIGURE 4.20: Les courbes des taux FRR et FAR en fonction des scores des différentes méthodes basées sur les descripteurs : (a) SIFT et (b) SIFT-RUK.

Après avoir évalué les méthodes de vérification en présentant les taux d'erreurs, nous les testons maintenant au niveau du temps d'exécution lors de la phase d'appariement. Les expériences ont été réalisées sur un PC avec un processeur Pentium 4 de 3.2GHz, 2 Go de RAM, et une plate-forme Matlab 7.1.

TABLE 4.13: Le temps moyen (s) de la phase d'appariement par les trois méthodes de caractérisation locale présentée sur la base de VARIA.

Le descripteur local	Le temps du calcul de l'appariement (s)
V1 : SIFT	5.28
V2 : SIFT-RUK	0.4

Selon le Tableau 4.13, notre méthode basée SIFT-RUK est 13 fois plus rapide que la méthode utilisant le SIFT standard, d'où l'utilité de notre nouvelle proposition SIFT-RUK. Comme synthèse, notre descripteur SIFT-RUK garantit des taux satisfaisants d'identification et de vérification avec un minimum d'erreurs par rapport au descripteur SIFT, pour les images rétiniennes saines (VARIA) ainsi que pathologiques (Stare). Cette amélioration de taux d'identification et de vérification en utilisant notre descripteur SIFT-RUK est due principalement au maintien des caractéristiques les plus susceptibles de représenter l'image rétinienne. Par conséquent, cette évaluation du descripteur proposé SIFT-RUK valide notre choix de l'utilisation du descripteur SIFT-RUK dans notre

méthode biométrique globale.

4.4.3 Validation du descripteur SIFT-RUK

Pour évaluer la robustesse de notre descripteur SIFT-RUK à présence de différents artefacts d'acquisition (mouvement, bruit et distance d'acquisition), nous avons généré une base dégradée à partir la base biométrique publiée VARIA. Nous avons simulé plusieurs artefacts d'acquisition et appliqué deux niveaux de dégradation (peu dégradé /trop dégradé) pour chaque type d'altération suivante : - Altération par mouvement : les images altérées par un flou sont obtenues en appliquant un filtre gaussien d'écart type 1 - Altération par bruit en appliquant un bruit additif gaussien de variance v . - Altération par distance d'acquisition, en jouant sur l'échelle de redimensionnement de l'image originale.

La Figure 4.21 illustre des exemples de ces artefacts d'acquisition sur une image de la base VARIA.

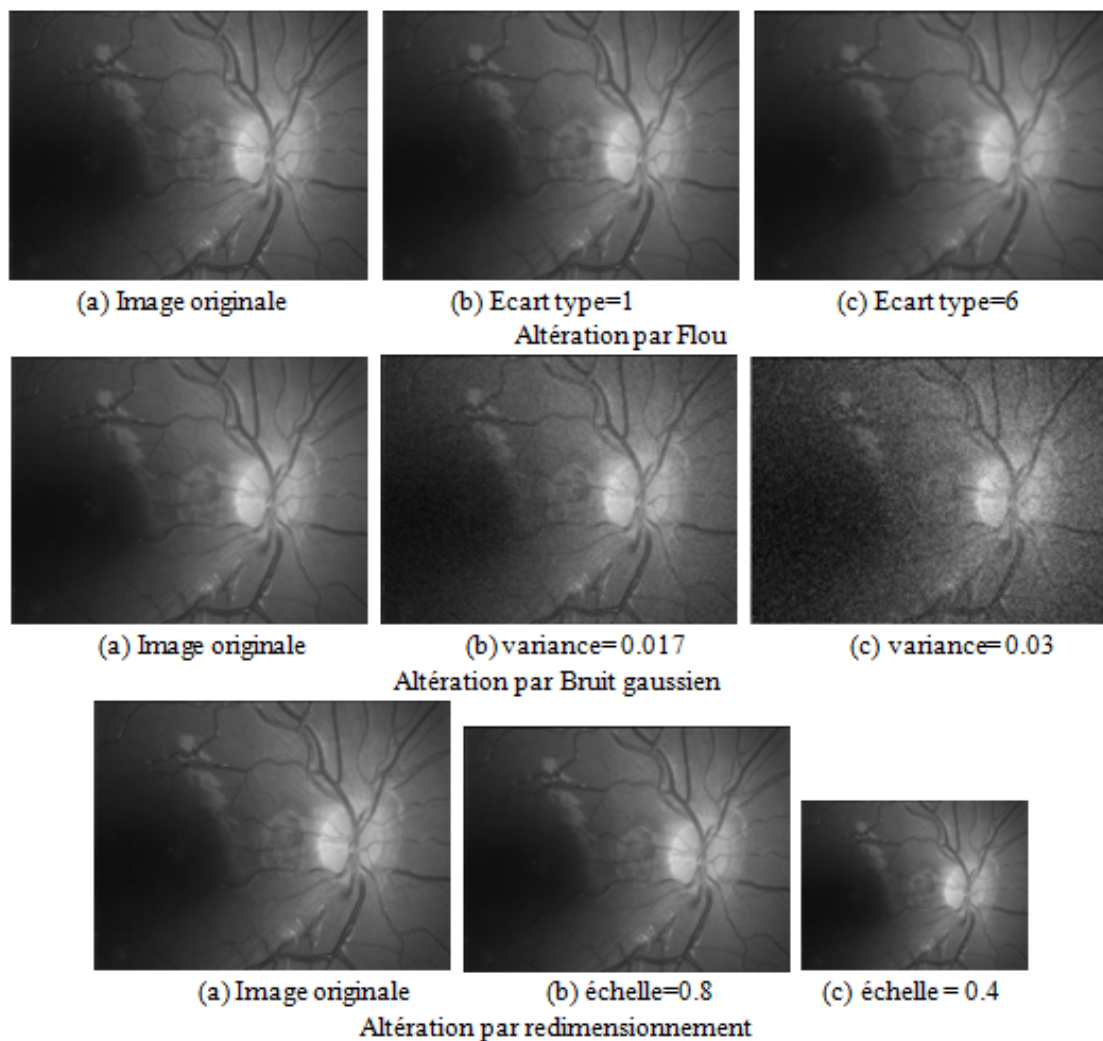


FIGURE 4.21: Exemples d'altérations sur une image VARIA : (a) image de référence, (b) image altérée de niveau 1 et (c) image altérée de niveau 2.

Cette base d'images rétiniennes dégradée sert à étudier le comportement du descripteur proposé SIFT-RUK en fonction des altérations apportées à cette base. Le Tableau MPKtab414 représente

les valeurs des paramètres requis pour les différents niveaux d'altérations.

TABLE 4.14: Tableau des paramètres requis pour les différents niveaux d'altérations (Flou, Bruit gaussien et Redimensionnement).

Type d'altération	Niveau 1	Niveau 2
Flou	écart type=1	écart type =6
Bruit gaussien	variance=0.03	variance=0.017
Redimensionnement	échelle = 0.8	échelle = 0.4

Le Tableau 4.15 résume les résultats des méthodes d'identification basées sur le descripteur proposé SIFT-RUK en utilisant des bases dégradées de VARIA.

TABLE 4.15: Validation du descripteur SIFT-RUK en utilisant l'image rétinienne entière de la base dégradée VARIA.

	Base VARIA dégradée	Taux d'identification (%)	Le taux FMR(%)
Flou	Niveau 1	98.08	7.05 e-04
	Niveau 2	97.86	0.0032
Bruit gaussien	Niveau 1	98.58	4.827 e-04
	Niveau 2	98.55	3.2e-04
Redimensionnement	Niveau 1	98.7	0.0010
	Niveau 2	98	0.00128
	Base VARIA standard	98.8	3.508e-04

D'après le Tableau 4.15, en comparant les résultats des méthodes biométriques basées sur le descripteur SIFT-RUK, nous constatons que les performances en termes de taux d'identification sont satisfaisantes et presque égal à 98% pour toutes les bases dégradées. En fait, ces altérations ajoutées ont une légère influence sur le résultat d'identification, passant d'un taux d'identification de 98.8% pour la base standard VARIA à 97.86% pour les images fortement altérées par le flou. Nous remarquons également l'efficacité de notre descripteur SIFT-RUK en termes de taux de fausses mises en correspondance(FMR). Le taux d'erreur maximal sur toutes les bases VARIA dégradées est inférieur à 0.0032%. Ces résultats montrent la robustesse de notre descripteur local SIFT-RUK par rapport aux différentes altérations.

4.5 Validation de la méthode biométrique proposée

Comme synthèse des résultats d'évaluation de nos contributions présentés dans les sections précédentes, nous proposons la méthode biométrique globale illustrée par la Figure 4.22. Elle se compose de notre méthode proposée ODR-TM (Optic Disc Ring- Template Matching) pour l'analyse des images rétiniennes, notre descripteur proposé SIFT-RUK pour la caractérisation locale de l'image rétinienne et le test g2NN pour la mise en correspondance entre les images rétiniennes.

Pour valider notre chaîne rétinienne globale de la Figure 4.22, nous utilisons les deux bases biométriques rétiniennes : VARIA pour les images saines et Stare Authentication pour les images médicales pathologiques. Cette validation est effectuée pour les deux modes biométriques : identification et vérification. Le Tableau 4.16 illustre les performances de notre méthode biométrique en mode identification, en termes de taux d'identification et de pourcentage de l'erreur de fausse mise en correspondance (FMR).

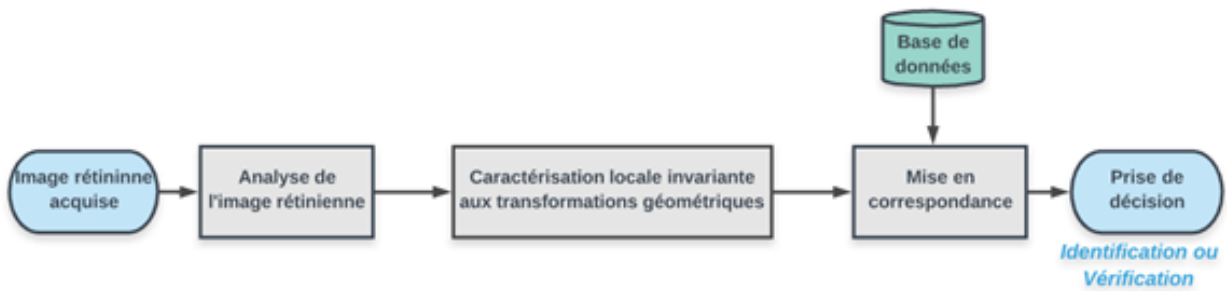


FIGURE 4.22: La chaîne de traitement finale de notre méthode biométrique globale.

TABLE 4.16: Evaluation de la chaîne biométrique proposée sur les deux bases rétiniennes saine et pathologique en mode d'identification.

Base rétinienne	Identification	
	Taux identification (%)	FMR (%)
Saine (VARIA)	99.88	1.4e-04
Pathologique (Stare Authentication)	99.18	2.61e-04

En introduisant une méthode de pré-traitement et d'extraction d'une région d'intérêt rétinienne ODR-TM, nous sommes parvenus à réduire le taux de fausses mises en correspondance de 3.508e-04% et 0.0022% à 1.4e-04% et 2.61e-04% pour les deux bases VARIA et Stare respectivement. Ces nouveaux taux de FMR de notre méthode biométrique globale sont illustrés sur la Figure 4.23-b qui présentent les valeurs de FMR correspondants aux scores optimaux. En plus, elle permet d'atteindre plus que 99% de taux de reconnaissance comme l'illustre le Tableau 4.15 et la Figure 4.23-a.

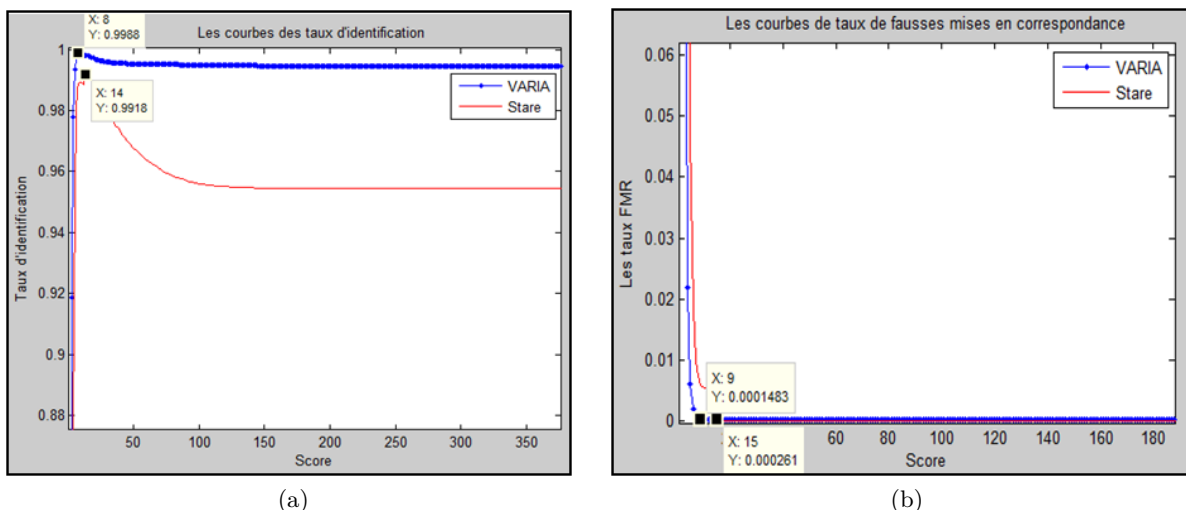


FIGURE 4.23: Evaluation de notre méthode en mode identification : (a) Les courbes d'identification et (b) les courbes des taux de fausses mises en correspondance.

Dans ce que suit, nous présentons une évaluation de notre méthode biométrique globale en mode de vérification. La Figure 4.24 présente les courbes caractéristiques ROC illustrant les performances de précision mesurées pour notre méthode biométrique sur les deux bases VARIA et Stare. Ces

courbes montrent la relation entre les taux TMR et FMR.

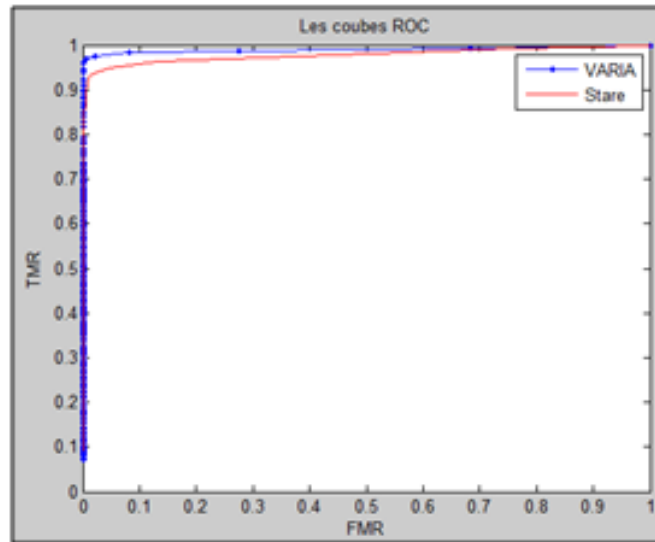


FIGURE 4.24: Les courbes de vérification ROC de la méthode biométrique proposée en utilisant les deux bases d'images rétiniennes VARIA et Stare.

Le Tableau 4.17 ci-dessous illustre les performances de notre méthode. Nous constatons que la méthode proposée possède un taux de vérification (AUC) supérieur à 99.2% et 99% respectivement pour les deux bases saine et pathologique. Comme le montre le Tableau 4.17, le taux d'erreur (EER) de notre méthode biométrique globale a atteint 0%.

TABLE 4.17: Evaluation de la chaîne biométrique proposée sur les deux bases rétiniennes saine et pathologique en mode de vérification.

Base rétinienne	AUC (%)	EER (%)	Vérification	
			FAR pour FRR égale à zéro (%)	FRR pour FAR égale à zéro (%)
Saine (VARIA)	99.2	0	1	0.12
Pathologique (Stare Authentication)	99	0	1	0.1

Bien qu'il soit difficile de comparer la méthode biométrique proposée avec les autres méthodes existantes à cause de la diversité des bases d'images utilisées et des processus de reconnaissance, il reste utile de situer sa performance par rapport à celles des méthodes évaluées sur les mêmes bases d'images.

Le Tableau 4.18 reporte les résultats de la méthode biométrique proposée face à ceux d'autres travaux de l'état de l'art en mode identification et vérification en spécifiant les bases d'images rétiniennes utilisées.

Comme le montre le Tableau 4.18, pour la base d'images saines VARIA, notre méthode biométrique proposée est nettement plus performante en termes d'exactitude d'identification avec 99.88%, que les deux autres méthodes biométriques de Jlassi et al. [141] et H. Farzin et al. [17]. Cela est dû à notre sélection de la région la plus pertinente et stable de la rétine et aux performances de notre descripteur SIFT-RUK qui est invariant par rapport à plusieurs transformations géométriques et d'intensités.

TABLE 4.18: Comparaison de la méthode biométrie globale proposée avec les méthodes biométriques existantes.

Méthode biométrique	La base utilisée	Vérification		Identification
		AUC (%)	EER (%)	Taux d'identification (%)
Joddat et al. [139]	VARIA	99.57	0.05	-
A. El-Sayed et al.[140]	VARIA	98.2	0.013	-
Jlassi et al. [141]	VARIA	-	-	99.5
Notre méthode biométrique	VARIA	99.2	0	99.88
Notre méthode biométrique	Stare	99	0	99.18
Ortego et al. [67]	VARIA	100	0.01	-
Xu et al. [142]	VARIA	99.95	0.19	-
Oinonen et al. [51]	VARIA	100	1.53	-
Xianjing Meng et al. [143]	VARIA	100	0	-
Hadi Farzin et al. [17]	VARIA	-	-	99

En plus, le taux d'erreur (EER) de notre méthode biométrique a atteint les 0% cependant les autres méthodes [142] [140] [139] sont limitées par le taux d'erreur d'authentification, il est respectivement de de 0.19%, de 0.013% et de 0.05%.

Bien que les méthodes biométriques existantes de Ortego et al. [67] et Oinonen et al. [51] ont réussi à obtenir 100% de taux de vérification AUC, elles restent moins performantes que notre méthode en termes de taux d'erreurs respectivement de 0.01% et 1.53%. Ces taux d'erreur sont dus principalement à la présence des informations biométriques inutiles qui aboutissent à une fausse authentification.

4.6 Conclusion

Ce chapitre a porté sur la validation de notre chaîne biométrique globale, dont la conception a été présentée au chapitre 3. Nous avons commencé par une description des bases d'images rétiniennes utilisées pour valider nos différentes contributions. Dans un premier temps, nous avons évalué les deux méthodes basée ODR-ext et basée ODR-TM pour la détection de la zone la plus brillante du disque optique. Différents résultats d'évaluation, tout en comparant les méthodes proposées et les méthodes présentées dans la littérature scientifique sont décrites et discutées. Les résultats obtenus montrent que notre contribution ODR-TM est très compétitive par rapport aux travaux de la littérature. Suite à cette évaluation, nous avons validé le choix de cette méthode d'analyse d'images rétiniennes ODR-TM comme méthode de pré-traitement et d'extraction de région d'intérêt rétinienne dans notre chaîne biométrique.

Dans un second temps, nous avons abordé la deuxième phase de la méthode biométrique par une évaluation de notre nouveau descripteur local par rapport au descripteur local existant SIFT. Cette évaluation a été suivie par une validation de notre descripteur proposé SIFT-RUK en utilisant un protocole expérimental, traduit par une évaluation sur plusieurs bases rétiniennes dégradées (bruitées, floutés et redimensionnées). Les résultats ont montré la robustesse de ce descripteur par rapport aux descripteurs existants.

Nous présentons, à la fin de ce chapitre, notre chaîne biométrique globale basée sur la rétine. Elle est décrite comme suit. Premièrement, la phase de pré-traitement consiste en l'extraction d'une région d'intérêt de disque autour du disque optique ODR-TM comme une entrée pour la deuxième phase. Deuxièmement, les caractéristiques de la région extraite sont extraites par notre nouveau descripteur SIFT-RUK. Enfin, le test g2NN est appliqué pour calculer le nombre de paires des

points d'intérêt correspondantes et classer les images rétiniennes identiques. Nos résultats expérimentaux montrent que ce travail assure des résultats d'identification et vérification prometteurs.

Conclusion Générale

Dans le cadre de nos travaux de thèse, nous nous sommes intéressés à étudier la biométrie d'une manière générale, et plus précisément la biométrie basée sur la rétine, et ce dans l'objectif de concevoir un système biométrique basé sur des images rétiniennes.

Nous avons cherché à concevoir et développer une méthode biométrique rétinienne intégrant de nouvelles techniques permettant d'une part de donner une meilleure performance et d'autre part de surmonter les limitations des méthodes biométriques rétiniennes existantes.

Dans une première étape, nous avons défini la biométrie, ses modalités et ses limites. Nous nous sommes ensuite focalisés plus particulièrement sur la biométrie basée sur la rétine, tout en précisant nos critères de choix. Après une description de cette modalité biométrique, nous avons présenté les limites rencontrées dans le cadre aussi bien des images rétiniennes saines, que celles atteintes de pathologies oculaires.

Dans une deuxième étape, nous avons présenté un état de l'art des méthodes de reconnaissance par la rétine, notamment celles basées sur l'extraction de l'arbre vasculaire rétinien et celles basées sur la caractérisation de l'image rétinienne sans extraction de réseau vasculaire. Nous avons aussi évalué ces deux méthodes.

Afin de surmonter les facteurs limitant l'utilisation de la rétine, nous avons proposé une méthode biométrique globale basée sur l'analyse de la rétine. La méthode est composée de trois étapes principales : l'analyse de l'image rétinienne pour extraire une région d'intérêt, la description de la région d'intérêt et la mise en correspondance des signatures de deux régions d'intérêt.

Cette méthode biométrique intègre différentes contributions (chapitre 3), dont deux nouvelles méthodes d'analyse des images rétiniennes pour la sélection de la région la plus stable de la rétine aussi bien dans les cas de rétines saines que pathologiques. En effet, les images rétiniennes peuvent souffrir d'une mauvaise qualité d'acquisition (chapitre 1), de plus la rétine peut contenir une structure très dense des vaisseaux, et être atteinte de quelques pathologies oculaires affectant ainsi sa structure. Comme solution à ces imperfections, nous proposons l'extraction d'un anneau d'intérêt autour du centre le plus brillant du disque optique, comme une région d'intérêt rétinienne. En outre, nous avons proposé un nouveau descripteur local, invariant aux transformations géométriques. Ce descripteur maintient les caractéristiques locales les plus pertinentes afin d'augmenter le taux de reconnaissance tout en réduisant le taux de fausse reconnaissance.

Dans un premier temps, la première contribution (chapitre 3) concerne la proposition d'une méthode d'analyse d'image rétinienne intitulée à Optic Disc Ring Extraction (ODR-ext) à suivie d'une sélection d'une région d'intérêt autour du disque optique, dans le cas des images rétiniennes saines. Elle améliore la qualité de l'image rétinienne d'entrée et extrait une région d'intérêt la plus stable de la rétine. Cette région d'intérêt est basée sur la détection d'un point du Cup qui sera considéré comme référence pour l'extraction d'un anneau d'intérêt autour de ce dernier. La sélection de cette région d'intérêt rétinienne permet de maintenir une densité d'information satisfaisante pour assurer une meilleure qualité de reconnaissance.

Nous avons validé cette méthode de détection du Cup du disque optique sur la base d'images rétiniennes saines (VARIA [44]).

Pour évaluer la robustesse de cette méthode basée ODR-ext en présence de quelques pathologies oculaires, nous l'avons testée sur des bases pathologiques comme Stare [40], Drive [136], DiaretDB1 [43] et ROC [137]. Nous avons constaté que cette méthode basée ODR-ext présente quelques imperfections dans le cas des images rétiniennes pathologiques. En effet, dans le cas des images rétiniennes affectées de pathologies telles que la rétinite pigmentaire, le diabète, etc., la détection du disque optique devient plus difficile. Ces anomalies peuvent être confondues avec le disque optique, ce qui rend la détection de ce dernier plus difficile. Pour remédier à ce problème, nous avons proposé une nouvelle méthode de sélection d'une région d'intérêt dans les images rétiniennes pathologiques que nous avons nommée à Optical Disc Ring-Template Matching (ODR-TM). Cette nouvelle méthode fusionne la méthode ODR-ext avec une méthode de Template Histogram Matching [143] pour assurer une bonne localisation du Cup du disque optique, même en présence de lésions blanchâtres, semblables à la texture du disque optique. Cette méthode a montré plus d'efficacité dans les deux cas des images rétiniennes saines et pathologiques.

Nous avons évalué cette méthode sur des bases de données saines et médicales notamment VARIA [44], Drive [136], Stare [40], ROC [137] et DiaretDB1 [43]. Pour vérifier l'efficacité de notre méthode basée ODR-TM face à la présence d'artéfacts et à la qualité dégradée de la capture, nous avons simulé plusieurs artéfacts d'acquisition (flou, bruit) pour créer d'autres variantes de bases à partir des cinq bases déjà présentées. Une comparaison des performances obtenues avec des méthodes existantes de détection du disque optique, présentées dans la littérature a montré qu'elle est meilleure par rapport à celles de la littérature.

La troisième contribution, présentée dans le chapitre 3, est une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques locales basée sur le descripteur standard SIFT, lequel est approprié à la texture de la rétine. Ce nouveau descripteur, intitulé SIFT-RUK, consiste à appliquer une nouvelle méthode de suppression des points d'intérêt non informatifs (RUK), associée à la description SIFT. Cette méthode RUK sélectionne les caractéristiques les plus susceptibles de représenter l'image. Elle permet donc, de réduire le nombre des points d'intérêt redondants tout en maintenant la qualité de la description.

En l'intégrant dans une méthode biométrique de vérifications et d'identification, nous avons validé ce descripteur sur des bases de données saines (VARIA) et pathologiques (Stare). Une haute performance même en présence d'artéfacts dus à l'acquisition de l'image rétinienne comme le flou, le bruit et le redimensionnement a été constatée.

Notre contribution globale (chapitre 3) consiste au développement et l'évaluation d'une nouvelle méthode biométrique basée sur la rétine. Cette méthode globale utilise notre contribution de localisation de la région d'intérêt rétinienne (basée ODR-TM) pour les deux catégories d'images saines et atteintes de pathologies oculaires, suivie d'une caractérisation locale en utilisant le descripteur proposé (SIFT-RUK). Cette extraction des caractéristiques de la région d'intérêt est suivie d'une phase de mise en correspondance basée sur le test g2NN de Lowe pour comparer des signatures de deux régions d'intérêt, celle de la rétine en cours de traitement et celle de la rétine de référence.

Suite aux évaluations présentées dans le chapitre 4, l'application de la méthode biométrique globale sur les images de la base VARIA a révélé sa robustesse et son efficacité. En mode identification, un taux d'identification correcte d'environ 99.8% est atteint. En mode vérification, nous avons obtenu un taux FRR de 0.12% quant aux taux FAR et EER (erreur), ils sont de 0%. L'étude comparative a montré que notre méthode est plus discriminative que d'autres méthodes de l'état de l'art, notamment celles basées sur la segmentation et l'extraction de l'arbre vasculaire.

Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées dans le prolongement de ces travaux de thèse. Le premier point est l'amélioration des performances de notre méthode de détection du Cup du disque optique (ODR-TM). En effet, bien que la méthode proposée fonctionne correctement sur la majorité des images rétinienne, nous avons noté quelques difficultés comme par exemples : - Le Cup du disque optique est difficile à détecter dans les images atteintes de pathologies oculaires, très faiblement contrastées ou bruitées.

- La fiabilité des résultats de détection du Cup est liée étroitement à la qualité de l'image rétinienne acquise.

Pour améliorer cette méthode, nous pouvons appliquer une étape préliminaire de détection des métriques de qualité afin de juger la qualité de l'image captée (acceptable ou pas). Cette étape nous aidera à ne retenir que les images avec qualité acceptable, pour avoir une localisation correcte du Cup.

Le deuxième point réside dans le fait que nous pouvons tenir compte de la qualité des images rétinienne acquises dans le processus de reconnaissance. En effet, plusieurs facteurs dégradent la qualité des images et augmentent la difficulté d'effectuer une reconnaissance fiable. Dans ce cadre, de nombreux chercheurs ont considéré des critères de qualité dans leur méthode biométrique et ils ont prouvé expérimentalement une amélioration des performances de la méthode de reconnaissance. Les techniques appliquées se basent essentiellement sur la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes 2D et les méthodes statistiques. Néanmoins, nous avons constaté l'absence de travaux qui se sont intéressés à tous les aspects de la qualité d'une image rétinienne dans une méthode biométrique. De ce fait, comme suite à nos travaux de thèse, nous pouvons étudier et proposer une méthode complète d'évaluation de la qualité intégrant des modules qualité à différents niveaux de la chaîne de traitement biométrique. Cette méthode d'évaluation sert à définir des métriques de mesure de qualité à partir desquelles nous pouvons éliminer les images de qualité médiocre (floues, bruitées, peu contrastées) dès leur acquisition.

Le troisième point est la parallélisation de notre méthode biométrique proposée dans cette thèse. Nous allons proposer une stratégie de parallélisation de notre méthode biométrique rétinienne sur les plateformes multi-cœurs (CPU-GPU), afin d'implémenter en temps réel le processus de reconnaissance. Nous visons donc un système mobile embarqué basé sur un Smartphone associé à une lentille d'acquisition d'image rétinienne, appelée D-EYE. _ Nous pouvons aussi profiter des atouts de la multi-modalité, en combinant les résultats des algorithmes d'extraction des caractéristiques de plusieurs modalités biométriques. Nous pouvons donc fusionner les caractéristiques rétinienne extraites par SIFT-RUK avec une autre modalité biométrique comme l'iris, le visage, le réseau vasculaire de la main.

Enfin, pour le domaine purement médical, la méthode de localisation de la région du Cup rétinien présentée dans cette thèse peut également être étendue pour détecter des anomalies blanchâtres liées à la rétinopathie diabétique telles que les nodules cotonneux ou d'autres pathologies qui affectent la rétine à savoir : le glaucome, la cataracte. Comme cette méthode proposée localise le Cup du disque optique avec une bonne précision, elle peut être utilisée aussi pour aider les

ophtalmologistes dans le diagnostic afin de leur fournir une seconde opinion et peut également fonctionner comme un outil pour faciliter aux ophtalmologues l'identification du stade d'avancement du glaucome en calculant le rapport (Cup/Disc).

Liste des publications

T. Chihaoui, S. Bourouis and K. Hamrouni, "Copy-move image forgery detection based on SIFT descriptors and SVD-matching," Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2014 1st International Conference on, Sousse, 2014, pp. 125-129.

T. Chihaoui, R. Kachouri, H. Jlassi, M. Akil and K. Hamrouni, "Human identification system based on the detection of optical Disc Ring in retinal images," Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 2015 International Conference on, Orleans, 2015, pp. 263-267.

T. Chihaoui, H. Jlassi, R. Kachouri, K. Hamrouni and M. Akil, "Personal verification system based on retina and SURF descriptors," 2016 13th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices (SSD), Leipzig, 2016, pp. 280-286.

T. Chihaoui, R. Kachouri, H. Jlassi, M. Akil and K. Hamrouni, "L'extraction d'un anneau d'intérêt autour de disque optique pour une identification rétinienne robuste," ERIS'2016 Eye-tracking, Regard, Interactions et Suppléances, Novembre 2016, Orléans, France.

T. Chihaoui, R. Kachouri, H. Jlassi, M. Akil, K. Hamrouni. "Retinal Identification System based on Optical Disc Ring Extraction and New Local SIFT-RUK Descriptor". In Communication and Signal Processing : Extended Papers (pp. 113–126) ASSD. Berlin, Boston, 2018.

T. Chihaoui, R. Kachouri, H. Jlassi, M. Akil and K. Hamrouni, "Personal Recognition system based on Optic Disc detection and an efficient Ring Of Interest extraction in Retinal images," soumis au Journal Pattern Recognition, en Septembre 2018.

Bibliographie

- [1] Christel -Loïc TISSE. Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris. *Thèse de doctorat de l'université de Montpellier II, Octobre 2003.*
- [2] Max Chassé. La biométrie au Québec : Les enjeux. *Document d'analyse, pp. 31-37, 2002.*
- [3] S. Prabhakar, S. Pankanti, and A. K. Jain. Biometric recognition : Security and privacy concerns. *IEEE Security and Privacy, 1 : pp. 33-42, 2003.*
- [4] C. Guerrier and L.A.Cornelie. Les aspects juridiques de la biométrie. *Document analyse commission accès à informations, 2003.*
- [5] H. Harb and L. Chen. Voice-based gender identification in multimedia applications. *Journal of Intelligent Information Systems (JIIS), 24(2-3) : pp. 179-198, 2005.*
- [6] D. Muramatsu and T. Matsumoto. Effectiveness of pen pressure, azimuth, and altitude features for online signature verification. *In International Conference on Biometrics (ICB'07), volume 4642, pp. 503-512, 2007.*
- [7] D. Gafurov, E. Snekkenes, and T. E. Buvarp. Robustness of biometric gait authentication against impersonation attack. *In On the Move to Meaningful Internet Systems : OTM 2006 Workshops, volume 4278, pp. 479-488, 2006.*
- [8] S. Hocquet, J.Y. Ramel, and H. Cardot. User classification for keystroke dynamics authentication. *In International Conference on Biometrics (ICB), pp. 531-539, 2007.*
- [9] Z. Korotkaya. Biometric person authentication : *Odor, 2003.*
- [10] M. Hashiyada. Development of biometric DNA for authentication security. *Tohoku Journal of Experimental Medicine, pp. 109-117, 2004.*
- [11] K. Phua, J. Chen, T. H. Dat, and L. Shue. Heart sound as a biometric. *Pattern Recognition, 41 : pp. 906-919, 2008.*
- [12] D. Maio, D. Maltoni. gray-scale minutiae detection in fingerprints. *IEEE Trans PAMI 19(1) : pp.27-40, 1997*
- [13] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, P. Phillips. Face recognition : a literature survey. *Technical report, National Institute of Standards and Technology, 2000.*
- [14] R. Zunkel. Hand geometry based verification, biometrics : personal identification in networked society. *Ch. 4. Kluwer, Dordrecht, pp 87-101, 1999.*
- [15] P.-O. Ladoux, C. Rosenberger, and B. Dorizzi. Palm vein verification system based on sift matching. *In the 3rd IAPR/IEEE International Conference on Biometrics (ICB'09), pp. 1290-1298, 2009.*
- [16] JG. Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence *IEEE Trans PAMI 15(11) : pp. 1148-1161, 1996.*
- [17] H. Farzin, H. Abrishami Moghaddam and M. ShahramMoin. A Novel Retinal Identification System. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Volume, Article ID 280635, 2008.*

- [18] IBM. Biometrics Face Recognition, 2013. <http://researcher.watson.ibm.com/researcher/viewprojectsubpage.php?id=1926>
- [19] J.L. Wayman. Technical testing and evaluation of biometric identification devices 1999
- [20] A.K. Jain and R. Bolle. Biometrics : Personal Identification in Networked Society. *Kluwer Academic Publishers New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow, 2002.*
- [21] P. Grother and E. Tabassi. Performance of biometric quality measures. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29 : pp.531-543, 2007.
- [22] P. N. Belhumeur. Columbia university. www.marykateandashley.com
new.bbc.co.uk/hi/English/in-depth/Americas/2000/us-elections
- [23] A. Jain, S. Pankani, S. Prabhakar, L. Hong, A. Ross, J. Wayman <http://biometrics.cse.msu.edu>
- [24] R. L. Hau. Face detection and modelling. *PHD thesis 2002.* <http://biometrics.cse.msu.edu>
- [25] R. Smith. The Biometric Dilemma. *Secure computing, diapositives 33- 34, Ph.D., CISSP.* <http://www.smat.us/crypto/docs/bh-us-02-smith-biometric.ppt>.
- [26] F. Massicotte. LA BIOMÉTRIE, SA FIABILITÉ ET SES IMPACTS SUR LA PRATIQUE DE LA DÉMOCRATIE LIBÉRALE *Mémoire présenté comme exigence partielle de la maîtrise en science politique, Novembre 2007.*
- [27] S. Carleton. Papers Administrative History. *M.E.Grenander Department of Special Collections and Archives, University at Albany, State University of New York .* <http://library.albany.edu>
- [28] A.P. Condurache, J. Kotzerke, and A. Mertins. Robust retina-based person authentication using the sparse classifier. *Proc. of European Signal Processing Conference (EUSIPCO), IEEE, Bucharest, Romania, pp. 1514–1518, 27-31 August 2012.*
- [29] A. Osareh. Automated identification of diabetic retinal exudates and the optic disc. *Ph.D. dissertation (Department of Computer Science, Faculty of Engineering, University of Bristol, Bristol, UK, 2004).*
- [30] <http://www.creteilophtalmo.fr/autres-pathologies/retinopathie-diabetique/>
- [31] Sémiologie oculaire. *Collège des Ophthalmologistes Universitaires de France (COUF), 2013.*
- [32] Dr A. Kahatane. ophtalmologiste, La rétinopathie diabétique. 2016.
- [33] G. Coscas, P. Dhermy. Occlusions veineuses rétinienne. *Société Française d’Ophtalmologie Masson 1978.* <http://www.snof.org/encyclopedie/occlusion-de-la-veine-centrale-de-la-r%C3%A9tine-ovcr>
- [34] <http://www.oct-optovue.com/oct-retina/oct-dmla/oct-dmla.html>
- [35] Dr M.C. Lucien Guerrier et Dr G.Roney. , Diabète et œil. *Milot, 13 Janvier 2011.*
- [36] <http://www.ch-libourne.fr/offres-de-soins/pratiques-professionnelles/glaucome/>
- [37] <http://www.creteilophtalmo.fr/dmla/>
- [38] <http://www.inserm.fr/thematiques/neurosciences-sciences-cognitives-neurologie-psychiatrie/dossiers-d-information/degenerescence-maculaire-liee-a-l-age-dmla>
- [39] . <http://www.ch-libourne.fr/offres-de-soins/pratiques-professionnelles/le-decollement-de-retine/>
- [40] J.J. Staal, M.D. Abramoff, M. Niemeijer, M.A. Viergever, B. van Ginneken. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, pp. 501-509, 2004.

- [41] M. D. Abramoff and M. S. A. Suttorp-Schulten. Web-based screening for diabetic retinopathy in a primary care population. *the EyeCheck project, Telemedicine and e-Health, vol. 11, no. 6, pp. 668–674, 2005.*
- [42] Diabetic retinopathy database and evaluation protocol (DIARETDB1). Electronic material (Online).
- [43] VARIA. VARPA. Retinal Images for Authentication (Database) <http://www.varpa.es/varia.html>.
- [44] A.H.M Rubaiyat, S. Aich, T.T. Toma, A.R. Malik and Rafat-Al-Islam Fast Normalized Cross Correlation based Retinal Recognition. *17th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT), 2014.*
- [45] A.P. Condurache, J. Kotzerke, and A. Mertins. Robust retina-based person authentication using the sparse classifier. *Proc. of European Signal Processing Conference (EUSIPCO), IEEE, Bucharest, Romania, pp. 1514–1518, 27-31 August 2012.*
- [46] C. Roberts. Biometric technologies-palm and hand. *2006.*
- [47] <http://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/biometric-market-278.html>
- [48] <http://www.biometrie-online.net/technologies/retine>
- [49] X.Meng, Y. Yin, G. Yang and X. Xi. Retinal Identification Based on an Improved Circular Gabor Filter and Scale Invariant Feature Transform. *In Sensors (14248220), Vol. 13 Issue 7, pp.9248, Jul, 2013.*
- [50] T. Chihaoui, R. Kachouri, H. Jlassi, M. Akil and K. Hamrouni. Human identification system based on the detection of optical Disc Ring in retinal images. *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 2015 International Conference on, pp. 263-267, Orleans, 2015.*
- [51] H. Oinonen, H. Forsvik, P. Ruusuvoori, O. YliHarja, V. Voipio, and H. Huttunen. verification based on vessel matching from fundus images. *ICIP, pp.4089-4092. IEEE, 2010.*
- [52] A. Dehghani, Z. Ghassabi, H. A. Moghddam, and M. S. Moin. Human recognition based on retinal images and using new similarity function. *EURASIP Journal on Image and Video Processing. 2013.*
- [53] M. Sabaghi, S. Reza Hadianamrei, M. Fattahi, M. R. Kouchaki and A. Zahedi. Retinal Identification System Based on the Combination of Fourier and Wavelet Transform. *Journal of Signal and Information Processing, pp. 35-38, 2012.*
- [54] K. Chauhan and R. Gulati. Pre-processing of Retinal Image and Image segmentation using OTSU Histogram. *International Journal of Advanced Information Science and Technology (IJAIST), vol. 29, 29, September 2014.*
- [55] J. B. Zimmerman, S.M. Pizer, E.V. Staab, J.R. Perry, W. Mc Cartney and B. C. Brenton. An Evaluation of the Effectiveness of Adaptive Histogram Equalization for Contrast Enhancement. *IEEE Trans. Med. Imaging, 7(4) : 304-312, 1988.*
- [56] S.M. Pizer, R.E. Johnston, J.P. Ericksen, B.C. Yankaskas, and K.E. Muller. Contrast-limited adaptive histogram equalization : Speed and effectiveness. *Computer Science [cs]. Université Paris-Est. Universidade federal de Minas Gerais (Brésil), 2008.*
- [57] D.M. Gomes. Contrast enhancement in digital imaging using histogram equalization. *15th ICPR, Barcelone, Espagne, 2000.*
- [58] T. Mapayi, S. Viriri and J.R. Tapamo. Comparative Study of Retinal Vessel Segmentation Based on Global Thresholding Techniques. *Computational and Mathematical Methods in Medicine, Article ID 895267, 2015.*

- [59] W. Setiawan, T.R. Mengko, O.S. Santoso, and A.B. Suksmono. Color retinal image enhancement using CLAHE. *In International Conference on ICT for Smart Society*, pp 1–3, 2013.
- [60] C.Y. Yang, H.B. Shang and C.G. Jia. Adaptive unsharp masking method based on region segmentation. *Opt. Precision Eng.* 11 (2), pp. 188–192, 2003.
- [61] S. Joes, D.A. Michael and N. Meindert. Ridge-based vessel segmentation in colour images of the retina. *IEEE Trans. Med. Imaging* 24 (4), pp. 501–509, 2004.
- [62] A. Hoover, V. Kouznetsova and M. Goldbaum. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Trans. Med. Imaging* 19 (3), pp. 203–210, 2000.
- [63] T.S. Lin, M.H. Du, and J.T. Xu. The Preprocessing of subtraction and the enhancement for biomedical image of retinal blood vessels. *J. Biomed. Eng.* 20 (1), pp.56–59, 2003.
- [64] H.I. Ashiba, K.H. Awadalla, S.M. El-Halfawy, and F.E.-S. Abd El-Samie. Homomorphic enhancement of infrared images using the additive wavelet transform. *Progress In Electromagnetics Research C*, Vol. 1, pp.123-130, 2008.
- [65] E.J. Candes and D.L. Donoho. Curvelets a surprisingly effective non-adaptive representation for objects with edges. 1999.
- [66] M.N. Do, and M. Vetterli. The Contourlet transform : an efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Trans. Image Process.* 14 (12), 2091–2106, 2005.
- [67] M. Ortega, C. Marino, M. G. Penedo, M. Blanco and F. Gonzalez. Biometric Authentication Using Digital Retinal Images. *Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Applied Computer Science*, pp. 422-427, Hangzhou, April 2006.
- [68] M. Al- Rawi, M. Qutaishat and M. Arrar. *Journal of Computers in Biology and Medicine* 37, pp.262-267, 2007.
- [69] R. Nekovei, S. Ying. Back-propagation network and its configuration for blood vessel detection in angiograms. *IEEE Transactions on Neural networks*, pp.64-72, 1995.
- [70] H. Talbot and B. Appleton. Efficient complete and incomplete path openings and closings. *Image and Vision Computing*, vol 25, pp. 416-425, 2007.
- [71] A. Mendonça and A. Campilho. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction. *IEEE Trans. Med. Imag.* 25, pp. 1200-1213, 2006.
- [72] L. Espona, M.J. Carreira, M.G. Penedo and M. Ortega. Retinal Vessel Tree Segmentation using a Deformable Contour Model. *IEEE*, 978-1-4244-2175, 2008.
- [73] M. Martinez-Perez, A. Hughes, S. Thom, A. Bharath and K. Parker. Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images. *Med. Imag. Anal.* 11, 47-61, 2007.
- [74] L. Wang, A. Bhalerao and R. Wilson. Analysis of Retinal Vasculature using a Multi-resolution Hermite Model *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol.26, pp. 137-152, 2007.
- [75] A.F. Frangi, R.F. Frangi, W.J. Niessen, K.L. Vincken, and M.A. Viergever. Multiscale vessel enhancement filtering. *in Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp. 130–137. Springer- Verlag, 1998.
- [76] Y. Zhang, W. Hsu, M. L. Lee. Segmentation of Retinal Vessels Using Nonlinear Projections. *IEEE International Conference on Image Processing*, vol.5, pp.541544, 2007.
- [77] E. Ricci and R. Perfetti. Retinal Blood Vessel Segmentation Using Line Operators and Support Vector Classification. *IEEE Transactions on Medical imaging*, vol. 26, pp. 1357-1365, 2007.
- [78] M. Moazam Fraz, Alicja R. Rudnicka, Christopher G. Owen and S.A. Barman. Delineation of blood vessels in pediatric retinal images using decision trees-based ensemble classification. *International journal of computer assisted radiology and surgery*, pp.1-17, 2013.

- [79] Y. Yin, M. Adel, and S. Bourennane. Automatic Segmentation and Measurement of Vasculature in Retinal Fundus Images Using Probabilistic Formulation. , *Computational and mathematical methods in medicine, Hindawi Publishing Corporation Computational and Mathematical Methods in Medicine* , pp. 16, 2013.
- [80] C. Alonso-Montes, D. L. Vilarino and M. G. Penedo. CNN-based Automatic Retinal Vascular Tree Extraction. *IEEE*, pp 61-64, 2010.
- [81] D. Marin, A. Aquino, M. Emilio Gegndez-Arias and J. Manuel Bravo. A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol.30, no.1, pp. 146-158, 2011.
- [82] F. Zana and J. Klein. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Trans. Image Processing* 10, pp.1010-1019, 2001.
- [83] C. Thitiporn and G. Fan. An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropy thresholding. *School of electrical and computer engineering Oklahoma state university*, 2000.
- [84] A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Transactions on medical imaging*, vol.19, NO.3 March 2000.
- [85] B. Dashtbozorg, A.M Mendonca and A. Campilho. An automatic graph-based approach for artery/vein classification in retinal images. . *IEEE*, 23(3) :1073-83, 2014.
- [86] Sumeet Dnyaneshwar Dhumal, Amit Sunilkumar Bedre, Sumit Ravindra Sawant Ashwin Pandey and Jayashree Chaudhari. Retina and Face Recognition Removing Facial Distortion Using PAC Algorithm. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, Vol.4, Issue 10, October 2016.
- [87] Z. Waheed, A. Waheed and U. Akram. A Robust Non-Vascular Retina Recognition System using Structural Features of Retinal Image. *International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology*, January 2016.
- [88] S.N. Kakarwal, R.R. Deshmukh. Analysis of Retina Recognition by Correlation and Covariance Matrix. *International Conference Emerging Trends in Engineering and Technology*, 2010.
- [89] H. Bay, T. Tuytelaars and L. Van Gool. Surf : Speeded up robust features. *In Computer Vision and Image Understanding*, 110(3) : pp. 346-359, 2008.
- [90] D.G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. *In International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece*, pp.1150-1157, Sep.1999.
- [91] C. Harris and M. Stephens. A combined corner and edge detector. *In Proceedings of the Alvey Vision Conference*, pp. 147-151, 1988.
- [92] M.O. Berger and R. Mohr. Towards Autonomy in Active Contour Models. *In Proc. ICPR'90*, pp.847-851, June 1990.
- [93] K. Mikolajczyk and C. Schmid. Indexing based on scale invariant interest points. *In ICCV*, Vol. 1, pp. 525-531, 2001.
- [94] S. Moura, J.S Neves and J.D Ramos. Automated retina identification based on multiscale elastic registration. *Computers in Biology and Medicine* 79, September 2016.
- [95] S.A. Tuama and L.E. George. An Efficient Method for Automatic Human Recognition Based on Retinal Vascular Analysis. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology* 12(1) : 122 128, 2016.
- [96] L. Wang, Y. Zhang and J. Feng. On the Euclidean distance of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 8, pp. 1334-1339, 2005.

- [97] P.E. Black. Manhattan distance . In *Dictionary of Algorithms and Data Structures*, eds. 31 May 2006.
- [98] D. Arthur, B. Manthey and H. Roeglin. k-means has polynomial smoothed complexity. *Proceedings of the 50th Symposium on Foundations of Computer Science*, 2009.
- [99] T. Caelli and T. S. Caetano. Graphical models for graph matching : Approximate models and optimal algorithms. In *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, no. 3, pp.339-346, 2005.
- [100] F. Sadikoglu and S. Uzelaltinbulat. Biometric retina identification based on neural network. *International Conference on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing*, Vienna, Austria, August 2016.
- [101] M. Shahnazi, M. Pahlevanzadeh and M. Vafadoost. Wavelet Based Retinal Recognition. *9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications (ISSPA)*, pp. 1-4 Sharjah, February 2007.
- [102] M. Bergounioux. Quelques méthodes de filtrage en Traitement d'Image. *Cours donné dans le cadre d'une école CIMPA - en attente de publication dans les actes*. 2010.
- [103] C. Damerval. Ondelettes pour la détection de caractéristiques en traitement d'images. *Application à la détection de région d'intérêt. Mathématiques [math]. Université Joseph-Fourier - Grenoble I*, 2008.
- [104] B. Fulkerson, A. Vedaldi, and S. Soatto. Class segmentation and object localization with superpixel neighborhoods. In *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*, pages 670–677. IEEE, 2009.
- [105] CRIM - Documentation/Communications. Algorithme de détection de la macula sur les images de la bande verte de la rétine à l'aide de la technique des ondelettes pyramidales. *Deuxième version CRIM-2000-07-05*.
- [106] A. Osareh. Automated identification of diabetic retinal exudates and the optic disc. *Ph.D. dissertation (Department of Computer Science, Faculty of Engineering, University of Bristol, Bristol, UK, 2004*.
- [107] K. Zuiderveld. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. *Academic Press, Cambridge*, 1994.
- [108] S.M. Pizer, R. E. Johnston, J.P. Ericksen, B.C. Yankaskas and K.E. Muller. Contrast limited adaptive histogram equalization : Speed and effectiveness. In *The First Conference on Visualization in Biomedical Computing*, pp.337345, 1990.
- [109] N. Otsu. A threshold selection methods from grey-level histograms. , In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, pp.62-66, 1979.
- [110] G. J. Grevera. Distance transform algorithms and their implementation and evaluation, in *Deformable Models*. Springer, ch. 2, pp.33–60, 2007.
- [111] J. Borovicka. Circle Detection Using Hough Transforms *Documentation, COMS30121 - Image Processing and Computer Vision*, 2003.
- [112] J.J. Staal, M.D. Abramoff, M. Niemeijer, M.A. Viergever, B. van Ginneken Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, pp. 501-509, 2004.
- [113] STARE . project website. Clemson Univ. <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare>
- [114] H Li, O Chutatape. Automatic location of optic disc in retinal images. , in *Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP)*, vol. 2, pp. 837–840, 2001.
- [115] RM Rangayyan, X Zhu, FJ Ayres, AL Ells. Detection of the optic nerve head in fundus images of the retina with Gabor filters and phase portrait analysis. *J. Digit. Imag.* 23(4), pp. 438–453, 2010.

- [116] A. Dehghani, H.A. Moghaddam and M.S. Moin. Optic disc localization in retinal images using Histogram matching. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2012.
- [117] C. Harris and M. Stephens. A combined corner and edge detector. *In Proceedings of the Alvey Vision Conference*, pp. 147-151, 1988.
- [118] M.O. Berger and R. Mohr. Towards Autonomy in Active Contour Models. *In Proc. ICPR'90*, pp.847-851, June 1990.
- [119] K. Mikolajczyk, C. Schmid. Indexing based on scale invariant interest points. *In ICCV, Vol. 1*, pp. 525-531, 2001.
- [120] H. Bay, T. Tuytelaars and L. Van Gool. Surf : Speeded up robust features. *In Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, 110(3) : pp. 346-359, 2008.
- [121] T. Chihaoui, R. Kachouri, H. Jlassi, M. Akil and K. Hamrouni. Retinal identification system based on Optical Disc Ring extraction and new local SIFT-RUK descriptor. *15th ICPR, Barcelone, Espagne, 2000*.
- [122] N. Otsu. A threshold selection methods from grey-level histograms. *In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, pp. 62-66, 1979.
- [123] D.G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. *In International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece*, pp.1150-1157, Sep.1999.
- [124] C. Simon Papers Administrative History. M.E. Grenander Department of Special Collections and Archives. *University at Albany, State University of New York*.
- [125] <https://sites.google.com/site/poublangsift/l-algorithme-des-sift>
- [126] A. Bron , L. Chirpaz, L. Legrand, C. Garcher Optic disc morphometry innormal eyes. *Poster. European Glaucoma Society, Amsterdam, 20-23 mai 1992*.
- [127] P. R. Wankhede and K. B. Khanchandani. Optic disc detection using histogram based template matching. *In International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPE5)*.
- [128] J.J. Staal, M.D. Abramoff, M. Niemeijer, M.A. Viergever, B. van Ginneken. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, pp. 501-509, 2004.
- [129] A. H. M. Rubaiyat, S. Aich, T. T. Toma, A. R. Malik and R-Al- Islam Fast Normalized Cross Correlation based Retinal Recognition. *17th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*, 2014.
- [130] A. Osareh, M. Mirmehd, B. Thomas, R. Markham. Comparison of Color Spaces for Optic Disc Localization in Retinal Images. *In : 16th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 743-746, 2002.
- [131] K. Stapor, A. Switonski, R. Chrastek and G. Michelson. Segmentation of fundus eye images using methods of mathematical morphology for glaucoma diagnosis. *Lecture Note. Comput. Scie. vol. 3039*, pp.41-48, 2004.
- [132] R. Rangayyan, X. Zhu and F. Ayres. Detection of the optic disc in images of the retina using gabor filters and phase portrait analysis. *in 4th Eur. Conf. of Int. Fed. For Med. And Biolog. Engg.*, vol. 22, pp. 468-471, 2009.
- [133] T. Walter, J. C. Klein, P. Massin and A. Erginay. , A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy - detection of exudates in color fundus images of the human retina. *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 21, no. 10, pp. 1236-1243, 2002.
- [134] A. Sopharak, B. Uyyanonvara, S. Barmanb and T. H. Williamson. Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods. *Comput. Med. Imag. Graph. vol. 32*, pp. 720-727, 2008.

- [135] A.A.H.A.R. Youssif, A. Z. Ghalwash and A.A.S.A.R. Ghoneim. Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter. *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 27, no. 1, pp. 11-18, 2008.
- [136] F. Abdali- Mohammadi and A. Poorshamam. Automatic Optic Disc Center and Boundary Detection in Color Fundus Images. *Journal of AI and Data Mining*, Vol 6, No 1, pp. 35-46, 2018.
- [137] K. Akyol, B. Fen, and S. Bayir. Automatic Detection of Optic Disc in Retinal Image by Using Keypoint Detection, Texture Analysis, and Visual Dictionary Techniques. *Hindawi Publishing Corporation Computational and Mathematical Methods in Medicine*, Article ID 6814791, 10 pages, 2016.
- [138] A .Fraga, N. Barreira, M. Ortega, M. G . Penedo, M. J. Carreira. Precise segmentation of the optic disc in retinal fundus images. *Computer Aided Systems Theor EUROCAST 2011. Springer ;pp. 584-591, 2012.*
- [139] F. Jonnat, M. Syed. Adeel, M. Akram. A secure personal identification system based on human retina. *In ISIEA, IEEE Symposium on Industrial Electronics and Applications. pp.90-95. 10.1109 ISIEA. 2013.*
- [140] M. A. El-Sayed, M. Hassaballah and M. A. Abdel-Latif. Identity Verification of Individuals Based on Retinal Features Using Gabor Filters and SVM. *In Journal of Signal and Information Processing*, 7, pp.49-59, 2016.
- [141] H. Jlassi, K. Hamrouni. Caractérisation de la rétine en vue de l'élaboration d'une methode biometrique d'identification de personnes. *In SETIT, 3rd International Conference : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecom., March, 2005.*
- [142] Z. W. Xu, X. X. Guo, X. Y. Hu, X. Cheng. The blood vessel recognition of ocular fundus. *Proceedings of the 4th International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, pp. 4493-4498, 2005.
- [143] M. Shahnazi, M. Pahlevanzadeh, and M. Vafadoost. Wavelet based retinal recognition. *in Signal Processing and Its Applications. ISSPA 2007. 9th International Symposium on. IEEE, , pp. 1-4, 2007.*

