



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique
UNIVERSITE de ABOUBAKR BELKAID TLEMEN
Faculté de Technologie
Département de Génie Biomédicale

MEMOIRE DE PROJET FIN D'ETUDE

Présenté par

Aissaoui Nabil et Hamdouche Abderrezak

En vue de l'obtention du

Diplôme de MASTER en Génie Biomédicale

Spécialité

Imagerie Médicale

Thème

***Extraction du réseau vasculaire rétinien en vue d'une
authentification de la personne***

Soutenu le 29 Septembre 2020, devant le jury composé de :

| | | | |
|--------------|-----------------------------------|-------------|-----------------------|
| Président | Mr. Lazzouni Mohammed Amine | <i>MCB</i> | Université de Tlemcen |
| Encadreur | Mr. Hadj Slimane Zinne- Eddine | <i>Prof</i> | Université de Tlemcen |
| Examinatrice | Mme. Feroui Amel | <i>MCB</i> | Université de Tlemcen |
| Invité | Mr. Messadi Mahammed | <i>MCB</i> | Université de Tlemcen |

Année universitaire 2019/2020

Résumé :

L'objectif de notre travail s'inscrit dans le cadre de la biométrie rétinienne. La structure du réseau vasculaire rétinien est utilisée comme une caractéristique biométrique. Des méthodes performantes ont été développées pour améliorer la qualité des images acquises. Pour extraire le réseau vasculaire, une combinaison a été faite entre la morphologie mathématique, contour active, ISODATA et le MF-FDOG. En appliquant cette combinaison de méthodes sur la base de données DRIVE, nous avons obtenu une précision très satisfaisante de 96%.

Dans notre travail, la signature biométrique a été extraite à partir du squelette du réseau vasculaire qu'est les coordonnées cartésiennes du point de bifurcation. Un recalage automatique géométrique basé sur deux points de contrôle (centre de la macula et disque optique) a été ensuite réalisé. Les résultats de la détection de ces deux points montrent des performances encourageantes avec une précision de 95% pour le centre de disque optique et de 90% pour le centre de la macula sur toute la base de données DRIVE. La comparaison des signatures biométriques entre les images a été faite par la méthode de distance Euclidien pour prendre la décision finale d'authentifier ou de rejeter une personne.

Mots-clés : La rétine, réseau vasculaire, recalage, morphologie mathématique, segmentation, disque optique, macula, biométrie.

استخراج شبكة الأوعية الدموية في شبكية العين للتحقق من صحة الشخص

ملخص

الهدف من هذا العمل هو تطوير نظام مصادقة بيو مترية قائم على شبكية العين. تُستخدم ميزات شبكة الأوعية الدموية في شبكية العين كخصائص بيو مترية. تم تطوير أساليب قوية لتحسين جودة الصورة. اقترحنا أربع طرق مجمعة لاستخراج شبكة الأوعية الدموية في مجموعة بيانات DRIVE مثل، التشكل الرياضي، المحيط النشط، JSODATA و MF-FDOG. النتائج التي تم الحصول عليها مرضية وواعدة للغاية بدقة 96%.

في عملنا، تم استخراج التوقيع البيو متري من الهيكل لشبكة الأوعية الدموية في شبكية العين والتي تمثل الإحداثيات الديكارتية لنقاط التشعب. تم إجراء تسجيل هندسي تلقائي على أساس نقطتي تحكم (المركز البقعي والقرص البصري في الصورة). النتائج التي تم الحصول عليها مرضية بنسبة 95% لتوطين مركز القرص البصري و 90% لتوطين مركز البقعة الصفراء. يتم إجراء عمليات التحقق من صحة التواقيع باستخدام طريقة المسافة الإقليدية لاتخاذ القرار النهائي للمصادقة على شخص أو رفضه.

الكلمات المفتاحية: شبكية العين، شبكة الأوعية الدموية، التسجيل، التشكل الرياضي، القرص الضوئي، البقعة، البيو مترية.

Extraction of the retinal vascular network for authentication of the person

Abstract:

The aim of this work is to develop a retina based biometric authentication system. Retinal vascular network features are used as biometric Characteristics. Powerful methods have been developed to improve the quality of the image. We proposed four combined method to extract vascular network in DRIVE data set such as, mathematical morphology, active contour, ISODATA and MF-FDOG. The obtained results are satisfactory and very promising with 96% as precision.

In our work, the biometric signature was extracted from the skeleton of the retinal vascular network that is the Cartesian coordinates of the bifurcation points. An automatic geometric registration based on two control points (macular center and optic disc in the image) was made. Results obtained are satisfactory with 95% for optic disc center localization and 90% for macular center localization. Biometric signatures verifications are made using Euclidean distance method to make the final decision to authenticate or reject a person.

Keywords: Retinal, vascular network, registration, mathematical morphology, optical disc, macular, biometric.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail,

À ma mère Avec toute ma passion,

À mon père Avec toute ma gratitude,

À mes chères sœurs,

À ma famille,

À ma fiancée, Avec tous mes sentiments

Et à tous mes amis

NABIL AISSAOUI

Dédicace

Je dédie ce modeste travail,

À ma mère Avec toute ma passion,

À mon père Avec toute ma gratitude,

À mes chers Frères,

À ma famille,

Et à tous mes amis

Hamdouche Abderrazak

Remerciements

Nous remercions, avant tout, Dieu, le tout puissant, de m'avoir accordé parmi ses innombrables grâce, santé et volonté pour accomplir ce travail.

Mon remerciement et mes profondes gratitude vont à mon Mr. Hadj Slimane Zinne Eddine d'avoir accepté de nous encadrer, son suivi et ses conseils tout au long de cette période.

Nos remerciements et notre gratitude vont aux mesdames et messieurs les membres du jury pour leur précieux temps accordé à l'étude de mon mémoire.

J'adresse mes remerciements aux :

Docteur A. Feroui, Maître de Conférences à l'université de Tlemcen, pour avoir accepté d'évaluer mon travail.

Docteur A. Lazzouni, Maître de Conférences à l'université de Tlemcen, pour avoir accepté d'évaluer mon travail.

Docteur M. Messadi, Maître de Conférences à l'université de Tlemcen, pour les conseils avisés dont il m'a fait profiter. Leur soutien et les discussions scientifiques que nous avons menées ensemble ont été pour moi d'une valeur inestimable.

Je tiens aussi à remercier les professeurs et enseignants de département génie biomédicale ainsi que ses étudiants et son personnel côtoyés tout au long de notre cursus universitaire.

Que toute personne ayant œuvré de près ou de loin à la réalisation de ce projet par une quelconque forme de contribution, trouve ici le témoignage de mon plus profonde reconnaissance

Table des matières

| | |
|--|------|
| Résumé :..... | I |
| ملخص..... | II |
| Abstract:..... | II |
| Dédicace..... | III |
| Dédicace..... | IV |
| Remerciements..... | V |
| Table des figures..... | VIII |
| Liste des tableaux..... | XI |
| Liste des acronymes..... | XII |
| INTRODUCTION GENERALE..... | XIII |
| Cadre et Motivations..... | XIII |
| Problématique..... | XIV |
| Objectifs et Contributions..... | XIV |
| Structure du travail..... | XV |
| I. Chapitre 1 | |
| 1. INTRODUCTION..... | 1 |
| 2. La Biométrie..... | 1 |
| 3. Caractéristique..... | 4 |
| 4. Les différentes modalités biométriques..... | 4 |
| 5. Principe de fonctionnement..... | 12 |
| 6. Module d'apprentissage (enrôlement) :..... | 12 |
| 7. Module de Reconnaissance..... | 13 |
| 8. Module adaptatif..... | 13 |
| 9. Architecture d'un système biométrique :..... | 14 |
| 10. Multimodalité..... | 15 |
| 11. Limitations du système biométrique monomode..... | 20 |
| 12. Évaluation comparative des modalités biométriques..... | 21 |
| 13. Les mesures de performances..... | 24 |
| 14. Les applications de la Biométrie..... | 29 |
| 15. Conclusion..... | 31 |
| II. Chapitre 2 | |
| 1. Introduction..... | 33 |

| | | |
|------|--|-----|
| 2. | Anatomie de la rétine..... | 33 |
| 3. | La biométrie de la rétine | 36 |
| 4. | Les outils de traitement des images couleur du fond d'œil | 44 |
| 5. | État de l'art des méthodes existantes portant sur la biométrie par la rétine | 58 |
| 6. | Conclusion | 66 |
| III. | Chapitre 3 | |
| 1. | Introduction | 69 |
| 2. | Approche proposée | 69 |
| 3. | Description des bases de données..... | 70 |
| 4. | Détection du réseau vasculaire | 72 |
| 5. | Détection de la signature biométrique | 83 |
| 6. | Détection les points de références | 85 |
| 7. | RECALAGE..... | 93 |
| 8. | Comparaison des signatures biométriques « Matching » | 98 |
| 9. | Évaluation et Interface..... | 98 |
| 10. | Conclusion | 99 |
| IV. | Conclusion générale..... | 100 |
| V. | Perspectives..... | 101 |
| | Bibliographie..... | 102 |
| | ANNEXE | 119 |

Table des figures

| | |
|---|----|
| Figure I.1 Différents domaines d'applications de la biométrie..... | 3 |
| Figure I.2 Classification des biométries physiologiques et comportementales | 5 |
| Figure I.3 Différentes modalités biométriques | 5 |
| Figure I.4 La reconnaissance de la frappe au clavier..... | 5 |
| Figure I.5 La reconnaissance vocale | 6 |
| Figure I.6 Une signature scannée..... | 6 |
| Figure I.7 Démarche | 7 |
| Figure I.8 Biométrie auriculaire..... | 7 |
| Figure I.9 L'ADN | 7 |
| Figure I.10 Empreinte digitale Impression avec ses parties et arches, boucles et verticilles | 8 |
| Figure I.11 Géométrie de la main | 9 |
| Figure I.12 Palm Print Biometrics | 9 |
| Figure I.13 Biométrie par rétine..... | 10 |
| Figure I.14 Iris | 10 |
| Figure I.15 Reconnaissance faciale..... | 10 |
| Figure I.16 Biométrie par ECG..... | 11 |
| Figure I.17 Biométrie du cerveau avec des images IRM : extraction du Brain code | 11 |
| Figure I.18 Biométrie de la main avec des images à rayon X. | 12 |
| Figure I.19 Processus de fonctionnement d'un système biométrique..... | 12 |
| Figure I.20 Systèmes en mode d'identification en groupe ouvert et en groupe fermé. | 13 |
| Figure I.21 Systèmes en mode vérification..... | 13 |
| Figure I.22 Architecture générique d'un système biométrique (extrait de l'Organisation | 14 |
| Figure I.23 Les différents systèmes multimodaux. | 15 |
| Figure I.24 Architecture de fusion en série..... | 16 |
| Figure I.25 Architecture de fusion en parallèle | 16 |
| Figure I.26 les différents niveaux de fusion..... | 16 |
| Figure I.27 Résumé des approches de fusion dans les systèmes biométriques multimodaux | 20 |
| Figure I.28 Comparaison des différentes méthodes biométriques selon IBG | 21 |
| Figure I.29 Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité)..... | 25 |
| Figure I.30 Courbes DET : FRR en fonction du FAR, (à gauche) en échelle linéaire et (à droite) en échelle logarithmique..... | 26 |
| Figure I.31 Courbe ROC : GAR en fonction de FAR..... | 26 |
| Figure I.32 Différentes courbes CMC | 27 |
| Figure I.33 Courbe RC : Évolution des valeurs de l'EER en fonction de la quantité des altérations. | 27 |
| Figure I.34 Les points de fonctionnement représentés sur une courbe des taux d'erreurs en fonction du seuil de décision. | 28 |
| Figure I.35 Exemples de domaines d'application de la biométrie..... | 29 |
| Figure II.1 Image du fond d'œil et aspect en tomographie en cohérence optique (OCT) en analyse temporelle (Time Domain). 1. Fovéola. 2. Fovéa. 3. Région maculaire. | 33 |
| Figure II.2 Ora serrata vue postérieur | 34 |

| | |
|---|----|
| Figure II.3 Couches rétinienne et distribution des principales cellules rétinienne | 35 |
| Figure II.4 Anatomie de la rétine | 37 |
| Figure II.5 L'unicité de l'arbre vasculaire rétinien entre deux jumeaux | 37 |
| Figure II.6 Extraction de points caractéristiques de la rétine..... | 37 |
| Figure II.7 La structure de l'image rétinienne. | 38 |
| Figure II.8 DMLA atrophique..... | 39 |
| Figure II.9 DMLA humide..... | 39 |
| Figure II.10 MLA..... | 39 |
| Figure II.11 Rétinopathie diabétique non proliférante minime | 41 |
| Figure II.12 Rétinopathie diabétique proliférante..... | 41 |
| Figure II.13 Angiographie TRC-50dx | 42 |
| Figure II.14 SLO..... | 43 |
| Figure II.15 OCT Angiographie | 44 |
| Figure II.16 Rétinographie..... | 44 |
| Figure II.17 The RGB retinal images (a) red, (b) green, (c) blue band | 46 |
| Figure II.18 HSV espace couleur..... | 46 |
| Figure II.19 CIE L a b couleur..... | 47 |
| Figure II.20 Histogramme de l'image | 47 |
| Figure II.21 : a) Image d'origine $F(x,y)$. b) histogramme d'origine. c) Expansion de dynamique $F_{new}(x,y)$ d) histogramme $F_{new}(x,y)$ | 48 |
| Figure II.22 Egalisation d'hisogramme. a) Image améliorée ; b) Histogramme de l'image améliorée. | 48 |
| Figure II.23 a) Image originale b) image avec le défaut c) résultat du filtrage homomorphe. | 50 |
| Figure II.24 Illustration du principe du filtre de NAGAO..... | 51 |
| Figure II.25 a) Image initiale b) image filtrée par un filtre de NAGAO. | 51 |
| Figure II.26 <i>Le gradient d'une fonction numérique</i> | 54 |
| Figure II.27 Illustration de la LPE | 54 |
| Figure II.28 Principales méthodes de segmentation | 55 |
| Figure II.29 La structure générale d'une méthode biométrique rétinienne. | 59 |
| Figure III.1 Schéma générale de notre approche | 69 |
| Figure III.2 Exemples d'images de la base de données DRIVE ; (a) : image originale | 72 |
| Figure III.3 Organigramme de segmentation du réseau vasculaire | 73 |
| Figure III.4 Testing of RGB Color Channel (a) Green channel (b) Red channel (c) Blue channel (d) MASK | 74 |
| Figure III.5 Prétraitement : (a) image originale, (b) canal vert, (c) CLAHE, (d) Complément du CLAHE | 75 |
| Figure III.6 TOP HAT | 75 |
| Figure III.7 ACTIVE CONTOUR | 76 |
| Figure III.8 Seuillage Isodata..... | 76 |
| Figure III.9 Résultat finale d'extraction les gros vaisseaux | 77 |
| Figure III.10 Résultat Finale d'extraction les vaisseaux minces | 79 |
| Figure III.11 Image segmentée final du réseau vasculaire | 80 |
| Figure III.12 L'organigramme de la signature biométrique | 83 |
| Figure III.13 Squelette Morphologique | 83 |

| | |
|---|----|
| Figure III.14 Les différentes formes d'intersections vasculaires | 84 |
| Figure III.15 Les points de bifurcations..... | 84 |
| Figure III.16 Matrice caractéristique de l'image | 84 |
| Figure III.17 Organigramme de détection du DO..... | 85 |
| Figure III.18 Les résultats de détection : a)image original, b) prétraitement, c) seuillage global, d) seuillage local, e) prétraitement de vaisseau, f) la somme du top Hat, g)log filtre, h) ouverture morphologique i)vaisseau moins de 20 j) résultats des vaisseaux, k) la ligne médian, l) densité des vaisseaux, m) extraction du point de DO | 88 |
| Figure III.19 Les résultats de détection : a)image original, b) prétraitement, c) seuillage global, d) seuillage local, e) deuxième seuillage local, f)prétraitement de vaisseau, g) la somme du top Hat, h)log filtre, i) ouverture morphologique, j)vaisseau moins de 20, k) résultats des vaisseaux, l) la ligne médian, m) la densité des vaisseaux, n) résultat final de détection du point de DO..... | 89 |
| Figure III.20 L'organigramme de la détection du centre de la macula | 89 |
| Figure III.21 Les étapes de détection de la macula : a) image originale, b) prétraitement, c) vaisseaux bruité, d) vaisseaux débruité, e) résultat final de détection | 92 |
| Figure III.22 Quelques exemples de détection les points de référence DO et Macula sur les images saines avec faible et fort contraste, les images floues et pathologiques. | 92 |
| Figure III.23 L'organigramme du recalage | 97 |
| Figure III.24 Un exemple de l'interface d'enrôlement | 99 |

Liste des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau I.1 sécurité des systèmes biométriques | 3 |
| Tableau I.2 Catégories de minuties | 8 |
| Tableau I.3 Comparaison entre différentes modalités | 23 |
| Tableau I.4 : étude comparative de quatorze caractéristiques biométriques sur la base de cinq critères d'évaluation et de trois niveaux (Élevée, Moyen et Faible)..... | 23 |
| Tableau II.1 Les signes et les formes DMLA | 39 |
| Tableau II.2 Quelques fonctions de spécification d'histogramme..... | 49 |
| Tableau II.3 Filtres non linéaires. | 52 |
| Tableau III.1 Résumé des bases de données accessibles au public d'images du fond d'œil pour l'analyse d'images rétinienne | 71 |
| Tableau III.2 Mesures de performance pour la segmentation des vaisseaux rétiniens | 81 |
| Tableau III.3 Classification des vaisseaux | 81 |
| Tableau III.4 Performance de notre méthode | 81 |
| Tableau III.5 Résultat pour différentes méthodes d'extraction de vaisseaux sanguins..... | 82 |
| Tableau III.6 Les configurations de voisinage de base | 84 |

Liste des acronymes

| | |
|---|--|
| DO: Disque Optique | AUC : Aire sous la courbe ROC |
| DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction | WER : Weighted Error Rate |
| DET: Detection Error Trade Off | HTER: Human-targeted Translation Edit Rate |
| RD: La Rétinopathie Diabétique | LBP : Analyse de texture |
| DMLA : Dégénérescence maculaire liée à l'âge | MLA : Maculopathie Liée à l'Age |
| EER : Equal Error Rate | CLAHE : Contrast limit AHE |
| FAR : Taux de fausses acceptations | FRR : Taux de faux rejets |
| GAR : Genuine Accept Rate | TCAS : TopHat Contour Active ISodata |
| OCT : Tomographie en cohérence optique | RGB : Rouge, Vert, Bleu |
| LPE : La ligne de partage des eaux | AVR : rapport artère / veine |
| SVM : Support Vector Machine | ICG : Angiographie au vert d'indocyanine |
| NG : Niveau de gris | SLO : Scanning laser ophthalmoscopy |
| ROC: Receiver Operating Characteristic Curve | RM : Rétinographie mydriatique |
| IRM : L'imagerie par résonance magnétique | RNM : Rétinographie non mydriatique |
| VN : Vrai négative | HSV : Hue, Saturation, Value |
| VP : Vrai Positive | TSL : Teinte Saturation Luminance |
| FN : Faux négative | L a b : luminance (L) et la coloration (a, b) |
| FP : Faux positive | GRAD : Gradient |
| ADN : Acide désoxyribonucléique | ACC : Accuracy |
| CLUSIF : Club Sécurité des systèmes d'Information Français | ROI : Région d'intérêt |
| RAND: Public Safety and Justice | MCA : analyse des composants morphologique |
| ISO : Organisation internationale de normalisation | MF : Filtre adaptative |
| ECG : Électro cardiogramme | FDOG : filtre dérivée première gaussienne |
| EMG : Électro Myogramme | IBG : International Biometric Group |
| KNN : K plus proche voisin | SUACE : Speed up Adaptive Contrast Enhancement |
| RF : Foret aléatoire | MAP : le critère de calcul d'un maximum à posteriori |
| CNN : Convolutionnel neural network | FOV : Field of view |
| RBF : | NEPF: The Novel Edge Preserving Filter |
| MIN : Minimum | KCN : Kohonen Clustering Network |
| MAX : Maximum | ACP : analyse en composantes principales |
| MATLAB : Matrix Laboratory | APC : Courbure principale adaptative |
| FTA : Taux d'échec à l'acquisition | SGVF: Snake vectoriel à gradient supervisé |
| FTE : Taux d'échec à l'enrôlement | GDF : la fonction de distance généralisée |
| FNMR : Taux de fausse non-correspondance | g2NN : le test du deuxième voisin le plus proche |
| FMR : Taux de fausse correspondance | ONH : La tête du nerf optique |
| IR : Le taux d'identification | ARIA : Analysis retinal image archive |
| FNIR : Le taux de faux-négative d'identification | AHE : Égalisation adaptative |
| FPIR : Taux de faux-positif d'identification | HE : Égalisation d'histogramme |
| PR : Le taux de pénétration | TOPHAT : Chapeau haut de forme |
| CMC: Cumulative Match Characteristic Curve | DSC : indice de similarité |
| RC : Robustness Curve | Se : Sensibilité |
| WER : Taux d'erreur pondéré | Sp : Spécificité |

INTRODUCTION GENERALE

Cadre et Motivations

L'imagerie médicale est une discipline à visée tant diagnostique que thérapeutique qu'a fait une sensation dans la médecine en offrant un diagnostic efficace dans tous les domaines de la science médicale. En imagerie médicale, la qualité de l'acquisition et de l'interprétation des images détermine la précision du diagnostic. En fait, l'avènement d'ordinateurs plus performants ont un effet gigantesque sur l'obtention d'images médicales. Ils remplissent des fonctions à multiples facettes, telles que le contrôle des équipements d'imagerie, le transport, le stockage, la visualisation, l'extraction automatique d'informations, les reconstructions et le post-traitement des données d'images ... etc. d'autre part, le rôle des ordinateurs dans l'interprétation des images médicales a jusqu'à présent été limité. Alors, notre travail de ce mémoire se concentre sur l'analyse et le traitement d'image pour le but d'authentification de personne par la signature biométrique d'images médicales.

Conventionnellement, Les méthodes classiques d'identification basées sur la possession de cartes d'identité ou des connaissances exclusives ne sont pas tout à fait fiables. Les cartes d'identité peuvent être perdues, falsifiées ou égarées, les mots de passe peuvent être oubliés ou compromis. Une solution à ces problèmes a été trouvée dans les technologies d'authentification basées sur la biométrie. L'utilisation de l'identification biométrique devient de plus en plus impérative pour faire face aux problèmes d'insécurité croissants, en particulier aux aéroports et aux postes frontières. Dans ce contexte, l'authentification fiable des personnes est depuis longtemps un objectif intéressant, devenant plus important à mesure que le besoin de sécurité augmente, de sorte que l'accès à une infrastructure d'identification personnelle fiable est un outil essentiel dans de nombreuses situations (contrôles de sécurité des aéroports, toutes sortes de contrôles d'accès basés sur un mot de passe ...). Un système biométrique est un système de reconnaissance de formes qui établit l'authenticité d'une caractéristique physiologique ou comportementale spécifique possédée par un utilisateur. L'identification peut prendre la forme d'une vérification, authentifier une identité revendiquée ou d'une reconnaissance, déterminer l'identité d'une personne à partir d'une base de données de personnes connues (déterminer qui est une personne sans connaître son nom. Il fournit une analyse des propriétés physiques fortes, distinctes et mesurées automatiquement. De nombreuses technologies d'authentification peuvent être trouvées dans la littérature, certaines d'entre elles étant déjà implémentées dans des packages d'authentification commerciaux. Ces caractéristiques biométriques sont classées de trois manières principales : comportementale et physiologique. La méthode physiologique peut être basée sur des caractéristiques physiques spécifiques telles que l'empreinte digitale, le visage, l'empreinte de la paume, la rétine, modalité cachée, etc. La méthode biologique peut être basée sur l'analyse des effets biologiques tels que l'odeur, la salive ou l'ADN. Alors que la méthode comportementale est basée sur l'analyse des comportements spécifiques des personnes telles que la voix, la signature, la démarche, etc. Cependant, la fiabilité de l'analyse des caractéristiques biométriques reste très variable. Par exemple, une méthode biométrique telle que l'ADN est mobilisée pour des techniques d'identification lourdes et coûteuses à mettre en œuvre, et les résultats ne sont pas immédiats. De plus, les systèmes de reconnaissance biométrique qui analysent le comportement d'un individu sont généralement moins précis que ceux qui analysent les caractéristiques physiques. Parmi les méthodes morphologiques, on peut citer l'empreinte digitale, l'empreinte de la paume, le visage, l'iris et la rétine. Toutes les méthodes morphologiques n'ont pas le même niveau de sécurité et d'efficacité. En fait, des études ont montré que certaines modalités morphologiques, telles que les empreintes digitales, l'iris et le visage, peuvent être facilement simulées avec des vecteurs artificiels tels que de fausses images ou des modèles d'empreintes digitales. Dans ce mémoire, nous nous intéressons aux propriétés de la rétine. La méthode de la rétine est la plus sûre en raison de sa protection à l'intérieur de l'œil. Selon les études des docteurs Carleton Simon et Isador Goldstein(Gantz et al., n.d.), le réseau vasculaire rétinien est un modèle unique pour chaque individu et ne change pas tout au long de la vie d'une personne. De

plus, la rétine offre un haut niveau de reconnaissance, la rendant adaptée aux applications de haute sécurité grâce à son universalité, sa stabilité dans le temps et sa difficulté à truquer. Pour toutes ces raisons, nous avons concentré nos travaux principalement sur l'approche comportementale de la rétine.

Problématique

La rétine est la couche sensorielle de l'œil qui permet la vision. Il est capturé avec un scanner biométrique qui utilise un faisceau de lumière visible pour tracer un chemin circulaire sur la rétine derrière l'œil. Une fois les yeux éclairés, un scan est effectué pour capturer les contours de la rétine. Par conséquent, ce processus est non seulement invasif et inconfortable, mais également difficile à réaliser. En conséquence, cette technique n'a pas été bien accueillie par le grand public en raison de la nécessité de placer les yeux près de la tête de lecture du système (à moins de 4 centimètres). En conséquence, le système d'achat s'est amélioré au fil du temps. Une source de lumière proche infrarouge a remplacé la source de lumière visible. La quantité d'énergie rayonnée par cette source ainsi que le temps d'acquisition diminuaient de plus en plus avec chaque nouveau système d'analyse rétinienne. En conséquence directe de ce développement, la qualité de l'image a détérioré les images rétinienne obtenues, en raison de les besoins d'outils plus puissants pour analyser ces images. Outre la faible qualité de l'image de la rétine due à son acquisition, les images de la rétine peuvent être affectées par divers défauts. En effet, dans un premier temps, du fait du mouvement des yeux ou de la position de la tête par rapport au capteur, des décalages géométriques tels que la translation, la rotation et l'altération des échelles peuvent affecter les scans rétinien acquis. Deuxièmement, en raison de sa structure riche en propriétés d'ingénierie telles que la macula, le disque optique et la fovéa, la rétine ne peut généralement pas être traitée avec une approche globale dans laquelle nous analysons l'image segmentée de la rétine dans son entier. La rétine traverse les vaisseaux sanguins qui apparaissent dans le disque optique. La grande variété des configurations vasculaires offrira la même diversité que les empreintes digitales. Cette structure dense rend les traitements plus complexes dans l'ensemble et risque d'augmenter considérablement les temps de calcul, et les images rétinienne peuvent être affectées par diverses maladies telles que la cataracte, le glaucome, le diabète, l'hypertension artérielle et l'athérosclérose. Cela peut provoquer des anomalies de la rétine. En fait, certaines maladies rétinienne attaquent l'arbre vasculaire de la rétine, les vaisseaux sanguins peuvent être enlevés et d'autres périodes peuvent apparaître. D'autres peuvent provoquer des lésions ou des hémorragies qui affectent principalement la papille en modifiant ses propriétés. Tous ces défauts causés par des maladies rétinienne peuvent compliquer le processus d'authentification et de reconnaissance.

Objectifs et Contributions

Pour toutes ces raisons, et compte tenu du contexte sécuritaire actuel, nous nous intéressons à ce travail dans l'étude, le développement et l'évaluation d'une méthode d'authentification biométrique basée sur la rétine robuste et efficace. La structure de la méthode de reconnaissance rétinienne comprend les deux étapes principales suivantes :

- Extraire les propriétés associées par la rétine.
- Réconciliation et prise de décision.

Nos principales contributions à la conception du système biométrique de la rétine sont présentées dans la section suivante.

Au cours des dernières années, la gamme de l'utilisation des images de fond pour l'analyse est de plus en plus large. Le vaisseau sanguin rétinien est le seul qui puisse être directement observé dans tout le corps humain. En observant les changements des vaisseaux rétinien, des lésions d'organes dans le corps peuvent être trouvées. Par exemple, si un microanévrisme apparaît dans le fond de l'œil, il existe une grande possibilité de diabète. Si quelqu'un a une artériosclérose rétinienne, il peut y avoir un risque élevé d'hypertension. Par conséquent, les informations des images du fond d'œil jouent un

rôle important dans la découverte précoce de la maladie. Les images rétinienne contiennent des informations locales et temporelles de la rétine, c'est-à-dire qu'une image de fond ne contient qu'une partie des informations de l'ensemble du fond. Par conséquent, des séries d'images doivent être acquises à partir d'un globe oculaire pour couvrir tout le fond de l'œil. En d'autres termes, un ensemble d'images doit être assemblé en une carte complète du fond de l'œil. Cette procédure est appelée l'enregistrement. À l'heure actuelle, il n'existe pas de logiciel particulièrement capable d'épouser efficacement diverses images de fond d'œil. Ainsi, ces images sont cousues par des experts expérimentés dans certains hôpitaux. Mais dans certaines régions éloignées, il n'y a pas assez d'experts expérimentés pour assumer cette tâche. Ainsi, si une méthode du recalage automatique de l'image du fond de l'œil est appliquée, elle atténuera ces problèmes. Généralement, l'algorithme d'enregistrement d'image du fond d'œil peut être divisé en deux catégories : basé sur l'intensité et basé sur les caractéristiques.

Les méthodes d'enregistrement basées sur l'intensité sont basées sur des caractéristiques telles que la différence d'intensité, la corrélation croisée, la corrélation de gradient ou les informations mutuelles des images. Des chercheurs ont utilisé une méthode basée sur l'intensité qui rompt la limitation des méthodes dépendant de la quantité et de la distribution des caractéristiques. Mais si des échecs surviennent lors de la phase d'initialisation, cela peut entraîner une mauvaise qualité d'enregistrement.

Les méthodes basées sur les caractéristiques utilisent souvent des points de croisement, un arbre vasculaire et des bifurcations de vaisseaux rétiens comme saillance ou points de repère pour enregistrer les images. Autres chercheurs ont proposé une méthode utilisant des bifurcations de la vascularisation rétinienne à l'enregistrement, qui a un bon effet pour les images de fond de l'œil à faible contraste. Mais cette méthode n'utilise que des descriptions basées sur les angles et peut trouver moins de points correspondants. Dans ce mémoire, une méthode améliorée basée sur les points de bifurcation de l'arbre vasculaire est présentée. Avec toutes ces considérations à l'esprit et nos recherches, nous avons opté six contributions :

- Application de techniques pour améliorer la qualité des images couleur de fond d'œil.
- Mise en œuvre des nouvelles méthodes de la segmentation des éléments anatomiques principaux de la rétine.
- Évaluer notre méthode de la segmentation du réseau vasculaire sur une base de données connue.
- Recalage des images de couleur de fond d'œil.
- La mise en correspondance et la prise de décision.
- Excellentes performances des méthodes (algorithmes) par rapport aux travaux actuels dans ce domaine.

Tout d'abord, l'arbre vasculaire de chaque image de fond est extrait par une technologie basée sur la fusion d'une méthode non supervisée (morphologie mathématique, contour active et Isodata) et le MF-FDOG. Ensuite, une méthode de la transformation de voisinage est proposée pour extraire des points caractéristiques (les points de bifurcations). Après cela, un recalage est appliqué guidé par deux points de contrôle (le centre du macula et disque optique). Enfin, la distance euclidienne entre les vecteurs est utilisée pour trouver la transformation modale globale entre les images de référence et d'origine, pour avoir une décision finale.

Les résultats expérimentaux démontrent que la méthode proposée est robuste et efficace pour l'authentification par les images rétinienne.

Structure du travail

Notre travail inclue trois chapitres. Le plan de chacun d'eux est ci-dessous :

Chapitre 1 : Généralité sur la biométrie

Dans ce chapitre, nous présentons la biométrie en général. D'abord, nous commençons par un historique de la biométrie suivi par sa définition, leur usage et ces caractéristiques. Ensuite, nous présentons les modalités ainsi que le principe de fonctionnement, architecture de la structure d'un système biométrique et la multimodalité. En outre, nous détaillons les limites du système biométrie suivi par la comparaison entre les modalités. Enfin, on termine par les mesures de performances et les applications biométriques.

Chapitre 2 : La biométrie par la rétine

Ce chapitre est dédié à la biométrie par la rétine. D'abord, nous commençons de définir l'anatomie de la rétine ainsi que leurs points forts et faibles et les techniques d'acquisitions. Ensuite, on s'intéresse aux outils de traitement d'images. Finalement, on se focalise sur l'état de l'art des méthodes existants dans la littérature de la biométrie par la rétine.

Chapitre 3 : Notre approche : résultats et évaluations

Ce chapitre est le dernier chapitre et aussi le noyau de notre travail. Dans ce chapitre nous focalise sur l'évaluation des différentes contributions ainsi que l'approche globale de notre système sur une base de données publique. Premièrement, on présente notre approche globale du système suivi d'une description des bases de données publiques. En deuxième lieu, on va s'intéresser à la détection du réseau vasculaire et ses points de bifurcations. Troisièmement, le recalage des images précédé de détection du deux points de contrôle (centre de la macula et disque optique). Finalement, la comparaison des signatures biométriques et l'évaluation de notre approche.

Enfin, ce travail se terminera par une conclusion générale dans laquelle nous résumerons les principales contributions et résultats obtenus, et annoncerons quelques perspectives de recherche.

I. Chapitre 1

Généralité Sur La Biométrie

I. Chapitre 1

| | | |
|-----|--|----|
| 1. | <u>INTRODUCTION</u> | 1 |
| 2. | <u>La Biométrie</u> | 1 |
| 3. | <u>Caractéristique</u> | 4 |
| 4. | <u>Les différentes modalités biométriques</u> | 4 |
| 5. | <u>Principe de fonctionnement</u> | 12 |
| 6. | <u>Module d'apprentissage (enrôlement) :</u> | 12 |
| 7. | <u>Module de Reconnaissance</u> | 13 |
| 8. | <u>Module adaptatif</u> | 13 |
| 9. | <u>Architecture d'un système biométrique :</u> | 14 |
| 10. | <u>Multimodalité</u> | 15 |
| 11. | <u>Limitations du système biométrique monomode</u> | 20 |
| 12. | <u>Évaluation comparative des modalités biométriques</u> | 21 |
| 13. | <u>Les mesures de performances</u> | 24 |
| 14. | <u>Les applications de la Biométrie</u> | 29 |
| 15. | <u>Conclusion</u> | 31 |

1. INTRODUCTION

Face à la croissance rapide de la communication physique et virtuelle. Les risques que cela pourrait présenter semblaient nécessaires pour vérifier l'identité. Absolument, acteurs des échanges pour garantir la sécurité des personnes dans les lieux publics ou pour empêcher le détournement ou le vol d'informations confidentielles. La plupart de ces échanges nécessite une authentification d'utilisateur pour sécuriser les communications. Comme tel, des exemples de ces applications comprennent les achats en ligne, les services bancaires, gouvernement électronique, etc. Il existe deux méthodes classiques d'authentification les gens :

La première utilise les connaissances préalables comme mot de passe, il est rare qu'une personne se souvienne de plus d'une douzaine de codes d'accès dans sa vie quotidienne plus de dans leur environnement professionnel, cela est souvent considéré comme frustrant pour l'utilisateur. La seconde est basée sur la possession physique, comme une carte à puce ou une clé. Ces deux méthodes présentent certains inconvénients. En fait, le mot de passe peut être oublié ou l'espion, la carte à puce ou la clé peuvent être volés ou perdus. De plus, ces deux méthodes ne sont pas efficaces pour faire la distinction entre un vrai client et un imposteur.

La biométrie devient de plus en plus une alternative de traitement. Problèmes avec les méthodes ci-dessus. La biométrie est basée sur les propriétés d'un individu qui ne peut pas être perdu. En outre, dans la pratique, ce n'est pas assez clair pour imiter la fonction biométrique. La biométrie permet la validation des utilisateurs du personne qui prétend l'être. C'est une technique qui utilise des propriétés physiques pour que chaque individu s'identifie comme possible. Actuellement, il jouit d'une certaine folie, sans doute due aux différents outils. La définition que nous avons vue dans certaines productions cinématographiques la biométrie a tendance à envahir notre vie quotidienne. Face à ce boom, il a fallu d'évaluer ce que sont exactement les données biométriques, quelles technologies existent réellement et leur degré de fiabilité (Badji et al., 2016),(HIDOUCI Walid Khaled, n.d.).

Dans ce chapitre, nous sommes initiés aux principes de la biométrie et du fonctionnement, les modalités et leur performance, les méthodes d'évaluation d'un système biométrique.

2. La Biométrie

a) Historique

La méthode la plus ancienne d'identification des mesures anthropométriques, bien connue du grand public, est l'analyse des empreintes digitales, qui explique aujourd'hui son importance parmi les nombreuses méthodes d'identification basées sur les caractères physiologiques. Ce type d'analyse est bien avancé aujourd'hui, mais la recherche n'est pas nouvelle. Bien que les empreintes de mains que nos ancêtres ont laissées sur les parois de la grotte n'aient pas révélé tous leurs secrets, l'empreinte digitale a en fait été utilisée comme signature lors du commerce à Babylone (-3000 avant JC) et dans la Chine ancienne (7^e siècle avant JC).

Du 17^e au 19^e siècle.

Près de chez lui, Marcello Malbighi, un médecin et biologiste italien, a décrit les composants de nombreux organes tels que le foie et les reins, une enquête largement critiquée à l'époque. Il a décrit la couche basale de l'épiderme qu'il a nommée et étudiée à partir des conceptions et des courbes d'empreinte du XVII^e siècle. Le physiologiste tchèque Jan Evangelista Burkin, pionnier de l'embryologie et de la pharmacie, a travaillé sur différentes parties du corps humain, y compris les empreintes digitales, et a publié vers 1820 une thèse dans laquelle il a étudié divers types d'empreintes digitales. Cependant, ce n'est qu'en 1870 que les empreintes digitales ont été utilisées pour déterminer l'identité du Dr Henry Foulds, alors chirurgien dans un hôpital de Tokyo. Il a publié un article dans le magazine « Nature », où il a développé l'idée d'utiliser les empreintes digitales pour rencontrer des gens.

Alphonse Bertillon (1853-1914)(Bertillon, 1893), un grand criminologue français, a inventé une méthode scientifique appelée « Bertelung » ou « anthropologie judiciaire » qui permettait d'identifier

les brutes sur la base de leurs mesures physiologiques. Après de nombreux obstacles, il a réussi à l'imposer à la préfecture de police où son père l'a amené en 1879. Il l'a rendu célèbre en prenant des mesures osseuses (tailles et extensions qui s'étendent, du bout du doigt d'une main à l'autre). La longueur de la tige, la hauteur en position assise, la longueur et la largeur de la tête, les dimensions de l'oreille droite, la longueur du pied, le petit orteil et l'avant-bras), et notez les signes de l'individu (couleur des yeux, cicatrices, etc.) pendant sa détention, pour l'identifier en cas de récidive. En 1882, le « système Bertillon » a été testé pour la première fois. Alphonse Bertillon a grandement contribué à l'avancement des techniques d'identification et a écrit plusieurs ouvrages sur ce sujet. Aujourd'hui, le rôle de l'outil informatique est essentiel.

b) Définition

Il existe trois façons pour déterminer l'identité d'un individu :

- i) Ce que l'on sait (code PIN, mot de passe, etc.)
- ii) Ce que l'on possède (badge, carte à puce, etc.)
- iii) Ce que l'on est ou ce que l'on sait faire (empreinte digitale, dynamique de frappe au clavier, etc.) c'est « la biométrie ».

La biométrie est une mesure des caractéristiques biologiques pour l'identification ou l'authentification d'un individu à partir de certaines de ses caractéristiques : comportementales (exemple de la dynamique de frappe au clavier), physiques ou physiologiques (exemple de l'ADN).

Cette technique est utilisée de plus en plus aujourd'hui pour établir la reconnaissance des personnes dans un grand nombre d'applications diverses. Le mot biométrie est une traduction du mot anglais « biometrics » qui correspond en français à l'anthropométrie. Il désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants, mais dans le contexte de la reconnaissance d'individus il est défini par :

Le mot « biométrie » est d'origine grecque : « Metron » - mesurer et « Bio » - la vie. Le mot Anglais "Biometric", utilisé pour définir "La mesure des éléments morphologiques des humains", est fréquemment traduit en français par "Biométrie".

La définition de "Biométrie", est en fait (Petit Robert) : "Science qui étudie à l'aide de mathématiques (statistiques, probabilités) les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé".¹

En français, le terme représentant "La mesure d'éléments de l'homme" est "Anthropométrie".

Par commodité (similitude avec la langue anglaise), le terme "Biométrie" est utilisé à la place du terme "Anthropométrie".

Sur son site internet, la Cnil propose la définition suivante :

« La biométrie regroupe l'ensemble des techniques informatiques permettant de reconnaître automatiquement un individu à partir de ses caractéristiques physiques, biologiques, voire comportementales. Les données biométriques sont des données à caractère personnel car elles permettent d'identifier une personne. Elles ont, pour la plupart, la particularité d'être uniques et permanentes (ADN, empreintes digitales, etc.) ».²

Le règlement général sur la protection des données propose quant à lui une définition juridique des données biométriques, entendues comme « les données à caractère personnel résultant d'un traitement technique spécifique, relatives aux caractéristiques physiques, physiologiques comportementales d'une personne physique, qui permettent ou confirment son identification unique, telles que des images faciales ou des données dactyloscopiques ».³

¹ <https://www.biometrie-online.net/biometrie/f-a-q> .

² Cnil.fr, [Définition](#) de la biométrie.

³ Règlement (UE) [2016/679](#) du 27-4-2016 relatif à la protection UE des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données, et abrogeant la directive 95/46/CE du 24-10-1995 (règlement général sur la protection des données), art. 4 § 14.

Selon le CLUSIF (Club de la Sécurité des systèmes d'Information Français) « La biométrie est la science qui étudie à l'aide des mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé. »⁴

Selon la RAND (Public Safety and Justice), « la biométrie est définie comme toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier son identité ». ⁵

La biométrie touche beaucoup domaines : authentification, anthropologie, médecine ... etc. la figure (I.1) illustre les différents domaines de la biométrie.

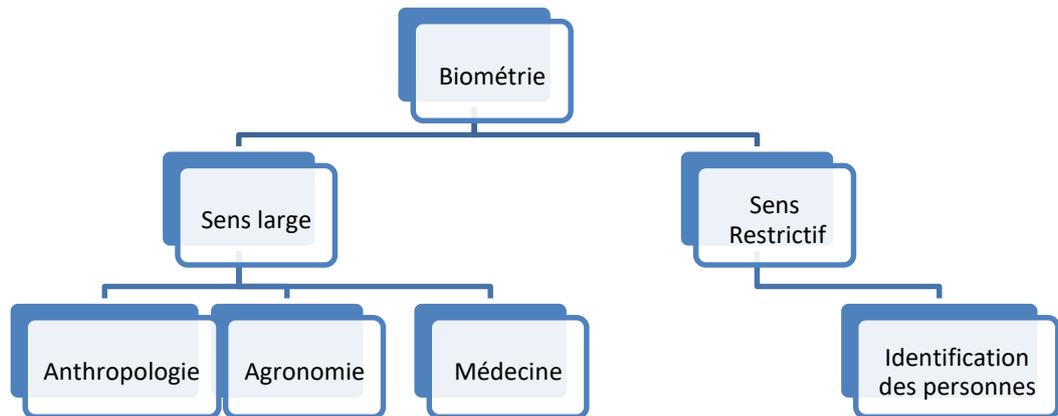


Figure I.1 Différents domaines d'applications de la biométrie.

c) Pourquoi utiliser la biométrie ?

La biométrie est un domaine émergent où la technologie améliore notre capacité à identifier une personne. La protection des consommateurs contre la fraude ou le vol est un des buts de la biométrie. L'avantage de l'identification biométrique est que chaque individu a ses propres caractéristiques physiques qui ne peuvent être changées, perdues ou volées.

Plusieurs raisons peuvent motiver l'usage de la biométrie

Une haute sécurité : En l'associant à d'autres technologies comme le cryptage, la carte à puce...

Confort : En remplaçant juste le mot de passe, exemple pour l'ouverture d'un système d'exploitation, la biométrie permet de respecter les règles de base de la sécurité.

Sécurité / Psychologie : L'utilisateur n'a pas confiance. Il est important pour les acteurs de ce marché de convaincre le consommateur de faire des transactions. Un moyen d'authentification connu comme les empreintes digitales pourrait faire changer le comportement des consommateurs.

Les systèmes biométriques suppriment les risques comme le montre le tableau (I.1)

| | Copie | Vol | Oubli | Perte |
|-----------|-------|-----|-------|-------|
| Clé | X | X | X | X |
| Badge | • | X | X | X |
| Code | X | • | X | • |
| Biométrie | • | • | • | • |

Tableau I.1 sécurité des systèmes biométriques

De plus, l'authentification biométrique possède les avantages suivants (Chang, 2016a) :

⁴ Clusif.fr.

⁵ RAND.org.

- Sécurité : Elle sécurise les contrôles d'accès en supprimant le doute sur l'identité.
- Utilisabilité : Elle facilite l'utilisation à long terme par les organisations publiques et privées grâce à son coût économique.
- Confort : La biométrie économise aussi le temps perdu par les services informatiques pour retrouver les mots de passe oubliés.

3. Caractéristique

L'utilisation de la biométrie est un problème clé pour l'identification, le contrôle et la sécurité. Compte tenu de son intérêt, il est important de développer des systèmes biométriques efficaces afin d'évaluer cette efficacité, des normes et des critères ont été définis. Cette section fournit sept normes de durabilité (A. K. Jain et al., 2004; A. K. Jain & Li, 2011) :

- Universalité : La biométrie est un ensemble de caractéristiques extraites du corps humain ou du comportement. Cela signifie que cette méthode doit être présente chez tous les individus.
- Unicité : Cela signifie que deux personnes différentes doivent avoir suffisamment de représentations différentes de cette méthode biométrique.
- Permanence : Une méthode avec une bonne durabilité sera raisonnablement stable dans le temps.
- Collectibilité : Les données biométriques doivent être collectables et mesurables avant d'être utilisées à des fins de comparaison. Le processus d'ajout doit éviter d'être trop compliqué ou d'utiliser du matériel coûteux. L'ADN et la rétine souffrent de ce problème car ils sont limités.
- Performance : Elle concerne la précision, la vitesse et la puissance d'un système basé sur cette méthode biométrique.
- Acceptabilité : Il s'agit de la facilité d'acquisition et d'enregistrement des propriétés biométriques, qui dépendent largement de l'acceptation du public.
- Circonvention (la robustesse) : le terme contournement dépend de la facilité avec laquelle la propriété biométrique peut être simulée à l'aide d'un artefact ou d'une alternative.

4. Les différentes modalités biométriques

Il existe un très grand nombre de modalités biométriques figure (I.3), qui peuvent se diviser en deux grandes catégories comme le montre figure (I.2) :

- La biométrie physiologique : elle se divise en trois catégories :
 - ❖ **La biométrie morphologique** : elle est basée sur l'identification des traits physiques particuliers, tel que la reconnaissance de la forme du visage, de la rétine, de l'empreinte digitale, la géométrie de la main les articulations des doigts, ... etc.
 - ❖ **L'analyse de la trace biologique** : utilise les caractéristiques biologiques des individus (ADN, salive, odeur etc.) qui sont très complexes à mettre en œuvre dans un système de reconnaissance.
 - ❖ **Modalité cachée** : Ces méthodes ont un concept particulièrement puissant en biométrie, toute référence physiologique ou organe humain peut-être un candidat pour des applications biométriques tel que (ECG, EMG, rayon X, ... etc.).
- **La biométrie comportementale** : elle se base sur l'analyse de certains traits personnels du comportement de l'individu comme sa façon de taper sur un clavier, le tracé de sa signature, sa démarche, etc....

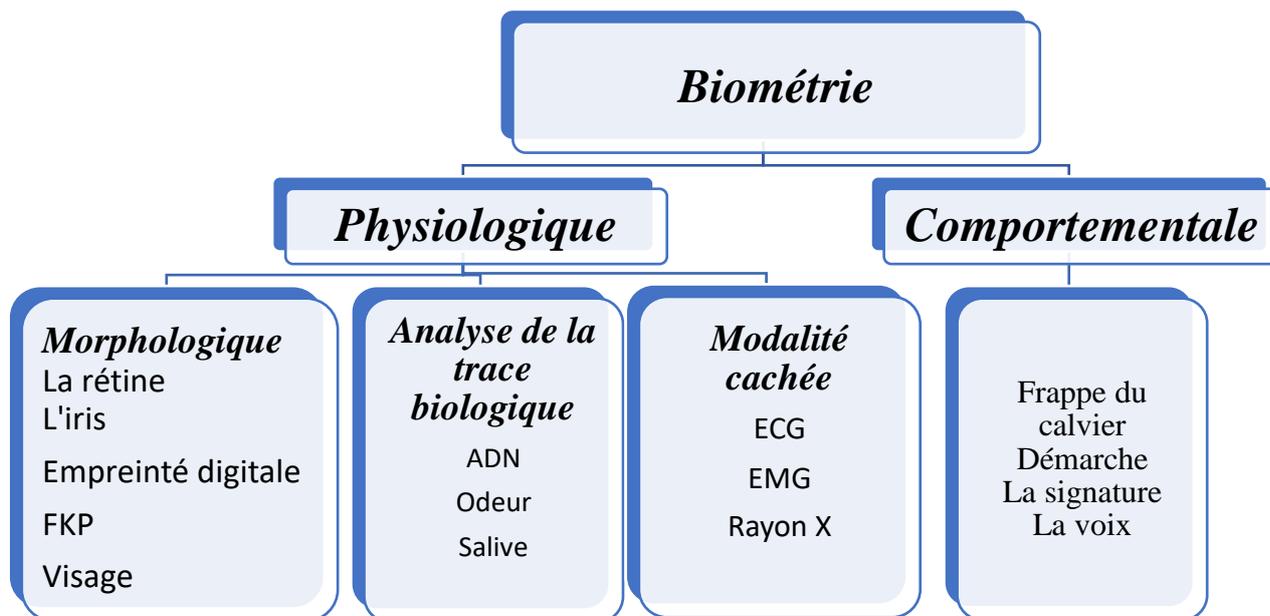


Figure I.2 Classification des biométries physiologiques et comportementales

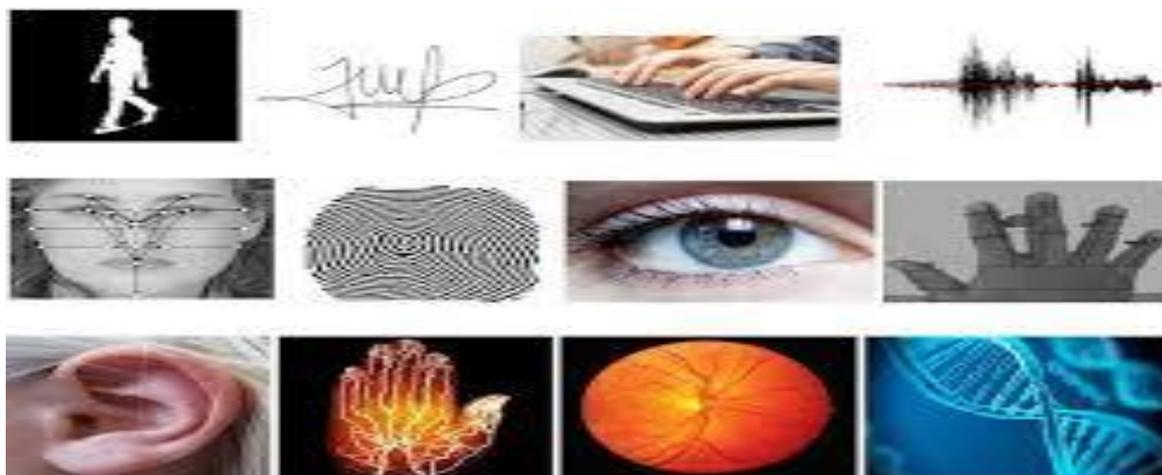


Figure I.3 Différentes modalités biométriques

a) La biométrie comportementale

(1) Dynamique de frappe au clavier

Cette méthode en cours de développement est basée sur les caractéristiques typographiques des individus comme la durée des frappes, les temps entre les frappes, la fréquence des erreurs de frappe, les frappes de force, etc. Deux types de systèmes se développent sur la base de techniques de vérification statique et dynamique. Le vérificateur statique utilise une approche de réseau neuronal tandis que le vérificateur dynamique utilise des statistiques. L'approche statique est l'endroit où le système analyse la façon dont un nom d'utilisateur ou un mot de passe a été saisi à l'aide de neural réseau pour la reconnaissance des formes. L'approche dynamique est l'endroit où le système vérifie la personne en continu avec toute saisie de texte arbitraire (Monrose & Rubin, 1997). Il s'agit d'une méthode qui peut être proposée en



Figure I.4 La reconnaissance de la frappe au clavier

complément d'un mécanisme d'authentification sécurisé et non à utiliser indépendamment. Des produits en cours de développement pour la dynamique des frappes proviendra de BioPassword Security Systems, Royaume-Uni, Electronic Signature Lock Marketing, États-Unis, M&T Technologies U.S.A (Chang, 2016b).

(2) La reconnaissance vocale

La voix est également un trait physiologique car chaque personne est différente, mais la reconnaissance vocale est principalement basée sur l'étude de la façon dont une personne parle. La vérification vocale se concentre sur la voix caractéristique qui produit la parole et non le son ou la prononciation du discours lui-même. Les caractéristiques vocales dépendent des dimensions de la voix : voies, bouche, fosses nasales et autre discours mécanisme de traitement du corps humain. Il utilise les caractéristiques acoustiques de la parole qui diffèrent entre individus. Ces motifs acoustiques reflètent à la fois l'anatomie (par exemple taille et forme de la gorge et de la bouche) et modèles de comportement appris (par exemple hauteur de la voix) (Eriksson & Wretling, 1997),(Kar et al., 2006). Ces systèmes utilisent trois styles de saisie vocale : dépend du texte, du texte demandé et du texte indépendant. Diverses technologies utilisées pour traiter et stocker la voix, les imprimés incluent des modèles Markov cachés, des motifs assortis algorithmes, réseaux de neurones, représentation métrique et arbre de décision. Certaines technologies utilisent également « anti maker » telles que les modèles de cohorte et les modèles mondiaux. La capture biométrique est considérée comme non invasif (A. K. Jain et al., 2004). En fait, le spectrogramme sonore rend un graphique visible et montre la fréquence du son sur l'axe vertical et montre le temps sur l'axe horizontal. Dans ce cas, chaque son / voix aura son propre graphique spécial.



Figure I.5 La reconnaissance vocale

(3) La signature

La reconnaissance de la dynamique de signature est basée sur dynamique de faire la signature, plutôt que d'une directe comparaison de la signature elle-même. La dynamique est mesurée comme un moyen de la pression, la direction, accélération et la longueur des coups, dynamique nombre de coups et leur durée. La détection de la méthode de signature analyse le mode d'écriture de l'utilisateur. Dans cette méthode, le cas des instructions écrites X et Y ainsi que le mode de changement de la pression du stylo est évalué. Pour ce faire, des capteurs de mouvement et de pression sont sous le papier ou dans le stylo. Comme mentionné, le capteur a atteint la pression, la direction et la vitesse. Ensuite, les données sont en cours de traitement et un vecteur simultanément est créé et les données des vecteurs sont comparées à l'original. Le plus évident et le plus important l'avantage de cette méthode est qu'un fraudeur ne peut pas glaner toute information sur la façon d'écrire la signature simplement. Il existe différents types de dispositifs utilisés pour capturer la dynamique de signature. Ceux-ci sont soit des tablettes traditionnelles, soit des appareils spéciaux. Les comprimés capturent les coordonnées 2D et la pression (Wayman, 2001),(Bhattacharyya et al., 2009). Les comprimés présentent deux inconvénients importants : la signature numérisée est différente de celle de l'utilisateur habituel signature et en signant l'utilisateur ne voit pas ce qu'il ou elle a déjà écrit. Il / elle doit regarder l'écran d'ordinateur pour voir la signature (A. K. Jain et al., 2004), (Furui, 1997). C'est un inconvénient considérable pour de nombreux utilisateurs inexpérimentés. Les méthodes de reconnaissance des signatures sont divisées en deux principaux groupes : statiques (hors ligne) et dynamiques (en ligne). Étant donné que le changement dans le modèle de signature est inévitable, signature processus de vérification dans cette méthode peut être limité à identifier et cartographier la zone des principaux changements (Prabhakar et al., 2003).



Figure I.6 Une signature scannée

(4) La reconnaissance de la démarche

Elle se réfère à comment un individu marche et c'est l'une des rares modalités biométriques qui peuvent être utilisées pour reconnaître des personnes à distance. On cherche alors à identifier un individu par sa façon de bouger tout en analysant des images vidéo ou bien des séquences d'images (Benzaoui et al., 2014), (Alpar, 2014). Les gens montrent de différents traits tout en marchant comme le maintien du corps, la distance entre les deux pieds, la position des joints tels que les genoux et les chevilles et les angles de balancement (Hu, 2013) ce qui aide de manière significative à les identifier. Cette modalité est notamment appropriée pour les applications de vidéosurveillance. (Amiri et al., 2007)

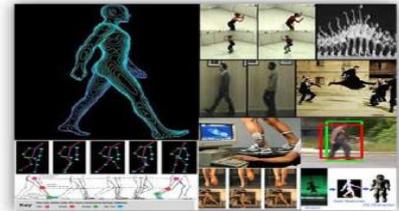


Figure I.7 Démarche

b) Analyse de la trace biologique

(1) Détection d'odeur

Le principe de cette technique est que les produits chimiques appelés volatiles font l'odeur de la personne distinctive. Un certain nombre de capteurs vérifient les différents composés qui font l'odeur de quelqu'un. Cette méthode est en cours de développement. Un système qui devrait être achevé en 1997 est Scentinel (Mastiff Électronique, Royaume-Uni) (Korotkaya, 2003).

(2) Reconnaissance de l'oreille

La forme de l'oreille est utilisée pour effectuer l'identification par la reconnaissance de la géométrie de l'oreille. Il est recommandé que les caractéristiques et les formes de l'oreille humaine soient généralement distinctes. Pour enlever les poils, une lumière infrarouge peut être utilisée et la capacité de reconnaître à distance. Un vérificateur de forme d'oreille similaire au combiné téléphonique contient une unité d'éclairage et une caméra pour acquérir les images de l'oreille également appelées Optophone, Produit : Optophone Ear Shape Verifier (ART Techniques, États-Unis)(Deokar & Talele, 2014),(Prabhakar et al., 2003).



Figure I.8 Biométrie auriculaire

(3) Analyse des pores de sueur

La répartition des pores dans la zone du doigt est distincte pour chaque individu. Basé sur ceci des analyseurs d'observation des pores sudoripares ont été développés pour analyser les pores sudoripares le doigt. Lorsque le doigt est placé sur le capteur, le logiciel enregistre les pores sous forme d'étoiles et stocke leur position par rapport à la zone du doigt.

Un système en cours de développement est : PCMCIA (Personal Biometric Encoders, U.K.)

(4) Modèle d'ADN

Cette méthode tire parti du modèle biologique différent de la molécule d'ADN entre personnes. Il se produit des différences uniques dans le motif de bandes des fragments d'ADN (A. K. Jain et al., 2006; Weaver, 2006). Les empreintes ADN étaient utilisées pour la première fois en 1983 au Royaume-Uni. La structure moléculaire de l'ADN peut être imaginée comme une fermeture éclair avec chaque dent représentée par l'un des lettres : A (Adénine), C (Cytosine), G (Guanine), T (Thymine) et avec des dents opposées formant l'une des deux paires, A-T ou G-C. Les informations contenues dans l'ADN (Chaari, 2009) sont déterminées par la séquence de lettres, le long, la fermeture éclair. Cette méthode est largement utilisée pour identifier les criminels. La principale préoccupation de cette méthode est l'acceptabilité

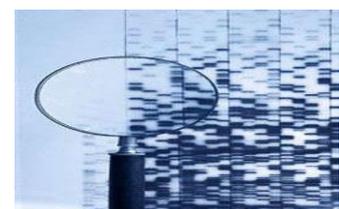


Figure I.9 L'ADN

éthique et pratique de l'utilisateur. Les tests ADN ne sont pas intrusifs. La reconnaissance des formes d'ADN est procédure de laboratoire qui suit les étapes suivantes :

- Isolement de l'ADN
- Coupe, dimensionnement et tri
- Transfert d'ADN au nylon
- Sondage

C'est une méthode coûteuse et implique la fourniture de tissus ou d'échantillons que beaucoup de gens trouvent avilissant. Le domaine d'application est la justice pénale.

c) La biométrie morphologique

(1) L'empreinte digitale

La reconnaissance des empreintes digitales est l'approche d'authentification biométrique la plus ancienne et la plus connue. Il s'agit d'une version numérisée et automatisée de l'ancien système d'encre et de papier utilisé pour l'identification par les forces de l'ordre. Les empreintes digitales sont reconnaissables et inamovibles pour chaque individu et leurs propriétés de base ne changent jamais avec le temps. Même les empreintes digitales de jumeaux identiques sont distinctes. De plus, les empreintes digitales sur les deux doigts d'un même individu sont différentes. Une empreinte digitale est constituée de crêtes et de sillons. Les motifs des crêtes, des sillons et des points de minutie sur le doigt sont utilisés pour déterminer l'unicité d'une empreinte digitale. Les boucles, verticilles et arches (Figure I.10) sont les trois catégories de base des modèles de crêtes (Cappelli et al., 2005; A. Jain et al., 1997; Maltoni et al., 2009). La comparaison des modèles des crêtes, des sillons et des points de minutie est impliquée dans la biométrie des empreintes digitales. Les deux principes fondamentaux d'immuabilité et d'unicité sont utilisés pour identifier l'empreinte digitale de l'individu. les forces d'empreinte digitale les forces et ses limites énumérées dans le tableau (I.2). Les techniques de correspondance d'empreinte digitale sont classées en trois types : « Les minuties, La corrélation, Correspondance basée sur les modèles / images ».

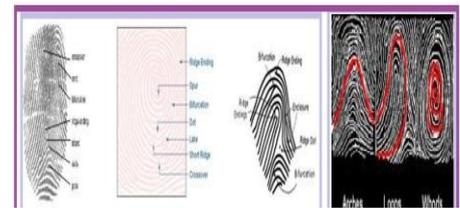


Figure I.10 Empreinte digitale Impression avec ses parties et arches, boucles et verticilles

| Catégories de Minuties | Description |
|--|--|
| Fin de crête | Fin brusque d'une crête |
| Bifurcation | Division d'une crête unique en deux crêtes |
| Lac ou enceinte | Une crête unique bifurque et rejoint peu de temps et continue comme une crête unique |
| Crête courte, île ou crête indépendante | Une crête commence et se termine après avoir parcouru une courte distance. |
| Dot | Une crête indépendante ayant la même longueur et la même largeur |
| Éperon | Une crête courte avec bifurcation prolongée comme une crête longue |
| Crossover ou Bridge | Une arête de connexion entre deux arêtes parallèles. |

Tableau I.2 Catégories de minuties

(2) Géométrie de la main

Si l'une des premières formes de biométrie est la prise d'empreintes digitales, alors pour sa part, reconnaître la forme de la main est un prédécesseur des technologies biométriques. À la fin des années 1960, Robert B disposa d'un dispositif breveté qui permet de mesurer les propriétés de la main. Après quelques années, Identimat, le premier système commercial basé sur cette technologie a été installé dans une entreprise d'Investissements à Wall Street. Selon l'International Biometrics Group (IBG), la forme de la main occupe 10,4% de marché des technologies biométriques en 2000. L'utilisateur place sa main sur un modèle. Tout est éclairé par une lumière infrarouge. L'image résultante est capturée par un appareil photo numérique voir figure(I.11) (Wayman et al., 2005). Près d'une centaine des propriétés sont extraites de l'image et converties en données stockées en mémoire, ces données : À propos de la longueur, la largeur et l'épaisseur de la main, ainsi que la forme de la main. Cette technologie est utilisée pour contrôler l'accès aux zones sensibles et étendues, à la frontière, en aéroports et parcs majeurs (Disney). Récemment, en particulier aux États-Unis, nous avons vu des applications dans les écoles, hôpitaux, cafés, jardins d'enfants, prisons et banques. Certains employeurs l'utilisent également pour prévenir la fraude et le vol des heures d'ouverture par l'employeur (A. Kumar et al., 2003; Sanchez-Reillo et al., 2000).

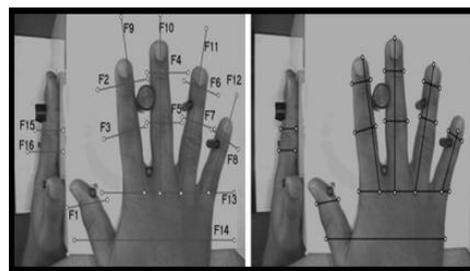


Figure I.11 Géométrie de la main

Quelques prestataires :

Systèmes de reconnaissance (RSI), Dermalog, partenaire Biomet (deux doigts sur la main), Stromberg.

(3) Empreinte palmaire

La région de la paume de la main peut être définie comme une empreinte de paume. La paume se compose des motifs de lignes tels que les lignes principales, les rides et les crêtes. La ligne du cœur, la ligne de vie et la ligne de tête sont connues comme les lignes principales. Ces motifs de lignes sont distincts et uniques pour chaque individu et il s'agit d'une biométrie physiologique (A. Kumar et al., 2003). La paume et les doigts sont étroitement liés et le motif est formé par la section élevée de la peau, appelée crêtes. On l'appelle empreinte palmaire si elle est acquise à partir de la paume et appelée empreinte digitale si elle est acquise à partir du bout du doigt. La figure (I.13) montre l'empreinte de la paume. Les scanners d'impression palmaires sont plus coûteux car ils doivent acquérir une plus grande partie de la paume. La procédure d'authentification de l'empreinte palmaire est très similaire à l'empreinte digitale, c'est-à-dire qu'elle dépend des impressions des arêtes de friction.

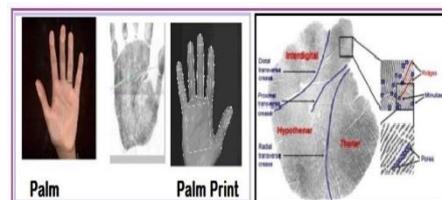


Figure I.12 Palm Print Biometrics

La correspondance des caractéristiques de l'empreinte palmaire est basée sur les points de minutie, la correspondance des crêtes et les points de corrélation. La technologie la plus récente, appelée reconnaissance de la veine palmaire, qui utilise un éclairage proche infrarouge dans la paume de la main d'un individu pour exposer les modèles vasculaires uniques. L'imprimé palmier est unique aux individus et reste inchangé pendant une certaine période.

(4) La rétine

Il est basé sur le schéma des vaisseaux sanguins dans la rétine de l'œil, car les vaisseaux sanguins à l'arrière de l'œil ont un schéma unique, d'un œil à l'autre et d'une personne à l'autre (figure I.14).

La rétine n'est pas directement visible, une source de lumière infrarouge cohérente est donc nécessaire pour éclairer la rétine. L'énergie infrarouge est absorbée plus rapidement par les vaisseaux sanguins de la rétine que par les tissus environnants. L'image de la configuration des vaisseaux sanguins de la rétine est ensuite analysée.

Les scans de la rétine nécessitent que la personne retire ses lunettes, place son œil près du scanner, regarde un point spécifique, reste immobile et se concentre sur un emplacement spécifié pendant environ 10 à 15 secondes pendant la fin du scan. Un balayage rétinien implique l'utilisation d'une source de lumière cohérente de faible intensité, qui est projetée sur la rétine pour éclairer les vaisseaux sanguins qui sont ensuite photographiés et analysés. Un coupleur est utilisé pour lire les modèles de vaisseaux sanguins. Un scan de la rétine ne peut pas être simulé car il est actuellement impossible de forger une rétine humaine. Une échographie rétinienne a un taux d'erreur de 1 sur 10 000 000, par rapport à une erreur d'identification d'empreintes digitales pouvant parfois atteindre 1 sur 500 (Mariño et al., 2006; Ortega et al., 2006). Cette technologie est utilisée dans les situations où la sécurité est la plus importante, en particulier dans Armée et espace (NASA) et agences d'espionnage Comme la CIA. Le fournisseur : Eyedentify Inc.

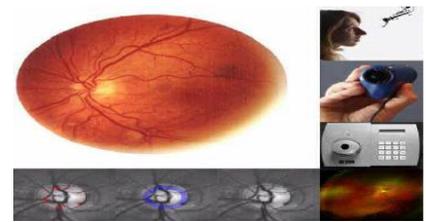


Figure I.13 Biométrie par rétine

(5) Iris

L'iris est le tissu conjonctif élastique, mince, pigmenté et circulaire de l'œil qui contrôle la taille et le diamètre de la pupille et limite la quantité de lumière pénétrant dans l'œil. Il est adulte aux premiers stades d'une vie appelée morphogénèse. Il est constant tout au long de la vie. L'iris est distincte pour tout le monde et même les jumeaux identiques ont des motifs d'iris différents (Daugman, 2009). De même, les iris gauche et droit d'un même individu sont traités différemment et non pas de la même manière. L'iris est protégée par la cornée et il est visible de l'extérieur. L'iris peut être une unification de caractéristiques spécifiques telles que les taches de rousseur, les cryptes, les filaments, la couronne, les stries, les anneaux et les sillons (Srivastava, 2013). Les caractéristiques de l'iris ne peuvent pas être modifiées par la chirurgie oculaire ou le port de lunettes et de lentilles de contact. La figure suivante montre un exemple d'image de l'iris la figure (I.15). La reconnaissance de l'iris est l'une des approches les mieux protégées pour l'authentification et la reconnaissance. La précision de la reconnaissance de l'iris est très prometteuse. Une caméra à échelle de gris spéciale est utilisée pour prendre un motif d'iris à une distance de 10 à 40 cm de la caméra. La méthodologie appropriée est utilisée pour déterminer l'iris dans l'image et s'il existe, un réseau de courbes couvrant l'iris est créé et le code de l'iris est également créé en fonction de l'obscurité des points. Il est influencé par deux choses - d'une part, l'obscurité globale de l'image et d'autre part, les changements de taille de l'iris. La comparaison de deux codes iris peut être calculée par la distance de Hamming basée sur la différence de nombre de bits et elle est très rapide (Bowyer et al., 2008; Ganorkar & Ghatol, 2007). La reconnaissance de l'iris est appliquée dans les domaines suivants : contrôle des frontières, passeports et cartes d'identité et à d'autres fins gouvernementales, accès à la base de données, authentification de connexion, sécurité aérienne, sécurité hospitalière, contrôle de l'accès aux bâtiments, zones, maisons et sécurité des prisons.



Figure I.14 Iris

(6) Reconnaissance faciale

Le principe de cette approche est que les caractéristiques du visage (par exemple la taille du nez, la forme des yeux, le menton, sourcils, bouche) sont uniques révélant l'identité des individus. Cette méthode désormais de plus en plus développée est coûteuse car il utilise des méthodologies de réseau de neurones. Ils utilisent des caméras pour extraire le visage unique des données de caractéristique qui sont stockées sur une carte à puce ou une carte à bande magnétique (Cardinaux et al., 2005; Chowdhury et al., 2016; Kang et al., 2014; A. A. Ross & Govindarajan, 2005). La personne glisse sa carte dans un petit appareil photo pour prendre une photo, logicielle sur site compare les données de la personne avec des données stockées. Dans les

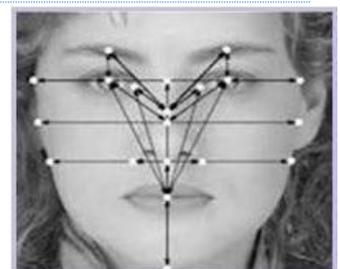


Figure I.15
Reconnaissance faciale

systèmes de reconnaissance faciale existants, certaines restrictions sont imposées par l'utilisateur, par exemple il devrait regarder droit dans la caméra avec une certaine lumière afin que le système puisse analyser et identifier la personne. Cependant, diverses nouvelles techniques de correspondance de graphes amélioreront la qualité image diminuant les contraintes. Le système ne sera pas en mesure d'analyser les personnes ayant des caractéristiques physiques imposées telles que la barbe, les cheveux style ou avec certaines expressions faciales. Les utilisateurs trouvent très naturellement qu'ils sont identifiés par leur visage car c'est la manière la plus traditionnelle d'identification. C'est tout à fait acceptable. Les modèles doivent être mis à jour depuis les changements se produisent dans le squelette facial pendant le processus de vieillissement humain.

d) Modalité cachée

(1) Électrocardiogramme (ECG)

Un électrocardiogramme est un signal qui représente l'activité du cœur. Principalement utilisé dans les applications cliniques pour le diagnostic des maladies cardiovasculaires. Signal L'électrocardiogramme est caractérisé par une impulsion composée de cinq ondes typiques. Ce sont des ondes P, Q, R, S, T ou parfois U (Chantaf et al., 2010; Plataniotis et al., 2006). L'utilisation d'un électrocardiogramme en biométrie est relativement nouvelle (Biel et al., 2001; Yongjin Wang et al., 2006).

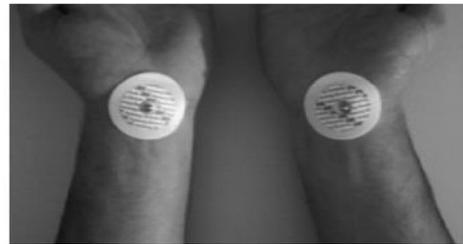


Figure I.16 Biométrie par ECG

(2) Électromyogramme (EMG)

Les signaux EMG sont enregistrés en tant que signaux électriques vitaux Au niveau musculaire. Ils fournissent différentes informations sur l'état des nerfs Périphériques, le signal SEMG contient de nombreuses applications cliniques. Dans ce contexte, quelques expériences récentes ont été réalisées. En particulier, ces travaux Focus sur l'analyse des signaux SEMG (Basmajian & De Luca, 1985). Après avoir obtenu ces signaux, les individus doivent appliquer une pression manuelle. L'intensité constante sur la sonde de force pendant plusieurs secondes, le signal ainsi obtenu est analysé dans le domaine spectral. Ensuite, les paramètres sont extraits comme la force du signal, la fréquence moyenne et le coefficient de planéité Coefficient d'asymétrie. En fait, ces paramètres fournissent un dispositif vectoriel, nous pouvons l'utiliser pour décrire les individus (M. M. Kumar & Puhan, 2014; Nait-Ali, 2011a).

(3) Biométrie pour le cerveau avec l'imagerie par résonance magnétique

Dans les applications médicales, l'IRM est une technologie d'imagerie non chirurgicale utilisée pour afficher des images 2D Ou des organes tridimensionnels du corps humain (comme le cerveau, les muscles et le cœur) avec une précision relativement élevée. Ceci est possible en utilisant un champ électromagnétique puissant et stable, produit par un supraconducteur. La biométrie cérébrale cherche à décrire le cerveau humain à travers les images de résonance magnétique 2D et 3D. À partir de l'imagerie par résonance magnétique bidimensionnelle, nous pouvons le faire reconstruction 3D du cerveau pour obtenir des informations sur les tissus. Par conséquent, d'autres caractéristiques techniques du cerveau peuvent être envisagées. En fait, le nombre de paramètres



Figure I.17 Biométrie du cerveau avec des images IRM : extraction du Brain

qui peuvent être extraits d'une image cerveau 3D est plus grand que ce que nous pouvons extraire d'autres méthodes Classiques (Basmajian & De Luca, 1985).

Nous pouvons également définir ce qu'on appelle le code du cerveau à travers fragmentation de la zone d'intérêt du cerveau. Le principal avantage de ce type de méthode cachée est le fait que le cerveau entièrement protégé contre toutes sortes de changements. C'est difficile à imaginer l'individu modifie sa structure cérébrale pour usurper l'identité d'un autre individu (Nait-Ali, 2011b).

(4) Biométrie d'imagerie par rayons X

La radiographie est une technique d'imagerie par transmission de rayons X. Les rayons X sont utilisés dans les radiations médicales, radiologie industrielle et radiothérapie. La radiographie médicale permet le développement d'images bidimensionnelles des os humains. Avec ce type d'image, les squelettes sont clairement établis. Ce type de technologie peut être appliqué à la biométrie à l'aide de radiographies de la main, par exemple où l'objectif est Les phalanges se distinguent par l'utilisation de certains outils de traitement d'images. Selon les idées précédentes, il peut être considéré comme une extension 3D pour visualisez l'ensemble du squelette humain et cela permettra à l'application Biométrie cachée dans n'importe quel os (M. M. Kumar & Puhon, 2014; Yongjin Wang et al., 2006).



Figure I.18 Biométrie de la main avec des images à rayon X.

5. Principe de fonctionnement

Il y a toujours au moins deux unités biométriques : l'unité d'apprentissage et l'unité de reconnaissance (Liu & Silverman, 2001; Pankanti et al., 2000). La troisième unité (en option) est l'unité de réglage. Au cours de l'apprentissage, le système obtiendra une ou plusieurs données biométriques qui seront utilisées pour construire un modèle individuel. Ce modèle de référence servira de point de comparaison lors des reconnaissances. Le modèle peut être réévalué après chaque utilisation grâce à l'unité d'adaptation.

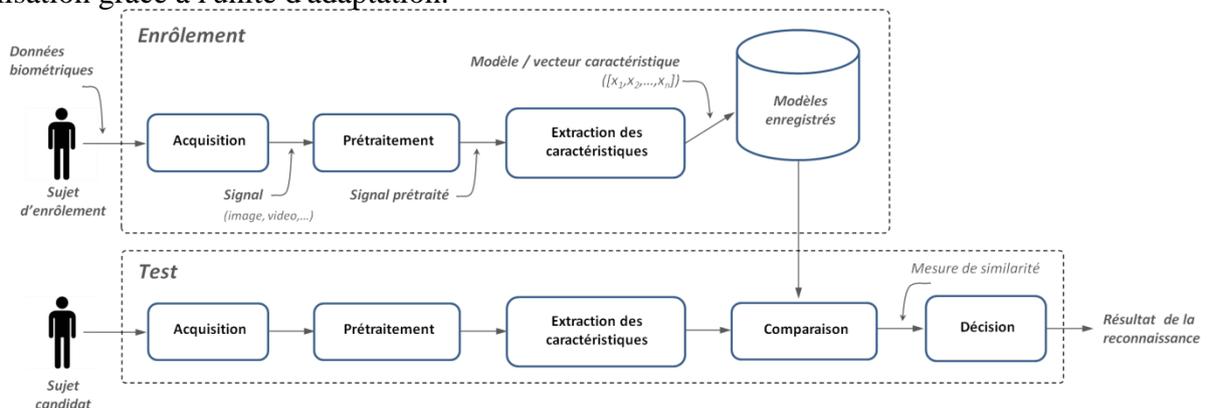


Figure I.19 Processus de fonctionnement d'un système biométrique

6. Module d'apprentissage (enrôlement) :

Pendant l'apprentissage, la caractéristique biométrique est d'abord mesurée par un capteur : Nous parlons d'acquisition. En général, cette capture n'est pas stockée directement, des conversions sont appliquées. En fait, la référence contient des informations qui ne sont pas utiles pour la reconnaissance et seuls les paramètres pertinents sont extraits. Le modèle est une représentation compressée du signal qui facilite la phase de reconnaissance, mais réduit également la quantité de données à stocker. Il convient de noter que la qualité du capteur peut affecter de manière significative les performances du système. Plus la qualité du système d'acquisition est meilleure, moins le prétraitement est nécessaire pour extraire les paramètres du signal. Cependant, les capteurs de qualité

sont généralement très chers et ne sont donc utilisés que dans des applications de haute sécurité pour un public limité. Le formulaire peut être stocké dans une base de données ou sur une carte à puce (Nanavati, 2002).

7. Module de Reconnaissance

Lors de la reconnaissance, les caractéristiques biométriques sont mesurées et un ensemble de paramètres est extrait lors de la formation. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possible du capteur utilisé lors de la phase d'apprentissage. Si les deux capteurs ont des propriétés complètement différentes, il sera généralement nécessaire d'appliquer une série de traitements supplémentaires pour réduire la dégradation des performances. La reconnaissance continue sera différente selon le système d'exploitation du système : identification ou vérification.

a) Mode identification :

Le système doit discerner l'identité de personne. Puis, répliquez à une question : "Qui suis-je ?".

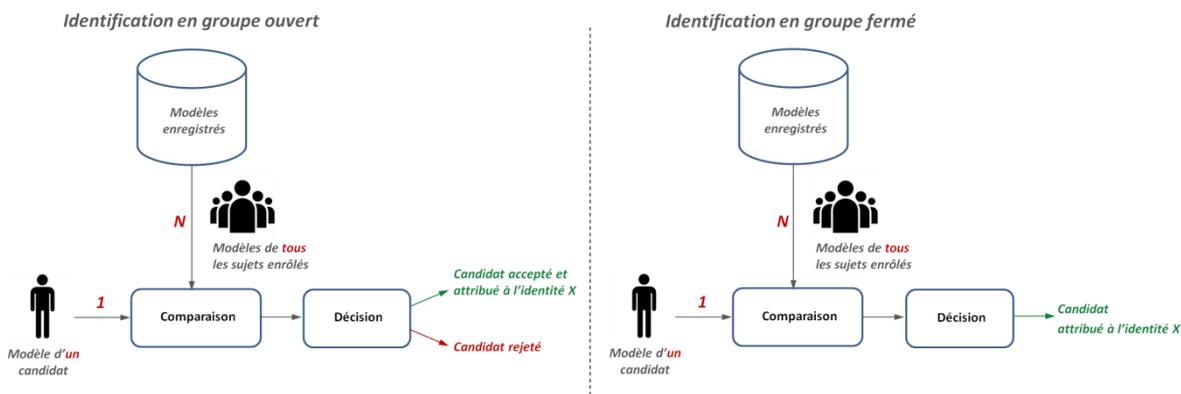


Figure I.20 Systèmes en mode d'identification en groupe ouvert et en groupe fermé.

Donc, le système doit assimiler le signal mesuré avec les différents motifs étendus dans la base de données (de type 1 : n). En général, lorsque nous parlons de l'identification, nous supposons que le problème a été résolu, c'est-à-dire que tous ceux qui utilisent le système ont un modèle dans la base de données.

Identification en mode ensemble fermé : Par exemple on utilise ce type d'identification afin d'enregistrer la présence de personnes dans certaine entreprise. Si l'échantillon possède un certain degré de similitude avec les échantillons dans le système, la personne sera acceptée.

Identification en mode ensemble ouvert : S'il y a une similitude entre l'échantillon biométrique testé et tous les modèles préenregistrés, si cette similitude est inférieure au seuil de sécurité, cette personne est rejetée, si non le système est l'acceptée.

b) Mode vérification :

Le dispositif doit rétorquer à une question : "Suis-je la personne que je prétends être ?" "L'utilisateur propose une identité pour le système et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est déjà proposée. Par conséquent, il suffit de comparer le signal avec une seule des formes présentes dans la base de données (de type 1 : 1). En mode de vérification, nous parlons d'un problème ouvert car il est supposé qu'une personne qui n'a pas de modèle dans la base de données (fraudeur) peut essayer de l'identifier.

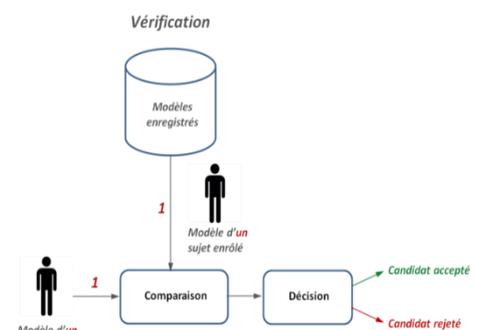


Figure I.21 Systèmes en mode vérification

8. Module adaptatif

Pendant la phase d'apprentissage, le système biométrique capture souvent un petit nombre d'instances du même attribut pour réduire l'inconfort de l'utilisateur, ce qui rend difficile une construction de modèle assez générale est capable de décrire toutes les différences possibles pour cet attribut. De plus, les caractéristiques de ces données biométriques et les conditions de leur acquisition peuvent varier. Par conséquent, une adaptation est nécessaire pour maintenir ou améliorer les performances du système même après utilisation. L'adaptation peut se faire dans un mode supervisé ou non censuré, mais le deuxième mode est plus utile dans la pratique d'oncle Why. Si l'unité de reconnaissance identifie l'utilisateur, les paramètres extraits du signal seront utilisés pour réévaluer leur modèle. En général, le taux d'adaptation dépend de l'identité d'utilisateur. (Fredouille et al., 2000; Heck & Mirghafori, 2000).

9. Architecture d'un système biométrique :

Les différents modules d'un système biométrique se composent de 5 modules sont représentés sur la figure, leur fonctionnement peut être résumé comme suit (ISO, 2006; Mansfield, 2006):

a) Module capteur biométrique :

Correspond à la lecture de certaines caractéristiques : La pathologie physiologique, comportementale d'une personne, par une station de capture biométrique (ou capteur biométrique).

b) Module extraction de données :

Extrait les informations pertinentes de données biométriques initiales.

c) Module création d'une signature :

Créez un formulaire numérique qui représente l'acquisition de données biométriques. Ce formulaire, également appelé signature, sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou dans une base de données.

d) Module comparaison :

Compare les caractéristiques biométriques d'une personne sous réserve de contrôle avec des signatures enregistré. Cette unité fonctionne en mode vérification (pour l'identité annoncé) ou en mode identification (pour l'identité requise).

e) Module de base de données :

Stocke les modèles biométriques pour les utilisateurs enregistrés.

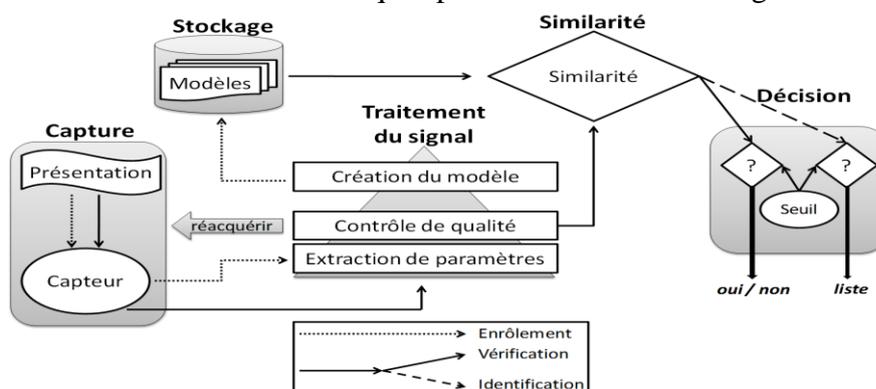


Figure I.22 Architecture générique d'un système biométrique (extrait de l'Organisation

10. Multimodalité

Bien qu'il existe aujourd'hui des techniques biométriques très fiables comme la reconnaissance rétinienne ou de l'iris, c'est cher et généralement mal accepté. Par conséquent, il ne peut être utilisé que pour des applications de très haute sécurité. Pour d'autres applications, des technologies telles que la reconnaissance faciale ou vocale. Il est très bien accueilli par les utilisateurs mais ils ont une performance qui n'est pas encore très satisfaisante pour être publiée (Verlinde, 1999). Pour améliorer la sécurité des systèmes ci-dessus, la multimodalité est une alternative améliorée effectuer systématiquement le système biométrique (Hong et al., 1999). Par performance, nous entendons la précision des deux : Le système mais aussi son efficacité, surtout dans la situation de détermination (Kittler et al., 1998). Nous explorerons d'abord les formats possibles de multiples possibilités, puis les bases de données multimodalité actuelles et, enfin, les moyens d'intégrer les informations obtenues par différents classificateurs.

a) Différentes formes de Multimodalité

Ici, nous utilisons la classification intégrale utilisée dans (Hong et al., 1999) ET (Prabhakar & Jain, 2002). Les différentes formes de multimodalité sont les suivantes :

1. **Multi-capteurs** : lorsqu'ils associent plusieurs capteurs pour acquérir la même modalité.
2. **Multi-instances** : lorsqu'ils associent plusieurs instances de la même biométrie.
3. **Multi-algorithmes** : lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise.
4. **Multi-échantillons** : lorsqu'ils associent plusieurs échantillons différents de la même modalité.
5. **Multi-biométries** : lorsque l'on considère plusieurs biométries différentes.

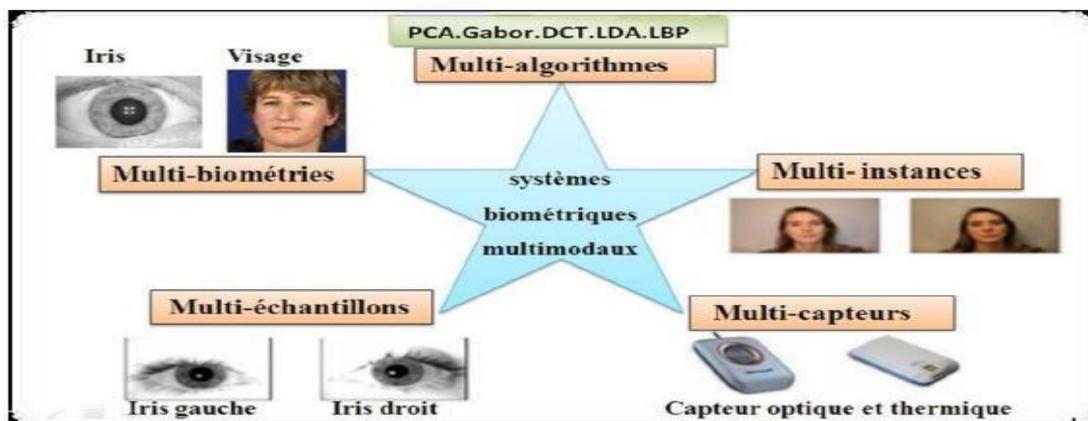


Figure I.23 Les différents systèmes multimodaux.

b) Les architectures des systèmes biométriques multimodaux

Les systèmes multimodaux associent plusieurs systèmes biométriques et nécessitent donc l'acquisition et le traitement de plusieurs données. L'acquisition et le traitement peuvent se faire successivement, on parle alors d'architecture en série, ou simultanément, on parle alors d'architecture en parallèle. L'architecture est donc en général liée au traitement et en particulier à la décision. En effet la différence entre un système multimodal en série et un système multimodal en parallèle réside dans le fait d'obtenir un score de similarité à l'issue de chaque acquisition (*fusion en série*) (voir figure I.24) ou de procéder à l'ensemble des acquisitions avant de prendre une décision (*fusion en parallèle*) (voir figure I.25).

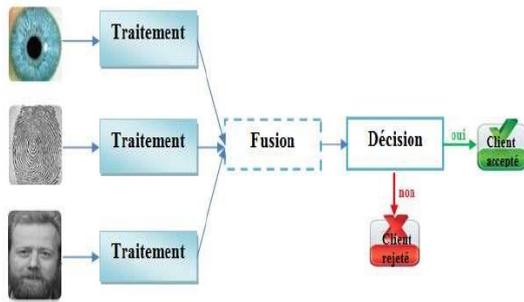


Figure I.25 Architecture de fusion en parallèle

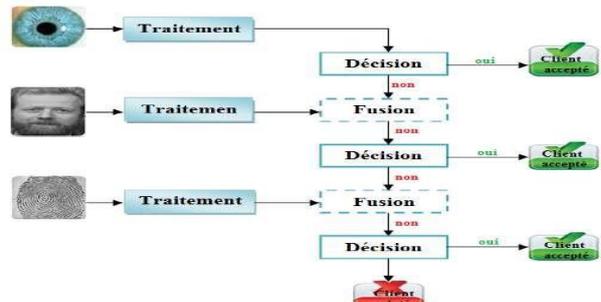


Figure I.24 Architecture de fusion en série

c) Les différents niveaux de fusion

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents (voir figure I.26). Ces quatre niveaux de fusion peuvent être classés en deux sous-ensembles :

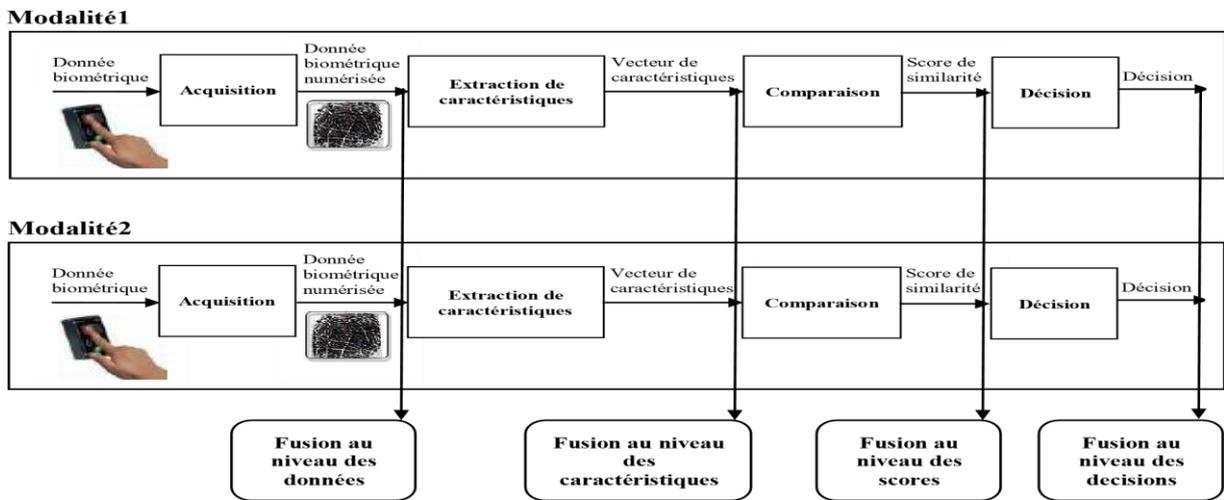


Figure I.26 les différents niveaux de fusion.

(1) Avant la correspondance (avant comparaison)

Correspond à la fusion d'informations à partir de plusieurs données biométriques au niveau du capteur (image originale) ou au niveau de la fonctionnalité, ce qui nécessite une homogénéité entre les données.

(a) La fusion au niveau capteur (au niveau données)

Les données brutes des capteurs sont incorporées par intégration au niveau du capteur (Iyengar et al., 1995). La fusion au niveau du capteur ne peut être effectuée que si les différentes prises de vue sont des exemples de la même caractéristique biométrique obtenue à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux ou plusieurs cas de la même caractéristique biométrique obtenue à partir d'un capteur.

(b) La fusion au niveau caractéristiques

La fusion au niveau caractéristiques consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques qui sont obtenus à partir d'une des sources suivantes : plusieurs capteurs, instances, unités du même trait biométrique ou encore plusieurs traits biométriques. Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont homogènes, le vecteur de caractéristiques résultant peut être calculé comme un résultat probable des vecteurs de caractéristiques individuels.

Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont hétérogènes, nous pouvons les lier pour former un seul vecteur de caractéristiques. Cependant, la fusion au niveau caractéristique est difficile en pratique à cause des raisons suivantes : La concaténation de deux vecteurs de caractéristiques, Le séquençage.

(2) Après la correspondance (après la comparaison)

Les schémas d'intégration peuvent être divisés en quatre catégories : sélection dynamique de classifieurs, fusion au niveau rang, fusion au niveau décision et fusion au niveau score.

(a) La sélection dynamique du classificateur

Le schéma sélectionne le résultat du classificateur qui est le plus susceptible de prendre la bonne décision pour un modèle d'entrée spécifique (Woods et al., 1997). Ceci est également appelée l'approche du « winner-take-all » et le module qui effectue ce choix est appelée commutateur associatif (Chen et al., 1997).

(b) La fusion au niveau du rang

Quand la sortie de chaque "matcher" (module de reconnaissance) biométrique est un sous-ensemble de correspondances possibles triées dans un ordre décroissant de confiance, la fusion peut se faire au niveau rang. Ho et al. (Ho et al., 1994) décrivent trois méthodes pour combiner les rangs assignés par différents matchers :

1. **La méthode "highest rank"** : dans cette méthode on assigne à chaque correspondance possible le meilleur (minimum) rang calculé par différents matchers.
2. **La méthode "Borda count"** : elle utilise la somme des rangs assignés par les matchers individuels afin de calculer les rangs combinés.
3. **La méthode de régression logistique** : est une généralisation de la méthode *Borda count*.

(c) La fusion au niveau décision

L'intégration d'Information au niveau décision peut être mis en place lorsque chaque matcher biométrique décide individuellement de la meilleure correspondance. Pour arriver à la décision finale plusieurs méthodes peuvent être utilisées :

1. **Le vote à la majorité « majority voting »** : consiste à interpréter chaque sortie d'un classifieur comme un vote pour l'une des classes possibles. La classe ayant un nombre de vote majoritaire ou supérieur à un seuil préfixe est retenue comme décision finale (Muhammad, 2005).
2. **Aléatoire** : Le but de cette technique est de lutter contre l'usurpation des identités, les imposteurs ne savent pas à priori laquelle des biométries sera sollicitée par le système.
3. **Les règles « ET, OU »** : la décision finale renvoie l'identifiant d'une personne si toutes les décisions des sous-systèmes renvoient le même identifiant (Daugman, 2000).

(d) La fusion au niveau des scores

Après les vecteurs de caractéristiques, les scores (de correspondance) donnés en sortie par les matchers contiennent l'information la plus riche à propos du modèle d'entrée. En fait, la fusion au niveau score donne le meilleur compromis entre la richesse d'information et la facilité d'implémentation. Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus par différents matchers : *classification* et *combinaison*.

(i) Approche par classification

Dans cette approche, un vecteur de caractéristiques est construit en utilisant les scores de ressemblance produits par les classificateurs, ce vecteur est alors classifié dans une de deux classes : accepter (utilisateur véritable) ou rejeter (imposteur). Plusieurs classifieurs ont été utilisés pour combiner les scores de correspondance afin d'arriver à une décision : classifieur utilisant la méthode des "k plus proches voisins" (Verlinde et al., 1999), l'analyse discriminante linéaire de Fisher (LDA) et un classifieur par réseau de neurones combiné à une fonction de base radiale (RBF) (Yunhong Wang et al., 2003), fuzzy c-means (Chatzis et al., 1999), les SVM (Sanderson & Paliwal, 2002), les arbres de décisions (A. Ross & Jain, 2003).

(ii) Approche par combinaison

Les scores de correspondance individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale

(a) Les méthodes de combinaison de scores

Les méthodes de combinaisons de scores sont des méthodes très simples dont l'objectif est d'obtenir un score final s à partir des N scores disponibles s_i pour $i = 1$ à N issus de N systèmes.

Les méthodes les plus utilisées sont la moyenne, le produit, le minimum, le maximum ou la médiane.

- ❖ Combiner les scores par la moyenne consiste à calculer s tel que :

$$s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i \quad (1)$$

- ❖ Combiner les scores par le produit consiste à calculer s tel que :

$$s = \prod_{i=1}^N s_i \quad (2)$$

- ❖ Combiner les scores par le minimum consiste à calculer s tel que :

$$s = \min (s_i) \quad (3)$$

- ❖ Combiner les scores par le maximum consiste à calculer s tel que :

$$s = \max (s_i) \quad (4)$$

- ❖ Combiner les scores par la médiane consiste à calculer s tel que :

$$s = \text{med} (s_i) \quad (5)$$

Cependant toutes ces méthodes de combinaison ne peuvent être utilisées que si tous les scores issus des sous-systèmes sont homogènes. Pour cela les méthodes de combinaison de scores nécessitent une étape préalable de *normalisation des scores*.

(b) Techniques de normalisation de scores

- a) Normalisation Min-Max** : Soit s_{ij} le $j^{\text{ème}}$ score de correspondance de sortie de la $i^{\text{ème}}$ modalité, où $i = 1, 2, \dots, R$ et $j = 1, 2, \dots, M$ (R est le nombre de modalités et M le nombre de scores de correspondance disponibles dans l'ensemble de données d'entraînement). Le score normalisé Min-Max pour le score de test s_{ik} est donné par :

$$S'_{ik} = \frac{s_{ik} - \min(\{s_i\})}{\max(\{s_i\}) - \min(\{s_i\})} \quad (\text{I. 7}) \quad (6)$$

Où $\{s_i\} = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{iM}\}$. Quand les valeurs minimales et maximales sont estimées à partir du jeu d'entraînement de scores donné.

b) Normalisation decimal scaling : La normalisation est appliquée sur l'échelle logarithmique :

$$S'_{ik} = \frac{s_{ik}}{10^n} \quad (7)$$

$$\text{Où} \quad n = \log_{10} \max(\{s_i\}). \quad (8)$$

c) Normalisation Z-Score : Les scores normalisés sont donnés par :

$$S'_{ik} = \frac{s_{ik} - \mu}{\sigma} \quad (9)$$

Où μ est la moyenne arithmétique et σ l'écart-type des données.

d) La médiane et l'écart absolu médian (MAD) : une méthode de normalisation est donnée par :

$$S'_{ik} = \frac{s_{ik} - \text{median}}{\text{MAD}} \quad (10)$$

$$\text{Où} \quad \text{MAD} = \text{median}(\{|s_i - \text{median}(\{s_i\})|\}) \quad (11)$$

e) Les estimateurs tanh (pour **t**angente **h**yperbolique) : introduits par *Hampel et al.* Sont robustes et très efficaces (Medjkoune et al., 2014). La normalisation est donnée par :

$$S'_{ik} = \frac{1}{2} \{ \tanh(0.01 \frac{s_{ik} - \mu_{GH}}{\sigma_{GH}}) + 1 \} \quad (12)$$

Où μ_{GH} et σ_{GH} sont respectivement les estimateurs de la moyenne et de l'écart-type de la distribution des scores authentiques.

La figure (I.27) présente un résumé des différentes techniques de fusion que nous venons de présenter :

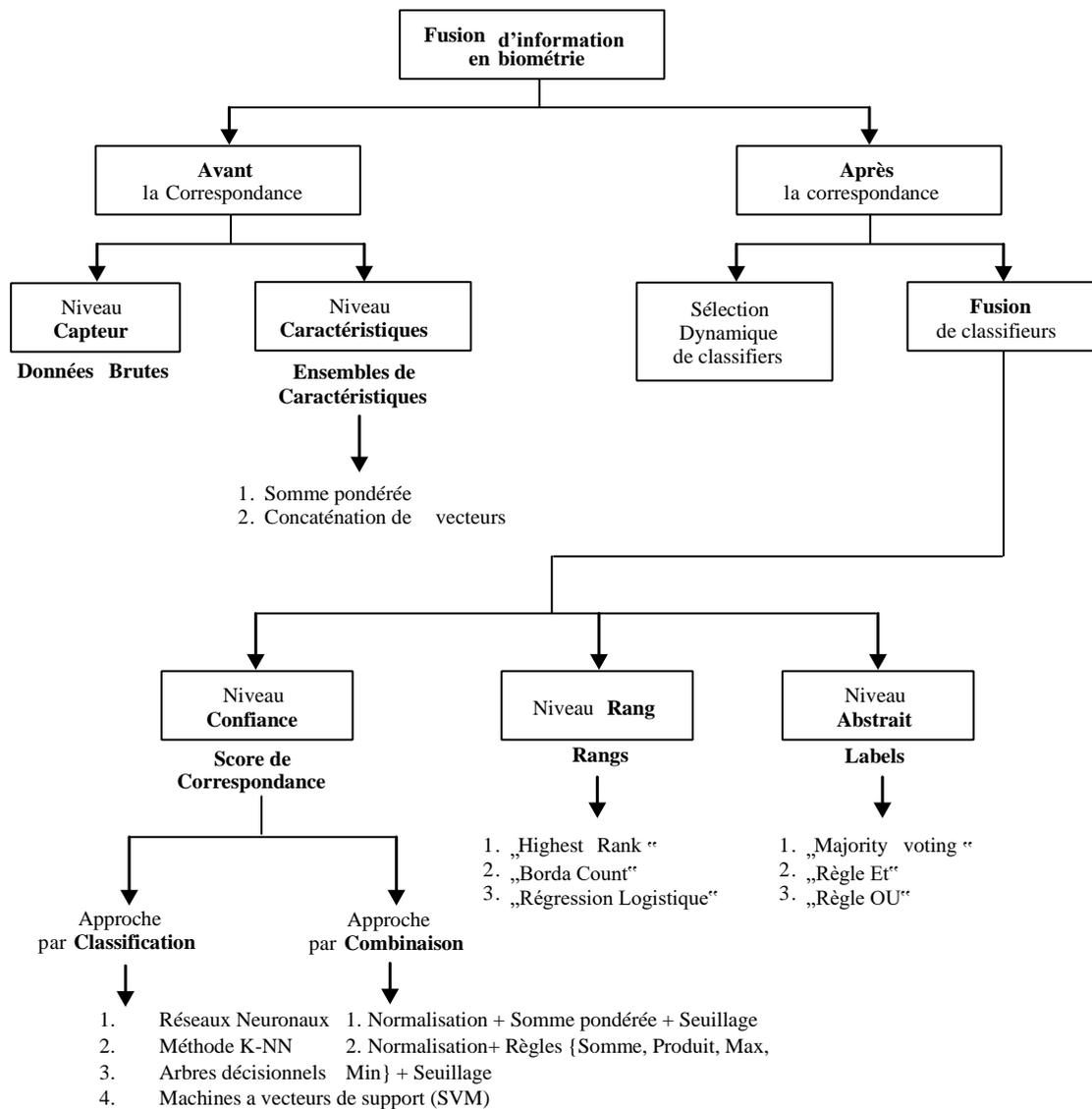


Figure I.27 Résumé des approches de fusion dans les systèmes biométriques multimodaux

11. Limitations du système biométrique monomode

Systèmes biométriques unidirectionnels (systèmes biométriques monomodes), Il présente les restrictions suivantes(A. K. Jain & Ross, 2004) :

a) Bruit sur les données capturées

Les données capturées peuvent être bruyantes ou corrompues, par exemple lorsque vous avez un capteur défectueux ou mal entretenu, empreinte d'une cicatrice ou maquillage sur le visage ou l'œil est fermé pendant la phase d'acquisition.

b) Les variations d'intra-classe

Les données biométriques d'un individu acquises lors de l'authentification peuvent être très Différent des données entrées (modèles) dans la base de données. Ce sont, par exemple, des différences majeures au sein de la classe dues à l'acquisition dans divers conditions (changements d'éclairage, formation, expressions faciales) ou dus à des effets : Vieillessement.

c) Exklusivité

Alors que les caractéristiques biométriques devraient changer considérablement Particuliers Ce n'est pas toujours le cas, ce qui augmente le taux de fausse acceptation du système.

d) Non-universalité

Il n'est pas toujours possible d'obtenir toutes les caractéristiques biométriques d'un individu en raison de maladie ou invalidité

e) Problèmes d'interopérabilité

La plupart des systèmes de biométrie partent du principe que les données biométriques sont La comparaison est obtenue en utilisant le même capteur et donc leur capacité à comparer les données biométriques de différents capteurs sont limitées.

f) Attaques

Nous parlons d'attaques lorsque quelqu'un falsifie la caractéristique biométrique et présente ensuite fausse information dans le système biométrique. D'autre part, la comparaison des systèmes biométriques avec les moyens de définition traditionnels ne peuvent être ni annulées ni renouvelées à tout moment et donc la caractéristique constitue une "obstruction" importante en biométrie.

12. Évaluation comparative des modalités biométriques

Chaque caractéristique (ou méthode) biométrique a ses bienfaits, ses méfaits et le choix dépend de l'application prévue. Aucune méthode biométrique n'est attendue répondre efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucun système biométrique n'est "optimal". L'application spécifique dépend de l'état de fonctionnement (opérationnel) de l'application et les propriétés biométriques sélectionnées. Plusieurs études ont été menées pour évaluer performance des systèmes biométriques. L'international Biometric Group [IBG]⁶ par exemple, a mené une étude basée sur quatre Critères d'évaluation figure (I.28) :

Intrusion : cette norme permet de classer les systèmes biométriques selon l'existence d'une connexion directe entre le capteur utilisé et la personne à identifier.

Fiabilité : dépend de la qualité de l'environnement (par exemple l'éclairage) dans où se trouve l'utilisateur. Cette norme affecte l'identification de l'utilisateur par le système.

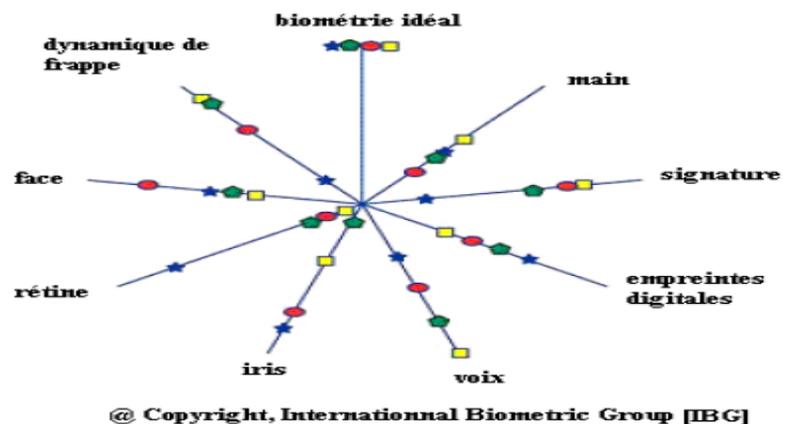


Figure I.28 Comparaison des différentes méthodes biométriques selon IBG

⁶ Site officielle de IBG, URL : <http://www.ibgweb.com/>

Coût : il doit être modéré. En ce sens, nous pouvons dire que la reconnaissance ne nécessite pas de technologie coûteuse. En fait, la plupart des systèmes fonctionnent avec un appareil photo numérique de qualité standard.

Effort : requise par l'utilisateur lors de la saisie des données biométrique, et qui doit être réduit autant que possible.

Les résultats de cette étude peuvent être présentés comme suit :

Moins « intrusif » en technologie plus « intrusif » : voix et écriture en Clavier, signature, main, visage, empreinte digitale, iris et enfin la rétine.

Plus fiable pour des techniques moins fiables : iris, rétine, empreinte digitale, Visage, main, son et enfin à un niveau équivalent, tapez-le sur le clavier et Signature.

La moins chère des techniques les plus chères : taper au clavier, Voix, signature, empreinte digitale, visage, main, rétine et enfin iris.

La manière la plus simple d'utiliser les techniques les plus difficiles : visage, signature, Iris, clavier, voix, empreinte digitale, main et enfin la rétine.

Selon CLUSIF (*CLU*b de la Sécurité des Systèmes d'Information Français)⁷ a également proposé une autre comparaison des différentes modalités biométriques basée sur les avantages et les inconvénients de chacune tableau (I.3)

Il existe aussi plusieurs méthodes de comparaison des différentes modalités :

Le tableau (I.4) 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 selon (*Jain, A., Pankanti, S., Prabhakar, S., Lin Hong, & Ross, A. (2004). Biometrics: A Grand Challenge. In Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.. IEEE. <https://doi.org/10.1109/icpr.2004.1334413> No Title, n.d.*).

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.

Ces tableaux montrent qu'aucune caractéristique n'est donc idéale et qu'elles peuvent être plus ou moins adaptées à des applications particulières.

⁷ Site officielle du CLUSIF, URL : <http://www.clusif.fr/>

| | Avantages | Inconvénients |
|--|---|---|
| La géométrie de la main | Acceptance par les individus. Pas d'effet en cas d'humidité ou d'impropriété des doigts. | Perturbation possible par des blessures. Système encombrant. |
| Les empreintes digitales | Facilité d'utilisation et traitement rapide. La plus éprouvée. | Possibilité d'attaques. Sensible en cas d'humidité ou malpropreté des doigts. |
| Rétine | Fiabilité. Durabilité. | Mauvaise acceptation. Coûteuse. |
| Iris | Contient grande quantité d'information. Pas de confusion pour les vrais jumeaux. | Méthode invasive et non conviviale. Facilement photographié. |
| ADN | La plus distinctive | Analyse trop lente à donner des résultats. Coût Élevée. |
| La reconnaissance vocale | Facilité. | Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu. Vulnérabilité aux attaques |
| La dynamique de frappe au clavier | Acceptation forte par l'utilisateur. | Ne sont pas plus pratiques pour autant. |
| EEG | Fiabilité Précision | Mauvaise acceptation |

Tableau I.3 Comparaison entre différentes modalités

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

Tableau I.4 : étude comparative de quatorze caractéristiques biométriques sur la base de cinq critères d'évaluation et de trois niveaux (Élevée, Moyen et Faible)

13. Les mesures de performances

En biométrie, chaque système est en face de deux populations : « Les clients, Les imposteurs ».

La biométrie est une technologie émergente pour la vérification ou l'identification d'individu, de façon générale. L'évaluation d'un système biométrique se réalise suivant les trois approches : (La performance, L'usage et la sécurité). Dans cette section, on va définir les différentes mesures des taux d'erreur utilisées pour quantifier la performance d'un système biométrique (Allano, 2009).

La performance mesure l'efficacité et la fiabilité d'un système biométrique dans un contexte d'utilisation donné. Selon l'Organisation Internationale de Normalisation ISO/IEC 19795-1 (Mansfield, 2006), les mesures des taux d'erreur sont divisées en trois classes que sont :

Les taux d'erreurs : fondamentales, d'authentification et d'identification.

a) Les taux d'erreurs fondamentales

(1) Taux d'échec à l'acquisition (Failure-to-Acquire rate, FTA)

Le FTA est la probabilité qu'un système biométrique identifie de manière incorrecte une personne ou ne réussisse pas à rejeter un imposteur., connu sous le nom de « taux de faux positifs ».

(2) Taux d'échec à l'enrôlement (Failure-to-Enroll rate, FTE)

Le FTE proportion de la population d'utilisateurs pour laquelle le système biométrique ne parvient pas à saisir ou à extraire des informations utilisables à partir d'un échantillon biométrique.

(3) Taux de fausse non-correspondance (false non-match rate, FNMR)

Le FNMR est la probabilité qu'un échantillon soit faussement déclaré comme ne correspondant pas à un modèle de la même mesure du même utilisateur qui fournit l'échantillon. (Une fausse non-correspondance est parfois appelé "faux négatif »).

(4) Taux de fausse correspondance (false match rate, FMR)

FMR est la probabilité attendue qu'un échantillon soit faussement déclaré comme correspondant à un seul échantillon non auto-généré sélectionné au hasard (appelée "faux positif" dans la littérature.).

b) Taux d'erreur de système d'authentification

(1) Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR)

La probabilité qu'un système produise un faux rejet, connu sous le nom de taux de faux négatifs. Exemple : pour une transaction de vérification `a une seule tentative et un seuil fixé t le taux de faux rejets est calculé par :

$$FRR(t) = FTA + FNMR(t) * (1 - FTA) \quad (13)$$

(2) Taux de fausses acceptations (False Acceptance rate, FAR)

La probabilité qu'un système biométrique identifie de manière incorrecte une personne. Il mesure le pourcentage d'intrants non valides qui sont acceptés à tort, connu sous le nom de taux de faux positifs. Exemple : pour une transaction de vérification a une seule tentative et un seuil fixé t le taux de fausses acceptations est calculé par :

$$FAR(t) = FMR(t) * (1 - FTA) \quad (14)$$

La figure (I.29) représente la distribution théorique des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs. Les deux taux d'erreurs, FAR et FRR, sont liés et dépendent d'un seuil de décision qui doit être ajustée en fonction caractéristique ciblée du système biométrique haute ou basse sécurité (Metz, 1978).

GAR : « *Genuine Accept Rate* » c'est le taux des véritables clients acceptés par le système biométrique. GAR est calculé par l'équation (15) :

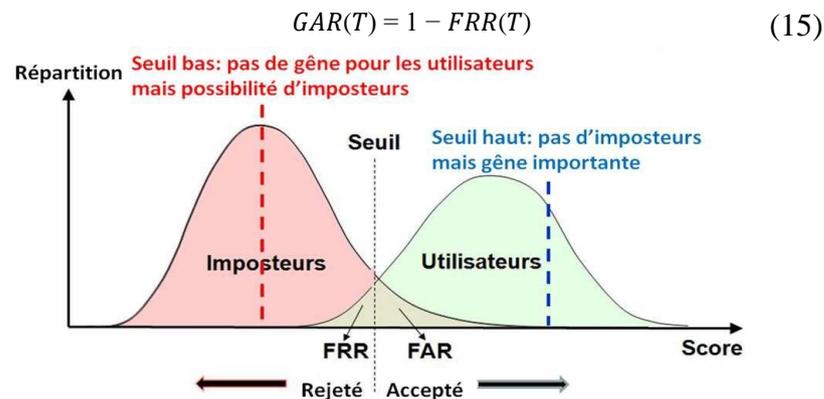


Figure I.29 Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité).

c) Taux d'erreur de système d'identification :

(1) Le taux d'identification (IR : Identification Rate) :

La proportion de tentatives d'identification authentiques pour lesquelles l'inscription correcte est indiquée dans la liste des identifiants.

(2) Le taux de faux-négative d'identification (FNIR : False Negative Identification Error rate)

La proportion des tentatives d'identification dans lesquelles un membre inscrit dans un système n'a pas au moins un de ses modèles retourné parmi la liste des identifiants.

Le taux de faux-négatif d'identification est calculé par :

$$FNIR(t) = FTA + (1 - FTA) * FNRT(t). \quad (16)$$

(3) Taux de faux-positif d'identification (false-positive identification-Error rate, abrégé par FPIR)

Proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs non enrôlés dans le système, pour lesquels la liste des identifiants retournée est non vide.

Le taux de faux-positif d'identification est calculé par :

$$FPIR = (1 - FTA) * (1 - (1 - FMR)^N) \quad (17)$$

(4) Le taux de pénétration (PR : Penetration Rate) :

Mesure, en moyenne, le nombre de modèles biométriques présélectionnés par rapport au nombre total de modèles.

(5) L'erreur de l'algorithme présélection (Preselection Error) :

L'algorithme d'erreur de présélection réduit le nombre de modèles biométriques à comparer avec l'image acquise lors de la phase d'identification. L'erreur se produit lorsque le modèle qui correspond aux données biométriques obtenues ne se trouve pas dans la liste des modèles retournés. Les performances de l'identification sont étroitement liées à la taille de la base de données (Dunstone & Yager, 2008).

d) Les courbe de performance

(1) La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic Curve):

Cette courbe permet de représenter graphiquement les performances d'un système de vérification pour les diverses valeurs de θ . Le taux d'erreur égal (EER) est celui correspondant au point $FAR=FRR$, c'est-à-dire à l'intersection graphique de la courbe ROC et de la première bissectrice. Au lieu de la courbe ROC, parfois le terme DET (d'Erreur Trade off) est utilisé. Dans ce cas, le terme ROC est réservé pour représenter le taux de vrais rejets ($1-FRR=GAR$) contre le taux de fausses acceptations (FAR). Une illustration de la courbe ROC est donné à la figure (I.31). L'avantage de cette méthode est qu'on obtient une représentation compacte de la performance d'un système biométrique pour ses différents paramétrages au travers d'une seule courbe, qui permet de comparer objectivement différents systèmes biométriques (Egan, 1975; Fawcett, 2006; Martin et al., 1997; Swets, 2014).

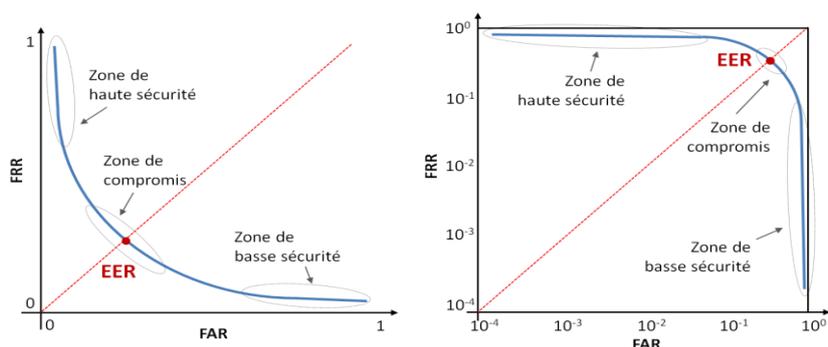


Figure I.30 Courbes DET : FRR en fonction du FAR, (à gauche) en échelle linéaire et (à droite) en échelle logarithmique

Une illustration de la courbe ROC est donné à la figure (I.31). L'avantage de cette méthode est qu'on obtient une représentation compacte de la performance d'un système biométrique pour ses différents paramétrages au travers d'une seule courbe, qui permet de comparer objectivement différents systèmes biométriques (Egan, 1975; Fawcett, 2006; Martin et al., 1997; Swets, 2014).

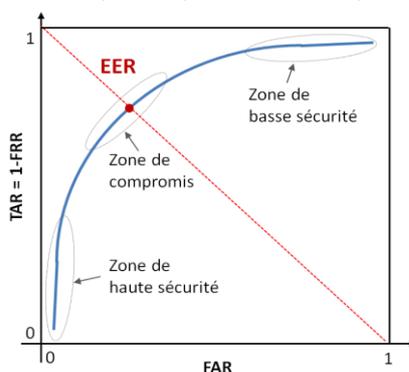


Figure I.31 Courbe ROC : GAR en fonction de FAR

(2) La courbe CMC (Cumulative Match Characteristic Curve) :

Cette courbe présente les valeurs du rang d'identification et les probabilités d'une identification correcte inférieure ou égale à ces valeurs, respectivement sur l'abscisse et sur l'ordonnée. Cette courbe est utilisée pour comparer les performances des systèmes d'identification biométriques (A. K. Jain et al., 2004).

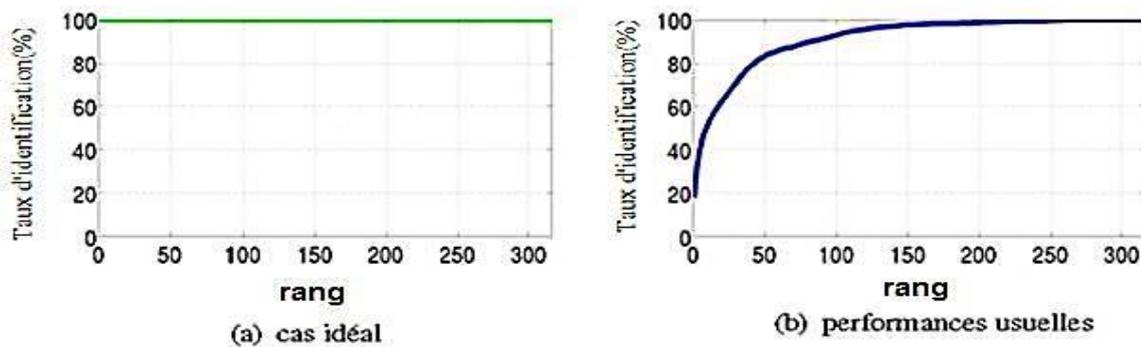


Figure I.32 Différentes courbes CMC

(3) La courbe RC (Robustness Curve) :

Cette courbe illustre la robustesse du système en termes de performance contre les différentes type d'altérations (c'est à dire altération due au bruit pendant l'acquisition de donnée biométrique) la performance du système est illustrée par le point de fonction taux d'égale erreur (EER), Un exemple de cette courbe est présenté dans la figure suivante(Bhatnagar & Kumar, 2009) :



Figure I.33 Courbe RC : Évolution des valeurs de l'EER en fonction de la quantité des altérations.

(4) Les points de performance :

Les types de points de fonctionnement les plus utilisés sont(Bhatnagar & Kumar, 2009; Stan et al., 2009) :

(a) Taux d'égale erreur (Equal Error Rate, EER) :

Le point d'équivalence des erreurs est le taux d'exactitude croisée EER, il est déterminé par le point d'intersection entre la courbe du taux de fausses acceptations et la courbe du taux faux rejeté FAR=FRR.

(b) Taux d'erreur pondéré: (Weighted Error Rate, WER)

Ce taux d'erreur correspond au seuil tel que le FRR soit proportionnel au FAR avec un coefficient qui dépend de l'application. Pour un coefficient égal à 1, le seuil du WER est égal au seuil l'EER.

(c) FAR fixé :

Ce point de fonctionnement correspond au seuil tel que le taux FAR est égal à un taux fixé par l'application (par exemple 1% ou 0.1%). La performance du système est donnée par le taux FRR pour cette valeur de FAR fixée.

(d) FRR fixé :

- Ce point de fonctionnement correspond au seuil tel que le taux FRR est égal à un taux fixé par l'application (par exemple 1% ou 0.1%). La performance du système est donnée par le taux FAR pour le FRR fixé.

(e) Aire sous la courbe ROC (Area Under ROC Curve, AUC) :

C'est une métrique qui permet de quantifier la diversification de la distribution de scores des utilisateurs légitimes et d'imposteurs. En d'autres termes, étant données deux utilisateurs choisis au hasard, un parmi les utilisateurs légitimes et l'autre parmi les imposteurs, l'AUC représente la probabilité $P(S^{gen} > S^{imp})$ (i.e., probabilité de bon classement) (Faraggi & Reiser, 2002; A. Ross et al., 2008). Plusieurs méthodes sont proposées dans [62] pour estimer l'AUC. Tronci *et al.* [63] suggèrent une estimation de l'AUC basée sur le test statistique de Wilcoxon-Mann-Whitney (WMW) [64]. L'AUC est ainsi définie par :

$$AUC = \frac{\sum_{p=1}^{n_g} \sum_{q=1}^{n_i} I(S_p^{gen}, S_q^{imp})}{n_g n_i} \quad (18)$$

Où n_g et n_i représentent le nombre des utilisateurs légitimes et d'imposteurs respectivement, $\{S_p^{gen}\}$ et $\{S_q^{imp}\}$ correspondent aux scores des utilisateurs légitimes et d'imposteurs respectivement.

e) Les points de fonctionnement sur les courbes de performance

Sur la Figure (I.34) sont représentés des exemples des quatre types de points de fonctionnement présentés ci-dessus. La (Figure I.34) représente ces mêmes points de fonctionnement sur une courbe ROC.

Le seuil du point EER (Equal Error Rate) correspond au seuil pour lequel les deux taux d'erreurs, FAR et FRR, sont égaux, il correspond donc à l'intersection des deux courbes sur la figure (I.30). Il correspond à l'intersection de la courbe avec la première bissectrice pour les courbes ROC ou DET comme représenté sur la Figure (I.30). Sur les figures (I.34) et (I.30), sont représentés le point WER tel que $FRR = 2FAR$ et les points $FAR = 0.05$ et $FRR = 0.05$. Sur la Figure (I.30) (courbe DET), le terme de point de fonctionnement prend tout son sens car il s'agit bien d'un point localisé sur la courbe et pour lequel on peut estimer les valeurs des taux d'erreurs, FAR et FRR :

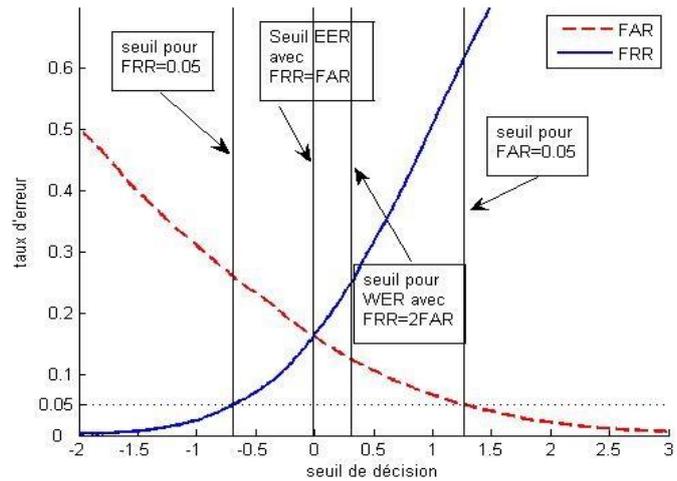


Figure I.34 Les points de fonctionnement représentés sur une courbe des taux d'erreurs en fonction du seuil de décision.

$$HTER = \frac{FAR + FRR}{2} \quad (19)$$

Cette valeur de l'HTER est plutôt utilisée pour les points de fonctionnement associés à l'EER ou proches de l'EER où les deux taux d'erreurs sont du même.

Pour les points de fonctionnement associés au WER (Weighted Error Rate), il est logique d'utiliser une valeur globale d'erreur qui tient compte de cette pondération. On utilise alors le WTER (Weighted Total Error rate) tel que :

$$WTER = \alpha FAR + (1 - \alpha) FRR \quad (20)$$

Dans notre exemple précédent où l'on cherche le point de fonctionnement qui correspond à $FRR = 2FAR$, c'est à dire $\frac{1}{3}FRR = \frac{2}{3}FAR$, la valeur de α est $\frac{2}{3}$.

Pour les deux autres points de fonctionnement qui correspondent à des valeurs fixées pour le FAR ou pour le FRR, dans ces deux cas on n'utilise pas de valeur globale du taux d'erreur mais la valeur du taux d'erreur non fixé. Par exemple pour le point correspondant à $FAR = 0.05$ on lit sur la figure (I.34) que $FRR = 0.61$.

f) Intervalle de confiance

En biométrie, les bases de données recueillies sont utilisées pour jauger la performance des systèmes biométriques. Toutefois, ces bases ne sont pas représentatives de l'ensemble de la population pour deux raisons principales. Premièrement, ces bases de données ne contiennent pas suffisamment de personnes et il y a généralement peu de données par personne. Deuxièmement, il y a souvent une différence entre le nombre de scores des utilisateurs légitime et frauduleux, ce qui n'est pas non plus représentatif de la réalité. Enfin, les taux d'erreur (EER, WER, HTER et AUC) utilisés pour illustrer la performance globale du système dépendent du revêtement - test de décapage. Pour toutes ces raisons, il est nécessaire de calculer un intervalle de confiance à l'EER pour comparer les systèmes biométriques. Cet intervalle de confiance est particulièrement important lorsque l'on compare des systèmes biométriques présentant des taux d'erreur similaires (Vibert, 2017).

14. Les applications de la Biométrie

On peut distinguer quatre types principaux d'applications biométriques : Le contrôle d'accès et l'authentification de transactions (transactions de documents), répression (la loi) et personnalisation.



Figure I.35 Exemples de domaines d'application de la biométrie

a) Contrôle d'accès

Le contrôle d'accès lui-même peut être divisé en deux sous-catégories : contrôle d'accès physique et contrôle d'accès hypothétique. Nous parlons de contrôle d'accès physique lorsqu'un utilisateur essaie d'accéder à un endroit sûr. On parle de contrôle d'accès virtuel si l'utilisateur cherche d'accéder à une ressource ou un service.

(1) Contrôle d'accès physique

Pendant longtemps, l'accès à des endroits sûrs (bâtiments ou chambres avant Exemple) fabriqué à l'aide de clés ou de badges, Insignes. Il avait une photo et un gardien était responsable de la vérification. Grâce à la biométrie, le même processus peut être effectué automatiquement de nos jours. L'une des utilisations les plus courantes de l'ingénierie. En termes de contrôle d'accès, le système est INSPASS(Hays, 1996)(Files, n.d.) (Accélérer le service d'immigration et de naturalisation des passagers système de service (mis en œuvre dans la plupart des principaux aéroports américains) New York, Washington, Los Angeles, San Francisco, etc..). Cette application permet aux passagers inclus dans un système pour éviter les listes d'attente pour contrôler les passeports. Ils ont une carte magnétique qui contient des informations sur la géométrie de leurs mains. Quand ils servent payer sur demande, cela se compare à l'information contenu sur la carte.

(2) Contrôle d'accès virtuel

Le contrôle virtuel permet l'accès, par exemple, l'accès à réseaux informatiques ou accès sécurisé aux sites Web. Les systèmes dominent le marché du contrôle d'accès virtuel sur la base des connaissances, il s'agit généralement d'un mot de passe. Avec prix bas pour l'achat de systèmes et d'applications. La biométrie devrait gagner en popularité. Un exemple d'application est l'intégration d'Apple dans MAC OS 9 Head set Recognition System (Bellegarda et al., 2001) pour protéger les fichiers utilisateur, en particulier lors de l'utilisation d'un ordinateur avec beaucoup de gens, c'est souvent le cas.

b) Authentification de transaction

L'authentification des transactions est un marché énorme car il comprend les deux retraits de GAB. Depuis les banques, les paiements par carte bancaire et les transferts d'argent Rétroéclairage, paiements à distance par téléphone ou vers Internet etc. Par conséquent, MasterCard considère les utilisations frauduleuses de la carte de crédit peuvent être réduites de 80% en utilisant cartes à puce avec reconnaissance d'empreintes digitales (O'Sullivan, 1997). Les 20% restants seront principalement dus aux paiements à distance qui y seront. Toujours risqué. Solutions pour les transactions à distance.

Très répandu, notamment pour les transactions téléphoniques. Même la technologie de reconnaissance vocale. Nuance (Nuance Verifier™ (Recognizer, 2019)) a utilisé le principal réseau d'achat, la société d'achat à distance et Charles Schwab.

c) Répression

L'une des applications biométriques les plus urgente. La répression est de la criminologie. Reconnaissance d'empreintes digitales, le numérique est l'exemple le plus connu. Il a été accepté en début du 20e siècle comme moyen d'identification formelle L'individu et son utilisation se répandent rapidement. Il existe également des applications dans le domaine judiciaire. En conséquence, T-Netix (Harper, 2015) fournit des solutions pour suivre les personnes sous surveillance en combinant les technologies Internet et la reconnaissance des locuteurs.

d) Personnalisation

Les techniques biométriques peuvent également être utilisées pour personnaliser les appareils que nous utilisons quotidiennement. Cette application biométrique offre un plus grand confort. L'utilisation pour personnaliser les paramètres de votre voiture, Siemens propose, par exemple, l'utilisation de la reconnaissance d'empreintes digitales (Brader et al., 2003). Une fois l'utilisateur identifié, le véhicule est réglé Sièges, rétroviseurs, climatisation, etc.

Ces applications peuvent être divisées en trois catégories :

Applications commerciales : comme l'ouverture d'un réseau informatique, Sécurité des données électroniques, commerce électronique, accès Internet, carte de crédit, contrôle Accès physique, téléphone portable, gestion des dossiers médicaux, étude à distance, etc.

Applications gouvernementales : comme une carte d'identité nationale, Permis de conduire, sécurité sociale, contrôle aux frontières et contrôle des passeports, etc.

Applications juridiques (légal) : telles que l'identification du corps, du cadavre, enquête criminelle, identification de terroristes, etc. Il existe plusieurs systèmes biométriques dispersés pour assurer l'identification et vérification des gens. Parmi ces systèmes, nous citons le système biométrique "Schiphol Privium "qui est déployé à l'aéroport d'Amsterdam Schiphol pour accélérer procédures d'immigration. Ce système est basé sur la reconnaissance de l'iris à l'aide carte à puce. Les passagers, qui se sont volontairement inscrits à ce système, ont introduit leur carte à une puce à l'entrée doit se tenir devant la caméra qui acquiert l'image des yeux. Alors, le processus système utilise cette image pour localiser et extraire l'iris copie exacte. Enfin, ce dernier est comparé par rapport à celui enregistré en carte à puce pour vérifier l'identité du passager.

15. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté notre contexte général à la biométrie. Prés une introduction générale sur la biométrie, ses modalités et ses techniques, nous avons détaillés les critères d'évaluation des systèmes biométriques. Nous avons présenté les limitations et les applications des systèmes biométriques. Ainsi, nous avons présenté le principe de fonctionnement et l'architecture d'un système biométrique uni et multi modalité.

Dans ce travail, nous proposons une modalité biométrique pour une haute de sécurité des données qui est « la rétine », mais cette dernière souffre de quelques faiblesses, dû à certains facteurs à savoir sa structure dense, la qualité détériorée de ces acquisitions et les imperfections présentes en cas des pathologies rétiniennes. Alors, on va proposer des solutions pour pallier ces problèmes des images rétiniennes.

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 rétiniennes existantes.

II. Chapitre 2

La biométrie

Par

La rétine

II. Chapitre 2

| | | |
|----|---|----|
| 1. | <u>Introduction</u> | 33 |
| 2. | <u>Anatomie de la rétine</u> | 33 |
| 3. | <u>La biométrie de la rétine</u> | 36 |
| 4. | <u>Les outils de traitement des images couleur du fond d'œil</u> | 44 |
| 5. | <u>État de l'art des méthodes existantes portant sur la biométrie par la rétine</u> | 58 |
| 6. | <u>Conclusion</u> | 66 |

1. Introduction

La biométrie fait référence à la reconnaissance et à l'identification automatiques des individus en fonction de leurs caractéristiques physiques ou comportementales. Pour toute mesure devant être qualifiée de caractéristique biométrique, elle doit posséder les qualités comme, l'universalité, le caractère distinctif, permanence et Collectibilité. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'une des modalités les plus morphologiques, en particulier, le traitement d'image rétinienne en biométrie. En effet, la rétine est l'une des modalités les plus sûres en raison de sa protection à l'intérieur de l'œil. De plus, le réseau vasculaire rétinien est un modèle unique de chaque individu et ne change pas tout au long de 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 dans le temps et sa difficulté à falsifier. L'anatomie de la rétine a une structure riche contenant de nombreuses caractéristiques et composants rétiniens tels que le disque optique, la macula et la fovéa. De plus, la rétine est traversée par des vaisseaux sanguins. Dans la section 2 et 3, on va intéresser sur l'anatomie de la rétine, ainsi que les points forts et faibles de la biométrie par la rétine et les pathologies qui touche la rétine. Dans 4^{ème} section, on s'intéresse sur les méthodes de traitements des images de fond d'œil, ensuite dans 5^{ème} section, un état d'art sur les méthodes existants sur la biométrie par la rétine. Enfin, on termine par une conclusion.

2. Anatomie de la rétine

a) ANATOMIE MACROSCOPIQUE

La rétine "visuelle", la membrane interne du globe oculaire, s'étend de la papille à l'Ora serrata. C'est un film mince, rose, translucide et très vasculaire. Avant, il s'étend jusqu'à la surface postérieure du corps ciliaire et de l'iris par un réticulum atrophique exempt de cellules photoréceptrices(Ducasse & Arndt, 2011).

b) ANATOMIE TOPOGRAPHIQUE

On distingue deux grandes zones : la rétine centrale et la rétine périphérique(Caputo et al., 2012; Ducasse & Arndt, 2011).

(1) RÉTINE CENTRALE

La rétine centrale (figure II.1), de 5 à 6 mm de diamètre, est située au pôle postérieur de l'œil entre les branches temporales supérieure et inférieure de l'artère rétinienne centrale :

– **la fovéola** : La dépression centrale se produit en deux gouttes papillaires à partir du bord temporel de la papille, d'un diamètre de 200 à 300 μm .

– **la fovéa** : La région elliptique mesure 2 mm de large et 1 mm de haut, ce qui comprend la fovéa au centre et la partie supérieure qui limite le développement de la dépression. Il apparaît légèrement jaunâtre en raison de la présence de teinture de xanthophylle. Les capillaires de la rétine s'arrêtent à 300 μm du centre de la fovéa, limitant la région vasculaire centrale de 500 à 600 μm .

– **la région maculaire** : constituée par la fovéa et les régions para et péri fovéale qui l'entourent.

(2) RÉTINE PÉRIPHÉRIQUE



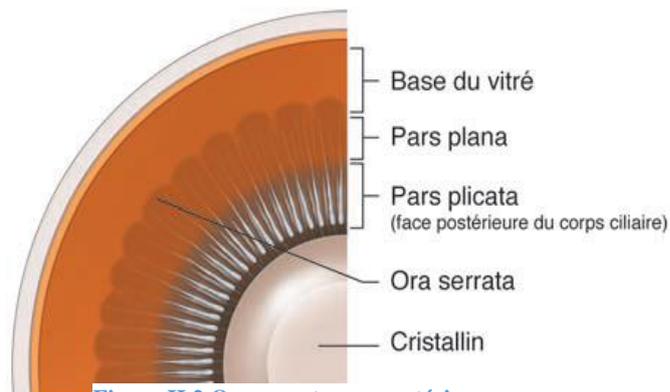
Figure II.1 Image du fond d'œil et aspect en tomographie en cohérence optique (OCT) en analyse temporelle (Time Domain). 1. Fovéola. 2. Fovéa. 3. Région maculaire.

– la **périphérie proche**, qui prolonge la rétine centrale sur 1,5 MM.

– la **périphérie moyenne**, mesurant 3 MM.

– la **périphérie éloignée**, étendue sur 9 à 10 mm en temporal et 16 mm en nasal.

– l'**Ora serrata**, ou extrême périphérie, mesurant 2,1 mm en temporal et 0,8 mm en nasal figure (II.2).



c) ANATOMIE MICROSCOPIE

La rétine est un tissu neurosensoriel constitué de neurones. Histologiquement, on lui décrit dix couches figure (II.3)(Duke-Elder, 1961; Stone & Johnston, 1981) :

– l'épithélium pigmentaire rétinien (1).

– les photorécepteurs : couche des articles externes des photorécepteurs (2), membrane limitante externe (3) et couche nucléaire externe (corps cellulaires des photorécepteurs) (4).

– les cellules bipolaires : couche plexiforme externe (5), couche nucléaire interne (6) et couche plexiforme interne (7).

– les cellules ganglionnaires : couche ganglionnaire (8), couche des fibres nerveuses optiques (9) et la limitante interne (10).

(1) L'épithélium pigmentaire :

Couche unistratifiée de 10 μm à 20 μm d'épaisseur, est constituée de cellules hexagonales contenant des grains de mélanine et des phagosomes de 2 μm de diamètre, correspondant aux lames des matériaux externes des macrophages. Ces cellules sont fixées horizontalement les unes aux autres par un système de jonction très robuste, les zonules forment un blocage et les zonules adhérentes. L'épithélium pigmentaire a quatre rôles principaux : un écran, une zone d'échange hydroélectrique, un échange d'oxygène, un stockage de vitamine A et, enfin, de phagocytose des articles externes des photorécepteurs.

Les autres couches forment la rétine neurosensorielle :

(2) La couche des photorécepteurs :

On compte 110 à 130 millions de bâtonnets pour 7 millions de cônes. Les cônes prédominent au niveau de la zone fovéolaire, tandis que les premiers bâtonnets ne sont visibles qu'à 500 μm de la fovéola. Ce sont ces photorécepteurs qui réagissent aux rayons lumineux par des phénomènes biochimiques (cycle de la rhodopsine contenue dans les disques de leurs articles externes).

(3) La couche des cellules bipolaires :

Ces neurones permettent aux photorécepteurs de rejoindre les cellules de la couche suivante.

(4) La couche des cellules ganglionnaires :

Leurs axones très longs vont gagner le nerf optique et amener vers le corps géniculé latéral les informations visuelles. À l'intérieur de la rétine neurosensorielle, d'autres cellules jouent un rôle important :

– les cellules horizontales et les cellules amacrines permettant la diffusion latérale des informations perçues.

– les cellules de Müller, de disposition radiale, ont un rôle nourricier, de soutien et de cohérence : leurs limites externes dessinent la membrane limitante externe, tandis que la réunion de leurs membranes basales constitue une véritable paroi, la membrane limitante interne, au contact du cortex vitréen.

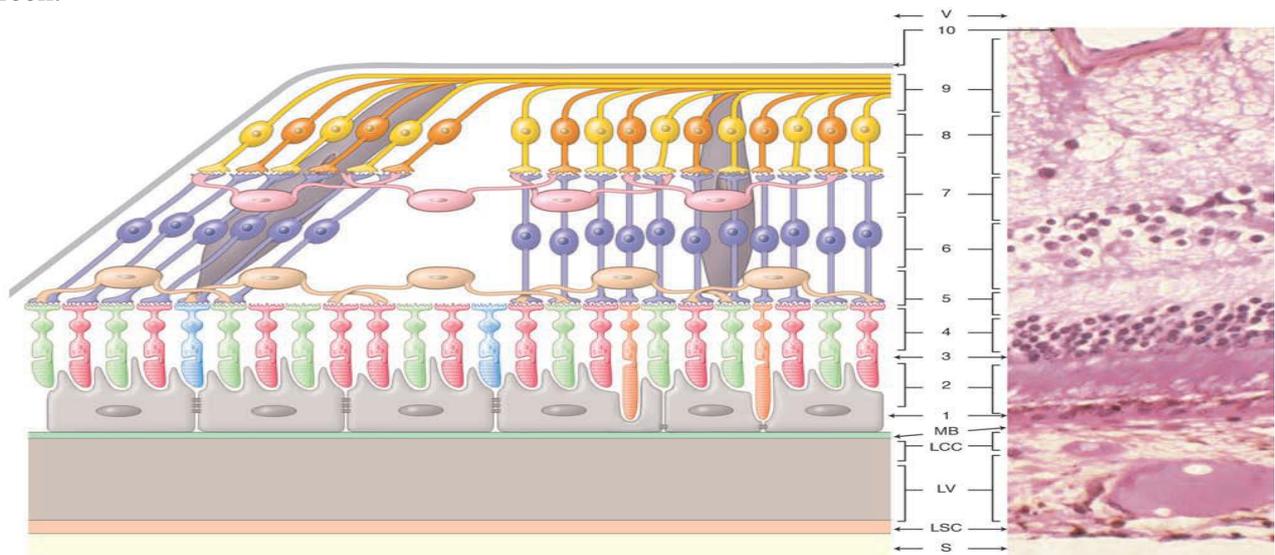


Figure II.3 Couches réiniennes et distribution des principales cellules réiniennes

1. Épithélium pigmentaire rétinien. 2. Articles externes des photorécepteurs. 3. Membrane limitante externe. 4. Couche nucléaire externe (corps Cellulaires des photorécepteurs). 5. Couche plexiforme externe. 6. Couche nucléaire interne. 7. Couche plexiforme interne. 8. Couche des noyaux Des cellules ganglionnaires. 9. Couche des axones des cellules ganglionnaires. 10. Limitante interne.

Nature des cellules réiniennes : épithélium pigmentaire, unistratifié et jointif (gris-noir) ; photorécepteurs : cônes (rouge, vert, bleu ciel) et bâtonnets (Orange) ; cellules horizontales (jaune) ; cellules bipolaires (autre couleur que orange mais alternance clair et foncé) ; cellules amacrines (rose) ; Cellules ganglionnaires (bleu clair et bleu foncé) ; cellules de Müller (brun).

Sur la droite, une distribution verticale des cellules gliales (cellules de Müller), bipolaires et ganglionnaires est représentée, correspondant à la Rétine périphérique et, à gauche du schéma, il existe une disposition oblique de ces cellules gliales et neuronales de deuxièmes et troisièmes ordres, Ce qui correspond au bord de la fovéola.

S, sclère ; SC, couche supra choroïdienne ; C, choroïde ; CC, couche choriocapillaire ; MB, membrane de Bruch ; V, vitré.

(Cliché : laboratoire d'anatomie et de cytologie pathologiques, CHR de Reims, Pr M. Pluot.)

d) PARTICULARITÉS ANATOMIQUES

(1) MACULA

La rétine centrale, d'un diamètre de 1,5 mm, présente des limites histologiquement bien définies qui sont représentées par : des photorécepteurs uniquement de type cône, l'épaisseur diminuée des couches nucléaires, l'orientation des fibres dans la couche plexiforme externe : les axones des cônes et des bâtonnets sont orientés radialement à partir de la fovéa et constituent les fibres de Henlé et la limite périphérique de la macula correspondant à la zone où les cellules ganglionnaires sont réparties sur une seule couche.

La zone maculaire se divise en fovéa, para fovéa et péri fovéa. La fovéa est une dépression de la rétine et comprend la fovéola au centre et le clivus qui borde latéralement la dépression fovéolaire. Sur le plan histologique, les photorécepteurs sont tous des cônes.

(2) ORA SERRATA

L'Ora serrata représente la zone de jonction entre le corps ciliaire et la rétine. Cette transition est abrupte, l'épithélium pigmentaire étant en continuité directe avec les cellules pigmentaires de l'épithélium ciliaire, tandis que la neuro rétine se poursuit avec la couche des cellules claires de l'épithélium du corps ciliaire. En augmentant en âge, des espaces cystoïdes se forment dans les couches plexiformes. Ces espaces sont remplis de mucopolysaccharides et bordés par les cellules de Müller.

(3) TÊTE DU NERF OPTIQUE (disque optique)

La papille (ou tête du nerf optique ou disque optique) est l'origine du nerf optique. Elle est constituée par la convergence des fibres nerveuses issues des cellules ganglionnaires. Dépourvue de cellules photoréceptrices, la zone papillaire est « aveugle ». La lame criblée se caractérise par la présence de fibroblastes provenant de la sclère, les fibres nerveuses forment un bombement lorsqu'elles pénètrent la zone préliminaire. Sa vascularisation, indépendante de l'artère et de la veine centrale de la rétine qui la traversent, est assurée par des capillaires particulièrement sensibles à l'équilibre entre pression oculaire et pression artérielle. Les axones amyéliniques dans la rétine se myélinisent après la papille et forment le nerf optique.

(4) ŒDÈME MACULAIRE

L'œdème maculaire est défini par l'accumulation de liquide dans la rétine maculaire. L'œdème maculaire cystoïde (OMC) correspond à la formation de cavités (logettes) essentiellement au sein de la couche rétinienne plexiforme externe (couche des fibres de Henlé) et de la couche rétinienne nucléaire interne. L'œdème maculaire prend une disposition en rayon de roue, à centre maculaire et à périphérie externe. À l'examen histologique, il se présente sous forme de vastes espaces à contours ronds ou ovalaires, remplis d'une substance optiquement vide ou comportant un matériel finement granuleux éosinophile.

(5) Le réseau vasculaire

Transporte le sang qui est nécessaire pour l'alimentation du tissu rétinien. La détection des vaisseaux est essentielle pour le recalage d'images, car sa structure ne change pas d'un examen à l'autre ; sa détection a également de l'importance pour l'élimination des faux positifs dans la détection des micros anévrismes et des hémorragies (Ducasse et al., 1983).

(a) VASCULARISATION ARTÉRIELLE

La vascularisation artérielle de la rétine est assurée, pour les couches externes, par la choriocapillaire qui forme une couche unique de capillaires d'un diamètre de 12 μm à 200 μm provenant des ramifications des artères ciliaires courtes postérieures et des artères récurrentes du grand cercle artériel de l'iris en avant. Ce sont les plus volumineux capillaires de l'organisme. Ils sont fenestrés et ne présentent pas de péricytes. Les couches internes sont vascularisées par les branches de l'artère centrale de la rétine, elle-même branche de l'artère ophtalmique (Ducasse et al., 1983), pénétrant toujours le nerf optique par sa face inférieure, là où la fente embryonnaire s'est fermée. Son calibre est faible : 0,1 mm à 0,5 mm de diamètre. Cheminant à l'intérieur du nerf optique, elle émerge au niveau de la papille optique et se divise habituellement en quatre branches terminales : deux branches temporales et deux branches nasales. Une artère ciliorétinienne émanant du cercle artériel de Zinn peut, chez 6 % à 20 % des sujets, émerger du bord temporal de la papille et suppléer en partie les branches de l'artère centrale de la rétine. Les capillaires issus des branches de l'artère centrale de la rétine sont des capillaires non fenestrés de 3 μm à 6 μm de diamètre. Leur paroi est formée des cellules endothéliales jointives et comporte des péricytes.

(b) VASCULARISATION VEINEUSE

Elle est assurée principalement par la veine centrale de la rétine qui se forme au niveau de la papille optique par fusion (en général) de quatre branches : deux veines temporales supérieure et inférieure et deux veines nasales supérieure et inférieure. Cette veine se jette dans la veine ophtalmique supérieure qui gagne le sinus caverneux.

3. 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 imposteurs. Dans ce contexte, la rétine apparaît comme une très intéressante caractéristique biométrique (Carleton, 1936).

a) Les points forts de la rétine

(1) L'universalité

La rétine est la couche sensorielle de l'œil, responsable à la vision. Elle se présente chez tous individus comme l'indique la Figure (II.4). 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 (I.4)(Condurache et al., 2012).

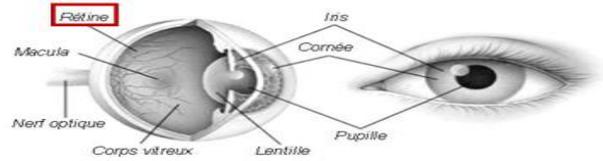


Figure II.4 Anatomie de la rétine

(2) L'unicité

L'arbre de vaisseaux rétiniens est l'élément qui permet de distinguer deux rétines, comme l'illustre la Figure (II.5). 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(Condurache et al., 2012).

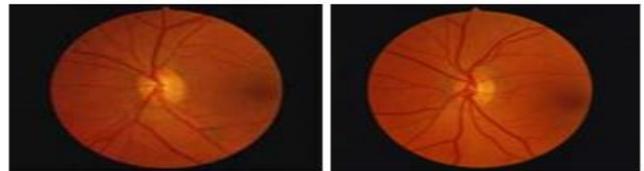


Figure II.5 L'unicité de l'arbre vasculaire rétinien entre deux jumeaux

(3) 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 (Condurache et al., 2012). La Figure (II.6) illustre bien cette richesse des points caractéristiques de la rétine. Cette riche caractérisation influence la précision et la performance du système biométrique rétinien.

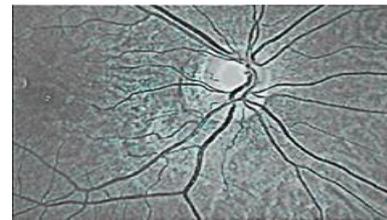


Figure II.6 Extraction de points caractéristiques de la rétine

(4) La robustesse et la performance

La disposition des veines rétiniennes garantit une bonne fiabilité et une résistance élevée contre la fraude, car il s'agit de la couche interne de l'œil. En outre, ils sont également moins sujets aux blessures, ce qui réduit la possibilité d'erreurs de fausse acceptation ou de faux rejet chez les individus. Cette force est également due à la grande diversité dans la distribution des vaisseaux rétiniens des individus (caractère unique et mesurable) (Chihaoui, 2018). Par conséquent, le modèle de l'arbre peut être considéré comme une propriété biométrique valable pour l'authentification personnelle car il est unique et universel et ne change pas avec le temps et est difficile à forger. Pour toutes ces raisons, et compte tenu du contexte de sécurité actuel, nous nous intéressons à ce projet de mémoire dans l'étude, le développement et l'évaluation du nouveau système d'authentification biométrique basé sur la rétine. De plus, comme toutes les autres propriétés morphologiques, la rétine peut présenter des défauts.

b) Les points faibles de la rétine

(1) Acquisition

En conséquence directe du développement des scanners graphiques rétiniens, la qualité de l'image rétinienne obtenue s'est détériorée (Chihaoui, 2018). Cette meilleure acceptation a donc conduit à la nécessité d'outils plus puissants pour l'analyse des données rétiniennes. En dehors de la qualité réduite de l'image rétinienne capturée, les images rétiniennes peuvent être affectées par de nombreux défauts. En effet, dans un premier temps, certaines contraintes sont souvent créées par le processus d'acquisition comme le faible contraste, le contraste de la densité de fond et certains décalages d'ingénierie (translation, rotation, mise à l'échelle, etc.). Cela nécessite un prétraitement et

une analyse de l'image rétinienne acquise, afin d'extraire de fortes propriétés rétiniennes de ces changements.

(2) Densité de l'information rétinienne

En raison de sa structure riche en propriétés géométriques telles que la macula, le disque optique et la fovéa, la rétine ne peut généralement pas être traitée avec une approche globale dans laquelle nous analysons l'image en pointillés de la rétine dans son ensemble. Comme le montre la figure (II.7), la rétine est traversée par les vaisseaux sanguins qui apparaissent au niveau du disque optique. Une variété de configurations vasculaires montrera la même variété que les empreintes digitales. Cette structure généralement dense rend les traitements plus compliqués et risque d'augmenter considérablement les temps de calcul.

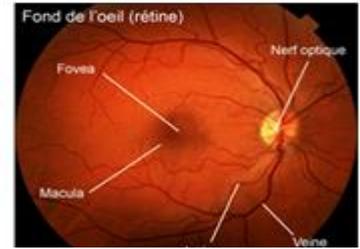


Figure II.7 La structure de l'image rétinienne.

(3) Pathologies rétiniennes

Les maladies qui affectent la rétine peuvent également être des symptômes de maladies oculaires ou systémiques. Cependant, de nombreux granulocytes affectent la rétine, et la présentation de la moitié d'entre eux ne fait pas l'objet de notre manuscrit. Une description des principales maladies est suggérée (Osareh, 2004) :

(a) La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Âge (DMLA)

Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age, ou DMLA (ARMD pour Age Related Macular Disease) s'agit d'un changement macroscopique acquis, non héréditaire, des frottis qui affecte les personnes de plus de 50 ans, ce qui entraîne une diminution progressive de la vision entraînant une perte de la vision centrale. Ces patients ne deviennent pas aveugles mais perdent tout champ de vision utile pour la lecture, la conduite et une vision précise. Par conséquent, ils restent généralement indépendants avec la possibilité de se déplacer, de se promener, mais ils ne sont plus en mesure de lire, de regarder la télévision ou de conduire. La DMLA était autrefois appelée dégénérescence maculaire sénile (DMS). Des lésions primaires apparaissent au niveau de l'épithélium pigmentaire (EP), ce qui conduit progressivement à une détérioration permanente des cellules optiques : cônes et bâtonnets. Ensuite, nous voyons l'apparition d'une atrophie (forme sèche) ou l'apparition de nouveaux vaisseaux choroïdiens ou semi-cardiaques qui traversent la membrane de Bruch. C'est la formation de vaisseaux sanguins qui entraînera toutes les complications que combattent les ophtalmologistes (hémorragie vitreuse, œdème rétinien, fibrose, décollement de la rétine). Ce changement d'EP est associé à des troubles vasculaires de la choroïde. Les drusens sont souvent observés dans la partie inférieure de l'œil, et apparaissent sous forme de points jaunes de petit diamètre, plus ou moins focalisés sur la macula. Il semble que Drusens associe ou se prépare au développement de la DMLA. Mais ces formations sont très fréquentes chez la plupart des patients et leur présence ne signifie pas automatiquement une future diminution de la vision. Les drusens peuvent développer ou se rapporter aux formes de DMLA (Algvere & Seregard, 2002; Caren Bellmann et al., 2002; Y.-Z. Wang et al., 2002).

Maculopathie Liée à l'Age (MLA) représente le stade précoce de la maladie. Elle n'est pas ou peu symptomatique sur le plan visuel. Elle est caractérisée par la présence dans l'aire maculaire d'altération au niveau de l'épithélium pigmentaire et/ou de dépôts au niveau de la rétine appelés Drusens. La présence d'une MLA à un ou deux yeux entraîne un risque de développer une DMLA à 5 ans. Selon l'importance de la MLA, des traitements préventifs par antioxydants peuvent être prescrits. Il existe deux formes de DMLA (Hyman & Neborsky, 2002) :

La forme atrophique est compatible avec 80% des patients atteints de dégénérescence maculaire liée à l'âge. Familièrement appelée forme "sèche", des drusens maculaires et des surfaces focales bien délimitées d'atrophie de l'épithélium pigmentaire rétinien associées à des degrés variables de perte

de choriocapillaire sont présentes. Elle affecte souvent les deux yeux, avec une évolution lente. Les patients éprouvent une réduction significative de la vision centrale mais maintiennent un champ périphérique visuel utile pour le mouvement.

La forme exsudative ou "humide" affecte 20% des patients atteints de DMLA. Elle est caractérisée par la présence de fluide et d'hémorragies sous l'épithélium pigmentaire rétinien ou la rétine sensorielle due à une néovascularisation choroïdienne. De nouveaux vaisseaux sont créés dans la rétine, mais ils sont très fragiles, ce qui peut entraîner des saignements. Ces nouveaux vaisseaux sont soit "mystérieux" (se développant sous l'épithélium pigmentaire) soit "visibles" (épithéliaux). Les sécrétions provoquent une accumulation de liquide à l'intérieur de la tâche. Un certain nombre de formes atrophiques peuvent se développer en formes exsudatives. Au stade précoce, commun aux deux formes de DMLA, de petits points jaunes appelés drusens apparaissent à l'arrière de l'œil, ce qui correspond aux restes des cellules rétinienne (Birch et al., 2002; Evans, 2002).

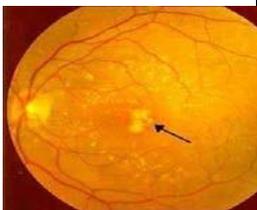
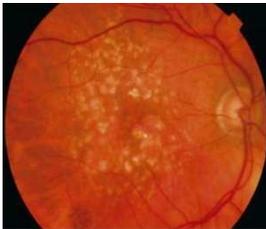
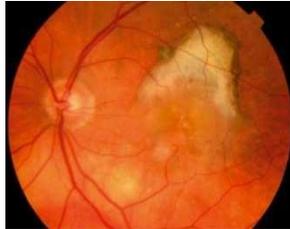
| Formes cliniques | La forme précoce | La forme atrophique ou « sèche » | La forme exsudative ou « humide » |
|-------------------------------|---|--|---|
| Signes cliniques | -pas de signe fonctionnel à ce stade -ou une légère diminution des contrastes | -forme représentant 80 % des DMLA. -baisse d'acuité progressive de près et de loin avec diminution des contrastes et de la luminosité. | -20% des cas -évolution est plus rapide et plus sévère que la forme atrophique - C'est une complication de la DMLA pouvant se produire à n'importe quel stade. - baisse brutale de l'acuité visuelle ainsi que des métamorphopsies |
| Signes présents au fond d'œil | -présence de drusen -petites taches blanches visibles sur la rétine, correspondant à l'accumulation de déchets provenant des cellules de l'épithélium pigmentaire rétinien, se collectant sous la membrane basale de cet épithélium, et ayant tendance à la confluence. | - drusens plus nombreux, plus grands, plus confluents -atrophie géographique de l'épithélium pigmentaire, de la racine sous-jacente (lésions arrondies, d'aspect pâle par rapport à la rétine avoisinante, augmentant de taille, devenant confluentes) et finissant par donner une cicatrice atrophique ronde et centrale nommée scotome central. | - les métamorphopsies résultent de l'apparition de néovaisseaux sous rétinien. -par leur extrême fragilité, ces vaisseaux anormaux peuvent entraîner un œdème au niveau de la macula, responsable des déformations visuelles ou des hémorragies sous la rétine, provoquant alors l'apparition d'une tache sombre au centre de la vision. |
| Figure |  <p>Drusen</p> <p>Figure II.10 MLA</p> |  <p>Figure II.8 DMLA atrophique</p> |  <p>Figure II.9 DMLA humide</p> |

Tableau II.1 Les signes et les formes DMLA

Des études démographiques ont montré que l'âge est le principal facteur parmi les facteurs de risque de DMLA. Dans les pays industrialisés, 10% des personnes de plus de 65 ans et 25% des personnes de plus de 75 ans souffrent de DMLA. Les autres facteurs de risque sont les femmes, l'hypertension artérielle, l'hypercholestérolémie, les maladies cardiovasculaires, les antécédents

familiaux, le tabagisme, la dimension visuelle et les couleurs vives de l'iris. L'ethnicité est également un facteur de risque important. L'étude longitudinale Multi-Ethnic Study of Atherosclerosis (MESA), menée pendant 10 ans, rapporte que la prévalence la plus élevée de DMLA se trouve chez les Caucasiens (5,4%) et la plus faible chez les Afro-Américains (2,4%). La population médiane était hispanique (4,2%) et asiatique (4,6%).

(b) La Rétinopathie Diabétique (RD)

La rétinopathie est une complication du diabète. Le diabète est causé par une défaillance des mécanismes de régulation de la glycémie, ce qui entraîne une glycémie élevée. Cependant, une glycémie élevée endommage les petits et les gros vaisseaux sanguins. L'objectif principal du glucose est l'endothélium (le tissu qui se compose de la paroi interne des vaisseaux, constituée de cellules épithéliales) et la plaque basale (sur laquelle reposent les cellules épithéliales et est responsable de la fourniture des nutriments à l'endothélium) (Corrêa & Eagle Jr, 2005; Sjølie et al., 1997). Des niveaux élevés de glucose et d'insuline dans le sang peuvent affecter les interactions entre les cellules endothéliales et augmenter la viscosité du sang, modifiant ainsi chimiquement certaines protéines. Dans le cas de la rétine, ces effets peuvent entraîner deux types de réactions (Guyot - Argenton, 2003; T. E. Walter, 2003) :

- Ischémie, connue sous le nom de diminution du flux sanguin artériel vers l'organe, généralement en raison d'une obstruction de l'artère. Dans la rétine, ce blocage peut entraîner la croissance de nouveaux vaisseaux qui peuvent provoquer des saignements et provoquer un décollement de la rétine. À ce stade, la RD atteint le stade de la reproduction.

- Rupture de la barrière sanguine rétinienne. Le fluide émis peut provoquer un gonflement maculaire et endommager les photorécepteurs. Ces complications sont appelées œdèmes maculaires diabétiques (OMD). L'ischémie peut entraîner un blocage du transport axonal (déplacement de mitochondries, lipides, protéines et autres cellules dans le corps du neurone, permettant le renouvellement de celui-ci). L'accumulation axoplasmique dans la couche des fibres optiques entraîne des lésions appelées Cotton wool spots, d'apparence blanche et aux frontières floues. Cliniquement, il s'observe principalement par l'épaississement de la rétine dans la région maculaire et par la présence d'exsudats durs proches de la macula. Les exsudats durs sont des résidus de lipides qui se déposent dans la couche plexiforme externe. La Early Treatment Diabetic Retinopathy Study (ETDRS) (Early Treatment Diabetic Retinopathy Study Research Group et al (1991)) définit une nomenclature de l'avancée de la maladie en fonction des lésions observées. En résumé, la maladie peut se classer en trois types selon son stade (Wilkinson et al., 2003) :

- Rétinopathie non proliférante légère : • Microanévrismes

- Rétinopathie non proliférante modérée : • Microanévrismes • Exsudats secs • Nodules cotonneux (« nodules dysuriques ») • Hémorragies rétinienne punctiformes

- Rétinopathie non proliférante sévère (rétinopathie pré-proliférante) : • Association aux signes précédents : • Des modifications veineuses. • Des hémorragies intra rétinienne étendues.

- Rétinopathie proliférante non compliquée : • néovaisseaux pré-rétiniens. • néovaisseaux pré papillaires.

- Rétinopathie diabétique proliférante compliquée : • Hémorragie du vitré. • Décollement de la rétine par traction. • Glaucome néo vasculaire.

- MACULOPATHIES DIABÉTIQUES : • Œdème maculaire diffus, non cystoïde ou cystoïde. • Œdème maculaire focal. • Maculopathie ischémique.

- Maculopathie ischémiques.

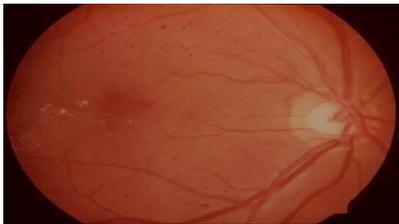


Figure II.11 Rétinopathie diabétique non proliférante minimale



Figure II.12 Rétinopathie diabétique proliférante

(c) Glaucome

Le terme glaucome fait référence à une augmentation de la pression intraoculaire causant des dommages au nerf optique (qui envoie des informations visuelles au cerveau) et au champ visuel (zone visuelle). Le glaucome est une maladie oculaire qui affecte principalement les personnes de plus de 45 ans et provoque une diminution irréversible du champ de vision. C'est le résultat d'une lésion du nerf optique. C'est la vision périphérique qui est affectée en premier. S'ils ne reçoivent pas de traitement, la personne qui en souffre peut devenir aveugle. Le glaucome est la deuxième cause de cécité au monde après les cataractes. Dans le cas du glaucome, une pression intraoculaire élevée est souvent au premier plan, mais la maladie est liée au nerf optique et à ses conséquences sur le champ visuel. L'atrophie progressive du nerf optique, qui provoque la détérioration progressive du champ visuel, devient aveugle si elle n'est pas traitée. Les critères diagnostiques ont considérablement évolué ces dernières années. Toutes les personnes souffrant d'hypertension artérielle dans l'œil ne souffriront pas de glaucome, et certaines personnes dont la pression est considérée comme normale selon les anciennes normes (c'est-à-dire entre 10 et 21 mm Hg) seront affectées par le glaucome (Al-Shamiri & Al-Mahweeti, n.d.). Il existe différents glaucomes

(i) Glaucome chronique à angle fermé GCF

Rarement, cela se produit en raison d'une augmentation soudaine de la pression intraoculaire. Il s'agit d'une urgence médicale. Il provoque une douleur oculaire sévère et d'autres symptômes visibles, tels qu'une mauvaise vue et des halos colorés autour des lumières. La pression oculaire atteint parfois 80 mm Hg. En général, ces crises surviennent le soir lorsque l'éclairage est faible et que les pupilles sont grands. Si ce type de glaucome n'est pas traité rapidement, la personne peut devenir aveugle. Si le traitement est effectué à temps, le risque de cécité est considérablement réduit. Le glaucome attaque d'abord la fermeture de l'angle et généralement un seul œil, puis il peut se propager à l'autre sans contrôle adéquat et traitement préventif. Il y a deux facteurs requis pour qu'une crise se produise :

Prédisposition anatomique : coin étroit de l'iris cornéen.

Dilatation pupillaire (l'ouverture centrale de l'iris, où passent les rayons lumineux) : après un séjour prolongé dans l'obscurité, le stress ou l'utilisation d'un médicament qui dilate la pupille, comme les antispasmodiques, les antihistaminiques, les antidépresseurs et les nitrates.

(ii) Glaucome chronique à angle ouvert GCAO

Dans la plupart des cas, ce type de glaucome se forme lentement sans provoquer de symptômes, sur une période de 10 à 20 ans. L'"angle" de la question est celui qui consiste en le point de contact entre l'iris et la cornée. L'angle est appelé l'angle irido-cornéen et sous cette forme-là plus courante, l'angle est ouvert. Les deux yeux sont généralement touchés. L'un des signes avant-coureurs importants est une augmentation progressive de la pression (pression intraoculaire) à l'intérieur de l'œil. Habituellement, cela ne doit pas dépasser 21 mm Hg (mm Hg). La pression oculaire peut être mesurée à l'aide du toniomètre Goldman ou du tonomètre déconnecté qui émet un petit jet d'air sur l'œil. Cette pression artérielle élevée passe souvent inaperçue et constitue une découverte heureuse lors d'un examen de routine. Parfois, dans certains cas, en particulier lorsque la pression oculaire est trop élevée (au-dessus de 30 mm Hg), des maux de tête et des douleurs oculaires qui se propagent à

l'arrière de la tête peuvent être ressentis pour percevoir du brouillard visuel ou des auras colorées devant des lumières vives. Mais cela reste relativement rare.

Les principaux facteurs de risque de glaucome sont des antécédents familiaux de glaucome, de myopie, de diabète, d'hypotension (à l'opposé de l'hypertension artérielle) et de certaines conditions qui suggèrent des spasmes vasculaires (migraines).

(iii) Les autres glaucomes

Il existe également des formes secondaires de glaucome qui peuvent résulter d'un traumatisme oculaire, de maladies inflammatoires oculaires ou d'un traitement à la cortisone. Des formes extrêmement rares de glaucome peuvent survenir dès la naissance (glaucome congénital) et il existe également de nombreuses autres formes rares de glaucome associées ou non à une maladie générale. On peut donc parler des glaucomes au lieu de "glaucome". Cependant, la forme la plus courante de glaucome est le glaucome chronique à angle ouvert et c'est cette forme dont on parle souvent lorsqu'on parle de "glaucome" (Lee et al., 2020).

(d) Autres Maladies

Les trois maladies décrites précédemment sont la principale cause de cécité progressive. Cependant, c'est loin d'être les seules conditions qui affectent la rétine. Par exemple, la rétinopathie, l'hypertension artérielle et l'athérosclérose entraînent une modification du rapport artère / veine (AVR) dans la rétine. Cela peut avoir de graves conséquences, par exemple, une diminution de ce pourcentage augmente le risque d'infarctus du myocarde. Rétinopathie hypertensive est le résultat de l'hypertension artérielle, et l'athérosclérose est une manifestation qui affecte les artères par l'apparition de plaques athérosclérotiques (dépôts graisseux aux frontières de la muqueuse, graisses, calcium et cellules sanguines, ce qui provoque une diminution de circulation artérielle). L'hypertension artérielle est également une cause possible d'ischémie et donc de l'apparition de taches de Cotton Wool Spot. D'autres maladies systémiques peuvent être détectées dans la rétine. Le gonflement de la papille (œdème papillaire), par exemple, peut être causé par une augmentation de la pression intracrânienne, une tumeur cérébrale, une insuffisance respiratoire, le syndrome de Guillain-Barry ... en outre, les maladies cardio-vasculaires peuvent également entraîner une occlusion artérielle et veineuse (blocage soudain) le réseau, souvent à cause d'un caillot) (Q. Wang et al., 2020).

c) Techniques d'acquisition des images rétinienne

Il existe plusieurs méthodes d'acquisitions, dans ce qui suit on va présenter quelques techniques principales dans les images rétinienne :

(1) Angiographie à la fluorescéine et ICG

L'imagerie conventionnelle utilise des filtres de couleur tandis que les numérisations au laser à point focal (SLO) utilisent différentes sources laser (IR, bleu). La fluorescence repose sur l'émission de lumière provoquée par l'excitation d'une molécule (fluorescéine ou vert indocyanine), généralement en absorbant le photon immédiatement suivi d'une émission spontanée figure (II.13).



Figure II.13 Angiographie TRc-50dx

(a) Angiographie à la fluorescéine

Lors de l'excitation de la lumière bleue (488 nm), le spectre d'émission de fluorescéine est jaune et vert (530 nm) et ne traverse pas l'épithélium pigmentaire ou le pigment central de la xanthophylle. En raison de son faible poids moléculaire, la fluorescéine est très courante dans les vaisseaux. Ainsi, l'angiographie à la fluorescéine sera utilisée pour analyser notamment les troubles vasculaires de la rétine. L'aspect dynamique de cette revue est nécessaire et repose sur une analyse des temps de remplissage. L'hypersensibilité peut être due à la prolifération (œdème maculaire, nouveaux vaisseaux), la coloration, l'effet de fenêtre (atrophie), l'agrégation de fluorescence ou l'accumulation dans un espace clos (DSR, DEP, décrochage de l'œdème). Un manque d'éclat peut être observé en cas de perfusion non rétinienne ou d'effet du masque (saignement, écoulement). La présence dans la salle d'examen d'adrénaline et d'un chariot de réanimation est indispensable. L'utilisation de fluorescéine doit être évitée chez la femme enceinte en l'absence de données rapportées. Il doit être administré en une demi-dose chez les patients présentant une insuffisance rénale (Manivannan et al., 2005).

(b) . Angiographie au vert d'indocyanine (ICG)

Cet examen nécessite l'utilisation d'un filtre infrarouge. L'ICG ne permet pas la détection de détails inférieurs à 50µm (contre 5 µm pour la fluorescéine) et n'est pas très étalable. Par conséquent, il fournira une bonne vue des vaisseaux choroïdiens et est utile pour diagnostiquer les vaisseaux choroïdiens, les maladies vasculaires néoplasiques, les CRSC, les phénomènes inflammatoires, les anévrismes et les maladies tumorales (Desmettre et al., 2000).

Ophthalmoscopy à balayage laser (scanning laser ophthalmoscopy [SLO])

SLO génère des images de la rétine similaires à celles de l'image du fond d'œil, mais cette technique permet une meilleure flexibilité que l'imagerie du fond d'œil. Un faisceau laser de longueur d'onde est utilisé près de la plage infrarouge (675, 790 ou 810-890 nm) qui balaye rapidement la rétine en regroupant l'image une ligne après une ligne de lumière renvoyée en des points distincts. La lumière réfléchie est capturée par un détecteur de lumière confocale qui est synchronisée avec le niveau de la rétine, puis reconstruite pour former une image numérique. L'optique focale garantit que la lumière réfléchie à partir d'un point donné est éclairée par le laser. Des images haute résolution peuvent être obtenues en utilisant des agents de contraste tels que la fluorescéine ou le vert indocyanine (ICG), ou sans agent de contraste pour détecter les éléments fluorescents automatiques. SLO figure (II.14) est capable d'obtenir des structures à fort grossissement et un grand nombre d'images par seconde, ce qui permet de détecter des structures rétinienne normalement invisibles. Avec ses multiples sources de lumière et ses capacités de suivi oculaire (*Scanning Laser Ophthalmoscopy*, n.d.). Le SLO, avec ses multiples sources de lumière et ses capacités de suivi (eye-tracking) a permis le développement de tests multimodaux localisés et fonctionnels de la rétine sous la forme de périmétrie et de micro périmétrie. Le SLO-NIR (proche de l'infrarouge) est particulièrement utile pour détecter les anomalies de la rétine externe, de l'EP et de la membrane de Bruch, ainsi que la présence de liquide sous-rétinien.



Figure II.14 SLO

(2) Auto fluorescence du fond d'œil

L'imagerie fluorescente automatisée est un examen non invasif basé sur les propriétés de la fluorescence automatique de la lipofuscine, qui est un produit de la décomposition des matériaux externes des photorécepteurs des macrophages, et se trouve dans l'épithélium pigmentaire. Dans certains cas, il y a formation et accumulation de graisse, ce qui conduit à la dissolution des photorécepteurs. Ainsi, une analyse de la distribution des lipofuscines grâce à l'analyse d'auto

fluorescence rétinienne fournit des informations précises sur l'origine et le développement de certaines maladies rétinienne (C Bellmann et al., 2003; Kellner et al., 2009; Wolf-Schnurrbusch et al., 2008).

(3) OCT-angiographie

L'angiographie OCT figure (II.15) est une nouvelle image qui permet d'obtenir des images du réseau vasculaire sans injection de colorant (STOLOWY et al., n.d.). Il est basé sur le principe que les seules structures mobiles dans la rétine sont les globules rouges et effectuent des balayages en cascade pour détecter leurs mouvements. Cet examen permet d'analyser la microcirculation dans la rétine et la choroïde (Gelman et al., 2014; Rougier, n.d.). Il est utile dans le diagnostic, la surveillance et le dépistage de nouvelles répétitions de cellules placentaires, dans



Figure II.15 OCT Angiographie

l'évaluation de la perfusion maculaire, dans l'OVR ou le diabète, dans l'analyse des vaisseaux vasculaires autour de la vésicule (myopie, glaucome à pression normale, NOIAA), dans l'examen des lésions vasculaires subcliniques, et en cas de contre-indications Pour l'angiographie à la fluorescéine.

(4) Rétinographie mydriatique (RM) et non mydriatique RNM

Cette technique implique l'utilisation d'un graphique en grille qui permet de capturer plusieurs images couleur du fond (STOLOWY et al., n.d.). Elle peut être réalisée avec dilatation de la pupille (RM) ou sans étirement (RNM) (Nghiêm-Buffet et al., 2011). Il s'agit d'un examen indolore et les images peuvent être archivées et sont un élément important d'une bonne surveillance des patients et de la surveillance des maladies figure (II.16).



Figure II.16 Rétinographie

4. Les outils de traitement des images couleur du fond d'œil

Le prétraitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transitions, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire des informations.

a) TECHNIQUES D'AMELIORATION D'IMAGES :

(1) Techniques de transformation d'échelle :

(a) Définition d'une image

Une image est représentée :

- par fonction continue $f(x, y)$, $x, y \in \mathbb{R}$;
- par une fonction numérique $f(i, j)$ (ou $f(n, m)$), $i, j \in \mathbb{N}$ ($n, m \in \mathbb{N}$) et $f \in \mathbb{N}^+$, après numérisation.

Image analogique \rightarrow image numérique : numérisation en deux étapes :

- 1 échantillonnage spatial : discrétisation des coordonnées de l'image réelle ;
- 2 quantifications des luminances : discrétisation des intensités de l'image réelle.

Une image numérique est composée d'un ensemble fini d'éléments, appelés Picture element, ou pixels (voxels en 3D) (Kocher, 1993).

(b) Image numérique

$F(i, j)$ l'amplitude en du pixel (i, j) .

K (ou F) un niveau de gris ; m le nombre de bits sur lesquels est codée la valeur d'un niveau de gris.

L la dynamique de l'image, soit l'étendue des valeurs qu'un pixel peut prendre.

→ $L = 2^m$, donc $k \in [0, \dots, 2^m - 1]$.

(i) Représentation d'une image numérique

Représentation matricielle : • Représentation lexicographique de l'image, soit une matrice

$F = [0, \dots, N - 1] \times [0, \dots, M - 1]$.

• La largeur de l'image est donnée par le nombre de colonnes M de F , sa hauteur par le nombre de lignes N .

• Le pixel au croisement de la ligne i et de la colonne j est désigné par $f(i, j)$.

Représentation vectorielle :

• Les lignes de l'image sont juxtaposées de manière à former un vecteur $v = [0, \dots, M \times N - 1]^t$.

• Le pixel (i, j) correspond à la composante $v[iM + j]$ (Bonnin, 2016; Kocher, 1993).

(ii) Types d'image

- $M = 1, k \in \{0, 1\}$: image binaire.
- $M = 8, k \in [0, \dots, 255]$: image en niveaux de gris
- en général codée sur 1 octet.
- par convention : noir = 0 et blanc = 255 (ou 1 si normalisation).
- $M = 24, k \in [0, \dots, 16777215]$: image en couleurs (3 octets).

(iii) Qualité d'une image

- **Lignage** : phénomène d'alternance de lignes claires (ou sombres) de même direction et qui tranchent avec le reste de l'image.
- **Contraste** : qualité de la dynamique des intensités de l'image.
- **Bruit** : signal "parasite" dont la distribution dans l'image est aléatoire et la plupart du temps inconnue.
- **Déformations géométriques** : défauts dus à l'acquisition de l'image (ex. différence d'axe entre le capteur d'acquisition et le centre de la scène observée)
- **Dégradations connues** (ex. dus à la réponse impulsionnelle du détecteur)
- **Netteté** : La transition décrit le changement de la valeur de gris entre deux objets. Si la transition est lisse, les objets semblent déformés et leurs bords ne sont pas bien définis.

(c) Les espaces couleurs

Toute couleur peut être représentée comme une combinaison linéaire de trois primaires (Diane, 2005).

(i) Espace RGB (RVB)

Synthèse additive, 3 couleurs primaires : rouge, vert et bleu figure (II.17) (Manzanera, n.d.).

Luminance $L = 0.3R + 0.59G + 0.11B$.

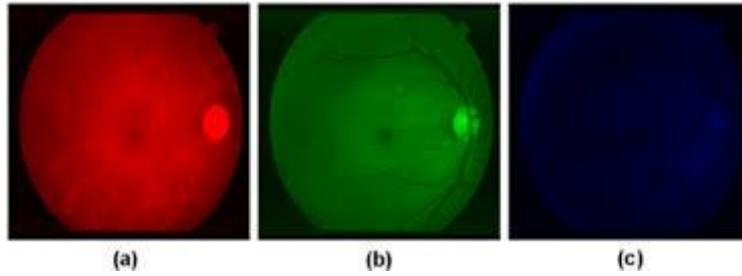


Figure II.17 The RGB retinal images (a) red, (b) green, (c) blue band

(ii) Espace HSV (HSB, TSL)

Le principe d'espace de HSV est de décrire les couleurs plus facilement, selon la perception naturelle des couleurs, en termes de :

1 \rightarrow Teinte (Hue) : Intuitivement, c'est le nom que nous utiliserons pour définir la couleur, « vert », « violet », « orange », etc. Il est idéalement associé à la longueur d'onde, et donc à un réglage sur le cercle de Newton.

2 \rightarrow Saturation (Saturation) : il s'agit de la pureté de la couleur, qui doit différer entre la pureté maximale (couleur vive) et le pigment de couleur (niveau de gris).

3 \rightarrow Luminance (value, brightness) : C'est la mesure de l'intensité lumineuse d'une couleur qui doit varier entre le noir absolu et le blanc (Manzanera, n.d.).

$$V = \frac{r + g + b}{3} \quad (21)$$

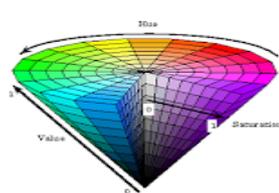
$$S = 1 - \frac{3 \min(r, g, b)}{r + g + b} \quad (22)$$

$$H = \begin{cases} \theta & \text{si } b \leq g \\ 2\pi - \theta & \text{si } b > g \end{cases} \quad (23)$$

Avec $\theta = \arccos\left(\frac{(r-g)+(r-b)}{2\sqrt{(r-g)^2+(r-b)(g-b)}}\right)$

HSV color space

- Hue, Saturation, Value
- Nonlinear – reflects topology of colors by coding hue as an angle
- Matlab: `hsv2rgb`, `rgb2hsv`.



www.sliderbase.com

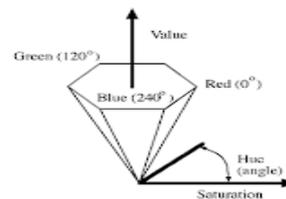


Image from mathworks.com

Figure II.18 HSV espace couleur

(iii) Le modèle L.a.b (L*a*b*)

L'espace colorimétrique CIE L.a.b ($L^* a^* b^*$) est un modèle de représentation des couleurs développé en 1976 par la Commission internationale de l'éclairage (CIE)⁸. Un espace uniforme indépendant de la matière, de la séparation de luminance (L) et de la coloration (a, b), a la capacité de représenter toutes les couleurs visibles en ajoutant 3 composants L, a, b. Conçu pour ajouter la gestion des différences cognitives :

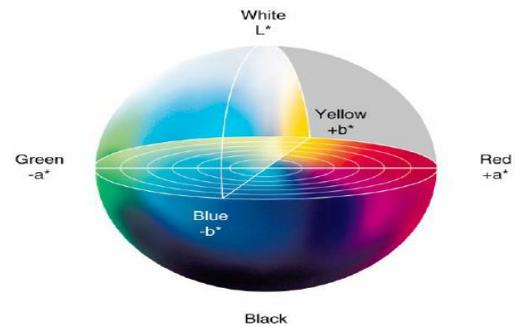


Figure II.19 CIE L a b couleur

La distance entre deux points dans l'espace $L^* a^* b^*$ est proportionnelle à la différence observée entre les deux couleurs opposées. Cette fonctionnalité est particulièrement intéressante lorsque vous souhaitez remplacer une couleur par une couleur proche (Manzanera, n.d.). Détails des trois composants :

L : luminance entre 0 et 100.

a : L'axe rouge-vert change : -60 à +60.

b : Différences sur un axe bleu-jaune : entre -60 et +60, figure (II.19).

(iv) Histogramme

L'histogramme représente la distribution des pixels en fonction de leur niveau de gris. Il fournit diverses informations telles que les statistiques de demande, l'entropie et peut être utilisé pour isoler des objets (seuillage). L'affichage visuel d'histogramme de l'image permet de réaliser rapidement les imperfections de contraste de cette image (figure II.20) (Beveridge et al., 1989).

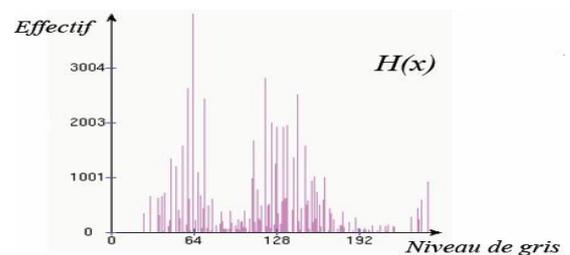


Figure II.20 Histogramme de l'image

(v) Expansion de la dynamique (Normalisation) :

La normalisation d'histogramme, ou expansion de la dynamique, est un décalage horizontal du niveau de pixel gris afin que l'image utilise toute la dynamique de représentation (Pratt, 1991) :

$$f_{\text{new}}(x,y) = (f(x,y) - N_{\text{min}}) \cdot (2^D - 1 / N_{\text{max}} - N_{\text{min}}) \quad (24)$$

D : dynamique, dans le cas d'une image niveau de gris est égale à 8.

N_{min} : la plus petite valeur dans l'image.

N_{max} : la plus grande valeur dans l'image.

La figure (II.21) illustre le résultat de cette transformation :

⁸ ISO/CIE 11664-4 :2019

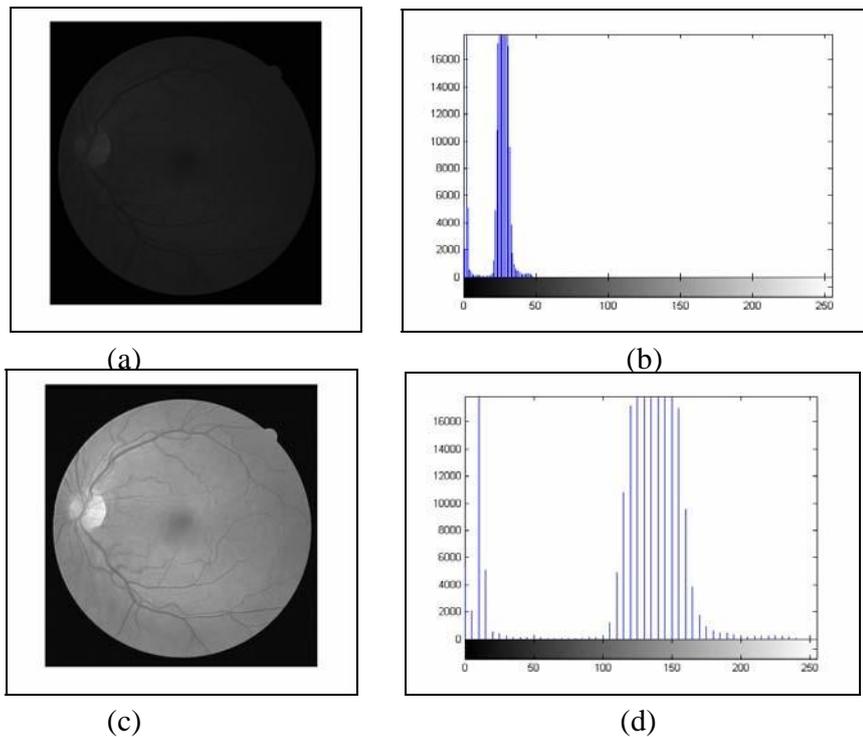


Figure II.21 : a) Image d'origine $F(x,y)$. b) histogramme d'origine. c) Expansion de dynamique $F_{new}(x,y)$ d) histogramme $F_{new}(x,y)$.

(d) L'égalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme est une transformation des niveaux de gris dont le principe est l'équilibre ainsi qu'une éventuelle répartition des pixels dans la dynamique (idéalement, on cherche un graphe plat). La technologie classique consiste à rendre l'histogramme cumulatif d'une image "aussi linéaire que possible" figure (II.22) (Pratt, 1991).

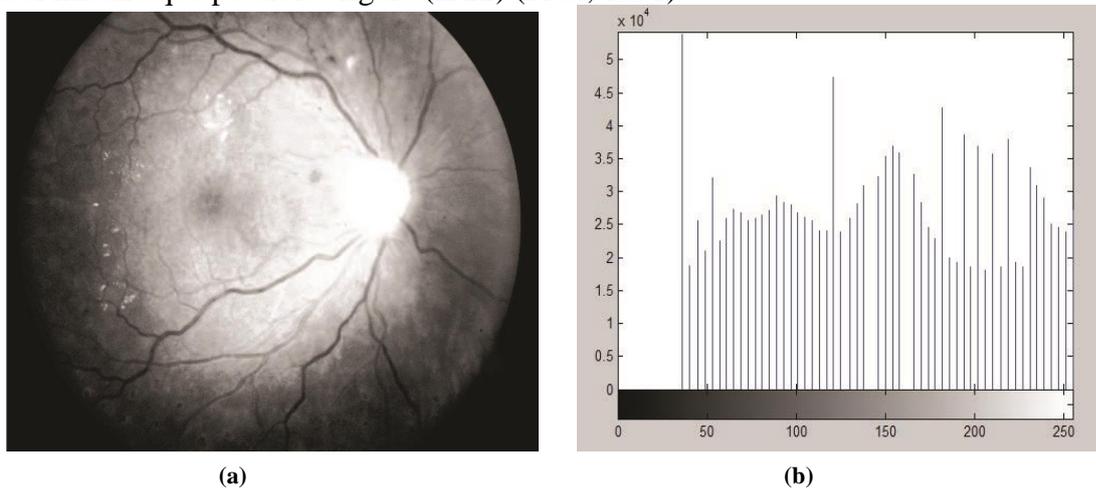


Figure II.22 Egalisation d'histogramme. a) Image améliorée ; b) Histogramme de l'image améliorée.

(e) Spécification d'histogramme

Les spécifications basées sur l'histogramme sont le résultat de la transformation de cette dernière par la fonction de conversion, et le choix de cette fonction dépend de la nature du défaut dans l'image. Le tableau ci-dessous (Tab II-1) présente une liste de fonctions mathématiques, afin de corriger l'histogramme.

| Model | Fonction de transfert |
|-------------------------------|--|
| Uniforme | $g = (g_{\max} - g_{\min})P_f(f) + g_{\min}$ |
| Exponentiel | $g = g_{\min} - \frac{1}{\alpha_1} \ln\{1 - P_f(f)\}$ |
| Rayleigh | $g = g_{\min} + \left[2\alpha_2^2 \ln\left\{\frac{1}{1 - P_f(f)}\right\}\right]^{1/2}$ |
| Hyperbolique (racine cubique) | $g = [g_{\max}^{1/3} - g_{\min}^{1/3} [P_f(f)] + g_{\max}^{1/3}]^3$ |
| Hyperbolique (logarithmique) | $g = g_{\min} \left(\frac{g_{\max}}{g_{\min}}\right) P_f(f)$ |

Tableau II.2 Quelques fonctions de spécification d'histogramme

Où g_{\min} et g_{\max} sont les valeurs minimum et maximum en niveau de gris de l'image. α_1 et α_2 sont respectivement les paramètres de la fonction exponentiel et Rayleigh. $P_f(f) \approx \sum H_f(m)$ où H_f est l'histogramme de l'image. Pour plus de détails le lecteur peut consulter la référence bibliographique suivante (Gonzalez et al., 2002; Pratt, 1991).

(f) Application des fonctions mathématiques

Il est largement utilisé en médecine car de nombreux phénomènes biologiques peuvent être modélisés avec des fonctions mathématiques, et les fonctions suivantes sont souvent utilisées :

(i) La fonction logarithmique

Elle permet d'augmenter la luminosité des régions sombre et diminué le contraste des régions claires.

(ii) La fonction exponentielle :

Elle permet de diminuer la luminosité et d'augmenter le contraste des régions claires et diminuer le contraste des régions sombres.

Afin d'avoir une image de bonne qualité visuelles, on doit éliminer les bruits indésirables, pour cela on fait appel aux techniques de filtrages.

(2) Correction de l'illumination

Pendant la phase d'acquisition, il arrive parfois qu'en raison d'un mauvais calibrage de la caméra ou d'un mauvais éclairage de scène, une image mal éclairée soit obtenue. Ce défaut est caractérisé par l'hétérogénéité du fond de l'image, et cette dernière peut être corrigée à l'aide des techniques de traitement d'image (Bolon et al., 1995).

(a) Le filtrage homomorphique

L'image de n'importe quelle scène peut être divisée selon sa réflexion et son éclairage, et ces deux composantes sont combinées en multipliant (García Campos et al., 2002; Liao & Li, 2003): l'intensité lumineuse observée à un moment donné est le résultat du facteur de réflexion produit par l'intensité de l'éclairage à ce stade éq (25).

$$g(x, y) = i(x, y).r(x, y) \quad (25)$$

Où $g(x, y)$ est l'image de la caméra, $i(x, y)$ le facteur de multiplication de l'éclairage, et $r(x, y)$ la fonction de réflexion, c'est-à-dire l'image idéale en l'absence d'une ombre d'éclairage. En regardant ce modèle, on peut supposer que le composant d'éclairage subit de légers changements, et donc il représente des basses fréquences tandis que le composant de réflexion est soumis à des changements plus importants associés aux fréquences moyennes et hautes en conversion Dans la transformation de Fourier. Le but de ce filtre est de supprimer les basses fréquences pour atténuer les irrégularités d'éclairage et d'accentuer les hautes fréquences pour augmenter les contrastes.

L'image (Figure II.23a) image rétinienne, on a ajouté un défaut d'illumination (Figure II.23b). L'image (Figure II.23c) est le résultat du filtrage homomorphique de l'image originale.

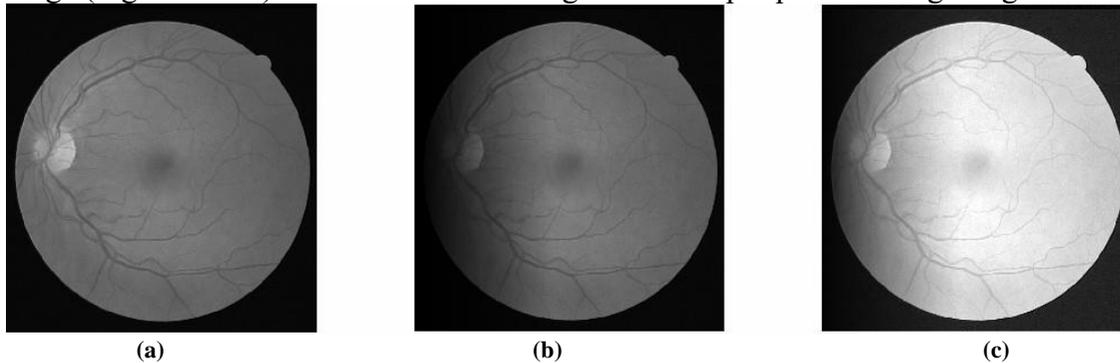


Figure II.23 a) Image originale b) image avec le défaut c) résultat du filtrage homomorphique.

(3) Suppression et élimination du bruit :

Les techniques d'amélioration de la qualité de l'image numérique visent à augmenter la qualité visuelle ou à faciliter l'analyse avec un système de traitement. Par conséquent, nous cherchons à atténuer, sinon à éliminer la dégradation spécifique (les dégradations liées au bruit ou bien convolutives). Dans la littérature on trouve deux types de filtrage, filtrage linéaire et filtrage non linéaire (Bolon et al., 1995).

(a) Filtre linéaire

Il est caractérisé par une convolution d'un opérateur de lissage dans le cas d'un filtrage passe bas.

$$B(x,y) = H(x,y)*A(x,y) \quad (26)$$

$B(x,y)$: image de sortie. $H(x,y)$: le filtre(masque). $*$: le produit de convolution. $A(x,y)$: entrée.

Un grand nombre de filtres linéaire peuvent être obtenus à partir de noyaux de convolution symétriques et normalisés (de somme égale à 1). Voici trois familles de filtres parmi les plus utilisés :

(i) Filtre moyen

IL est un filtre linéaire passe bas qui supprime le bruit en atténuant les frontières des objets ce qui rend l'image floue.

$$B[i, j] = \frac{1}{m*n} \sum_m \sum_n A [i + m, j + n] \quad (27)$$

Avec m, n : le nombre de lignes, colonnes de l'image.

(ii) Filtre Gaussien

C'est un filtre linéaire passe bas qui utilise une répartition gaussienne :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (28)$$

Où σ est la variance de la distribution de moyenne nulle.

Donc l'image filtrée B est une convolution entre l'image initiale A et le filtre de Gauss G .

$$B(x, y) = G(x, y) * A(x, y) \quad (29)$$

L'expérimentation de ces filtres a montré une dégradation de l'image au niveau des contours, ils rendent flou l'image.

(b) Filtre non linéaire

Il y a deux aspects du lissage qui sont concernés par le filtrage non linéaire :

- Le bruit impulsionnel : les filtres linéaires éliminent mal les valeurs aberrantes.
- L'intégrité des frontières : on souhaiterait éliminer le bruit sans rendre flous les frontières des objets.

(i) Filtre Nagao :

Ce type de filtrage permet le lissage d'une image tout en conservant les contours, dans le but d'un prétraitement pour une segmentation par régions (Nagao & Matsuyama, 1979). Le principe de ce filtre est de remplacer chaque pixel de l'image par une valeur moyenne de pixels dans une fenêtre spécifique. Il s'agit de choisir la fenêtre la plus adaptée parmi un certain nombre de fenêtres prédéfinies. Neuf fenêtres sont définies ici, chacune contenant 9 pixels, y compris le pixel à remplacer. Il est écrit dans une fenêtre 5x5 pixels pour être modifié figure (II.24).

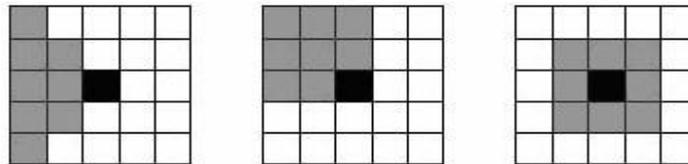
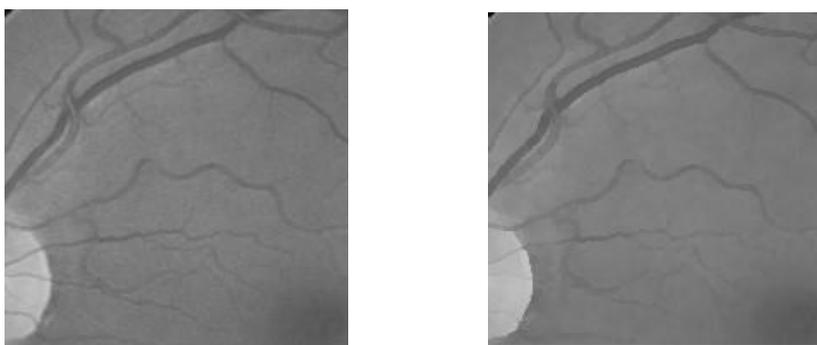


Figure II.24 Illustration du principe du filtre de NAGAO.

Sur ce dessin sont représentées 3 fenêtres, contenant les pixels gris et le pixel noir (pixel central à remplacer). Les fenêtres de filtrages en sont déduites de la façon suivante :

- 4 fenêtres sont issues de celle de gauche (par rotations d'angles 0°, 90°, 180° et 270°) ;
- 4 sont issues de celle du milieu de la même façon ;
- 1 est celle de droite.

La fenêtre qui sera sélectionnée est celle dont la variance est la plus faible. La valeur moyenne de cette fenêtre remplacera celle du pixel central. Ce type de filtrage est utilisé dans le but de préparer l'image à une éventuelle segmentation par région figure (II.25).



(a)

(b)

Figure II.25 a) Image initiale b) image filtrée par un filtre de NAGAO.

Tableau (II.3) illustre quelques filtres non linéaires.

| | | |
|---------------|--------------------------------------|---|
| Filtre médian | 150 55 82 32 100 65 16 122 76 | Tri : 16, 32, 55, 65, 76, 82, 100, 122, 150 Valeur médiane : 76 La valeur centrale 100 sera donc remplacée par 76. |
| Érosion | 150 55 82 32 100 65 16 122 76 | Tri : 16, 32, 55, 65, 76, 82, 100, 122, 150 Valeur minimale : 16 La valeur centrale 100 sera donc remplacée par 16. |
| Dilatation | 150 55 82 32 100 65 16 122 76 | Tri : 16, 32, 55, 65, 76, 82, 100, 122, 150 Valeur maximale : 150 La valeur centrale 100 sera donc remplacée par 150. |
| Ouverture | Une érosion suivie d'une dilatation. | |
| Fermeture | Une dilatation suivie d'une érosion. | |

Tableau II.3 Filtres non linéaires.

b) Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie non linéaire, fondée sur les ensembles, et treillis. Elle est utilisée pour filtrer, segmenter et quantifier des images. Initialement destinée au traitement des images binaires.

(1) L'élément structurant

L'élément structurant est un objet de référence qui se distingue par sa taille, sa forme, son centre et sa direction. Cet élément est un masque binaire comprenant la valeur « 1 » pour les pixels appartenant à l'élément structurant et la valeur « 0 » pour les autres, il est repéré par son origine qui prend généralement la valeur « 1 » (Bergounioux, 2015a; Severine Dubuisson, 2006).

(2) Dilatation

La dilatation morphologique notée δ_B de A par B est l'ensemble des déplacements z de telle sorte que \tilde{B} et A se recouvrent d'au moins un élément (Severine Dubuisson, 2006).

$$\delta_B(A) = A \oplus \tilde{B} = \{W \mid (B)_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (30)$$

La dilatation agit sur les particules du fond. Les trous qui ne peuvent pas contenir l'élément structurant sont enlevés.

(3) Érosion

L'érosion élimine les composantes connexes plus petites que l'élément structurant, diminue la taille des objets et élargit les trous (Severine Dubuisson, 2006). Soient A et B deux ensembles, nous définissons l'érosion de A par B notée ε_B

$$\varepsilon_B(A) = A \ominus B = \{W \mid (B)_z \subset A\} \quad (31)$$

Avec \tilde{B} : le transposé de l'élément structurant.

L'érosion de A par B est l'ensemble des point z tels que B translaté de z est incluse dans A. l'élément structurant B repéré par son centre est déplacé pour occuper successivement toutes les positions de l'espace

(4) Ouverture

L'ouverture est obtenue par une érosion suivie d'une dilatation (notée $\gamma_B(X)$). L'ouverture a pour effet d'éliminer les objets clairs (Severine Dubuisson, 2006).

$$\gamma_B(A) = A \circ B = \delta_B(\varepsilon_B(A)) = (A \ominus B) \oplus \check{B} \quad (32)$$

(5) Fermeture

C'est l'inverse de l'ouverture, la fermeture est obtenue par une dilatation suivie d'une érosion. Elle permet de remplir les trous dans l'image, elle peut relier deux particules connexes pour n'en faire qu'une (Severine Dubuisson, 2006).

$$\varphi_B(A) = A \bullet B = \varepsilon_B(\delta_B(A)) = (A \oplus \check{B}) \ominus B \quad (33)$$

(6) La transformation chapeau haut de forme

Le concept de chapeau haut de forme désigne les résidus destinés à éliminer les différences de signal lentes ou à amplifier les variations, localiser des structures dans l'image qui sont plus petites que l'élément structurant. Cela s'applique principalement aux images numériques. Il existe deux types de chapeaux (*Opérateurs Complexes et Filtres Morphologiques*, n.d.; T. E. Walter, 2003) :

Chapeau haut de forme blanc (WTH) : Il vous permet de découvrir ce que l'ouverture a disparu, calculé par la différence entre l'image A et son ouverture.

$$WTH_B(A) = A - \gamma_B(A) \quad (34)$$

Chapeau haut de forme noir (BTH) : Des vallées ou des structures sombres sont extraites de l'image, calculées par la différence entre la fermeture et l'image.

$$BTH_B(A) = \varphi_B(A) - A \quad (35)$$

(7) Gradient Morphologique

De dilatation et l'érosion morphologiques, nous définissons les gradients morphologiques comme les restes de ces transformations. Le gradient morphologique (symétrique) est défini comme le résidu de dilatation et d'érosion de l'image (Bergounioux, 2015b; Najman & Talbot, 2013) :

$$\text{Grad}(f) = \delta_B(f) - \varepsilon_B(f) \quad (36)$$

On définit ainsi le gradient par dilatation et le gradient par érosion :

$$\text{Grad}^+(f) = \delta_B(f) - f \quad (37)$$

$$\text{Grad}^-(f) = f - \varepsilon_B(f) \quad (38)$$

Le gradient permet d'extraire des zones de variance de l'intensité perçue, en choisissant la taille de l'élément structurel, et en distinguant entre deux choses ou entre un objet et un fond. Les valeurs maximales correspondent aux régions de transition forte et coïncident généralement avec la circonférence des objets (figure II.26). Ce décalage est très utile pour la segmentation de l'image.

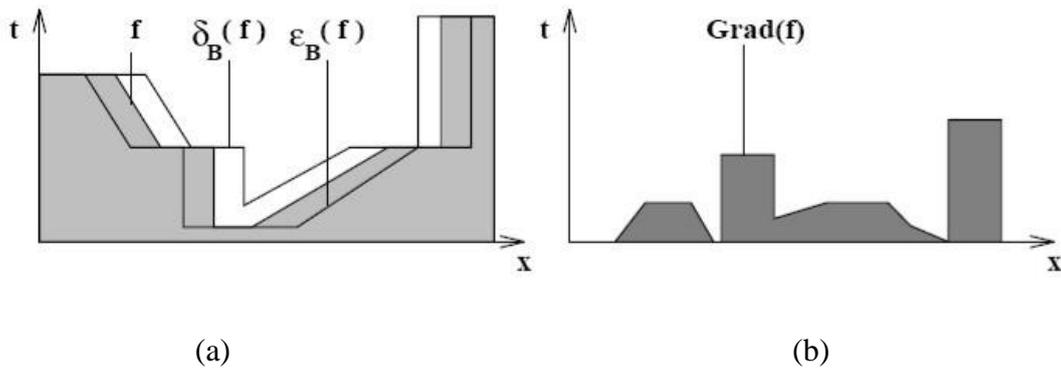


Figure II.26 Le gradient d'une fonction numérique.

(a) : une fonction numérique avec érosion et dilatation ; (b) : le gradient morphologique

(8) Le squelette

Il s'agit de représenter l'axe intermédiaire des objets, et de réduire l'épaisseur des composants connectés à une valeur infiniment petite, afin de ne pas changer leur nombre ou leur type. L'épaisseur est réduite de la manière la plus isotrope (le corps est représenté par un ensemble de lignes de mono épaisseur). Actuellement, il existe différentes méthodes qui peuvent être utilisées pour définir le squelette, mais elles sont souvent équivalentes.

(9) La ligne de partage des eaux LPE

La ligne de partage des eaux est un outil de segmentation en morphologie mathématique. LPE utilise la description géographique des images, et l'image est représentée par une fonction numérique f , elle est donc considérée comme un relief si nous connectons le niveau de gris de chaque point à une hauteur. Le concept LPE est étroitement lié au concept minimum régional (Lpe, n.d.; Manzanera, 2005; Najman & Talbot, 2013; Severine Dubuisson, 2006; Wolf-Schnurrbusch et al., 2008).

Un minimum régional : Il s'agit d'un ensemble apparenté de pixels à hauteur fixe, de sorte que cet ensemble ne peut pas atteindre un point sur la surface à basse altitude sans monter.

Zone d'influence d'un bassin B : ensemble des points de l'image qui sont plus proche de B que tout autre bassin.

Bassin versant : c'est la zone d'influence d'un minimum local. Une goutte d'eau s'écoulant dans le bassin versant arrive au minimum local.

Ligne de partage des eaux : C'est la ligne séparant 2 bassins versants adjacents (de cette ligne, une goutte d'eau peut s'écouler vers au moins 2 minima locaux distincts).

(a) Principe de LPE

On perce chaque minimum local de la surface. Ensuite, on inonde la surface à partir des minima locaux, l'eau montant à vitesse constante et uniforme dans les bassins versants. Quand les eaux issues de deux minima différents se rencontrent, on monte une digue pour qu'elles ne se mélangent pas. À la fin de l'immersion, l'ensemble des digues constituent la ligne de partage des eaux.

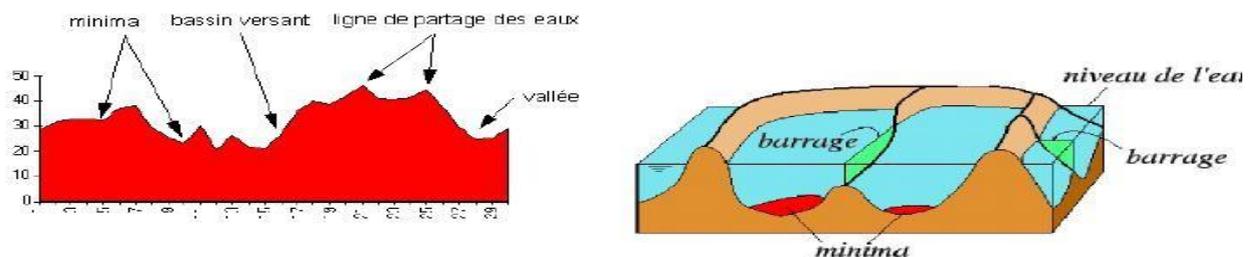


Figure II.27 Illustration de la LPE

c) TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES :

Une segmentation d'image est une partition de l'image en ensembles de pixels homogènes (selon un critère prédéfini). La partition de l'image est un ensemble de régions non vides, deux à deux disjointes qui recouvrent l'intégralité de l'image. L'étape de segmentation est une étape très importante dans l'analyse d'image, car c'est à partir de l'image segmentée, des mesures sont effectuées pour extraire des paramètres discriminants pour la classification ou l'interprétation, alors la précision de segmentation décide le succès ou l'échec des traitements postérieurs. Il existe plusieurs méthodes de segmentation qui peuvent être regroupées en deux grandes catégories : segmentation fondée sur les contours ou bien sur les régions (Bolon et al., 1995)(Vialard, n.d.).

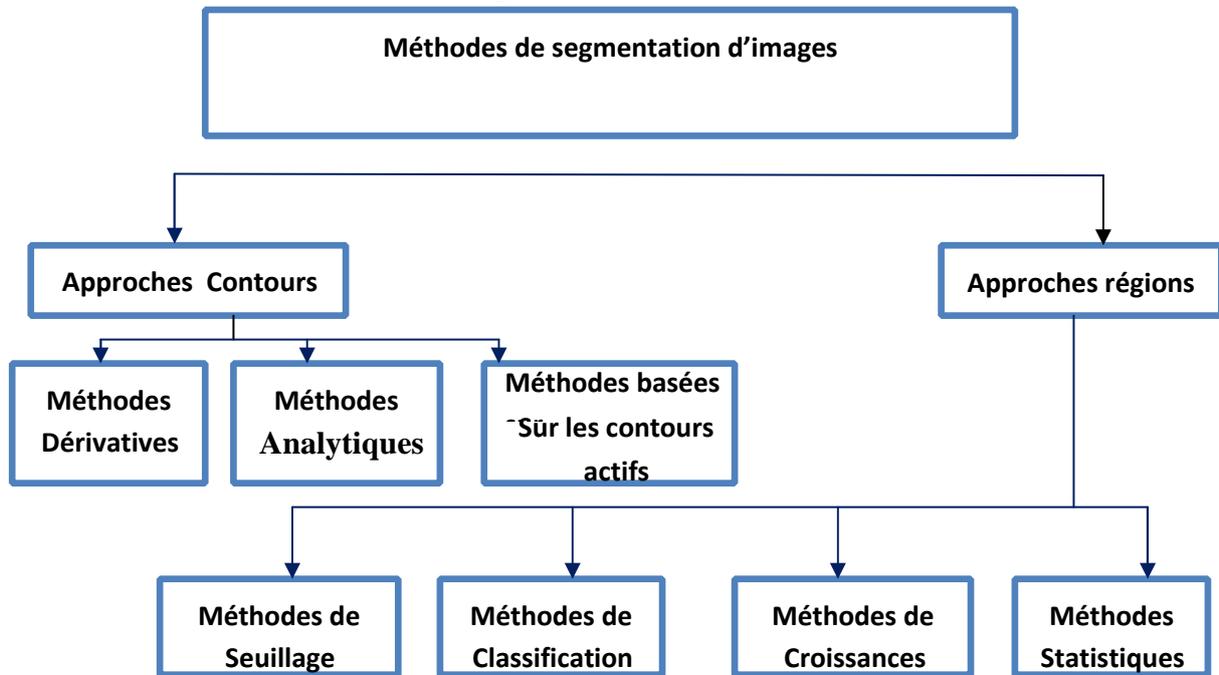


Figure II.28 Principales méthodes de segmentation

(1) Segmentation par approche contour

La forme des objets dans l'image est souvent indiquée par des différences ou des interruptions dans l'intensité de caractéristiques telles que la luminance. Ainsi, les lignes de transition entre les différentes régions par l'éclairage ou leur texture définissent les contours des objets dans l'image. Nous présenterons ce qui va suivre, les différentes techniques utilisées dans la littérature.

(a) Méthodes dérivatives

Les méthodes dérivatives sont le plus souvent utilisées pour détecter les transitions de détresse par différenciation numérique (dérivée première et seconde). Ce sont des méthodes locales qui numérisent l'image avec un masque qui définit la zone d'intérêt. Dans chaque localité, un facteur est appliqué, afin de détecter les transitions significatives au niveau de la caractéristique d'interruption sélectionnée. Le résultat est une image binaire composée de contour et de points insuffisants (non contours). Il existe de nombreuses techniques d'extraction de lignes dans la littérature : les algorithmes basés sur le gradient, opérateurs de Prewitt et de Sobel, Laplacien et Kirsh, etc. (Abramoff & Niemeijer, 2006).

(b) Méthodes analytiques

Pour améliorer la qualité des contours et pallier aux problèmes de précision de localisation et d'efficacité de détection, sont apparus les opérateurs de dérivation avec filtrages optimaux. Le filtre optimal est un dérivateur qui permet de détecter des contours, en respectant les trois critères suivants

- Bonne détection : une réponse forte même à faible contour (maximisation du rapport signal/bruit).
- Bonne localisation : le contour doit être localisé avec précision.

-Unicité de réponse : l'opérateur donne un seul contour si l'on considère que le filtre a pour réponse impulsionnelle (Ameur & Ameur, 2005).

(c) Les modèles déformables (contours actifs)

Les contours actifs ou « Snake » ont été introduits en 1987 par KASS et Witkins (Terzopoulos et al., 1988). Le principe de cette méthode consiste à placer dans une image au voisinage de la forme à détecter, un contour initial (courbe), qui est ensuite déformé sous l'action de plusieurs forces (Zouagui, 2004).

-Une énergie interne $E_{interne}$ permettant de régulariser le contour.

-Une énergie externe $E_{externe}$ introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème posé.

-Une énergie potentielle E_{image} liée à l'image.

$$E(C) = E_{interne}(C) + E_{externe}(C) + E_{image}(C) \quad (39)$$

Ces forces vont permettre au contour actif d'évoluer pour rechercher la position d'énergie minimale, qui sera ainsi, un compromis entre les diverses contraintes du problème.

(2) Segmentation par région

Les méthodes de l'approche région cherchent à différencier les régions, en utilisant les propriétés de l'image, telle que la couleur, la texture, la forme... Ces méthodes utilisent principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions, selon la similarité des pixels. La segmentation en régions consiste à décomposer l'image en des régions homogènes. Nous proposons ensuite les différentes méthodes de segmentation de type région :

(a) Les méthodes de segmentations par croissance de région

Les méthodes de segmentation par croissance de régions visent à regrouper les pixels adjacents de l'image, dont les attributs varient de façon négligeable (Rose, 2008). Cette méthode utilise des points ou régions « amorces » (germes, semences) comme données de départ, pour les étendre, en agrégeant des pixels voisins non encore affectés. Ces pixels doivent répondre à un certain critère d'agrégation, par exemple, la variance des niveaux de gris associés aux pixels voisins, est inférieure à un seuil préfixé. On va citer maintenant quelques méthodes :

A-Agrégation de points : Cette approche simple consiste à associer un vecteur de propriété (le niveau de gris, la texture ou la couleur) à chaque point de l'image. On regroupe deux points d'image si leurs vecteurs de propriétés sont suffisamment similaires.

B-Fusion de région : Elle est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions qui analyse une image pré-segmentée.

(b) Segmentation par division et fusion (split & merge)

L'algorithme Split and merge est divisé en deux phases : l'étape de partition (division) de toutes les régions hétérogènes et l'étape de fusion de toutes les zones adjacentes afin que la région résultante respecte toujours le critère d'homogénéité (Ameur & Ameur, 2005).

(i) Division (split)

Cette étape dépend de l'analyse de chaque zone d'irrigation (région). Si cela ne répond pas au critère d'homogénéité, nous divisons cette région en blocs (généralement en quatre quadrants) et répétons ce processus pour chaque sous-région prise individuellement (Kermad, 1997).

(ii) La fusion

La fragmentation de la méthode de division est incomplète. Le processus de division fait suite à une fusion. Cette procédure de fusion, qui peut être représentée à l'aide d'un graphe de proximité de

région (GCR), permet de joindre les blocs adjacents de l'image sur l'échelle d'homogénéité (Kermad, 1997).

(c) Segmentation par seuillage

La segmentation par seuillage permet de diviser l'image en plusieurs catégories en utilisant uniquement l'histogramme. Chacun de ces derniers pics est associé à une catégorie et chaque catégorie est caractérisée par un ensemble de niveaux de gris (NG). Le seuil est divisé en deux types : manuel ou automatique (dynamique) [129][143].

(i) Seuillage Manuelle

(a) Seuillage local

Dans ce cas, le seuil est calculé pour chaque bloc de l'image. Le seuil optimal est ensuite calculé à l'aide d'une des méthodes de seuil global. Le seuil local T peut être déterminé en effectuant des mesures statistiques proches des pixels qui sont : $T = ((\min + \max) / 2)$ avec T : la moyenne des intensités calculée sur un voisinage de chaque pixel (Gonzalez et al., 2002).

(b) Seuillage globale

Un seuil général consiste à diviser une image en deux ou plusieurs catégories grâce à un ou plusieurs seuils idéaux calculés à partir d'une mesure globale de l'image entière. Vous permettez de spécifier si le pixel appartient à l'objet ou en arrière-plan. L'histogramme est une mesure souvent utilisée pour les méthodes de seuil. Dans ce cas, le seuil attendu est celui qui correspond à la vallée d'histogramme, et qui distingue au plus près les classes : l'arrière-plan et l'objet (Gonzalez et al., 2002).

(ii) Seuillage Automatique (Dynamique) :

Il existe plusieurs méthodes qui consistent à déterminer le seuil automatique à partir de l'image initiale comme : « Otsu, entropie, détection de vallées, minimisation de variance, Iso data, etc. » on peut citer (Gonzalez et al., 2002) :

(a) Méthode d'Otsu

Elle est appliquée juste à l'image qui contient 2 classes (objet et fond). Le principe est de trouver le seuil qui minimise la variance intra-classe pondérée σ_w^2 (raffinement de la méthode du seuillage automatique).

(b) Méthode de détection des vallées

Cette technique est la plus intuitive. On suppose que chaque classe correspond à une gamme distincte de niveaux de gris. L'histogramme est alors m -modal. La position des minima de l'histogramme H permet de fixer les $(m-1)$ seuils nécessaires pour séparer les m classes.

$$H(s_i) = \text{Min} [H(k)] \text{ pour } k \in]m_i, m_{i+1}[\quad (40)$$

Où m_i et m_{i+1} sont les valeurs moyennes (ou les modes) de l'intensité lumineuse dans les classes C_i et C_{i+1} .

(d) Segmentation par classification

Plusieurs méthodes de segmentation de la classification sont conçues pour gérer plusieurs types d'organismes et peuvent être appliquées dans différents contextes. Dans cette section, nous définirons deux méthodes les plus utilisées pour segmenter les éléments de la rétine.

(i) K-means (K-moyenne)

K-means est un type de classification non censurée, qui est utilisée lorsque les données ne sont pas distinctes (c'est-à-dire les données sans catégories ou groupes spécifiques). Le but de cet algorithme

est de rechercher des groupes dans les données, le nombre de groupes étant représenté par la variable K. L'algorithme travaille à plusieurs reprises pour affecter chaque point de données à l'un des K groupes en fonction des propriétés fournies. Les points de données sont regroupés en fonction de la similitude entre les fonctions (Trevino, 2016).

Algorithme des K-moyennes :

- Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- Calcul du centroïde de chacun des clusters.
- Pour chaque point :
 - Calcul de la distance du point au centroïde de chaque cluster.
 - Affectation du point au cluster le plus proche.
- Calcul des centroïdes des nouveaux clusters formés.
- Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans l'assignement des points (ou des centroïdes).

(ii) Fuzzy C-Means

FCM est un algorithme de classification mystérieux et non censuré, qui introduit le concept d'ensemble flou dans la définition des catégories : chaque pixel de l'ensemble de données appartient à chaque groupe dans une certaine mesure, et tous les groupes se distinguent par leur centre d'intensité (D'Hondt Frédéric, 2004). En donnant un certain degré d'appartenance à chaque catégorie pour chaque point.

Algorithme FCM :

1. Créez une matrice d'appartenance.
2. Calculez les points de pourcentage (centroïdes) de la classe.
3. Mettez à jour la matrice d'appartenance.
4. Calculez le critère de miniaturisation et revenez à l'étape 2 s'il n'y a pas convergence de critères.

5. État de l'art des méthodes existantes portant sur la biométrie par la rétine

La rétine a une structure complexe, composée de diverses structures géométriques telles que le disque optique, la macula et l'arbre vasculaire. De nombreuses recherches ont été suggérées dans la littérature pour révéler les principaux éléments de la rétine, mais avant de passer aux méthodes existantes sur les structures de la rétine, on va définir la structure générale de la biométrie par la rétine ainsi que l'analyse et pré-traitement de l'image rétinienne acquise.

a) Structure générale d'une méthode biométrique rétinienne

Dans la biométrie rétinienne, la structure générale de la méthode d'identification est illustrée à la figure (II.29). Elle comprend quatre phases principales : analyse et prétraitement de l'image rétinienne acquise qui sert à rehausser la qualité de l'image afin d'en extraire l'information rétinienne utile, extraction des signatures rétiniennes qui sert 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., le recalage des signatures sensibles aux transformations géométrique qui sert de 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 et mise en correspondance des signatures pour obtenir la validation et une prise de la décision concernant la personne à reconnaître.

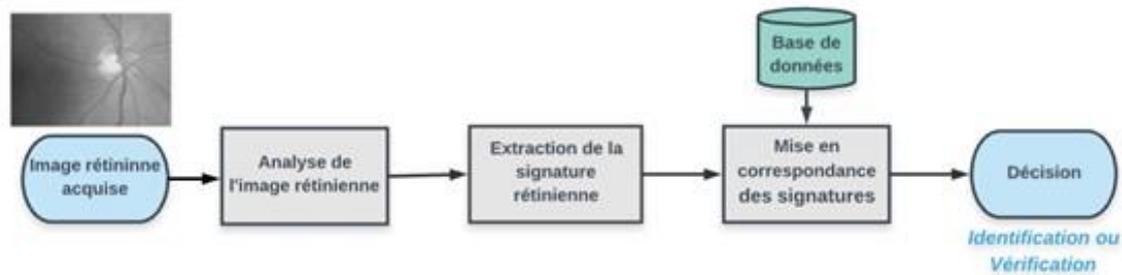


Figure II.29 La structure générale d'une méthode biométrique rétinienne.

(1) Analyse et prétraitement de l'image rétinienne

Le prétraitement de l'image rétinienne est effectué après l'acquisition et la numérisation de l'image rétinienne. En effet, malgré l'énorme progrès des technologies d'acquisition, les images rétiniennes sont toujours très bruyantes, avec un faible contraste et un éclairage non uniforme. Par conséquent, cette étape d'analyse semble nécessaire pour optimiser les images acquises contenant un faible bruit, un contraste ou toute maladie de réseau, afin de faciliter la tâche de caractérisation plus tard. Par conséquent, il joue un rôle important dans le succès de la mission de reconnaissance. De nombreuses études (Chihaoui et al., 2015; Meng et al., 2013) ont démontré l'impact de cette étape sur les performances du système biométrique. Pour résoudre les problèmes d'image de grille ci-dessus, l'égalisation d'histogramme (HE) et ses variantes fournissent la technique principale appliquée par de nombreux travaux existants (Chauhan & Gulati, 2014; Dehghani et al., 2013; Lajevardi et al., 2013; Sabaghi et al., 2012). Il est utilisé pour augmenter le contraste de l'image et équilibrer sa dynamique avant de l'analyser.

(a) Égalisation d'histogramme (HE) des images

Cette technique est parmi les plus populaires pour l'amélioration de l'image, suggérée par Zimmerman et Pizer (Pizer, 1990). Il est basé sur le graphique des niveaux de densité de pixels de l'image. En fait, la forme d'histogramme donne une idée de la qualité générale perçue de l'image, elle est sombre ou claire selon la distribution des niveaux d'intensité. L'objectif de l'optimisation d'image à l'aide de l'égalisation d'histogramme est d'obtenir une distribution uniforme et un ajustement de l'intensité. Il fonctionnait bien pour les images naturelles, mais n'était pas un bon choix pour les images en bas des yeux en raison de l'amplification du bruit. Pour résoudre ce problème, K. Zuiderveld (Zuiderveld, 1994) a proposé une variante de cette technique d'égalisation d'histogramme, appelée CLAHE (Contrast Limit Adaptive Histogram Equalization). Il s'agit de manipuler le diagramme d'image localement, contrairement à HE. L'algorithme CLAHE divise l'image en régions contextuelles centrées sur chaque pixel et applique l'égalisation d'histogramme à chacun. En fait, il calcule l'histogramme local dans chaque pixel de l'image de la rétine. Bientôt, il effectue la normalisation d'histogramme et attribue des pixels de sortie à une densité proportionnelle à la disposition de leur histogramme. Étant donné que chaque région a un nombre différent de pixels, elle redistribue la portion d'histogramme qui dépasse la limite pour améliorer le contraste uniformément sur toutes les banques d'histogrammes afin de normaliser les lignes calculées dans différentes régions. En raison de la simplicité et du faible temps de calcul (Gomes, 2008) de la méthode CLAHE, il est le plus approprié récemment (Mapayi et al., 2015) pour améliorer la qualité et réduire le bruit d'image de la rétine au niveau de gris. Setiawan et al (Setiawan et al., 2013) et Kengan Chauhan et al (Chauhan & Gulati, 2014) ont montrés que la méthode CLAHE est la moyenne la plus rapide d'améliorer la qualité d'image couleur rétinienne.

(b) Autres méthodes d'amélioration de la qualité des images rétiniennes

Des méthodes plus sophistiquées telles que le masquage flou utilisées par Yang et al (Y. B. Yang et al., 2003). Une normalisation locale par Joes et al (J. Staal et al., 2004) a été suggérée pour

améliorer le contraste de l'image. La première, basé sur un filtre spatial, a ajouté des composants haute fréquence à l'image d'entrée. La deuxième a normalisé chaque pixel de l'image de la rétine à zéro et le contraste moyen de l'unité, pour compenser les différences d'éclairage et améliorer le contraste local. Ainsi, ces deux méthodes agissent comme des filtres passe-haut, et elles augmentent sans aucun doute le bruit. D'autres méthodes dépendent de filtres adaptés également présentés par Hoover et al (Hoover et al., 2000) et Lynn et al (Lin et al., 2003). Ces techniques ont donné de bons résultats en améliorant le contraste localement, en particulier pour les vaisseaux sanguins régulièrement mais pour l'image entière, le calcul devient difficile en raison de la bonne quantité de filtres. De plus, les méthodes basées sur la transformation en ondelettes améliorent les détails et les propriétés de l'image (Ashiba et al., 2008). Cependant, ce n'est pas la meilleure option pour améliorer le contraste de l'image rétinienne, car les ondelettes utilisées aveuglément pour révéler les bords des images, en raison de leurs limites intrinsèques. Pour tirer parti de la détection et de l'optimisation des détails, Ashiba et al (Ashiba et al., 2008) ont suggéré une méthode d'optimisation de l'image basée sur un filtre homomorphique (fréquentiel), qui améliore le contraste et la plage dynamique de l'image en éliminant les défauts d'éclairage. Cette méthode a donné des résultats encourageants pour l'amélioration de la qualité d'image. De nouvelles transformations similaires à la transformation en ondelettes ont été introduites. Les transformations de curvelet utilisées par Candès, Donoho (Candès & Donoho, 2000) et Contourlet par Do et Vetterli (Do & Vetterli, 2005) sont des exemples de ces nouvelles transformations qui ont été développées pour mieux analyser les images naturelles. Ces deux changements offrent des caractéristiques importantes, notamment la stabilité du volume et les changements de direction.

(2) Extraction de la signature (caractéristique) rétinienne

L'extraction biométrique, générant la signature rétinienne, est l'étape fondamentale de la méthode d'authentification. Cette tâche est traitée de diverses manières dans la littérature. On peut classer les méthodes rétiniennes en deux catégories : 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. Dans ce qui suit, nous présentons un état de l'art des méthodes existantes de caractérisation de l'image rétinienne basée sur une caractérisation de l'arbre vasculaire.

(a) Détection de l'arbre vasculaire

- Méthodes non supervisées : Elles 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 (Chauhan & Gulati, 2014).

Mendonça et al (Mendonca & Campilho, 2006) ont 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. Al-Rawi et al (Al-Rawi et al., 2007) 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 (Espona et al., 2008) 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 méthode proposée par Martinez et al. (Martinez-Perez et al., 2007), Frangi et al (Frangi et al., 1998) et Oinonen et al. (Oinonen et al., 2010) est basée sur la segmentation multi-échelle du réseau vasculaire en faisant varier la résolution de l'image. 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. Les approches développées par Zhang et al (Y. Zhang et al., 2007), 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 rétinien. Rehena Sultana et Dr. S.R. Nirmala (Sultana & Nirmala, 2015) ont utilisées canal vert de l'image. Ensuite, l'intensité du canal vert est inversée et une égalisation d'histogramme adaptative est appliquée pour l'amélioration du contraste. Après la tâche de prétraitement, une opération morphologique « ouverture » est appliquée pour le retrait du disque optique. Après cela, une technique de seuillage d'image 'Otsu' est appliquée pour l'extraction des vaisseaux sanguins. Enfin, la technique de squelettisation est réalisée pour acquérir un vaisseau. Luiz Câmara et al (Neto et al., 2017) ont présenté une nouvelle méthode de segmentation automatique des vaisseaux rétinien, qui consiste à obtenir une meilleure approximation de la carte des vaisseaux en affinant une segmentation locale grossière des vaisseaux. Tout d'abord, quatre étapes de prétraitement sur l'image du canal vert inversé pour améliorer le contraste du vaisseau : extraction du canal vert, lissage gaussien, Top Hat et amélioration du contraste. Ensuite, une segmentation grossière utilise la fonction de distribution cumulative de la probabilité et la matrice de cooccurrence de niveau de gris pour déterminer les valeurs de seuil à appliquer au schéma de segmentation locale. Enfin, une étape de post-traitement est utilisée pour affiner la détection des vaisseaux en utilisant une carte de courbure binaire comme marqueur dans une reconstruction morphologique de la détection des vaisseaux grossiers pour éliminer le bruit restant et les vaisseaux artificiels. Kanjanasurat et al (Kanjanasurat et al., 2020) utilisent un filtre adapté. Ils utilisent l'approximation pour calculer une matrice et convolution avec des images rétinien. Gehad Hassan et al (Hassan et al., 2015) ont proposé une méthode basée sur la morphologie mathématique (ouverture par reconstruction, Top Hat, filtre gaussien). Ensuite, l'image améliorée est segmentée à l'aide de l'algorithme de clustering K-means. Silvia Valero et al (Valero et al., 2009) ont proposé une méthode repose sur l'extraction d'attributs caractéristiques de l'arbre vasculaire suivi d'un nouveau filtrage morphologique directionnel appelé Path Opening. Les attributs proposés sont liés au contraste des vaisseaux et à leur forme linéaire. Puis effectuer une classification binaire entre pixels appartenant ou non au réseau vasculaire en fusionnant les résultats obtenus après le filtrage. La fusion de données proposées est basée sur la théorie des ensembles flous. Sandra Morales et al (Morales et al., 2014) ont proposé une nouvelle approche qu'est basée sur la morphologie mathématique et l'évaluation de la courbure. En particulier, une variante de la transformation du bassin versant, le bassin versant stochastique, est appliquée pour extraire la ligne médiane du vaisseau. Son objectif est d'obtenir directement le squelette de l'arbre rétinien en évitant une étape précédente de segmentation des vaisseaux afin de réduire la dépendance entre les étapes et le coût de calcul. Elaheh Imani et al (Imani et al., 2015) ont proposé un nouveau schéma d'extraction des vaisseaux sanguins rétinien basé sur l'algorithme d'analyse des composants morphologiques (MCA). MCA a été développé sur la base d'une représentation clairsemée des signaux. Cet algorithme suppose que chaque signal est une combinaison linéaire de plusieurs composants morphologiquement distincts. Dans la méthode proposée, l'algorithme MCA avec les transformations appropriées est adopté pour séparer les vaisseaux et les lésions les uns des autres. Ensuite, la transformation en ondelettes de Morlet est appliquée pour améliorer les vaisseaux rétinien. La carte finale des vaisseaux est obtenue par seuillage adaptatif. Kundan Kumar et al (K. Kumar & Samal, 2020) ont proposés une nouvelle approche de segmentation des vaisseaux sanguins rétinien non supervisée utilisant la transformation morphologique du chapeau haut de forme suivie de CLAHE pour améliorer uniquement les pixels des vaisseaux sanguins en présence d'exsudats, de disque optique et de fovéa. Ensuite, des filtres à ondelettes Gabor 2D à plusieurs échelles sont appliqués sur l'image prétraitée pour une meilleure représentation des vaisseaux sanguins épais et minces situés à différentes orientations. Maison et al (Lestari & Luthfi, 2019) ont proposés une méthode qui suit deux étapes : le prétraitement qui consiste en une extraction du canal vert, un complément du canal vert, une égalisation d'histogramme adaptatif à contraste limité CLAHE et une ouverture morphologique. Après cela, la dernière étape est la segmentation qui utilise le filtre médian et le filtre gaussien. Mohammad A. U. Khan et al (Khan et al., 2019) ont proposés une méthode comprend quatre étapes consécutives: 1) Filtrage par moindres carrés pondéré avec algorithme Speeded-Up Adaptive Contrast Enhancement SUACE pour l'homogénéisation de fond et la suppression de l'éclairage non uniforme , 2) amélioration des vaisseaux à l'aide d'un filtre de ligne multi-échelles et son amélioration pour l'uniformité des

vaisseaux, 3) amélioration du vaisseau morphologique avec détecteur de congruence de phase et 4) opération de seuil d'hystérésis avec post-traitement pour éliminer les artefacts. Chandrashekar et al (Patil & Kumarn, 2017) ont proposés une méthode basée sur deux approches, l'une en utilisant des modèles de Kirschs et l'autre en utilisant la segmentation des bassins versants. L'opérateur de Kirsch utilisé pour l'amélioration et la détection des contours. La transformation du bassin versant est utilisée comme outil de segmentation morphologique pour une grande variété d'images en niveaux de gris. H. Betaouaf et A. Bessaid (Betaouaf & Bessaid, 2013) ont proposés une méthode basée sur l'ouverture surfacique avec filtre gaussien et applique Top Hat sur l'image résultante dans le prétraitement et dans la segmentation ils ont appliqué transformation du bassin versant LPE suivi d'un taillage pour supprimer toutes les barbes. Ștefan Țăluet al (Țălu et al., 2017) ont proposés Une méthode automatique non supervisée appliquer pour la segmentation des vaisseaux rétiens suivi d'analyse multi fractale qui permet d'évaluer la structure tridimensionnelle complexe de la micro vascularisation rétinienne à l'aide de méthode de comptage de boîtes. A. Bessaid, A. Feroui et M. Messadi (Bessaid et al., 2009) ont proposés un algorithme basé sur la transformation des bassins versants pour détecter la ligne médiane du réseau rétinien. L'idée de base est d'abord de filtrer l'image pour réduire le bruit, puis d'appliquer la transformation du bassin versant sur le chapeau haut de forme pour extraire uniquement les lignes de crête correspondant à la ligne médiane. Yu Qian Zhao, Xiao Hong Wang (Y. Q. Zhao et al., 2014) ont proposé une nouvelle méthode de segmentation des vaisseaux rétiens basée sur level set et la croissance de la région. Tout d'abord, une image du vaisseau rétinien est prétraitée par CLAHE et une ondelette Gabor 2D pour améliorer les vaisseaux. Ensuite, un filtre de diffusion anisotrope est utilisé pour lisser l'image et préserver les limites des vaisseaux. Enfin, la méthode croissance de région et un modèle de contour actif basé sur la région avec une mise en œuvre de level set (Snake) sont appliqués pour extraire les vaisseaux rétiens, et leurs résultats sont combinés pour atteindre la segmentation finale. Elaouaber Zineb Aziza et al (Aziza et al., 2019) ont proposés une approche basée sur La matrice de Hesse, l'algorithme ISODATA et le contour actif pour la segmentation des vaisseaux sanguins. Alharthi et Emamian (Alharthi & Emamian, 2016) ont appliqué l'égalisation d'histogramme adaptative après l'extraction du canal vert, suivie des opérations de la morphologie mathématique (la dilatation, l'érosion et la fermeture). Ensuite, seuillage d'Otsu et le filtre médian sont appliqués sur le résultat suivi d'une squelettisation. Maheswari et Punnolil (Maheswari & Punnolil, 2014) ont inversé le canal vert suivi d'un opérateur de Canny et l'ouverture morphologique, ensuite ils ont appliqué amélioration du contraste, un seuillage, le filtre médian et une soustraction.

- 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 (Fraz et al., 2014) ont introduit une méthode supervisée basée sur une collection de dérivés des filtres gaussiens et des filtres de Gabor, associés à une transformation morphologique chapeau haut de forme pour générer le vecteur caractéristique de l'arbre vasculaire. Yin et al (Yin et al., 2013) 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). Ricci et Perfetti (Ricci & Perfetti, 2007) 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. Marin et al (Marín et al., 2010) ont présenté une nouvelle méthode supervisée basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones multicouches. C. Alonso et al (Alonso-Montes et al., 2005) 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. Dharmateja Adapa, Alex Noel Joseph Raj (Adapa et al., 2020) ont proposés une nouvelle méthode supervisée pour la segmentation des vaisseaux sanguins en utilisant des descripteurs de forme basés sur le moment de Zernike. Le procédé met en œuvre une classification

par pixel en calculant un vecteur de caractéristiques 11-D comprenant à la fois des caractéristiques statistiques (niveau de gris) et des caractéristiques basées sur la forme (moment Zernike). L'ensemble de fonctionnalités contient également des coefficients optimaux des moments Zernike qui ont été dérivés sur la base de la différentielle maximale entre le vaisseau sanguin et les pixels d'arrière-plan. Jen Hong Tan, U. Rajendra Acharya (Tan et al., 2017) ont développé et formé un réseau neuronal convolutif pour segmenter automatiquement et simultanément le disque optique, la fovéa et les vaisseaux sanguins. Les images du fond d'œil ont été normalisées avant la segmentation afin de renforcer la cohérence de l'éclairage du fond et du contraste. Pour chaque point effectif dans l'image du fond d'œil, notre algorithme a extrait trois canaux d'entrée du voisinage du point et transmis la réponse à travers le réseau à 7 couches. La couche de sortie se compose de quatre neurones, représentant le fond, le disque optique, la fovéa et les vaisseaux sanguins. M. Islamuddin Ahmed et al (Ahmed et al., 2014) ont utilisés la congruence de phase pour la segmentation des vaisseaux qui utilise des composants de Fourier pour détecter les bords et en appliquant des valeurs de seuil pair d'une image binaire de l'arbre des vaisseaux sanguins rétinien est acquise. Sina Hooshyar, Rasoul Khayati (Hooshyar & Khayati, 2010) ont utilisés une méthode de fuzzy clustering basée sur l'algorithme Ant Colony, inspirée par le comportement naturel des fourmis dans la recherche de nourriture, est décrite. Les caractéristiques des images de la rétine couleur sont extraites par analyse des valeurs propres de la matrice de Hesse et de la banque de filtres de Gabor. Les fourmis artificielles dans l'image utilisent ces fonctionnalités pour rechercher et regrouper les processus. Abu Hasnat Mohammad Rubaiyat et al (Rubaiyat et al., 2014) utilisent l'énergie du vaisseau du plan vert prétraité de l'image du fond de l'œil et suivie d'une correspondance des caractéristiques avec une corrélation croisée normalisée rapide. Le processus complet peut être catégorisé comme suit: extraction du champ de vision (FOV) et ajustement de la traduction, amélioration des vaisseaux par homogénéisation du niveau de gris, extraction du système vasculaire rétinien proéminent par seuillage et opérations morphologiques, calcul de la caractéristique énergétique du vaisseau à partir de la transformation polaire de l'image extraite du vaisseau proéminent et la correspondance des caractéristiques en utilisant une corrélation croisée normalisée rapide. Akansha Mehrotra et al (Mehrotra et al., 2014) présente une méthode automatisée de détection des vaisseaux sanguins à partir de l'image du fond d'œil. La méthode effectue d'abord certaines tâches de prétraitement d'image de base sur le canal vert de l'image rétinienne The Novel Edge Preserving Filter (NEPF) applique pour la suppression du bruit impulsif et le lissage gaussien est effectué pour supprimer le bruit gaussien. Une combinaison d'opérations morphologiques telles que des transformations de Top Hat et Bottom Hat sont appliquées sur l'image prétraitée pour mettre en évidence les vaisseaux sanguins. Enfin, le Kohonen Clustering Network (KCN) est appliqué pour regrouper l'image d'entrée en deux clusters, à savoir vaisseau et non vaisseau. Yinlin Cheng, Mengnan Ma (Cheng et al., 2020) ils ont proposé une nouvelle méthode d'abord les méthodes de prétraitement sur les images du fond de la rétine seraient d'abord introduites, y compris les niveaux de gris, Z score, l'égalisation adaptative limitée de l'histogramme (CLAHE) et la correction gamma. Ensuite, ils ont introduit l'architecture d'U-Net et du bloc dense. Enfin, un modèle de réseau U-Net network et ses réglages de paramètres. Md Mohaimenul Islam et al (H. C. Yang, 2020) proposent les réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour la détection du vaisseau rétinien. Md. Mohaimenul Islam (Islam et al., 2020) aussi propose Une méta-analyse des modèles d'apprentissage profond pour la segmentation des vaisseaux rétiens. Tripti Rani Borah et al (Borah et al., 2015) ont proposés l'analyse en composantes principales (ACP) pour l'extraction des vaisseaux sanguins de la rétine. Dang N. H. Thanh et al (Thanh et al., 2019) ont proposés une courbure principale adaptative (APC) et trois méthodes de segmentation des vaisseaux sanguins pour les images du fond de l'utérus basées sur la courbure principale adaptative et les dérivés d'images : la différence centrale, l'opérateur Sobel et l'opérateur Prewitt. Qiaoliang Li, Member IEEE, et al (Q. Li et al., 2015) ont proposés une nouvelle méthode remodèle la tâche de segmentation en tant que problème de transformation des données Cross Modality de l'image rétinienne à la carte des vaisseaux. Un réseau neuronal large et profond avec une forte capacité d'induction est proposé pour modéliser la transformation, et une stratégie d'entraînement efficace est présentée. Au lieu d'une seule étiquette du pixel central, le réseau peut sortir la carte d'étiquette de tous les pixels pour un patch

d'image donnée. Zahra Waheed, M. Usman Akram et al (Waheed et al., 2015) ont proposés une méthode basée sur Gabor Wavelet pour le prétraitement, ce qui rend les vaisseaux plus proéminents et rend le bruit de l'image libre. La segmentation est effectuée à l'aide d'une technique de seuillage à plusieurs couches, qui donne un modèle net de système vasculaire en prenant en compte plusieurs valeurs de seuil. Zengqiang Yan, Xin Yang et al (Yan et al., 2018) proposent une nouvelle segment-level loss qui met avantage l'accent sur la cohérence de l'épaisseur des vaisseaux minces dans le processus de formation. En adoptant conjointement segment-level et pixel-Wise losses, l'importance entre les récipients épais et minces dans le calcul de la perte serait plus équilibrée.

(b) Détection du disque optique

Muhammad Abdullah et al (Abdullah et al., 2016), ont proposé une méthode basée sur des opérations morphologiques, la transformée de Hough circulaire et l'algorithme de croissance-coupe. Les opérateurs morphologiques sont utilisés pour améliorer le disque optique et éliminer le système vasculaire rétinien et d'autres pathologies. Le centre du disque optique est approximé à l'aide de la transformée de Hough circulaire, et l'algorithme de croissance-coupe est utilisé pour segmenter avec précision contour du disque optique. Jose Sigut et al (Sigut et al., 2017), La procédure de localisation combine des informations vasculaires et de luminosité pour fournir la meilleure estimation du centre du disque optique qui est le point de départ de l'algorithme de segmentation. Une simple approximation circulaire du contour de disque optique est proposée sur la base du contraste moyen maximal entre l'anneau intérieur et extérieur d'un cercle centré sur l'emplacement estimé. M. Elena Martinez-Perez, Nicholas proposent algorithme, automatiquement : (i) utilise les trois canaux (RVB) de l'image couleur numérique pour localiser la région d'intérêt (ROI) où se trouve la DO, (ii) mesure le contenu d'informations Shannon par canal dans le ROI, pour décider quel canal est le plus approprié pour rechercher le centre OD à l'aide de la transformation circulaire de Hough. S. Ramachandran et al (Ramachandran et al., 2020), présentent une technique de localisation de disque optique utilisant un cadre basé sur un réseau de neurones profond. Le système proposé repose sur l'architecture sous-jacente de YOLOv3, un pipeline de réseau de neurones entièrement convolutionnel pour la détection et la localisation d'objets. Zaka Ur Rehman et al (Rehman et al., 2019), ont proposé une méthode de détection et de localisation de disque optique multiparamétrique pour les images du fond d'œil rétinien à l'aide de caractéristiques statistiques et texturales basées sur la région. Les caractéristiques hautement discriminantes sont sélectionnées sur la base du critère d'information mutuelle et une analyse comparative de quatre classificateurs de référence : Support Vector Machine, Random Forest (RF), AdaBoost et RusBoost. Kittipol Wisaeng et al (Wisaeng & Sa-Ngiamvibool, 2018), la méthode proposée comprend quatre étapes principales. Il s'agit du prétraitement des images, de l'étude de la zone OD, de la segmentation OD et enfin de la fusion de régions. Premièrement, la normalisation des couleurs et le filtrage flou utilisent l'éradication du bruit. Deuxièmement, la morphologie mathématique est utilisée pour mettre en évidence la partie qui a une intensité plus élevée que les régions supplémentaires des images rétiniennes. Ensuite, la segmentation du bassin versant est appliquée pour surmonter la sur-segmentation dans la segmentation morphologique mathématique. Enfin, il se superpose à l'image d'origine et détecte la région OD. M. Zahoor et al (Zahoor & Fraz, 2017), ont présenté une nouvelle technique hiérarchique pour la localisation et la segmentation rapides et précises des disques optiques. Le système vasculaire rétinien et les pathologies sont délimités et retirés en utilisant des opérations morphologiques au stade du prétraitement suivies de la transformation de Hough circulaire pour la localisation du disque optique. Le contour du disque optique est obtenu en calculant la région d'intérêt et en appliquant un nouveau seuillage adaptatif basé sur la transformation polaire. Dehghani et al (Dehghani et al., 2012) ont utilisé le principe de l'histogramme Matching pour localiser le DO. Ils ont utilisé le disque optique des quatre premières images rétiniennes dans l'ensemble de données DRIVE pour extraire les histogrammes de composante de couleur, et ils ont calculé la moyenne des histogrammes pour chaque couleur comme modèle pour localiser le centre de disque optique. Hung-Kuei Hsiao et al (Hsiao et al., 2012), la détection de disque optique robuste et efficace est un élément de traitement nécessaire dans les systèmes de dépistage rétinien automatique. Dans cet article, la localisation du disque optique est

obtenue par une nouvelle opération de correction d'éclairage, et la segmentation des contours est complétée par un modèle de Snake à écoulement vectoriel à gradient supervisé (Snake SGVF). Snake GVF conventionnel n'est pas suffisant pour segmenter le contour en raison de l'occlusion des vaisseaux et des limites des disques flous. Au vu de cette raison, Snake SGVF est étendu à chaque fois d'itération de déformation, de sorte que les points de contour peuvent être classés et mis à jour en fonction de leurs informations de caractéristique correspondantes. La classification repose sur l'extraction du vecteur caractéristique et les informations statistiques générées à partir des images d'apprentissage. Sandra Morales et al (Morales et al., 2013) ont proposé une méthode pour l'extraction du contour du disque optique est principalement basée sur la morphologie mathématique et l'analyse en composantes principales (ACP). Il utilise différentes opérations telles que la fonction de distance généralisée (GDF), une variante de la transformation du bassin versant, le bassin versant stochastique et les transformations géodésiques. L'entrée de la méthode de segmentation est obtenue par PCA. Le but de l'utilisation de PCA est d'obtenir une image en niveaux de gris qui représente mieux l'image RVB d'origine. Kemal Akyol et al (Akyol et al., 2016) ont présenté une nouvelle approche pour la localisation efficace et précise du disque optique dans les images rétiniennes présentant du bruit et d'autres lésions. Cette approche comprend cinq étapes principales qui sont le traitement d'image (inverser le processus, CLAHE, extraire les régions sombres, seuillage Otsu, dilatation et étiquetage), l'extraction de points clés, l'analyse de texture (LBP), le dictionnaire visuel et les techniques de classification (RF Forêt aléatoire). Keunheung Park et al (Park et al., 2020) , la localisation et détection automatiques de la tête du nerf optique à l'aide d'architectures d'apprentissage en profondeur de pointe. R. Geetha Ramani et al (Ramani & Shanthamalar, 2020), ont proposé une méthode de calcul de la densité de pixels basée sur la région pour la localisation du disque optique et une transformation de Hough circulaire améliorée avec sélection de la valeur de Hough Peak et segmentation Super pixel du canal rouge pour la segmentation du disque optique.

Feroui, Messadi et Bessaid (Amel et al., 2012) ont proposé une méthode basée sur canal luminance, puis une élimination du réseau vasculaire par une fermeture morphologique. Ensuite, une opération de seuillage suivi d'une reconstruction morphologique par dilatation. Enfin, une segmentation du disque optique est faite par soustraction entre l'image du canal L et l'image reconstruite.

(c) Détection de la macula

Il existe plusieurs approches pour détecter la fovéa dans les images rétiniennes. Sinthanayothin et al (Sinthanayothin et al., 1999) ont utilisé un modèle fovéa pour trouver le locus fovéa dans les images rétiniennes. C'est un modèle artificiel en niveaux de gris de taille 40x40 pixels qui imite une véritable région de la fovéa, et est obtenu en utilisant une distribution gaussienne avec un écart-type fixe. Afin de détecter les régions fovéa candidates, ils calculent d'abord les coefficients de corrélation entre le modèle rétinien et l'image du fond d'œil. Ensuite, ces coefficients de corrélation sont comparés à un seuil, et les régions candidates les plus corrélées avec le modèle sont sélectionnées. Ensuite, le centre de la région candidate la plus sombre, détecté à une distance plausible du disque optique, est sélectionné comme centre de la fovéa. Narasimha-Lyer et al (Narasimha-Iyer et al., 2006), ont proposé de localiser le centre de la fovéa en utilisant une approche en deux étapes, qui est basée sur le diamètre du disque optique, une région d'intérêt et un seuil adaptatif. Singh et al (Singh et al., 2008) utilisent une méthode basée sur l'apparence pour leur détection de la fovéa. Ils améliorent le contraste local et détectent la fovéa comme une structure d'image sombre. Niemeijer et al (Niemeijer et al., 2006) utilisent une méthode basée sur une fonction de cost ainsi qu'un modèle de distribution ponctuelle pour détecter et localiser la fovéa. Li et al (H. Li & Chutape, 2004) combinent les informations fournies par les pixels de faible intensité (caractéristique de la région de la fovéa) et l'arcade des vaisseaux principaux, et détectent la fovéa avec une méthode d'adaptation parabole. Sagar et al (Sagar et al., 2007) utilisent la relation spatiale entre le diamètre du disque optique et la région de la macula pour trouver le centre de la fovéa. Premièrement, ils détectent un ROI (région d'intérêt) dans l'image du fond d'œil, puis ils masquent tous les pixels des vaisseaux sanguins dans ce ROI en utilisant des opérations morphologiques. Ensuite, les pixels les plus sombres sont identifiés et

regroupés. Ensuite, le centroïde du plus grand cluster est sélectionné comme centre de la fovéa. Sopharak et al (Sopharak et al., 2008) a utilisé une approche similaire pour trouver la fovéa. Ils détectent le locus fovéa en utilisant le diamètre du disque optique, puis ils masquent les vaisseaux à contraste élevé en utilisant l'opérateur de fermeture morphologique. Sekhar et al. (Sekhar et al., 2008) ont proposé d'utiliser la transformation de Hough et certaines opérations morphologiques pour détecter automatiquement la fovéa. Premièrement, ils estiment le locus du disque optique à l'aide d'opérations morphologiques, puis ils localisent le contour du disque optique à l'aide de la transformation de Hough. Ensuite, en utilisant la relation spatiale entre le diamètre du disque optique et la région de la fovéa, une région d'intérêt (ROI) est identifiée. Dans cette région d'intérêt ROI, ils appliquent un seuillage et l'opérateur d'ouverture morphologique pour identifier le centre de la fovéa. Maryam et al (Mubbashar et al., 2011) ont fourni une méthode de détection de la macula. Tout d'abord, localisez le centre de la papille et améliorez le contraste des vaisseaux sanguins. La macula est ensuite déterminée en utilisant la distance entre le disque optique et la macula. Enfin, la macula a été détectée par la distance du centre du disque optique et le processus de seuillage. A. Feroui (FEROUI, 2014) a été proposé une méthode pour segmenter la macula qui commence par une étape de prétraitement (le canal de luminance de l'espace couleur HSV, l'égalisation adaptative d'histogramme et le filtre de gauss). Par la suite, une ouverture morphologique est appliquée sur l'image améliorée avec un élément structurant de forme circulaire. Pour détecter la région maculaire une fermeture morphologique a été appliquée suivie d'un filtre médian et une soustraction entre l'image lissée et l'image fermée. Finalement l'image résultante est binarisée avec un seuil de 0,1. Pour détecter le contour de la macula ils ont utilisé la technique de la ligne de partage des eaux.

(3) Alignement des signatures réiniennes

Le recalage ou l'alignement des signatures réiniennes extraites est une étape essentielle pour les caractéristiques réiniennes issues de la détection de l'arbre vasculaire, qui sont généralement sensibles aux transformations géométriques. Isabel Narra Figueiredo et al (Figueiredo et al., 2016) ont proposé une méthode biométrique basée sur une nouvelle technique de recalage entre les vaisseaux réiniens extraits. Cette technique se compose d'un recalage à plusieurs échelles suivi d'un autre recalage élastique multi-échelle. Saba A. Tuama et al (Tuama & George, 2016) et Hadi Farzin et al (Farzin et al., 2008) 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 réinienne soit dirigé vers le bas. 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. Ensuite, elle compense la rotation en appliquant une rotation opposée à l'image d'entrée. Après avoir aligné les signatures réiniennes, 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.

(4) Comparaison de signatures biométriques

La phase d'appariement entre les signatures extraites repose en général sur la comparaison des vecteurs des caractéristiques biométriques réiniennes 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 (L. Wang et al., 2005) ou Manhattan (Black, 2006). Certaines méthodes de regroupement telles que K-means (Arthur et al., 2009), test g2NN (Lowe, 1999) et KNN graphique (Caelli & Caetano, 2005) ont été utilisées pour l'appariement des caractéristiques.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques méthodes existantes dans la littérature, ainsi qu'on a détaillé l'anatomie de la rétine et aussi les point faibles et forts de la rétine suivie par les techniques

d'acquisitions et les outils de traitements d'images couleur du fond d'œil. Dans le chapitre qui suit, nous détaillons notre contribution dans le cadre de la proposition d'une nouvelle méthode biométrique rétinienne. Afin de résoudre les problèmes des méthodes biométriques rétiniennes existantes.

III. Chapitre 3

NOTRE APPROCHE :

Résultats et Évaluations

III. Chapitre 3

| | | |
|------------|---|----|
| <u>1.</u> | <u>Introduction</u> | 69 |
| <u>2.</u> | <u>Approche proposée</u> | 69 |
| <u>3.</u> | <u>Description des bases de données</u> | 70 |
| <u>4.</u> | <u>Détection du réseau vasculaire</u> | 72 |
| <u>5.</u> | <u>Détection de la signature biométrique</u> | 83 |
| <u>6.</u> | <u>Détection les points de références</u> | 85 |
| <u>7.</u> | <u>RECALAGE</u> | 93 |
| <u>8.</u> | <u>Comparaison des signatures biométriques « Matching »</u> | 98 |
| <u>9.</u> | <u>Évaluation et Interface</u> | 98 |
| <u>10.</u> | <u>Conclusion</u> | 99 |

1. Introduction

Nous proposons dans ce chapitre une méthode biométrique basée sur l'analyse de la rétine. La méthode est composée de quatre étapes principales : l'analyse de l'image rétinienne, l'extraction du réseau vasculaire, l'extraction de la signature biométrique et les points de références et un recalage suivi par la mise en correspondance des signatures. Dans la première étape, nous proposons une méthode pour améliorer le contraste car les images rétiniennes peuvent souffrir d'une mauvaise qualité d'acquisition (voir chapitre 2), de plus la rétine peut contenir une structure très dense des vaisseaux, et être atteinte de quelques pathologies affectant ainsi sa structure. 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, afin de faciliter la tâche de caractérisation ultérieurement. Ainsi, elle joue un rôle important dans le succès de la tâche de reconnaissance. Dans la deuxième étape, nous proposons une nouvelle méthode d'extraire le réseau vasculaire rétinien. La troisième étape vise à extraire les caractéristiques de la signature rétinien qui sont les points de bifurcations ainsi les points de références qui sont la région d'intérêt (ROI) ' un point de centre du disque optique(cup) et un point du centre de macula (fovéa). La quatrième étape consiste à l'alignement, la mise en correspondance et la comparaison des signatures, celle de la rétine en cours de traitement et celle de la rétine de référence. Mais avant de procéder à ces étapes, nous allons d'abord présenter l'approche générale proposée ainsi que les images rétiniennes que nous allons travailler.

2. Approche proposée

L'imagerie médicale est l'un des domaines de médecine qui a monté à bord dans le traitement et l'analyse d'images. L'objectif de notre travail est d'avoir un système d'analyse d'image robuste basée sur la rétine en vue d'authentifier les personnes. La construction de notre système est structurée en deux phases principales comme le montre la figure (III.1) (Enrôlement et l'Authentification). Ces phases sont présentées comme suit :

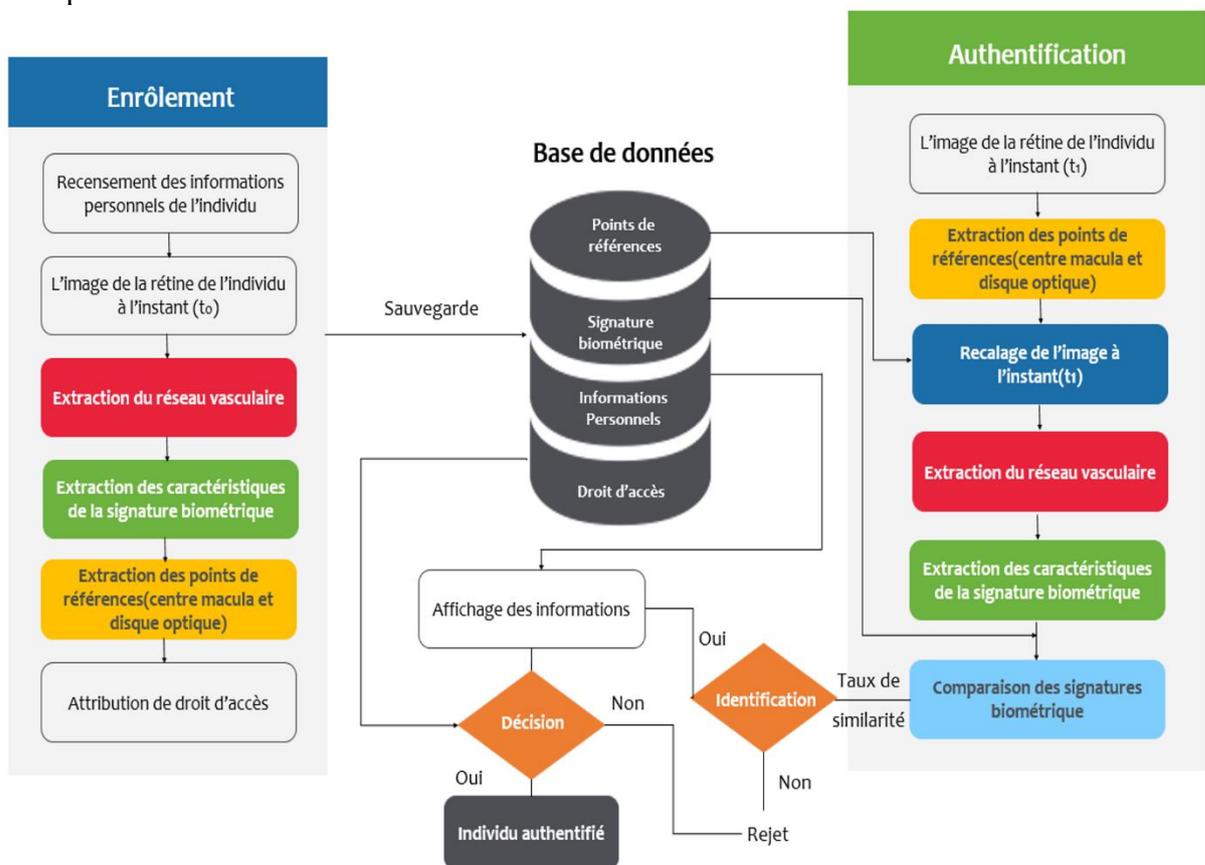


Figure III.1 Schéma générale de notre approche

a) Enrôlement

L'intérêt de cette phase est de minimiser la quantité de données à stocker et d'extraire que les paramètres pertinents pour faciliter la phase d'authentification. Dans notre approche, la phase d'enrôlement est composée de plusieurs étapes. D'abord, L'acquisition de l'image rétinienne précède de recensement des informations de l'individu, lors de l'acquisition de l'image de nombreux facteurs peuvent influencer sur la qualité des images acquises alors, il nécessite une étape de prétraitement afin d'utiliser les images pour les autres opérations. Ensuite, segmentation pour extraire le réseau vasculaire qui est la tâche la plus importante dans cette phase et pour la suite, c'est le réseau est bien détecté le système soit robuste et c'est le réseau n'est pas bien détecté le système sera mauvais donc, le système est directement lié au l'extraction du réseau vasculaire. Après cela, détection des caractéristiques à partir du squelette de réseaux vasculaires qui sont : les points de bifurcations et de croisements. Ces caractéristiques sont la signature biométrique de la rétine. Avant dernier, l'extraction des points de références (centre de la macula (fovéa) et centre du disque optique (cup)) qui nous avons besoin dans la phase d'authentification. Finalement, nous allons sauvegarder la signature biométrique dans une matrice qu'on va dénommer la matrice d'authentification.

b) Authentification

Lors de cette phase, l'intérêt est d'avoir résultat final concernant l'individu que ça soit authentifié ou bien rejeté. Mais avant ça tout un processus est fait, d'abord l'extraction des points de références (centre de macula et disque optique) qui sont des points de contrôle pour faire recalage de l'image. Ensuite, après avoir faire recalage par les points de contrôle, on met le même processus de la phase d'enrôlement de l'image recalé par l'extraction des caractéristiques de la signature biométrique à partir du réseau vasculaire. Enfin, l'étape d'appariement entre les signatures extraites repose en général sur la comparaison des vecteurs des caractéristiques biométriques rétinienne. Elle sert à mesurer le degré de similitude entre deux signatures pour avoir la décision s'il est client (authentifié) ou bien un imposteur (rejeté).

3. Description des bases de données

La disponibilité de bases de données d'images accessibles au public est un facteur clé qui soutient le développement de stratégies d'extraction de caractéristiques. Les procédures telles que la validation ou la formation d'algorithmes nécessitent une quantité croissante de données à traiter. Cette nécessité a poussé plusieurs groupes de recherche à rendre publics leurs propres ensembles de données d'images rétinienne. Cette tendance a abouti à la génération de bases de données avec une grande variété de signes pathologiques différents en haute résolution. La plupart des bases de données incluent la vérité fondamentale des pathologies ou la segmentation manuelle des composants rétinien (tête du nerf optique (ONH), réseau de vaisseaux sanguins et macula) et des instructions d'utilisation. Cela permet de comparer les performances des algorithmes dans la même image de fond, en référence à la mise en œuvre fiable d'une procédure de référence. Un bref résumé des bases de données accessibles au public rencontrées, triées par cible clinique, mettant en évidence leurs avantages respectifs pour le développement d'algorithmes basés sur les fonctionnalités. Pour plus de commodité, les principales caractéristiques et les informations clés de chaque base de données sont résumées dans le tableau (III.1). Les bases de données pour la segmentation de la tête de nerf optique (OD) : DRIONS – DB (Digital Retinal Images for Optic Nerve Segmentation Database), RIM-ONE. Les bases de données pour la segmentation de réseaux vasculaire : DRIVE (Digital Retinal Images for Vessel Extraction), REVIEW (Retinal Vessel Image set for Estimation of Widths), CHASE_DB1 (Child Heart Health Study in England), HRF (High-Resolution Fundus) Image Database, STARE (STRUCTURED Analysis of the Retina), VICAVR, INSPIRE-AVR, BioImLab(Jordan et al., 2017).

Les bases de données pour les anomalies : ImageRet - Collé pour développer des méthodes de traitement d'image pour aider au diagnostic de DR, divisé en deux sous-bases de données, DIARETDB0 et DIARETDB1 (maintenant implémenté dans DIARETDB1 V2.1), HEI-MED (Hamilton Eye Institute Macular Edema Dataset), Messidor, e-ophtha, ARIA.

| Retinal Image Database | No. of Images | Fundus Camera System | Spatial Resolution (pixels) | Field of View (FOV) | Ground Truth or Expert Grading's |
|--|---------------|---|---|---------------------|---|
| DRIVE (Utrecht Database) – Digital Retinal Images for Vessel Extraction | 40 | Canon CRS (Canon Corp., Tokyo, Japan) | 768 × 564 | 45° | Blood Vessel Segmentation |
| REVIEW – Retinal Vessel Image Set for Estimation of Widths | 16 | HRIS – Canon 60 UV | HRIS – 3584 × 2438 | HRIS – 60° | Blood Vessel Segmentation |
| HRIS – High Resolution Image Set | | VDIS – Zeiss fundus camera | VDIS – 1360 × 1024 | VDIS – 50° | |
| VDIS – Vascular Disease Image Set | | CLRIS – Zeiss FF 450 (Carl Zeiss AG, Oberkochen, Germany) | CLRIS – 2160 × 1440 | CLRIS – 50° | |
| CLRIS – Central Light Reflex Image Set | | KPIS – Canon 60 UV (Canon Corp.) | KPIS – 3300 × 2600 | KPIS – 60° | |
| KPIS – Kick Point Image Set | | | | | |
| CHASE_DB1 – Child Heart and Health Study in England | 28 | Nidek NM-200-D (Nidek Co., Ltd., Gamagori, Japan) | 1280 × 960 | 30° | Blood Vessel Segmentation |
| HRF – High Resolution Fundus Image Database | 45 | Canon CF-60 Uvi Canon EOS 20D (Canon Corp.) | 3504 × 2336 | 60° | Blood Vessel Segmentation – Optic Disk (OD) detection (center and radius) |
| STARE – Structured Analysis of the Retina | 81 | TopCon TRV-50 (Topcon Corp., Tokyo, Japan) | 700 × 605 | 35° | Blood Vessel Segmentation – Artery/Vein Labeling |
| VICAVR | 58 | TopCon camera NW-100 (Topcon Corp.) | 768 × 584 | - | Vessels Caliber – Artery/Vein Labeling |
| INSPIRE- AVR | 40 | Zeiss Fundus Camera (Carl Zeiss AG) | 2392 × 2048 | 30° | Artery/Vein labeling – OD Segmentation |
| BiolmLab | 60 | TopCon TRC-50 (Topcon Corp.) | 1300 × 1100 | 50° | Vessels Tortuosity Evaluation |
| DRIONS-DB – Digital Retinal Images for Optic Nerve Segmentation Database | 110 | 35 mm Film Color Fundus Camera Digitized using HP-PhotoSmart-S20 scanner (HP, Palo Alto, CA, USA) | 600 × 400 | - | OD Segmentation |
| RIM-ONE | 159 | Nidek AFC-210 (Nidek Co., Ltd.) Canon EOS 5D (Canon Corp.) | 2144 × 1424 (stereo images) | - | OD and Optic Cup Segmentation |
| ImageRet | 219 | Digital Fundus Camera – Settings Unknown | 1500 × 1152 | 50° | Diabetic Retinopathy (DR) Lesions Grading |
| MESSIDOR | 1200 | TopCon TRC NW6 (Topcon Corp.) | 1440 × 960 or 2240 × 1488 or 2304 × 1536 | 45° | DR Grading – Macula Edema Risk Level |
| E-Ophtha | 463 | Telemedical Network Various Cameras used | EX (2048 × 1360 and 1440 × 960) MA (1440 × 960 and 2544 × 1696) | - | DR Lesions Grading |
| HEI-MED – Hamilton Eye Institute Macular Edema Dataset | 169 | Zeiss Visucam PRO fundus camera (Carl Zeiss AG) | 2196 × 1958 | 45° | - |
| ARIA – Automated Retinal Image Analysis | 450 | Zeiss FF450+ Fundus Camera (Carl Zeiss AG) | 768 × 576 | 50° | Optic Nerve Head boundary segmentation |

Tableau III.1 Résumé des bases de données accessibles au public d'images du fond d'œil pour l'analyse d'images rétinienne

Dans cette section, nous présentons la base de données utilisée dans notre travail.

a) Base d'image DRIVE

La base de données DRIVE ou aussi appelé la base de données d'Utrecht a été créée pour permettre des études comparatives sur la segmentation des vaisseaux sanguins dans les images rétinienne. La segmentation des vaisseaux rétiniens et la délimitation des attributs morphologiques des vaisseaux sanguins rétiniens, tels que la longueur, la largeur, la tortuosité, les motifs de ramification et les angles sont utilisés pour le diagnostic, le dépistage, le traitement et l'évaluation de diverses maladies cardiovasculaires et ophtalmologiques telles que le diabète, l'hypertension, l'artériosclérose et néovascularisation chorodiale. La détection et l'analyse automatiques du système vasculaire peuvent aider à la mise en œuvre de programmes de dépistage de la rétinopathie diabétique, peuvent aider à la recherche sur la relation entre la tortuosité des vaisseaux et la rétinopathie hypertensive, la mesure du diamètre des vaisseaux en relation avec le diagnostic de l'hypertension et la chirurgie au laser assistée par ordinateur. La génération automatique de cartes rétinienne et l'extraction de points de branchement ont été utilisées pour l'enregistrement d'images temporelles ou multimodales et la synthèse de mosaïques d'images rétinienne. De plus, l'arbre vasculaire rétinien s'avère unique pour chaque individu et peut être utilisé pour l'identification biométrique. Les photographies de la base de données DRIVE proviennent du programme de dépistage de la rétinopathie diabétique aux Pays-Bas. La population de dépistage était composée de 400 sujets diabétiques âgés de 25 à 90 ans. Quarante photographies ont été sélectionnées au hasard, 33 ne montrent aucun signe de rétinopathie diabétique et 7 montrent des signes de rétinopathie diabétique précoce légère. Chaque image a été compressée

au format JPEG. Les images ont été acquises à l'aide d'une caméra Canon CR5 non mydriatique 3CCD avec un champ de vision de 45 degrés (FOV). Chaque image a été capturée en utilisant 8 bits par plan de couleur à 768 par 584 pixels. Le FOV de chaque image est circulaire avec un diamètre d'environ 540 pixels. Pour cette base de données, les images ont été recadrées autour du FOV. Pour chaque image, une image de masque est fournie qui délimite le FOV. L'ensemble de 40 images ont été divisées en un entraînement et un ensemble de test, chacun contenant 20 images. Les images d'entraînement ont été segmentées par le premier (14 images) et le deuxième observateur (6 images). Les images de l'ensemble de test ont été segmentées deux fois, résultant en un ensemble A et un ensemble B. Les images de l'ensemble A ont été étiquetées par le premier (13 images) et le deuxième observateur (7 images). L'ensemble B a été segmenté par le dernier observateur. Le coffret contient 3 images avec pathologie. La performance est calculée par rapport à l'ensemble de test (les segmentations de l'ensemble A sont utilisées comme vérité fondamentale). Les observateurs de l'ensemble A ont marqué 577 649 pixels comme réseau et 3 960 494 comme arrière-plan (12,7% réseau), pour l'ensemble B, ces nombres sont respectivement 556 532 et 3 981 611 (12,3% réseau). Un exemple de la base de données DRIVE est montré dans la figure (III.3)(J. J. Staal et al., 2004).

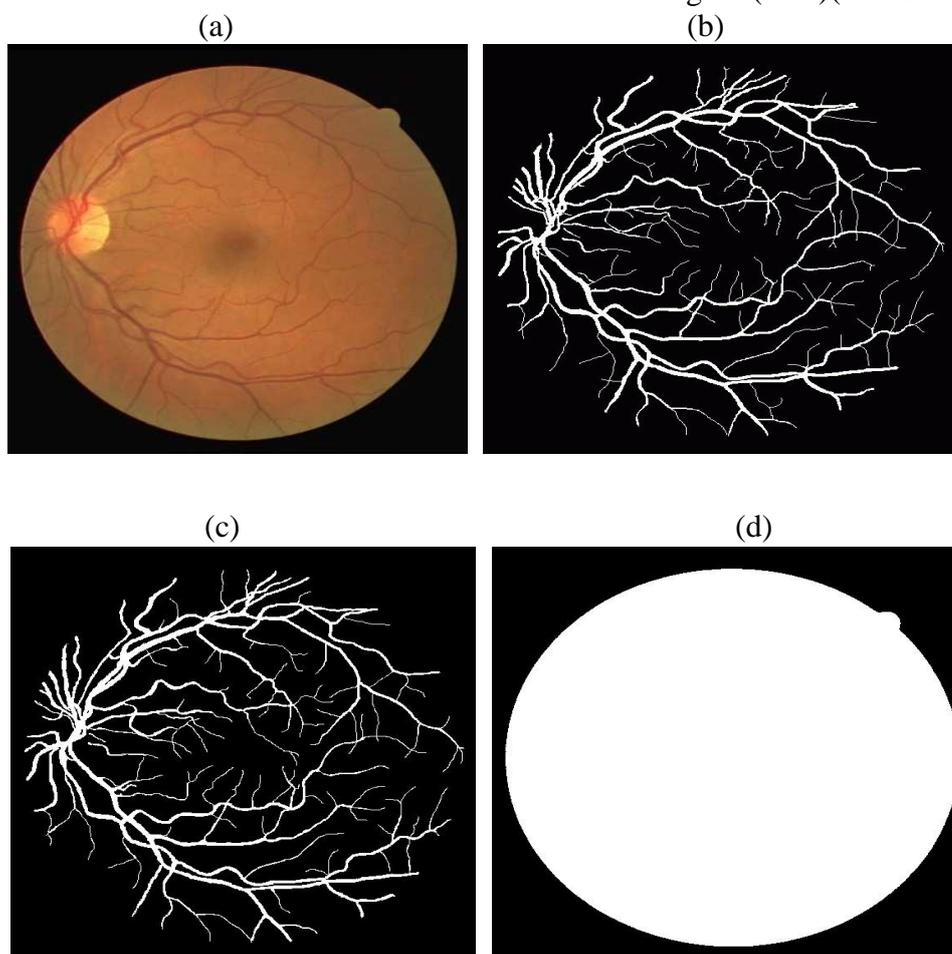


Figure III.2 Exemples d'images de la base de données DRIVE ; (a) : image originale

4. Détection du réseau vasculaire

Le système vasculaire rétinien est composé des artères et des veines avec leurs affluents visibles dans l'image rétinienne. La segmentation et la mesure de la vascularisation rétinienne sont d'un intérêt primordial dans le diagnostic et le traitement d'un certain nombre d'affections systémiques et ophtalmologiques. Le réseau vasculaire est de forme allongée rouge et plus sombres que le fond. Il existe de gros vaisseaux et des vaisseaux très mince (artères et veines). La structure de l'arbre vasculaire étant une caractéristique d'individu, elle ne change pas ou peu pendant la rétinopathie, ce qui confère le privilège d'utiliser des vaisseaux pour enregistrer des images rétiniennes prises à des

moments différents (détection de bifurcation). De plus, l'arbre vasculaire est le premier élément de l'œil qui permet de s'y repérer, la papille peut être définie comme son origine et la macula son absence.

La segmentation précise des vaisseaux sanguins rétiens est souvent une étape préalable essentielle à l'identification.

a) Méthode proposée

Dans cette section, nous proposons une nouvelle approche basée sur une combinaison de deux méthodes, une méthode non supervisée basée sur la morphologie mathématique, contour actif et un seuillage, et l'autre non-supervisée basée sur combinaison d'un filtre adaptatif et une méthode dérivative. L'avantage de cette approche est d'avoir segmenter les gros et les petits vaisseaux, une méthode qui sert de segmenter les vaisseaux minces et l'autre pour les gros vaisseaux dans tous les images couleur sains ou anomalies et même les images floue ou qui ont un faible contraste. Les principales phases de cette approche sont présentées dans l'organigramme suivant figure (III.3).

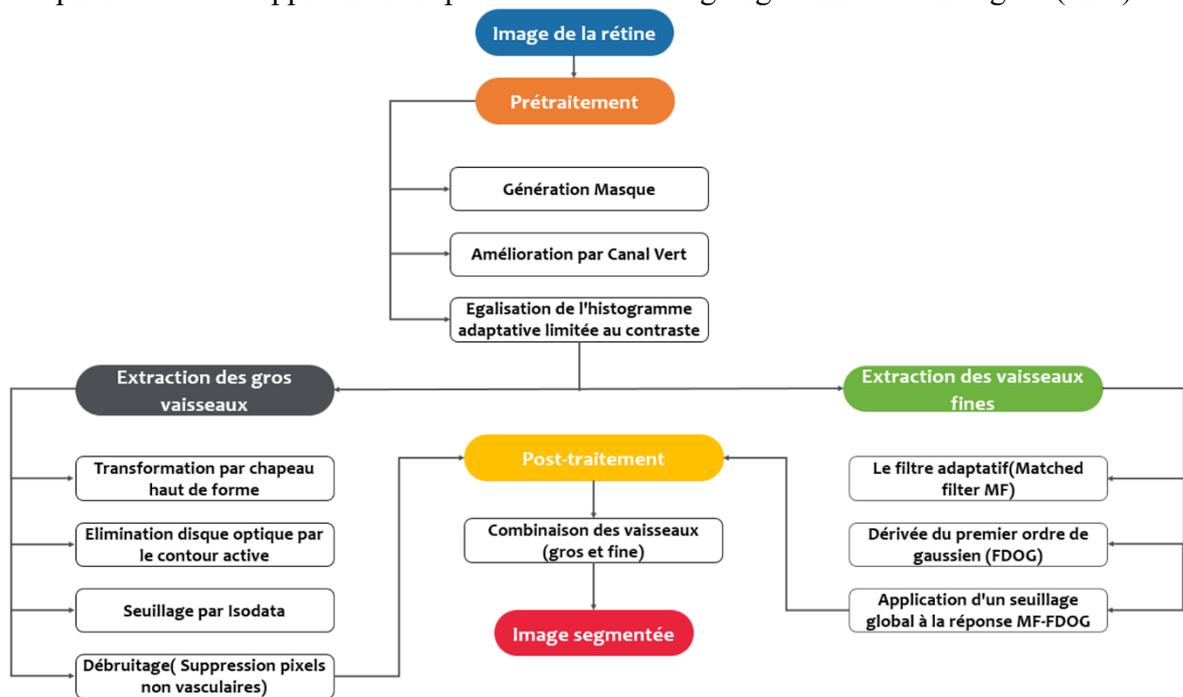


Figure III.3 Organigramme de segmentation du réseau vasculaire

b) Prétraitement

Le prétraitement d'images est une branche de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire des informations. L'étape de pré-traitement a lieu après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'image et la partie de calcul qui permet une transition vers l'interprétation des images traitées. Malgré, les énormes progrès dans les techniques d'acquisition d'images, les images rétiniennes capturées quotidiennement sont souvent très bruyantes, ont un faible contraste et l'éclairage n'est pas uniforme. Les causes peuvent être différentes. Pour résoudre tous ces problèmes, nous appliquons des techniques basées sur la modification d'histogramme pour améliorer le contraste global de l'image. Ces techniques sont les mieux adaptées au traitement d'images. De plus, toutes les méthodes d'analyse automatique ou semi-automatiques commencent par un pré-traitement d'image, l'optimisation peut donc être considérée comme une première étape vers l'analyse automatique des images rétiniennes.

(1) Extraction du canal vert

La première étape de la technique de prétraitement consiste à sélectionner le meilleur canal de couleur pour prendre le vaisseau sanguin des images comme objet de cette recherche. Nous comparons trois canaux de couleur dans l'image du fond de l'œil en couleur, qui sont le canal rouge, le canal vert et le canal bleu. Ensuite, nous choisissons le meilleur canal de couleur comme méthode que nous avons utilisée. Le canal bleu (figure.III.4.c) contient très peu d'information et de plus très bruité. Dans le canal rouge (figure.III.4. b), les vaisseaux clairs apparaissent très flous. À partir du canal ci-dessus, nous préférons utiliser le canal vert car ce canal a non seulement la plus haute intensité des images couleur, mais aussi ce canal a un meilleur contraste que les autres canaux de couleur. Le résultat de l'analyse de tous les canaux RVB (canaux rouge, vert et bleu) est présenté sur la figure (III). D'après la figure (III), Nous pouvons montrer que l'extraction du canal vert fait la différence entre un vaisseau sanguin et un autre objet de l'image du fond de l'œil plus clairement, aussi, le bruit de l'image peut être réduit. Ensuite, un masque binaire est généré pour extraire et limiter la région d'intérêt (ROI) en appliquant un seuillage global sur canal vert. Ensuite, une érosion morphologique avec un disque de taille «3» comme élément structurant est utilisée sur l'image binaire pour supprimer les pixels isolés ou bien de marquer les pixels trouvant dans la structure anatomique rétinienne sphérique ROI dans l'image entière. La variation du fond de l'image est normalisée en soustrayant une estimation du fond, qui est obtenue en appliquant un noyau moyen arithmétique en utilisant la décimation(Chihaoui, 2018; Chihaoui et al., 2015). L'image décimée de ce processus est redimensionnée à la taille réelle de l'image originale qui est ensuite soustraite du canal vert de l'image RVB pour obtenir une image normalisée.

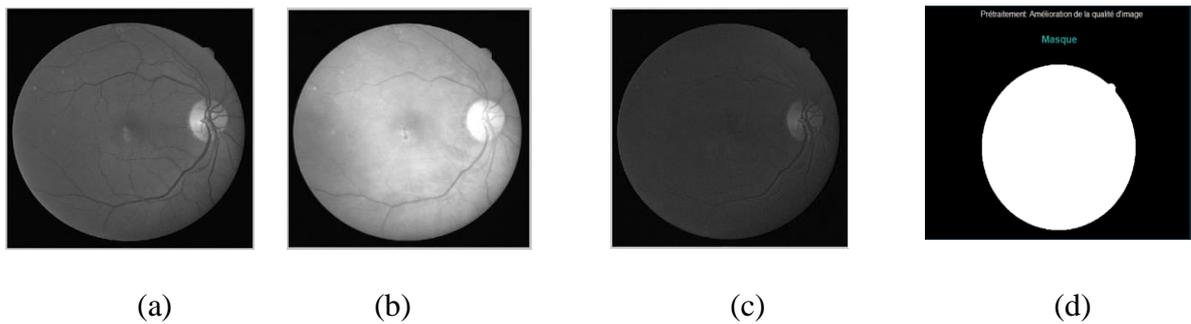


Figure III.4 Testing of RGB Color Channel (a) Green channel (b) Red channel (c) Blue channel (d) MASK

(2) Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

La méthode d'amélioration du contraste proposée dans cette recherche est l'égalisation d'histogramme adaptative limitée au contraste (CLAHE). Nous avons utilisé cette méthode car elle met à niveau l'amélioration du contraste précédente, à savoir l'égalisation d'histogramme (HE) et l'égalisation adaptative d'histogramme (AHE). Cette méthode est utile pour fournir le niveau d'intensité des images rétinienne. La méthode CLAHE affiche les vaisseaux sanguins plus clairement que les deux autres méthodes. CLAHE est principalement utilisé pour traiter le problème du bruit d'amplification excessif causé par l'égalisation adaptative d'histogramme (AHE), tout en améliorant le contraste de l'image. Tout d'abord, l'image est découpée en zones de taille 8×8 appelées « titres », puis chaque « titre » est traité par égalisation d'histogramme. CLAHE utilise un seuil prédéfini pour recadrer l'histogramme afin de limiter l'amplification. En règle générale, l'histogramme recadré est réparti uniformément sur les autres parties de l'histogramme(Setiawan et al., 2013; Zuiderveld, 1994).

Dans la méthode de traitement d'image, nous connaissons l'équation mathématique pour augmenter la luminosité des images que l'on appelle complément. L'équation est déclarée dans (41).

$$A^c = U \setminus A \quad (41)$$

$$A^c = \{\omega \in U | \omega \notin A\} \quad (42)$$

La description des formules est A^c le symbole du complément, est ω l'élément de U ou non l'élément de A . Le résultat de l'application de cette équation à l'image du CLAHE est montré sur la figure (III.5). Le complément appliqué dans l'extraction du canal vert rend l'autre objet sauf le sang le vaisseau peut être retiré et la couleur du vaisseau sanguin de l'image est l'objet le plus brillant de l'image rétinienne.



(a) (b) (c) (d)
Figure III.5 Prétraitement : (a) image originale, (b) canal vert, (c) CLAHE, (d) Complément du CLAHE

c) Post-traitement

Une fois l'image optimisée, nous nous concentrons sur la mise en évidence du réseau vasculaire. Nous commençons par présenter l'extraction des gros réseaux, ensuite par l'extraction des vaisseaux minces et on termine par la combinaison des deux méthodes.

(1) Extraction des gros vaisseaux (veines)

(a) TOP HAT

Une fois l'image filtrée, une détection préalable des vaisseaux sanguins est effectuée. Ce processus est préliminaire car une partie des bruits et des artefacts reste toujours dans l'image résultante. L'ouverture peut être utilisée pour compenser un éclairage de fond non uniforme qui est dû à la forme géométrique de l'œil. L'arrière-plan est plus sombre vers le bord que la partie centrale de l'image. Dans ce cas, l'éclairage uniforme rend le seuillage d'image difficile. L'idée simpliste est d'effectuer un seuillage sur l'image Top-Hat pour trouver l'image binaire du réseau. Afin de mettre en évidence le réseau vasculaire, nous appliquons l'opérateur morphologique dénommé chapeau haut de forme duale, est particulièrement connu pour sa capacité de détection des structures qui sont plus petites qu'un élément structurant donné ES et qui sont les minima locaux d'une image, sur l'image filtrée avec un élément structurant de disque d'une taille suffisamment grande pour combler tous les trous des vaisseaux sanguins. La transformation chapeau haut de forme dual $CHFD(f)$ est alors effectuée par en prenant la différence entre une fermeture morphologique $\phi^{ES}(f)$ et l'image source f .

$$CHFD(f) = \phi^{ES}(f) - f \quad (43)$$

La transformation en chapeau haut de forme est représentée sur la figure (III.6) et les vaisseaux sanguins apparaissent comme des objets allongés clairs tandis que l'arrière-plan se propage pour être noir. Les détails extraits par cette technique contiennent non seulement des vaisseaux sanguins, mais également d'autres détails de l'arrière-plan. Sur cette image, nous voyons une grande différence de contraste entre les vaisseaux sanguins épais et petits. Il nécessite les méthodes de seuillage pour extraire le réseau vasculaire du chapeau haut de forme mais avant de faire un seuillage, on va

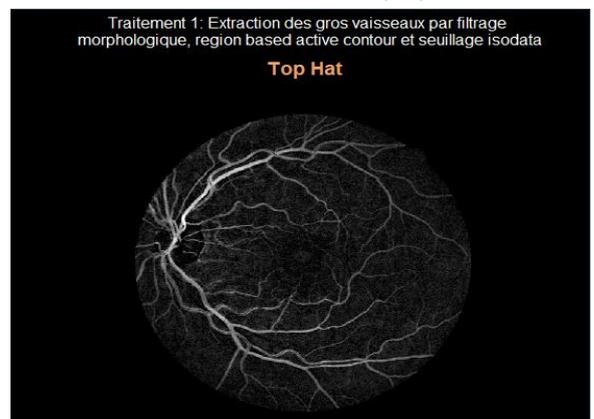


Figure III.6 TOP HAT

l'éliminer disque optique pour mieux segmenter le réseau vasculaire par le contour actif(Coster & Chermant, 1989; T. Walter, 2000).

(b) Contour actif basé sur la région

Après la segmentation, pour retirer le disque optique, la méthode de contour actif basée sur la région est utilisée. Dans l'approche par région, la représentation de forme nécessite une segmentation de l'image dans plusieurs régions homogènes. L'idée fondamentale dans les modèles de contour actifs ou Snake est de faire évoluer une courbe, soumise à des contraintes à partir d'une image donnée, pour distinguer les objets de cette image(Bresson et al., 2007; Mary et al., 2015; Ronfard, 1994). La courbe se déplace vers sa normale intérieure et doit s'arrêter sur la limite de l'objet. Dans les modèles de Snake traditionnels et de contours actifs, un détecteur de bord est utilisé, en fonction du gradient de l'image, pour arrêter la courbe évolutive à la limite de l'objet souhaité. L'évacuation du disque optique se fait par les étapes suivantes :

i. Tout d'abord, sélectionnez le masque sous-jacent de l'image segmentée d'entrée et appliquez le contour actif basé sur la région pour obtenir le masque de l'image rétinienne.

ii. Soustrayez le masque de l'image d'entrée, ce qui entraînera un nouveau masque.

iii. Ensuite, soustrayez le nouveau masque de l'ancien masque, l'image résultante sera l'image segmentée non masquée.

La méthode de contour actif par région est utilisée pour appliquer le masque sur le disque optique de la rétine pour obtenir les contours actifs. Ce contour actif met en évidence les vaisseaux sanguins rétiens. La région limite externe est éliminée dans les images finales de vaisseaux sanguins rétiens segmentés, figure (III.7) montre résultat du contour actif. Après de retirer le DO, on met seuillage iso data pour extraire le réseau vasculaire.

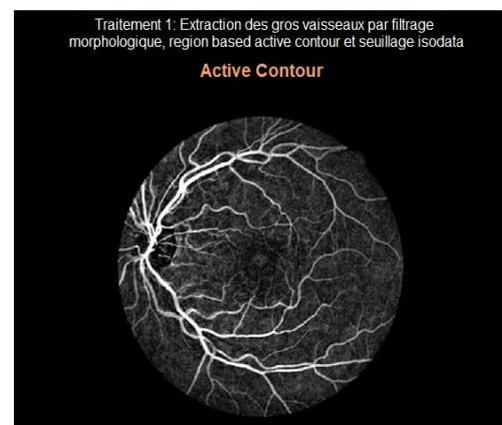


Figure III.7 ACTIVE CONTOUR

(c) Seuillage ISODATA

Pour augmenter le contraste du résultat de l'image de sortie de la transformation en chapeau haut de forme, nous effectuons l'ajustement sur l'image résultante de la transformation en chapeau haut de forme (c'est-à-dire, ajustez l'image en valeur d'intensité ou en carte de couleurs).

Maintenant, pour extraire les vaisseaux rétiens, nous avons utilisé une méthode de seuillage basée sur l'algorithme ISODATA Figure (III.8). Cet algorithme est une technique itérative et l'une des méthodes basées sur la classification dans la segmentation d'images(Ding et al., 2004). C'est un algorithme de classification non supervisé. L'ISODATA est utilisé pour estimer des seuils puis segmenter l'image. L'objectif de cet algorithme est de scinder (split) une région non homogène (histogramme) en deux sous-régions, supprimer de l'image les objets qui touchent le bord, car ces objets apportent des informations incomplètes. L'algorithme classique ISODATA est le suivant (Gonzalez 3rd, 2008) :



Figure III.8 Seuillage Isodata

1. Définissez une valeur initiale de T comme moyenne de l'image.
2. Segmentez l'image en utilisant T. cela produira deux classes de pixels :

C1 constitué de tous les pixels avec des valeurs de niveau de gris $<T$ et C2 composé de pixels avec des valeurs $\geq T$

3. Calculez les valeurs moyennes des niveaux de gris μ_1 et μ_2 pour les pixels des régions C1 et C2 en utilisant médian.

4. Calculez un nouveau seuil $T = (\mu_1 + \mu_2) / 2$.

5. Répétez les étapes 2 à 4 jusqu'à ce que la différence de T dans les itérations successives soit inférieure à un paramètre prédéfini.

Après l'extraction du réseau vasculaire, nous appliquons un débruitage pour améliorer le résultat de la segmentation car les images pathologiques ont une variété de intensités qui affectent les résultats de la segmentation.

(d) Débruitage

Avant de passer au débruitage, nous appliquons une ouverture de zone par une simple commande Matlab « `bwareaopen` » pour supprimer les petits objets qu'il a laissé le seuillage Isodata. Après cela, nous appliquons un débruitage pour supprimer les pixels non-vaisseaux par une optimisation supplémentaire des images traitées en fonction des images en niveaux de gris et des seuils. Pour l'image grise correspondant à la position de pixel non nulle et à la distance du point de pixel du résultat du traitement de seuil (La différence entre la valeur des pixels et l'arrière-plan ou les pixels des vaisseaux sanguins), détermine en outre le vaisseau sanguin et on termine par un filtrage médian de taille (3*3). La figure (III.9) détermine résultat final d'extraction les gros réseaux.



Figure III.9 Résultat final d'extraction les gros vaisseaux

(2) Extraction les vaisseaux minces

L'extraction précise des vaisseaux sanguins rétiens est une tâche importante dans le diagnostic assisté par ordinateur de la rétinopathie. Le filtre adapté (MF) est une méthode simple mais efficace pour l'extraction des vaisseaux. Cependant, le MF répondra non seulement aux vaisseaux mais aussi aux bords non-vaisseaux. Cela conduira à une détection fréquente de faux vaisseaux. Dans ce travail, nous proposons une nouvelle extension de l'approche MF, à savoir le MF-FDOG, pour détecter les vaisseaux sanguins rétiens. Le MF-FDOG proposé est composé du MF d'origine, qui est une fonction gaussienne moyenne nulle, et de la dérivée du premier ordre de gaussien (FDOG). Les vaisseaux sont détectés en seuillant la réponse de l'image rétinienne à la MF, tandis que le seuil est ajusté par la réponse de l'image au FDOG. La méthode MF-FDOG proposée est très simple, cependant, il réduit considérablement les fausses détections produites par le MF d'origine et détecte de nombreux vaisseaux fins manqués par le MF. Il obtient des résultats de détection de vaisseaux compétitifs par rapport à ces systèmes de pointe, mais avec une complexité beaucoup plus faible. En outre, il fonctionne bien pour extraire les vaisseaux des images rétiennes. Dans ce qui suit on va mieux présenter notre méthode (B. Zhang et al., 2010).

(a) MF

Le filtre adapté (MF) a d'abord été proposé pour détecter les vaisseaux sur les images rétiennes. Il utilise les connaissances antérieures selon lesquelles la section transversale des vaisseaux peut être approximée par une fonction gaussienne. Par conséquent, un filtre de forme gaussienne peut être utilisé pour correspondre aux vaisseaux pour la détection. Le MF est défini comme :

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}s} \exp\left(-\frac{x^2}{2s^2}\right) - m \quad \text{for } |x| \leq t, s, |y| \leq \frac{L}{2} \quad (44)$$

Où s représente l'échelle du filtre,

$$m = \frac{\left(\int_{-ts}^{ts} \frac{1}{\sqrt{2\pi}s} \exp\left(-\frac{x^2}{2s^2}\right) dx \right)}{2ts} \quad (45)$$

Il est utilisé pour normaliser la valeur moyenne du filtre à 0 afin que l'arrière-plan lisse puisse être supprimé après le filtrage, et L est la longueur du voisinage le long de l'axe y pour lisser le bruit, le critère t est une constante et généralement mis à 3 car plus de 99% de l'aire sous la courbe gaussienne se situe dans la plage [-3s, 3s]. Le paramètre L est également choisi en fonction de s. Lorsque s est petit, L est défini relativement petit, et vice versa. Dans la mise en œuvre, f(x, y) sera tourné pour détecter les vaisseaux d'orientations différentes. La simplicité du MF le rend populaire dans la détection des réseaux. Cependant, un problème bien connu de l'approche est qu'elle répond non seulement aux réseaux mais également aux bords non-réseaux. Nous pouvons dire clairement que le MF a de fortes réponses à la fois au vaisseau et au bord de marche. Après le seuillage, les vaisseaux et le bord non-vaisseaux seront détectés (B. Zhang et al., 2010).

(b) MF-FDOG

Comme nous pouvons le voir dans la section MF, le MF a de fortes réponses à la fois aux vaisseaux et aux bords des marches car il peut correspondre dans une certaine mesure à la forme des deux vaisseaux et des bords des marches. Il est donc difficile de distinguer les deux types de structures uniquement par la réponse de MF. Sur la base du fait que la section transversale du vaisseau est une fonction gaussienne symétrique tandis que le bord du pas est asymétrique, nous proposons un schéma simple en utilisant une paire de filtres, au lieu d'un seul filtre, pour distinguer les structures de vaisseaux gaussiens des bords non-vaisseaux. Le MF est un filtre gaussien à moyenne nulle et il est défini dans (44). Il peut être facilement déduit que la dérivée du premier ordre de la Gaussienne (FDOG) est

$$g(x, y) = \frac{-x}{\sqrt{2\pi}s^3} \exp\left(-\frac{x^2}{2s^2}\right) \quad \text{for } |x| \leq t.s, |y| \leq \frac{L}{2} \quad (46)$$

Dans ce mémoire, nous utilisons le MF et le FDOG comme «MF-FDOG» pour la détection des réseaux. L'idée vient du fait que la fonction gaussienne (c'est-à-dire la section transversale d'un vaisseau) aura une forte réponse positive au MF mais sa réponse au FDOG est antisymétrique. En revanche, bien que le bord de pas non-vaisseau ait des réponses partiellement positives au MF, sa réponse au FDOG est positive et symétrique.

Désignons par h la réponse du signal au MF. Supposons que l'on applique un seuil T à h pour détecter les vaisseaux. De toute évidence, certaines des réponses du bord de marche seront classées à tort comme des réseaux. Cependant, si nous pouvions exploiter correctement leurs différentes réponses au FDOG, les vaisseaux et les bords non-vaisseaux peuvent être mieux distingués en limitant leurs réponses à MF. Malheureusement, dans les réponses FDOG originales, l'amplitude autour du pic gaussien (position 100) et le bord de pas (position 300) changent rapidement. Par conséquent, l'utilisation directe de la réponse FDOG n'est pas robuste pour indiquer les deux types de structures. Notons d la réponse du signal d'entrée au FDOG. Calculons la moyenne locale de d, notée dm. La valeur moyenne locale d'un élément en d est définie comme la moyenne de ses éléments voisins. Dans la zone de pic de la fonction gaussienne, il y a de fortes réponses en h, tandis que les réponses correspondantes en dm sont très faibles. En revanche, au voisinage du bord de pas, il y a aussi de fortes réponses en h mais les réponses correspondantes en dm sont très élevées. Par conséquent, le signal moyen local dm peut être utilisé pour ajuster le seuil T pour détecter les vrais vaisseaux tout en supprimant les bords non-vaisseaux. En d'autres termes, T devrait dépendre de dm. Si la magnitude en dm est faible, cela implique qu'un réseau peut apparaître dans le voisinage, et donc le seuil T appliqué à h peut être petit pour détecter les réseaux, si la magnitude en dm est élevée, cela implique

que certains bords non-vaisseaux peuvent apparaître, et donc le seuil T peut être élevé pour supprimer les bords non-vaisseaux (B. Zhang et al., 2010).

(3) Seuillage Globale

À cette fin, nous proposons un schéma de seuillage en utilisant le MF-FDOG pour la détection des vaisseaux rétinien. Le seuil est appliqué à la réponse de l'image rétinienne à MF mais le niveau de seuil est ajusté par la réponse de l'image au FDOG. Après filtrage de l'image rétinienne avec les filtres MF-FDOG, deux images de réponse, H (par le MF) et D (par le FDOG) sont obtenues. L'image moyenne locale de D est calculée en filtrant D avec un filtre moyen :

$$D_m = D * W \quad (47)$$

Où W est un filtre $w \times w$ dont les éléments sont tous $1 / w^2$. L'image moyenne locale D_m est ensuite normalisée de sorte que chaque élément soit compris entre $[0, 1]$. On note $\overline{D_m}$ l'image normalisée de D_m , le seuil T est alors fixé comme

$$\begin{aligned} T &= (1 + \overline{D_m}) \cdot T_c \\ T_c &= c \cdot \mu_H \end{aligned} \quad (48)$$

Où T_c est un seuil de référence et μ_H est la valeur moyenne de l'image de réponse H, et c'est une constante qui peut être réglée entre 2 et 3 en fonction de notre expérience. En appliquant T à H, la carte finale des réseaux MH est obtenue comme

$$\begin{cases} M_H = 1 & H(x, y) \geq T(x, y) \\ M_H = 0 & H(x, y) < T(x, y) \end{cases} \quad (49)$$

On peut voir d'après (47) - (49) que s'il y a un vaisseau dans l'image, alors à la zone correspondante, la grandeur en D_m sera faible, et par conséquent le seuil TH sera abaissé. Ainsi, ce vaisseau peut être facilement détecté par (49). S'il y a des structures non-vaisseaux dans l'image, la magnitude correspondante en D_m sera élevée, et donc le seuil TH est élevé. Ainsi, ces bords non-vaisseaux peuvent être supprimés. La réponse FDOG a une magnitude plus élevée (pixels plus clairs) dans la zone centrale où se trouvent les exsudats durs, tandis que les vaisseaux environnants produisent une magnitude plus faible (pixels plus sombres). En combinant cela avec la réponse MF qui a des magnitudes plus élevées pour les réseaux et des magnitudes plus faibles pour les non-réseaux, nous pouvons mieux séparer les structures des réseaux des structures non-réseau. La fausse détection causée par la lésion brillante est considérablement réduite, tandis que de nombreux vaisseaux fins manqués sont détectés. Le schéma MF-FDOG proposé peut faire une distinction plus efficace entre les vrais vaisseaux rétinien et les bords non vasculaires que le MF conventionnel. Le résultat du segmentation MF-FDOG illustre dans la figure (III.10) (B. Zhang et al., 2010).

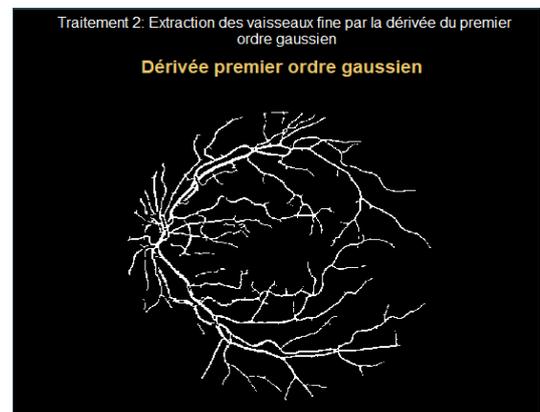


Figure III.10 Résultat Final d'extraction les vaisseaux minces

d) Combinaison des gros et minces vaisseaux

Dans cette phase, on va fusionner les deux traitements des gros et minces vaisseaux. Le principe basé sur l'image de petits vaisseaux sanguins combinée avec la carte binaire traitée du seuil haut de

forme (les gros vaisseaux), le 1 dans les gros vaisseaux est dans la position correspondant à 0 aux vaisseaux minces et vice versa. Le résultat final de notre nouvelle méthode d'extraction du réseau vasculaire est illustré dans la figure (III.11).

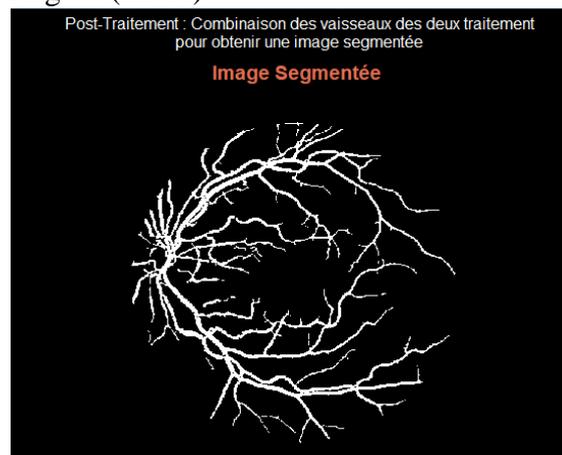


Figure III.11 Image segmentée final du réseau vasculaire

e) ANALYSE DES RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Cette section présente nos expériences afin de démontrer les performances de la méthode proposée. La section est organisée comme les sous-sections suivantes,

- 1) Matériel
- 2) Paramètres de performance
- 3) Analyse des résultats
- 4) Comparaison avec d'autres méthodes

(1) Matériel

Dans ce travail de recherche, le procédé basé sur le traitement d'image proposé est appliqué pour extraire les vaisseaux sanguins rétinien de l'image du fond d'œil et la précision d'extraction est meilleure que celle d'un certain nombre de systèmes de pointe. Cette méthode a donné une précision meilleure que les méthodes d'extraction de vaisseaux sanguins dans la littérature. Les données utilisées pour la validation de l'approche proposée sont tirées de la base de données DRIVE accessible au public. La base de données DRIVE comprend 40 images couleur du fond de l'œil regroupées en deux ensembles : test et entraînement, chacun contenant 20 images avec une résolution de 584 sur 565 pixels. Pour chaque image, une image de masque est fournie qui délimite le champ de vision. Pour l'ensemble d'images de formation, une seule segmentation manuelle des vaisseaux sanguins est disponible. Pour l'ensemble de test d'images, deux segmentations manuelles sont également fournies. Dans ce travail de recherche, nous avons validé notre algorithme sur les 20 images de test et comparé nos résultats avec la première image de segment d'observateur des images de test. La méthode proposée est implémentée en utilisant le MATLAB 2015a sur le core i3 1.7GHZ avec 4 Go de RAM. Les performances des méthodes existantes supervisées et non supervisées sont notées pour comparaison.

(2) Performance

Les performances de la méthode proposée pour la segmentation du vaisseau sanguin du fond rétinien coloré sont comparées à l'image de vérité terrain de l'image correspondante. Pour mesurer la capacité de détection des vaisseaux sanguins par la méthode proposée, les cinq critères de mesure sont utilisés et calculés. Il s'agit de la sensibilité Se , de la spécificité Sp , de la valeur prédictive positive Ppv , de la valeur prédictive négative Npv et de la précision AC , comme défini au tableau (III.2), où TP, TN, FP et FN signifient vrai positif (TP), vrai négatif (TN), faux positif (FP) et faux négatif (FN). Le tableau (III.3) explique le concept de ces paramètres dans la validation des

algorithmes d'extraction de vaisseaux. Des index superposés spatiaux peuvent également être utilisés. Le plus utilisé est le coefficient de similarité des dés (DSC) (Dice, 1945), qui est calculé comme le rapport du nombre d'éléments (carte) à l'intersection de deux groupes A et B par l'image d'étiquette moyenne, où A et B indiquent le navire segmenté et son GS correspondant. Nous n'avons pas inclus de comparaison en termes de métrique DICE, car la plupart des articles ne l'ont pas fournie, cependant, il s'agit d'une métrique importante pour évaluer la qualité de la segmentation car elle tient compte du chevauchement entre le masque segmenté et la vérité terrain. Nous avons atteint une valeur de DICE égale à 0,77.

| INDEX | DESCRIPTION |
|--|-------------------------|
| Accuracy (<i>Acc</i>) | $\frac{TP+TN}{n}$ |
| Sensitivity (<i>Se</i>) | $\frac{TP}{TP+FN}$ |
| Specificity (<i>Sp</i>) | $\frac{TN}{TN+FP}$ |
| False Positive rate (<i>FP rate</i>) | $1 - Sp$ |
| Positive Predictive Value (<i>PPV</i>) | $\frac{TP}{TP+FP}$ |
| Negative Predictive Value (<i>NPV</i>) | $\frac{TN}{TN+FN}$ |
| Dice Similarité Coefficient (<i>DSC</i>) | $\frac{2TP}{FP+FN+2TP}$ |

Tableau III.2 Mesures de performance pour la segmentation des vaisseaux réiniens

| Classification | Vaisseaux | Non-vaisseaux |
|----------------|-----------|---------------|
| Vaisseaux | TP | FP |
| Non-vaisseaux | FN | TN |

Tableau III.3 Classification des vaisseaux

(3) Analyse des résultats

Les images segmentées finales de notre méthode proposée sont comparées à d'autres méthodes sur les images standard de DRIVE disponibles. L'image de la base de données DRIVE a des masques FOV. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau (III.4). La dernière ligne de chaque colonne de paramètres spécifiés AC, Se, Sp, Ppv et Npv sur 20 images des deux bases de données montre la moyenne. On observe que les valeurs prédictives positives moyennes (Ppv) sont de 77,12% sur la base de données DRIVE. Les chiffres indiquent que les méthodes proposées ont la capacité de réduire la fausse classification des navires. Les valeurs prédictives négatives moyennes Npv sont de 99,21% sur la base de données DRIVE. Il démontre cette capacité de classification correcte des pixels des vaisseaux avec une précision de 96% sur DRIVE. Pour plus de validation de la méthode proposée, la sensibilité des pixels des vaisseaux de détection ainsi que leur spécificité de classification des vaisseaux et non-vaisseaux a été calculée. La nouvelle méthode atteint avec succès une sensibilité Se de 77,99% et une spécificité Sp de 97,61% sur la base de données DRIVE. Les principaux avantages de l'algorithme d'extraction automatique des vaisseaux sanguins réiniens en utilisant de nouvelles tactiques afin d'obtenir une image d'extrait de vaisseau plus précise. Notre algorithme non supervisé a atteint une précision comparable de 96% et cette performance significative peut aider l'ophtalmologiste à diagnostiquer précocement le trouble rétinien, et nous aidons à bien extraire les points de bifurcation pour la phase de recalage.

| DATABASE | Se | Sp | NPV | PPV | ACC | AUC | Dice |
|----------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|
| DRIVE | 78% | 98% | 99% | 77% | 96% | 88% | 77% |

Tableau III.4 Performance de notre méthode

(4) Comparaison avec d'autres méthodes

Après avoir calculé les performances de notre méthode, nous avons comparé notre méthode avec les méthodes existantes d'extraction de vaisseaux sanguins. Le tableau (III.5) montre la comparaison avec des méthodes existantes en Accurancy, sensibilité, spécificité comparable. Il montre la

comparaison entre les méthodes existantes et notre méthode proposée. À partir de la courbe ROC, on peut observer que l'augmentation du taux de vrais positifs conduit à une augmentation correcte des performances de classification. En outre, la méthode proposée a donné des performances plus significatives pour l'extraction des vaisseaux sanguins rétinien à partir d'images de fond de couleur rétinienne. La méthode proposée doit être validée davantage sur une autre base de données pour la confirmation d'un diagnostic correct de trouble rétinien sur chaque type de base de données. En particulier, la méthode proposée peut fournir une plate-forme facile à l'ophtalmologiste dans le dépistage plus précis des troubles rétiens, et aussi nous facilite notre travail de recherche concernant l'authentification à travers le réseau vasculaire.

| Auteur | Année | Méthode | Sn | Sp | Acc |
|---|-------------|---|-------------|-------------|-------------|
| 2 nd Observateur | | Manuelle segmentation | 0.77 | 0.97 | 0.94 |
| Zhang(B. Zhang et al., 2010) | 2010 | MF-FDOG | 0.71 | AN | 0.93 |
| P.Perez et al(Palomera-Pérez et al., 2009) | 2010 | ITK parallèle | 0.64 | 0.96 | 0.92 |
| Miri et.al(Miri & Mahloojifar, 2010) | 2011 | Curvelet transform | 0.73 | 0.97 | 0.94 |
| Saghapour et al(Saghapour & Zandian, 2012) | 2012 | Active contour | 0.74 | 0.94 | 0.93 |
| Bankhead et al(Bankhead et al., 2012) | 2012 | Ondelettes | 0.70 | 0.97 | 0.93 |
| Yin et al(Yin et al., 2013) | 2013 | Probabiliste | 0.65 | 0.97 | AN |
| Ravichandran et al(Ravichandran & Raja, 2014) | 2014 | Local entropie | 0.72 | 0.97 | 0.95 |
| Fraz et al(Fraz et al., 2014) | 2014 | Arbre de décision | 0.72 | 0.97 | 0.95 |
| Zhao et al(Y. Q. Zhao et al., 2014). | 2014 | Level set | 0.73 | 0.97 | 0.94 |
| Elaheh Imani et al(Imani et al., 2015) | 2015 | MCA | 0.75 | 0.97 | 0.95 |
| Roychowdhury et al(Roychowdhury et al., 2015) | 2015 | Itérative Segmentation | 0.76 | 0.95 | 0.94 |
| Azzopardi et al(Azzopardi et al., 2015) | 2015 | COSFIRE | 0.75 | 0.95 | 0.93 |
| Zhao et al (Y. Zhao et al., 2015) | 2015 | Active contour | 0.74 | 0.97 | 0.95 |
| Melinscak et al (Melinščak et al., 2015) | 2015 | CNN | 0.72 | 0.97 | 0.94 |
| Fu et al(Fu, Xu, Wong, et al., 2016) | 2016 | CNN | 0.72 | AN | 0.94 |
| Li et al (Q. Li et al., 2015) | 2016 | A Cross Modality Learning | 0.75 | 0.97 | 0.95 |
| Huazhu Fu et al(Fu, Xu, Lin, et al., 2016) | 2016 | Deep Learning and CRF | 0.76 | AN | 0.95 |
| Orlando et al(Orlando et al., 2016) | 2016 | A discriminatively trained fully connected conditional random field model | 0.72 | 0.97 | AN |
| Yasmin M et al(Kassim & Palaniappan, 2017) | 2017 | Deep Learning | 0.77 | 0.98 | 0.96 |
| Tan et al(Tan et al., 2017) | 2017 | CNN | 0.75 | 0.96 | AN |
| Sekou et al(Sekou et al., 2018) | 2018 | CNN | 0.76 | 0.98 | 0.95 |
| Soomro et al(Soomro et al., 2018) | 2018 | CNN | 0.73 | 0.98 | 0.94 |
| Leopold et al(Leopold et al., 2019) | 2018 | PixelBNN | 0.69 | 0.95 | 0.91 |
| Gou et al(Gou et al., 2018) | 2018 | Histogram fitting | 0.75 | 0.96 | 0.93 |
| Jiang et al(Jiang et al., 2018) | 2018 | CNN | 0.75 | 0.98 | 0.96 |
| JIN et al(Jin et al., 2019) | 2019 | CNN | 0.73 | 0.98 | 0.96 |
| Khomri Bilal(Khomri, 2019) | 2019 | Deep Learning (PSO) | 0.74 | 0.97 | 0.94 |
| N. Zolkifli et al(Zolkifli et al., 2020) | 2020 | Kirsch | 0.77 | 0.72 | 0.75 |
| Kanjanasurat et al(Kanjanasurat et al., 2020) | 2020 | MF | 0.73 | 0.96 | 0.94 |
| Yinlin et al(Cheng et al., 2020) | 2020 | U-Net Densely Connected | 0.76 | 0.98 | 0.95 |
| Kundan Kumar et al(K. Kumar & Samal, 2020) | 2020 | 2D-Gabor ondelettes | 0.75 | 0.97 | 0.94 |
| Méthode Proposée | 2020 | MF-FDOG and TCAS | 0.78 | 0.98 | 0.96 |

Tableau III.5 Résultat pour différentes méthodes d'extraction de vaisseaux sanguins

Nous comparons notre méthode avec plusieurs méthodes de segmentation de vaisseau de pointe, et rapportons également l'étiquetage de vérité terrain du deuxième observateur comme la performance d'un observateur humain. Notre méthode obtient les meilleurs scores d'Accurancy, spécificité et la sensibilité parmi les autres méthodes dans la base de données DRIVE. Et notre méthode obtient des performances de (Accurancy, sensibilité, spécificité) mieux à celles du deuxième observateur humain.

5. Détection de la signature biométrique

La signature biométrique de la rétine consiste en un ensemble de vecteurs. Chaque vecteur correspond à un point de bifurcation et contient en plus des coordonnées du point. Chaque vecteur comprend donc les coordonnées (x_i, y_i) du point et les points de références (macula et disque optique) (Hajer & Kamel, 2005).

La détermination de la signature biométrique nécessite donc la localisation des points de bifurcations et la détermination des points de références. Mais avant, il nécessite une opération de squelettisation. La figure (III.13) montre l'organigramme de la détection de la signature biométrique.

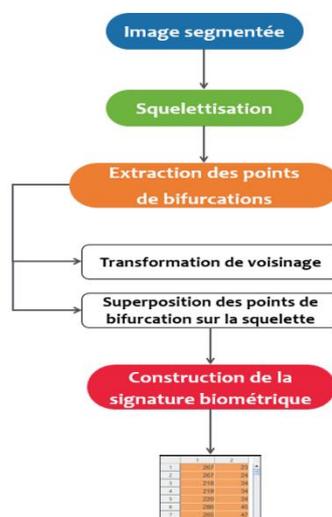


Figure III.12 L'organigramme de la signature biométrique

a) Squelettisation

L'objectif de la squelettisation est de représenter un ensemble avec un minimum d'information, sous une forme qui soit à la fois simple à extraire et commode à manipuler. La squelettisation très utilisée en RDF, s'effectue par une succession d'amincissements jusqu'à obtention d'une structure stable dont les éléments sont les lignes d'épaisseur 1 pixel. Les propriétés du squelette sont : préservation de la géométrie, épaisseur nulle, Préservation de la topologie, Continuité, Réversibilité, Invariance aux transformations affines : rotation, translation, et homothétie. Dans ce mémoire, on a appliqué le squelette morphologique qu'est égal à l'union des résidus d'ouverture des érodés successifs de la forme originale. Figure (III.14) montre notre résultat du squelette morphologique

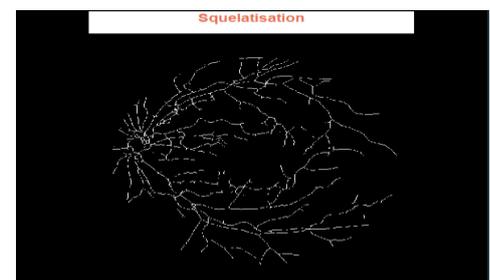


Figure III.13 Squelette Morphologique

b) Extraction des points de bifurcation

Les points d'intersection vasculaire admettent trois formes possibles figure (III.15) : forme en Y, forme en X et forme en T. Seules les formes en Y et en T constituent des points de bifurcation. Pour la localisation des points de bifurcation, il suffit d'appliquer la transformation morphologique connue sous le nom « transformation de voisinage » définie par :

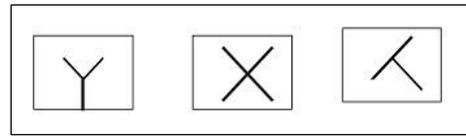


Figure III.14 Les différentes formes d'intersections vasculaires

$$X \otimes V(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{si } V_x(X) \in V \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (50)$$

Avec V une famille composée de 32 configurations de voisinage. Ces configurations sont obtenues par rotation de $k\pi/4$ de 4 configurations de base tableau (III.6)(Hajer & Kamel, 2005).

| | | | |
|---------|---------|---------|---------|
| [1 0 1] | [1 0 1] | [0 1 0] | [0 1 0] |
| 1 | 1 | 1 | 1 |
| 0 1 | 0 | 0 | 1 1 |
| | 0 V2=0 | 0 V3=1 | 1 V4=1 |
| 0 | | | |
| 0 | 1 1 | 0 0 | 0 0 |

Tableau III.6 Les configurations de voisinage de base

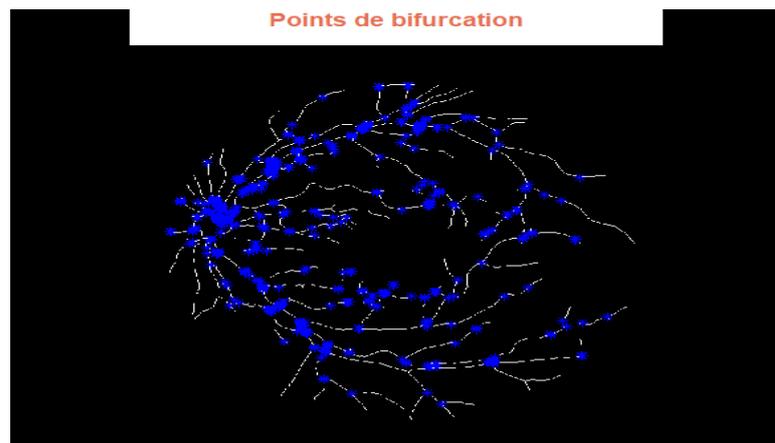


Figure III.15 Les points de bifurcations

Le voisinage d'un point de bifurcation est constitué de 3 branches constituent une information biométrique.

c) Construction de la signature biométrique

En résumé, aux N points de bifurcation est associée une matrice composée de N lignes et de 2 colonnes. Chaque point de bifurcation est représenté par une ligne dans la matrice et les colonnes représentent les coordonnées du point. Donc, la signature va contenir les coordonnées cartésiennes des points bifurcations ainsi, les coordonnées des deux points : fovéa et centre du DO. Dans ce qui suit, on va présenter la détection de ces deux points. La figure (III.17) montre un exemple de matrice de la signature biométrique.

| | 1 | 2 |
|----|-----|----|
| 1 | 267 | 23 |
| 2 | 267 | 24 |
| 3 | 218 | 34 |
| 4 | 219 | 34 |
| 5 | 220 | 34 |
| 6 | 286 | 45 |
| 7 | 265 | 47 |
| 8 | 266 | 47 |
| 9 | 283 | 48 |
| 10 | 261 | 50 |
| 11 | 262 | 50 |
| 12 | 244 | 52 |
| 13 | 220 | 53 |

Figure III.16 Matrice caractéristique de l'image

6. Détection les points de références

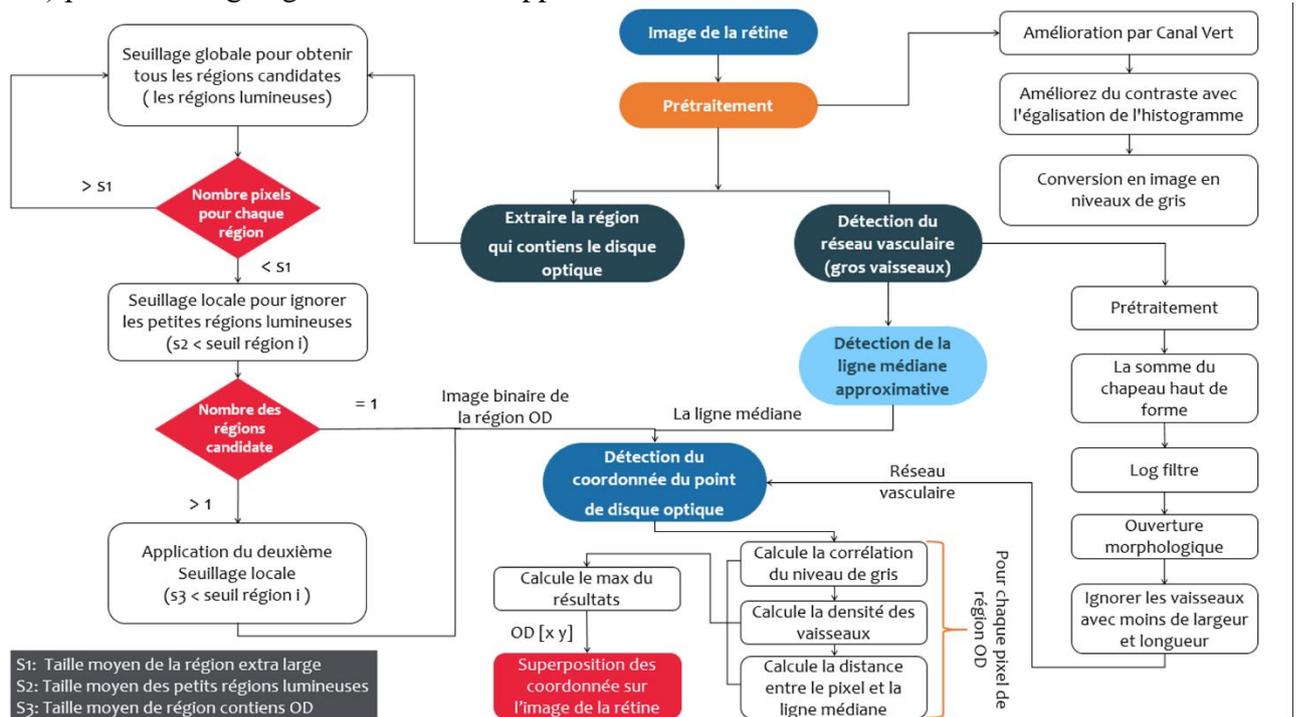
a) Détection du disque optique

La rétine est la couche la plus interne de l'œil qui peut être visualisée à l'aide d'un appareil adéquat tel qu'une caméra de fond. Les trois structures principales utilisées dans l'analyse d'images rétinienne sont les vaisseaux sanguins, le disque optique, la macula. Le disque optique est la région la plus brillante de l'image rétinienne et les vaisseaux sanguins proviennent de son centre. La position du disque optique est une référence clé pour les algorithmes de reconnaissance et aussi pour détecter la macula. En plus, la détection du DO est un point de départ de la segmentation du réseau vasculaire et un point de référence pour le contrôle du recalage des images rétinienne. Dans les images couleur de la rétine, le DO apparaît comme une grande tache jaunâtre ou blanche et d'à peu près de forme circulaire ou elliptique, il est interrompu par les vaisseaux sortants. Le diamètre du disque optique varie d'un patient à un autre, il est situé dans le côté nasal de la macula et il ne contient pas de récepteurs pour la lumière, c'est pour ça il est appelé aussi la tache aveugle.

(1) Méthode proposée

La détection du disque optique est l'un des étapes les plus difficiles du système de traitement d'image rétinienne à cause de plusieurs facteurs : la qualité des images acquises, les maladies ... etc.

Dans cette section, nous proposons une nouvelle méthode basée sur trois paramètres (corrélation, la densité des vaisseaux, la ligne médiane). Dans ce qui suit, on va présenter notre approche, figure (III.18) présente l'organigramme de notre approche.



(2) Prétraitement

On sait que le disque optique est soudainement se montré avec un faible contraste bruité et ses bordures n'ont pas une forme précise. C'est pour cela, pour avoir une bonne détection de la tête du nerf optique (ONH), nous avons utilisé le canal vert de l'espace RGB car le disque optique apparaît mieux contrasté et même leur contour est bien visible. Après cela, pour augmentation du contraste, on applique une égalisation adaptative de l'histogramme sur le canal vert et on termine par une conversion de cette image prétraitée en niveaux de gris (NG) qui est très nécessaire pour l'étape suivante.

(3) Extraction du ROI du disque optique

Le DO apparaît comme des régions claires dans l'image, alors on va appliquer des opérations de seuillages pour inclure une bonne extraction de la région papillaire. On va démontrer notre méthode par un algorithme. Notre algorithme est le suivant :

- Seuillage globale pour obtenir les régions lumineuses

1---calculer le maximum (max) du niveau de gris de l'image grisé.

2---augmenter luminosité des pixels des régions lumineuses $\text{image}(\text{indice}(\text{image} < 30)) = \text{max} - 50$.

3---segmenter l'image avec un seuil supérieure à $(\text{max} - T1)$ $T1 = 20$.

4---calculer le nombre de pixels pour chaque région, s'il existe des régions avec un nombre plus grand au seuil ($s1 = 15000$), on refait le seuillage global avec seuil ($T1 = 10$).

5--- Filtrage gaussien pour éliminer les pixels isolés.

- Seuillage Local

1---- ignorer les petites régions lumineuses : Tel que le nombre de pixel de la région est supérieure au seuil ($s2 = 200$).

2---- Si le nombre de région lumineuse est supérieure à 1, on applique le deuxième seuillage local tel qu'on supprime les régions avec un seuil loin du seuil moyen d'une région qui contient le DO ($s3 = 2800$ ou $s3 = 4000$).

(4) Détection du réseau vasculaire (gros vaisseaux)

Pour la suite de notre approche de détection le point de référence le plus brillant du DO, nous avons besoin de détecter la carte des principaux réseaux car nous avons besoin la partie du réseau vasculaire qui passe par le DO qu'est la plus contrastée. Comme nous l'avons abordé précédemment dans la section d'extraction des vaisseaux (page 73), une fois l'image est optimisée, on passe au traitement pour extraire les gros ou bien les principaux réseaux.

(a) La somme du chapeau haut de forme

Avant d'appliquer la somme du TopHat sur le complément de l'image filtrée. On applique la reconstruction morphologique sur le supremum d'ouverture (l'union des ensembles obtenus par différentes ouvertures) qui sert à retirer exclusivement les pics petits et isolés. Après cette étape, on applique la somme du chapeau haute de forme sur la reconstruction.

(b) LoG filtre

LoG est une dérivée du second ordre de la fonction gaussienne. Il donne une réponse nulle à une région d'intensité uniforme. Aux transitions d'intensité brusques, le passage à zéro de la réponse se produit, ayant une réponse positive du côté le plus sombre et une réponse négative du côté le plus clair. Ainsi, avec l'aide du filtre LoG, il est possible de distinguer les bords de pas et de rampe des images rétinienne du fond d'œil. Ainsi, le filtre LoG est capable d'identifier entre les vaisseaux et les structures non-vaisseaux.

(c) Post-traitement

(i) Ouverture Morphologique

Dans la carte des vaisseaux obtenue par filtrage, les vaisseaux peuvent avoir des espaces entre eux, c'est-à-dire que les pixels complètement entourés par les points des vaisseaux peuvent être classés comme pixels non-vaisseaux. Pour éviter de telles conditions, une opération d'ouverture est effectuée sur l'image à l'aide d'un élément structurant linéaire, tourné dans différentes directions. Le maximum des réponses est considéré comme l'image ouverte. Ensuite, l'ouverture par reconstruction est effectuée entre l'image ouverte et la carte de vaisseau extraite. Après ça, on met sur la reconstruction une fermeture suivi d'une reconstruction, le but de l'ouverture suivi d'une fermeture est de filtrer le bruit qui peut induit des changements aléatoires. Enfin, on applique supremum d'ouverture suivi de leur reconstruction sur l'image résultante pour extraire les structures de vaisseaux qui contient un

segment linéaire long. Enfin, on applique une reconstruction morphologique par érosion pour récupérer les vaisseaux qui ont été supprimé par le supremum d'ouverture qui commence à partir d'un ensemble de pixels (pixels de départ) présents dans l'image ouverte et se développe de manière itérative en mode de remplissage pour inclure les composants connectés complets.

(ii) **Suppression les vaisseaux avec moins de largeur et de hauteur**

L'étape final pour extraire les gros vaisseaux est d'avoir appliqué un seuillage qui ignore les vaisseaux ayant moins de 60 pixels connectés. Mais avant le seuillage on applique un étiquetage en composantes connexes sur l'image résultante de l'ouverture pour bien détecter les réseaux qu'on doit supprimer par le seuillage.

(5) Détection la ligne médiane approximative

C'est la ligne qui divise l'image en deux partis égaux en termes de densité des vaisseaux:(brute force approche) la méthode consiste à utiliser 8 ligne horizontale et calculer la différence de la densité des vaisseaux entre la région au-dessus et au-dessous de chaque ligne, le résultat sera la ligne avec la moindre différence de densité.

(6) Détection de la coordonnée du point le plus brillant du Do

La détection du centre de DO ou bien le point le plus brillant de la tête du nerf optique est basé sur l'aide de trois paramètres : valeur de corrélation, distance par rapport à la ligne médiane et la densité du vaisseau. Le principe est présenté par un algorithme qui est le suivant :

Pour chaque pixel de la région qui contient le disque optique :

- calcule la corrélation du niveau de gris avec modèle circulaire de dimension $d=35$ sur l'égalisation adaptative de canal luminance du RGB.
- calcule la densité des vaisseaux du cercle de dimension $d=35$ au tour du pixel.
- calcule la distance entre le pixel et la ligne médiane.
- calcule la somme des trois facteurs.
- coordonnée $[x y]$ du DO : choisir le maximum de résultat précédente.

(7) Analyse des résultats expérimentaux

Dans cette section, nous avons utilisé la base de données DRIVE pour approuver notre approche. Nous avons testé notre méthode sur toutes les images de la base de données. Dans les images saines que ça soit avec fort ou faible contraste, les résultats sont impeccables, le point du DO est bien déterminé avec précision de 100%. Pendant que dans les images où se montre le DO flou, les résultats sont satisfaisants malgré l'échoue d'une image avec une précision de 90% et même dans les images pathologiques qui touchent le DO, les résultats satisfaisants avec une précision de 90% malgré que notre méthode ait raté une image sur la base de données DRIVE. Dans les 40 images de la base de données de DRIVE, notre méthode a atteint un taux de précision plus de 95%. La figure (III.18) illustre les résultats des étapes de notre approche sur une image saine, d'après cette figure, on constate que la détection du DO est bien déterminée et sans passer sur un deuxième seuillage, dès le premier seuillage local, notre algorithme a bien détecté le point. Cependant, la figure (III.19) illustre les résultats des étapes de notre méthode sur une image pathologique flou, d'après cette figure, on a vue dans les images saines dès le premier seuillage, l'algorithme a détecté le DO mais dans les images floues ou bien pathologiques, notre algorithme de détection nécessite un deuxième seuillage local pour pouvoir détecter la papille.

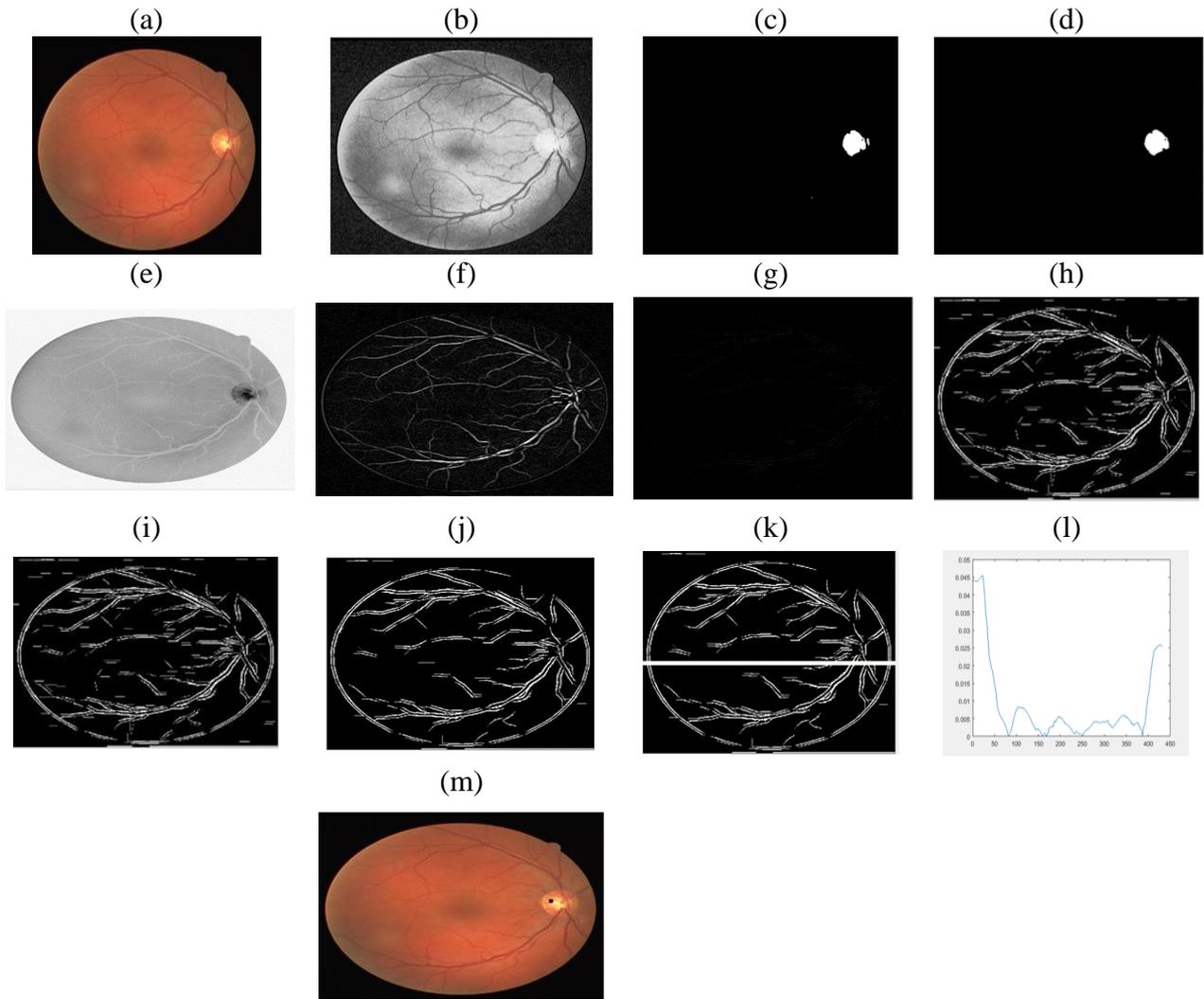
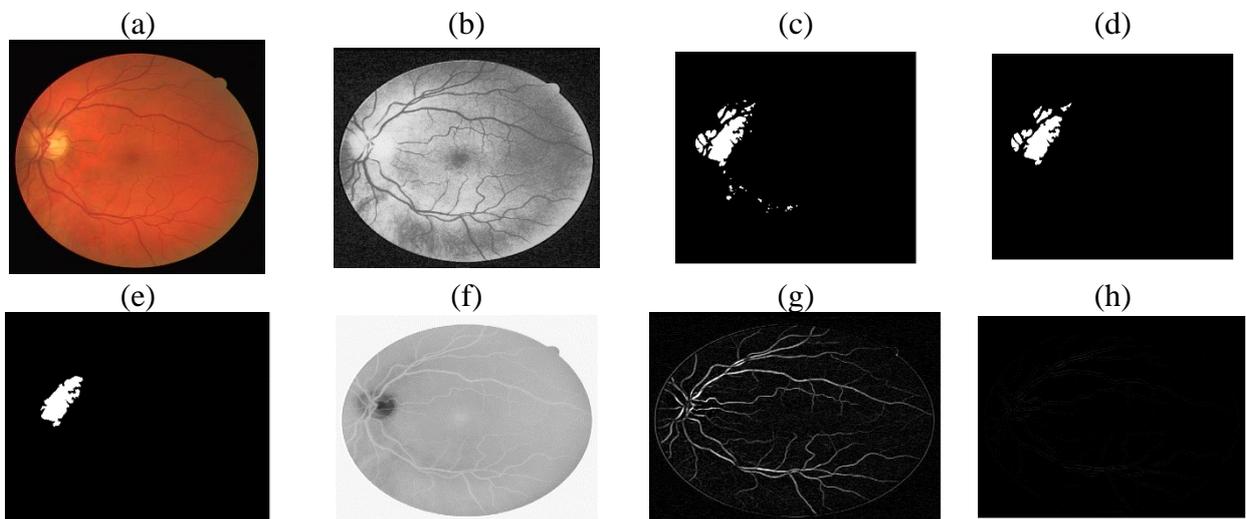


Figure III.18 Les résultats de détection : a) image original, b) prétraitement, c) seuillage global, d) seuillage local, e) prétraitement de vaisseau, f) la somme du top Hat, g) log filtre, h) ouverture morphologique i) vaisseau moins de 20 j) résultats des vaisseaux, k) la ligne médian, l) densité des vaisseaux, m) extraction du point de DO



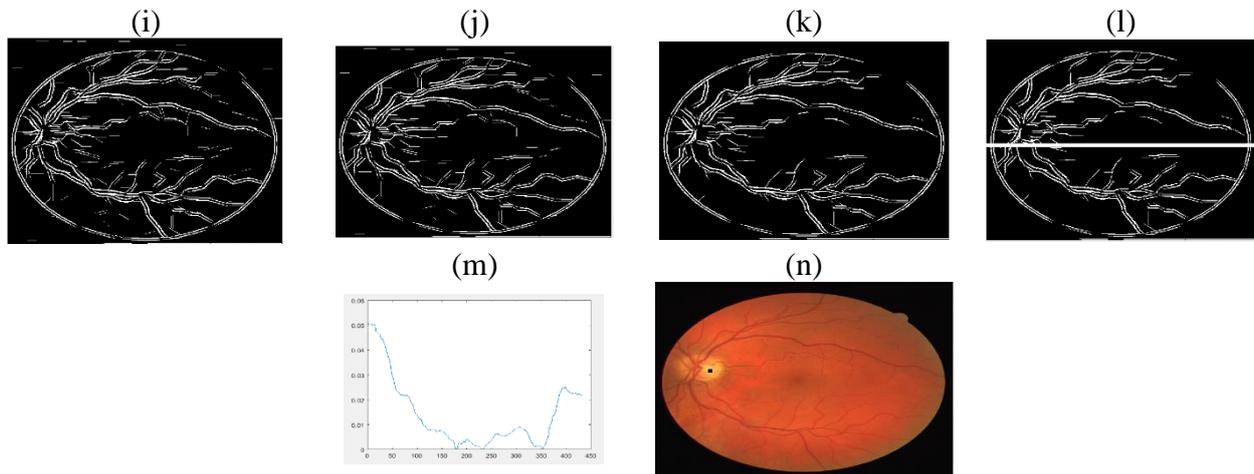


Figure III.19 Les résultats de détection : a) image original, b) prétraitement, c) seuillage global, d) seuillage local, e) deuxième seuillage local, f) prétraitement de vaisseau, g) la somme du top Hat, h) log filtre, i) ouverture morphologique, j) vaisseau moins de 20, k) résultats des vaisseaux, l) la ligne médian, m) la densité des vaisseaux, n) résultat final de détection du point de DO

b) Détection du centre de la Macula (Fovéa)

La macula c'est la zone très sensible de la rétine qui est responsable de la vision centrale de l'œil. La macula est la région la plus sombre des images rétinienne. La région centrale de la macule dénommée fovéa. En termes physiques, la région de la fovéa est un cercle de 0,25 mm de diamètre, avec son centre situé à un certain nombre de diamètres de disque optique (par exemple 2 diamètres de disque) du centre du disque optique, du côté temporal du nerf optique (vers le centre de la macula). Il ne contient aucun vaisseau. La détection de la macula est une tâche très importante pour la suite de notre travail qui est un point de contrôle pour le recalage automatique des images rétinienne.

(1) Méthode proposée

La détection du centre de la macula est une étape très nécessaire dans notre travail. C'est très dure de la détecter à cause de plusieurs facteurs tel que les pathologies et la variation du contraste de la macula d'une personne à un autre. Dans cette section, nous proposons une approche de détection du centre de la macula divisé en deux parties, à savoir les approches géométriques et de valeur de pixel. Notre approche est basée sur l'utilisation de l'angle, la densité du vaisseau et la luminosité. Figure (III.20) illustre l'organigramme de notre approche.



Figure III.20 L'organigramme de la détection du centre de la macula

(2) Détection des vaisseaux avec MF

(a) Prétraitement

Comme, nous sommes au cours de la détection de la macula qui a un contraste faible et parfois ombrager à cause des pathologies tel que l'exsudats et les hémorragies dans la région maculaire. Le canal luminance de l'espace couleur RGB est le mieux pour notre traitement suivi d'une opération de l'égalisation adaptative d'histogramme pour augmenter le contraste. Afin de passer à l'étape de traitement en converti l'image en niveaux de gris NG sur le complément de l'égalisation adaptative.

(b) Génération Matching filtre 2D

Le MF est l'un des algorithmes de correspondance de modèle qui est utilisé dans la détection des vaisseaux sanguins dans les images rétinienne et dans d'autres applications. Il est basé sur les propriétés spatiales de l'objet à reconnaître. L'idée du filtre adapté (MF) est introduite en prélevant un certain nombre d'échantillons pour une section transversale de vaisseaux sanguins rétiniens, le profil de niveau de gris de ces échantillons est ensuite approché par une courbe de forme gaussienne. La conception de filtres adaptés est basée sur un certain nombre de propriétés des vaisseaux sanguins :

- Les vaisseaux peuvent être considérés comme des segments antiparallèles.
- Les vaisseaux ont une réflectance plus faible que les autres surfaces rétiniennes, ils apparaissent donc plus foncés par rapport à l'arrière-plan.
- La taille du vaisseau peut diminuer en s'éloignant du disque optique, la largeur d'un vaisseau rétinien peut être comprise entre 2 et 10 pixels.
- Le profil d'intensité varie légèrement d'un vaisseau à l'autre.
- Le profil d'intensité a une forme gaussienne.

Le kernel de filtre adapté peut être exprimé par :

$$g(x, y) = - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad \forall |y| \leq \frac{L}{2} \quad (51)$$

Où L est la longueur du segment de vaisseau qui a la même orientation, et σ définit la dispersion du profil d'intensité. Pour pouvoir détecter les vaisseaux sur toutes les orientations possibles, le noyau (kernel) doit être tourné vers toutes les orientations possibles des vaisseaux et la réponse maximale de la banque de filtres est enregistrée. De nombreux articles ont trouvé qu'une rotation de 15° est suffisante pour détecter des récipients avec une précision acceptable, ce qui donne un banc de filtres de 12 noyaux (kernels). Les auteurs de [1] ont fait des expériences sur les valeurs de L et ont constaté que les meilleures valeurs de paramètres étaient celles qui donnaient la réponse maximale à $L = 9$ et $\sigma = 2$. Ils n'ont cependant pas présenté leurs expériences de recherche de L et σ . Une courbe gaussienne a des traînées double face infiniment longues, les traînées sont tronquées à $u = \pm 3$. Un quartier N est défini tel que :

$$N = \{(u, v), |u| \leq T, |v| \leq L-2\} \quad (52)$$

Où $T = 3\sigma$. Soit p_i les points appartenant au voisinage N donné comme :

$$p_i = [uv] = [xy] = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (53)$$

Les poids correspondants dans le noyau i ($i = 1, \dots, 12$ qui est le nombre de noyaux) sont donnés par :

$$k_i(x, y) = - \exp\left(-u^2 - \sigma^2\right) \quad \forall p_i \in N \quad (54)$$

Le filtre est normalisé pour avoir une moyenne nulle comme suit :

$$K'_i(x, y) = k_i(x, y) - m_i \quad (55)$$

Où $m_i = 1 / a \sum_{p_i \in N} k_i(x, y)$, et a désigne le nombre de points en N .

(c) Débruitage avec l'ouverture morphologique

Dans la carte des vaisseaux obtenue par filtrage, les vaisseaux peuvent avoir des espaces entre eux, c'est-à-dire que les pixels complètement entourés par les points des vaisseaux peuvent être classés comme pixels non-vaisseaux. Pour éviter de telles conditions, une opération d'ouverture est effectuée sur l'image à l'aide d'un élément structurant linéaire, tourné dans des directions différentes. Le maximum des réponses est considéré comme l'image ouverte. Ensuite, l'ouverture par reconstruction est effectuée entre l'image ouverte et la carte de vaisseau extraite qui permet d'obtenir la forme exacte de l'objet obtenu.

(3) Extraction des minimas locaux de la densité des vaisseaux

En mathématiques, les maxima et minima, également appelés extrema, sont des points dans le domaine d'une fonction auxquels la fonction prend une valeur la plus grande (maximum) ou la plus petite (minimum), soit dans un voisinage donné (extrema locaux), soit sur le domaine de fonction dans son intégralité (extrema globaux). Soit $f : I \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction définie sur un intervalle I et soit $a \in I$. On dit que f admet un maximum en a si, pour tout $x \in I$, $f(x) \leq f(a)$. On dit que f admet un minimum en a si, pour tout $x \in I$, $f(x) \geq f(a)$. On parle parfois de maximum ou de minimum global de la fonction, et on dit que $f(a)$ est le maximum (resp. Le minimum) de f sur I . On dit aussi que a est un extremum de f si c'est un maximum ou un minimum. On dit que f admet un maximum local (ou relatif) en a s'il existe un intervalle ouvert J contenant a tel que, pour tout $x \in J \cap I$, on a $f(x) \leq f(a)$. On définit de même un minimum local en inversant le sens de l'inégalité. Un extremum local est un maximum ou un minimum local. On s'intéresse dans ce mémoire sur les minimas locaux de la densité des vaisseaux. L'improvisation derrière ceci : nous savions qu'il y a une ligne joignante OD et de la macula qui divise la densité des vaisseaux en parties égales (en raison de la symétrie, nous avons des coordonnées OD donc nous essayons de tracer une ligne passant par OD ayant une pente allant de -23 à 23 et tracez la différence de densité des vaisseaux en dessous et au-dessus de la ligne. On termine par déterminant l'indice du minimum de minimas locaux.

(4) Détection les coordonnées du centre de la macula

La détection du centre de la macula (fovéa) qu'est le point le plus sombre dans la rétine est basée sur trois paramètres : Angle entre pixel et DO, Minimas locaux, La différence de densité des vaisseaux. Le principe est présenté par l'algorithme suivant :

Pour chaque pixel :

- Calculer l'angle entre le pixel et coordonnée du DO.
- Calculer la distance entre le pixel est l'indice min du minimas locaux.
- Calculer la différence de densité entre les vaisseaux bruités et les vaisseaux débruités.
- Calculer la somme de ces trois facteurs.
- Coordonnée $[x, y]$ de la macula : Maximum des résultats précédentes.

(5) Analyse des résultats expérimentaux

Dans cette section, nous avons évalué notre méthode sur les 40 images de la base de données DRIVE. Dans les images saines avec fort ou faible contraste, notre programme a détecté précisément le centre de macula, nous avons obtenu une précision de 100%. Cependant, dans les images floues et pathologique, notre programme a échoué dans quatre images avec un résultat obtenu de 80% de précision qu'est satisfaisant. Alors, notre méthode sur les 40 images de la base de données DRIVE (flou, saine et pathologique) a bien détecté le centre de la macula sur 36 images, il a raté que 4 images et dans ces quatre images qu'il a raté notre programme, la macula est invisible de l'œil ou bien on peut dire que la macula est complètement détruite ou n'existe plus c'est a cause de ça que notre

programme n'a pas trouvé macula car elle n'existe plus dans la rétine. Mais, dans les images où elle existe macula que ça soit avec faible ou fort contraste, déformable par les pathologies et flou, notre méthode a bien détecté la macula. La figure (III.21) illustre les principales étapes de notre approche.

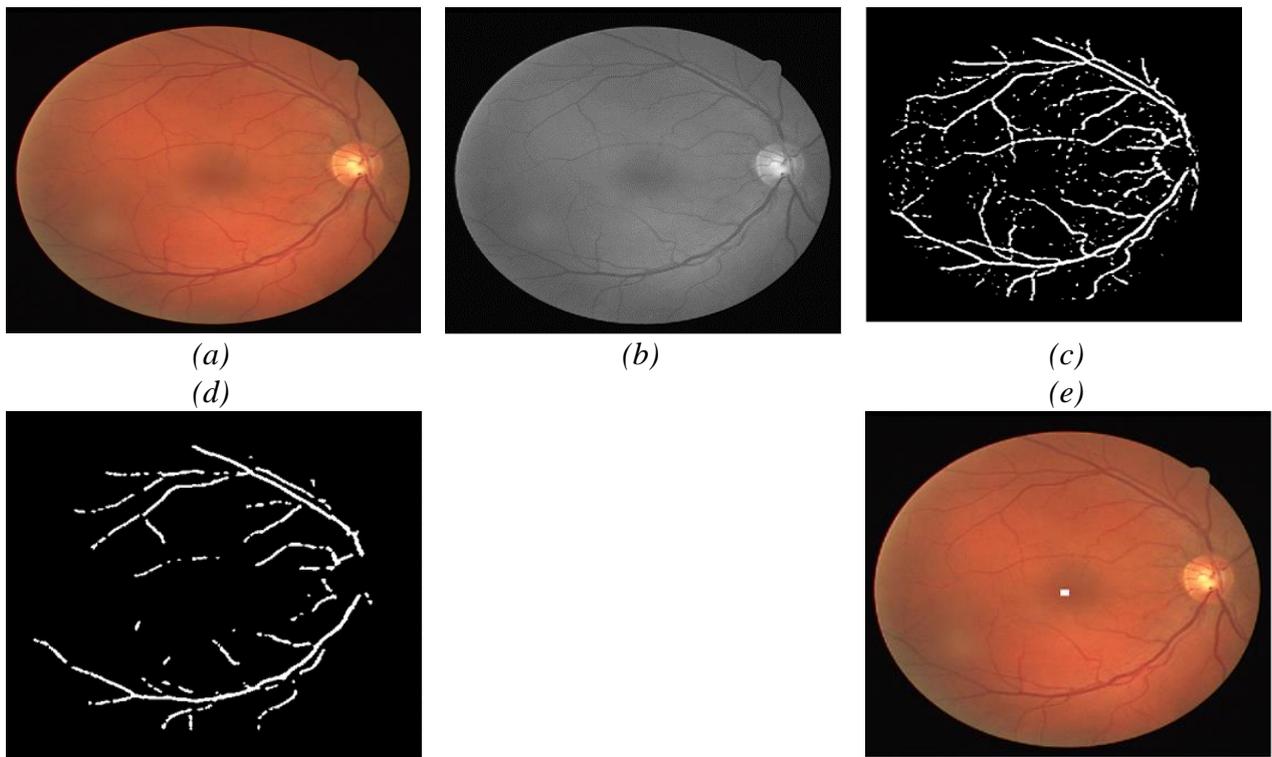


Figure III.21 Les étapes de détection de la macula : a) image originale, b) prétraitement, c) vaisseaux bruités, d) vaisseaux débruités, e) résultat final de détection

La figure (III.22) illustre quelques exemples de détection des points de référence DO et Macula sur les images saines avec faible et fort contraste, les images floues et pathologiques.

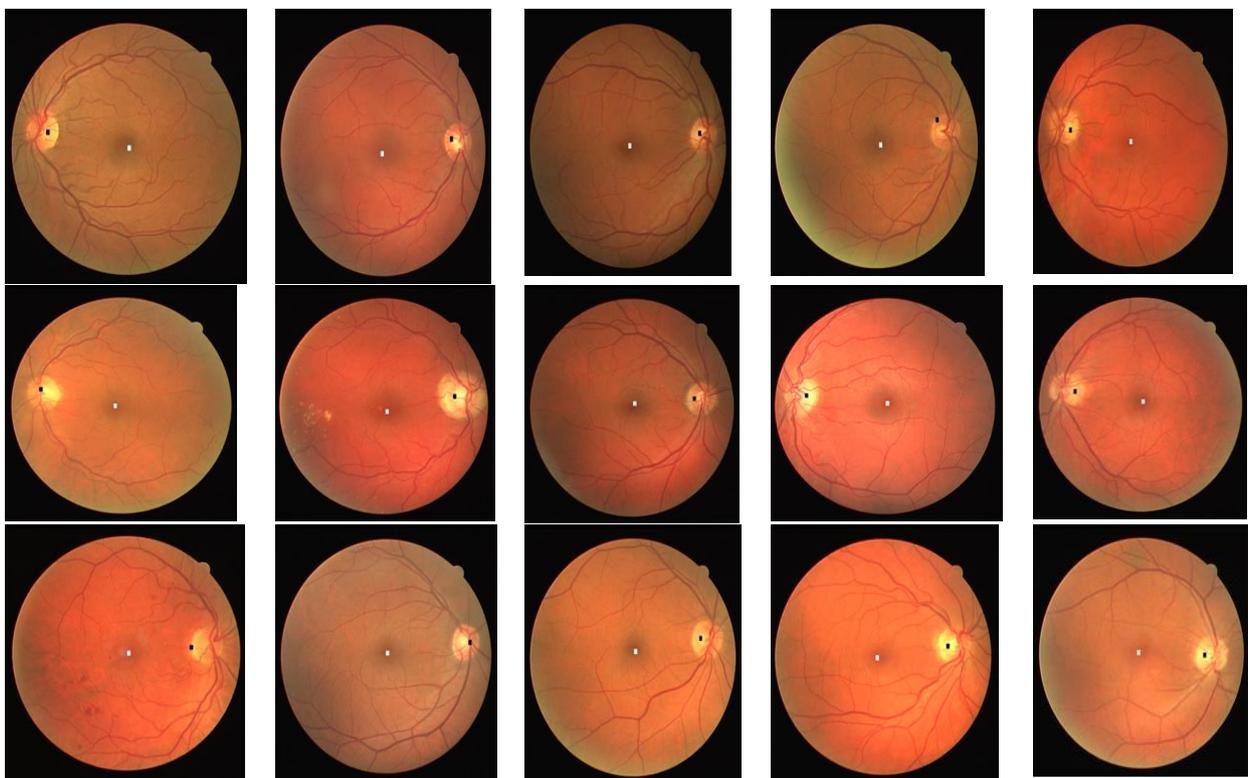


Figure III.22 Quelques exemples de détection des points de référence DO et Macula sur les images saines avec faible et fort contraste, les images floues et pathologiques.

Après la détection des points de référence et les points de bifurcations, on passe maintenant à l'étape suivante de notre approche qui est l'étape de recalage.

7. RECALAGE

Le recalage d'image consiste à trouver la meilleure transformation géométrique appliquée à l'une des images que nous appellerons l'image source I, ce qui permet de la convertir conformément à l'autre image que nous appellerons l'image de référence ou image cible X. Cependant, par rapport à l'alignement dans le domaine du traitement d'images en général, il apparaît que le recalage d'images médicales dans des images médicales est d'une importance relative beaucoup plus grande. Cela peut être facilement compris, étant donné le nombre d'applications qui nécessitent une comparaison d'images médicales :

- la fusion d'information des images de modalités différentes du même patient doivent être recalées.

- la mesure d'évolution des images de même modalité du même patient, mais acquises dans des instants différents.

- la comparaison d'individus des images de même modalité, mais de sujets différents.

- la superposition d'atlas des images de modalités différentes de sujets différents.

Habituellement, le recalage couvre trois principaux domaines de recherche : Vision numérique et reconnaissance de motifs, Télédétection et Imagerie médicale.

Le processus de recalage revient à donner une transformation, un ensemble de transformations possibles, deux images (ou des informations extraites de ces images), puis un critère de dissimilarité (min) ou de similitude (max) que nous optimisons. Par conséquent, tout processus de recalage doit essentiellement être défini par quatre critères principaux :

1. Relation entre les images et nature des primitives.
2. Espace et nature des transformations.
3. Critères de similarité.
4. Méthodes d'optimisation.

a) Relation entre les images et nature des primitives

Le premier critère qui guide l'alignement dépend des propriétés des images traitées ainsi que du type de relations qui existent entre les images. Cette norme définit le type de traitement qui permettra de combiner les éléments à modifier.

(1) Relation entre les images

(a) Dimension des images utilisées :

Une procédure de recalage peut s'effectuer entre des images de différentes dimensionnalités.

En dimension spatiale : on a des images : 2D/2D, 3D/3D.

En dimension spatio-temporelle : le temps est considéré comme une dimension, on utilise des séquences d'images (plus de deux images) 2D/2D, 3D/3D où la composante de temps est mise en jeu.

(b) Modalité :

Les images peuvent être issues d'une même modalité (captées avec le même type d'appareil) ou multimodales (captées avec différents types d'appareils).

Monomodale : Dans le premier cas, les images représentent un même objet à différents moments (suite temporelle) ou suivant différents angles (analyse multi position).

Multimodales : Les images issue de différents capteurs, comme par exemple les images médicales prisent par différents capteurs.

(2) Nature des primitives

Les primitives sont les caractéristiques, extraites des images, qui permettent d'orienter le recalage. On distingue les primitives extrinsèques (par exemple des marqueurs externes fixés sur le patient) et les primitives intrinsèques (information issue de l'image, comme par exemple les niveaux de gris ou des primitives géométriques extraites).

b) Espace et Nature des transformations

Les méthodes de recalage dépendent de la nature et le domaine de la transformation effectuer à l'image source. Il conditionne la manière dont l'image est géométriquement modifiée par la nature du modèle de déformation

Transformation rigide : seules les translations et les rotations sont admises, les distances entre les points et les angles entre les lignes sont gardés.

Transformation affine : elle conserve le parallélisme des lignes parallèles.

Transformation projective : elle conserve seulement les lignes.

Transformation non rigide : dans ce cas, des transformations plus générales sont utilisées, comme la transformation élastique et la transformation polynomiale.

(1) Domaine de transformation

Transformation globale : Elle s'applique sur l'image entière, Ces méthodes transforment l'image d'une manière uniforme.

Transformation locale : Elle s'applique sur une partie de l'image. Dans ce cas, l'image est découpée en régions possédant leurs propres transformations.

c) Critères de similarité

On va présenter les trois critères les plus utilisées : MSE, MI, SSIM

(1) Erreur quadratique moyenne (MSE)

L'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error) est l'erreur quadratique entre l'image originale et l'image recalée. Il peut être exprimé comme suit :

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{n-1} \left[I(i,j) - J(i,j) \right]^2 \quad (56)$$

Ou mn est la taille de l'image.

(2) Indice de similarité structurelle SSIM

SSIM (Structural Similarity Index) est basée sur la similarité structurelle entre deux images comme le cas de l'œil humain qui est sensible aux changements dans la structure. Cette métrique est basée sur trois composantes : la luminance, le contraste et la structure de l'image.

(3) Information Mutuelle

L'information mutuelle (MI) est une mesure très efficace de la comparaison d'images. C'est une méthode basée sur l'intensité qui tient compte de la relation spatiale entre les pixels. IM entre deux images est calculée à partir de l'entropie individuelle et de l'entropie conjointe. L'intérêt d'utiliser des informations mutuelles sur l'entropie conjointe est d'inclure l'entropie individuelle est de maximiser l'information mutuelle équivaut à minimiser l'entropie conjointe.

d) Méthode d'optimisation

C'est la stratégie qui permet de trouver la conversion optimale à partir d'un critère de similitude spécifique défini par le modèle de distorsion. En général, quatre catégories de stratégies de recherche peuvent être distinguées :

(1) Méthodes stochastiques :

Les algorithmes génétiques, le recuit mimétique et la PSO sont les principales techniques utilisées dans ce contexte. Il garantit théoriquement la convergence vers le minimum global. L'utilisation de ces méthodes est principalement limitée à un recalage rigide ou affiné en raison de la faible vitesse de convergence entre elles.

(2) Méthodes directes :

Ces méthodes peuvent être envisagées lorsque le nombre de paramètres à estimer est faible et que l'estimation de la transformation rigide ou de la transformation affine entre deux images à petite échelle est acceptée, en minimisant la somme des erreurs quadratiques en tous points, avec un Solution.

(3) Méthodes exhaustives :

Il consiste à échantillonner régulièrement tout l'espace des paramètres et à retenir la solution optimale. Bien qu'il permette d'atteindre le minimum global avec une précision déterminée par le pas d'échantillonnage, il est rarement utilisé en pratique car il est très coûteux en temps de calcul.

(4) Méthodes numériques itératives :

Ces méthodes sont prises en compte lorsque la fonction de coût à minimiser est une fonction non linéaire. Il est basé sur un calcul de gamme de couleurs pour une fonction de coût (méthode du gradient et méthode du gradient conjugué) ou d'un calcul hessien d'une fonction de coût (méthode de Newton et méthode de Levenberg-Marquardt). Ces méthodes sont des méthodes itératives qui optimisent pas à pas la transformation estimée jusqu'à convergence.

e) Types de Recalage

(1) Recalage monomodal intra-patient

Correspond à l'alignement d'images provenant du même patient et de la même modalité. Ce type de recalage est utilisé pour le suivi de la pathologie, le traitement ou pour le contrôle postopératoire.

(2) Recalage multimodal intra-patient

Correspond à des images de différents modalités du même patient. Cette notation est principalement appliquée pour consolider les informations issues de différents tests.

(3) Recalage monomodal inter-patient

Il concerne le recalage d'images de différents patients mais de même modalité. De telle application pourrait être intéressante dans le cas des statistiques tenant compte de la variabilité anatomique d'une population, dans la construction d'atlas de modèles anatomiques ou même pour l'étude de pathologie au sein d'une population.

(4) Recalage multimodal inter-patient

Correspond à des images de différents patients acquises selon différentes modalités. Ce type de recalage est utilisé pour : cartographie fonctionnelle du cerveau humain, normalisation anatomie fonctionnelle... etc.

f) Les approches de recalage

En classant les différentes méthodes d'alignement d'images de manière simple, on peut distinguer deux catégories principales. Méthodes d'ingénierie d'extraction d'éléments géométriques élémentaires dans une image et méthodes iconiques basées sur la comparaison des valeurs de densité de pixels dans l'image. De plus, des méthodes hybrides ont également été proposées qui combinent ces différentes approches.

(1) Recalage géométrique

Il est basé sur l'extraction à partir de chaque image d'éléments géométriques élémentaires (points, surfaces, angles, contours, ...) et de mise en correspondance afin de pouvoir estimer la conversion optimale pour l'enregistrement. Ces éléments élémentaires doivent être repartitionnés sur toute l'image, pour être précis, facilement détectables et robustes aux différents changements liés à l'acquisition et au bruit. Les caractéristiques de la transformation géométrique sont :

- Intrinsèques à l'image : angles, caractéristiques ...
- Extrinsèques à l'image : marques sur les objets ...

(2) Recalage iconique

Cette classe de méthodes utilise principalement les points forts des deux images en utilisant une échelle de similitude, sans tenir compte des informations géométriques. Plusieurs mesures de similitude ont été développées à ce jour, chacune supposant une relation différente entre les intensités lors de l'enregistrement d'images. Par conséquent, ces méthodes sont plus adaptées au recalage multimodal.

(3) Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides sont des méthodes basées sur la fusion de plusieurs types d'informations. L'idée est d'améliorer la robustesse de l'algorithme d'alignement en combinant les avantages associés à chaque type d'information utilisé. Trois cas peuvent être distingués : une combinaison de différentes alternatives géométriques, un mélange d'informations différentes provenant des NG et une combinaison de styles géométriques et iconiques.

g) Évaluation du recalage

De nombreuses techniques d'évaluation des algorithmes de recalage ont été élaborées, parmi lesquelles, nous pouvons citer :

(1) Validation par inspection visuelle

L'inspection visuelle par un expert est le moyen le plus simple d'évaluer qualitativement la précision du recalage. Il est considéré comme une approche informelle et insuffisante pour décider de l'exactitude des résultats obtenus par la méthode de notation.

(2) Influence de la base d'images

Les bases de données d'images utilisées pour le processus d'alignement sont rarement disponibles pour l'ensemble de la communauté scientifique car elles sont souvent spécifiques à une unité. Ainsi, la comparaison de différentes méthodes d'enregistrement sur différentes bases d'images conduit souvent à des conclusions différentes. Par conséquent, une comparaison objective entre plusieurs méthodes est difficile à mettre en œuvre dans la pratique et est donc rarement utilisée.

(3) Validation sur champs de déformation synthétiques

Le recalage est également largement utilisé dans le domaine du traitement vidéo. Il peut être utilisé par exemple pour la détection de mouvement, le suivi automatique de formes ou d'objets, le positionnement de la cible, le contrôle automatique de la qualité et la reconstruction 3D.

h) Approche Proposée

Les images rétiniennes de même personne mais dans différent moment seront certainement différente à cause de beaucoup facteur : mouvement d'œil, l'acquisition et les maladies. Alors, on peut voir une variation dans la géométrie des propriétés. Donc, notre travail concernant l'authentification nécessite une étape de recalage qu'on va le présenter dans ce qui suit la méthode que nous avons choisis pour cette étape.

(1) Recalage automatique par la transformation géométrique aux paires de points de contrôle

Le recalage est une étape essentielle dans notre travail de ce mémoire car nous intéressons sur l'authentification d'une personne par le réseau rétinien, et comme nous connaissons que le mouvement d'œil influence sur la position des caractéristiques alors notre programme nécessite une étape de recalage. Dans cette section, nous proposons une méthode de recalage basée sur la transformation géométrique par deux points de contrôle. La figure (III.23) illustre l'organigramme de la méthode proposée.

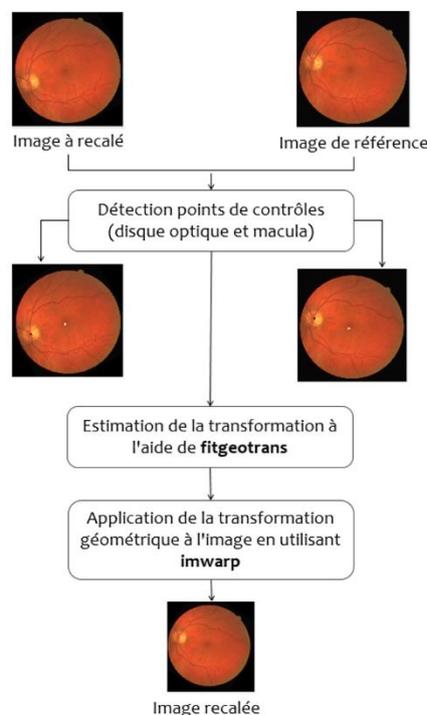


Figure III.23 L'organigramme du recalage

Une transformation géométrique est une fonction de cartographie qui établit une correspondance spatiale entre les points d'une image et son homologue transformé. De nombreux types différents de fonctions de cartographie sont utilisés dans divers domaines du traitement d'image. Par exemple, le redimensionnement d'image peut être considéré comme une mise à l'échelle horizontale et verticale de l'image d'origine pour créer une image avec des dimensions de pixels et une résolution apparente différentes. La rotation de l'image est généralement effectuée pour compenser un léger désalignement de rotation de l'appareil photo pendant la capture d'image, ou pour stocker des images portrait (resp. Paysage) en mode paysage (ou portrait). La traduction d'image est une traduction horizontale et verticale des coordonnées de l'image qui est généralement effectuée pour compenser un léger désalignement de translation de la caméra pendant la capture d'image, ou pour centrer une région d'intérêt dans l'image. Les transformations affines ou en perspective sont généralement appliquées à une image afin de rectifier les bords ou les lignes de l'image qui doivent être parallèles, ou principalement dirigées dans une certaine direction. Les modèles bilinéaire, polynomial, polynomial local et spline sont généralement utilisés pour modéliser des phénomènes plus complexes dans les images, tels que la distorsion ou l'aberration de l'objectif. Dans certains cas, la fonction de mappage

n'est pas définie sur tout le domaine de l'image, mais plutôt uniquement sur une région d'intérêt, comme dans le recadrage d'image. Dans le recadrage d'image, une région d'intérêt est choisie dans l'image d'origine, et les données d'image en dehors de la région d'intérêt sont supprimées. Dans de nombreux cas, les transformations géométriques peuvent être considérées comme des compositions de plusieurs fonctions de cartographie. Par exemple, une opération d'imagerie typique consiste à rogner et à redimensionner une image originale de sorte qu'elle soit centrée et « agrandie » sur un objet d'intérêt. Dans notre travail, le principe est de recalibrer les images rétiniennes automatiquement en utilisant la transformation géométrique de type similitude non réfléchissante qui nécessite deux points de contrôle. Alors, nous avons utilisé les caractéristiques propres de la rétine qui sont : le centre de la macula (fovéa) et le centre du DO que nous avons détecté précédemment. Le principe est simple, premièrement, on définit les points de contrôle correspondants sur l'image fixe (référence) et l'image en mouvement (image à recalibrer). Ensuite, on crée une transformation géométrique qui est utilisée pour aligner les deux images, sous la forme d'un objet de transformation géométrique similitude non réfléchissante par une simple commande MATLAB 'fitgeotrans'. Enfin, on termine par appliquer cette transformation géométrique sur l'image en utilisant une simple commande de MATLAB 'imwarp'. La réussite de cette méthode sur toute la base de données avec une précision de 100%.

8. Comparaison des signatures biométriques « Matching »

Après l'étape de recalibrage, nous passons à la dernière étape dans notre travail concernant l'étape de comparaison qui est pour le but de mesurer entre deux signatures biométriques le taux de similarité. Ce dernier permet de reconnaître entre un client et un imposteur. Dans notre travail, on a appliqué la méthode de distance euclidienne pour notre système de reconnaissance, le principe de cette méthode est : Une fois les points caractéristiques détectés, les points correspondants doivent être trouvés pour calculer la matrice de transformation. La plupart des vecteurs de points correspondants sont similaires. Ainsi, la distance euclidienne entre deux vecteurs est utilisée pour éliminer les paires de points. Le point, dont la distance à un point est le minimum, est le point correspondant. Cette distance minimale doit être inférieure à un seuil. Alors le point de correspondance est correct. Sinon, c'est faux. Il est évident qu'il existe de nombreux points de correspondance d'erreur parmi eux. En théorie, les distances des points correspondants sont similaires. Cette caractéristique pourrait être utilisée pour supprimer des paires de points d'erreur. Tout d'abord, les distances entre chaque point correspondant sont comptées et l'histogramme des distances est obtenu. La distance, qui est le nombre le plus élevé de l'histogramme, est choisie comme seuil. Sélectionne un ensemble de points au hasard pour calculer la matrice de transformation. Si la distance entre le point cible et le point de référence est inférieure à un seuil, elle est appelée point intérieur. Sinon, c'est en dehors du point. Répétez les étapes ci-dessus pour obtenir de nouveaux points intérieurs. Ensuite, la matrice finale de transformation est obtenue par ensemble de points intérieurs. Selon cette matrice de transformation, on peut déterminer que c'est un client authentifié ou bien un imposteur rejeté.

9. Évaluation et Interface

Le principe d'un système biométrique est de classer les individus en deux classes distinctes : les clients et les imposteurs. Tout processus d'identification passe par deux étapes :

- L'inscription : Cette étape consiste à créer une base de référence, en notant le modèle d'attribut biométrique correspondant pour chaque individu.

- L'identification : se trouve en deux modes

- Vérification : Où vérifier la correspondance entre la signature fournie et une autre signature de la base de référence, correspondant à l'identité revendiquée.

- Reconnaissance : Qui doit chercher la meilleure correspondance entre une signature fournie au système et les signatures enregistrées dans la base de référence pour conclure l'identité appropriée.

Notre approche assure une parfaite séparabilité entre les clients et les imposteurs. D'après les 20 images de base de données DRIVE qu'on a testé notre système, ce dernier a réagi d'une façon confortable avec les clients avec une sensibilité de 100% et même contre les imposteurs, notre système est efficace avec une spécificité de 100%. Nous avons implémenté notre approche sous

l'environnement MATLAB (est un outil très puissant dans le traitement d'images et les calculs) sur un PC portable équipé d'un microprocesseur Intel i5 dual core d'une fréquence de 2.3 GHz et d'une mémoire RAM 8GO. Interface graphique est faite pour faciliter la tâche aux l'utilisateurs de l'accès de toutes les étapes de notre approche. Notre interface est divisée en deux processus : Enrôlement et authentification comme le montre la figure (III.24). La description des étapes de notre interface dans l'annexe.

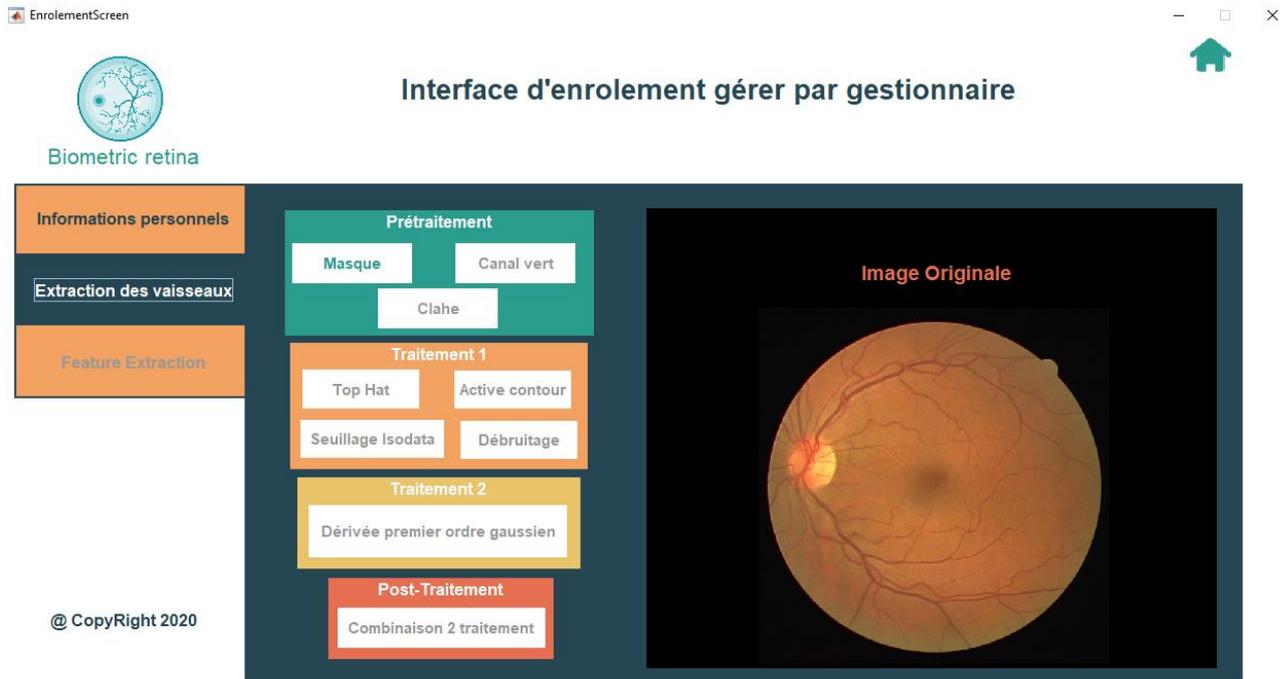


Figure III.24 Un exemple de l'interface d'enrôlement

10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la conception ainsi que la validation de notre approche. Nous avons commencé par la description de la conception générale de notre système suivie par une petite description des bases de données publiques de la rétine. Ensuite, on a passé à la détection du réseau vasculaire avec des nouvelles techniques qu'est basée sur la combinaison des méthodes non supervisées et nous avons validé notre contribution sur la base de données Drive. Ensuite, on a extrait les points de bifurcations du squelette de réseau, ces points ce sont la signature biométrique de notre approche. En outre, on passe à l'étape de recalage automatique guidé par deux points de contrôle : les centres de la macula et DO. Ces points de contrôle ont été détecter avec des nouvelles techniques aussi et nous avons obtenus des résultats satisfaisants dans la base de données DRIVE. Enfin, l'étape de comparaison du signature biométrique (Matching) avec une méthode classique (la distance euclidienne), on a terminé par l'évaluation de notre système et l'interface graphique.

Nous concluons par affirmation que le système biométrique rétinienne est un système robuste et efficace grâce aux résultats obtenus de notre travail qui sont pertinents.

IV. Conclusion générale

L'authentification par la rétine est une technique de haute sécurité, malgré sa performance mais elle n'est pas acceptée par le public car elle souffre de son caractère invasif dans l'acquisition. Mais, ce problème se diminue grâce au développement des nouveaux dispositifs d'acquisitions.

Dans le cadre de notre mémoire, nous nous sommes intéressés à la biométrie et plus précisément à la biométrie par la rétine, pour un but de concevoir un système biométrique rétinien robuste et performant.

Alors dans ce sens, nous nous sommes efforcés de concevoir et de développer une méthode de biométrie rétinienne intégrant de nouvelles techniques permettant d'une part d'offrir de meilleures performances et d'autre part de dépasser les limites des méthodes biométriques présentes dans la rétine.

Dans un premier temps, nous avons défini la biométrie, ses méthodes et ses limites. Ensuite, nous avons détaillé le principe de fonctionnement de la biométrie ainsi que leur architecture suivie par les mesures de performances. Enfin, on termine par un coup d'œil sur les applications biométriques.

Dans la deuxième étape, on a défini l'anatomie de la rétine. Ensuite, nous nous sommes concentrés spécifiquement sur la biométrie basée sur la rétine, définissant nos critères de sélection. Après avoir décrit cette méthode biométrique, nous présentons les limites rencontrées dans le contexte des images rétiennes saines et celles affectées par les maladies oculaires. En outre, on a détaillé les outils de traitement d'images. Enfin, nous avons présenté un état de l'art des méthodes de reconnaissance par la rétine, en particulier celles qui reposent sur l'extraction de l'arbre vasculaire rétinien.

Afin de traverser les facteurs qui limitent l'utilisation de la rétine, nous avons proposé une méthode biométrique complète basée sur l'analyse de la rétine. La méthode comprend quatre étapes principales : l'analyse et prétraitement de l'image de la rétine, extraire la signature biométrique à partir de l'arbre vasculaire, l'alignement, la mise en correspondance entre les signatures biométriques. La méthode biométrique intègre diverses contributions, dont on a combiné plusieurs nouvelles méthodes d'analyse d'images rétiennes pour extraire le réseau vasculaire et les points de référence de la rétine dans des conditions rétiennes saines et pathologiques. En effet, les images rétiennes peuvent souffrir d'une mauvaise qualité d'acquisition (chapitre 2), de plus, la rétine peut avoir une structure vasculaire très dense, et sont affectées par certaines maladies oculaires affectant sa structure. Comme solution à ces lacunes, nous avons proposé de prétraiter l'image à l'aide des méthodes d'optimisations.

Pour l'extraction du réseau vasculaire, une nouvelle approche est proposée basée sur la combinaison de deux méthodes La morphologie mathématique, contour active et Isodata avec MF-FDOG. Cette méthode a donné des résultats impeccables. Pour la phase de recalage, nous avons proposé une méthode de recalage automatique basée sur deux points de contrôle : les centres de la macula et DO. Cette méthode a donné des résultats pertinents, c'est grâce à la fiabilité de détection des points de contrôle. D'ailleurs, l'extraction du point de disque optique est basée sur un seuillage global et local pour détecter la région d'intérêt, et la détection du point de Do se fait par le maximum des trois paramètres (la corrélation, la densité des vaisseaux et la différence entre le pixel et la ligne médiane). Ensuite, la détection de la fovéa se fait par le maximum des trois paramètres aussi (l'angle, la différence de distance entre le pixel et l'indice min des minima locaux et la différence de densité entre le réseau bruité et débruité). Nous terminons notre approche par la mise en correspondance entre les signatures biométriques par la méthode classique de la distance euclidienne.

Les résultats expérimentaux obtenus dans notre travail prouvent la performance de notre système biométrique rétinien. La validation de notre système est faite sur la base de données DRIVE, et nous avons remarqué la fiabilité et l'efficacité de notre système globale.

V. Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être visualisées comme des extensions de ce travail.

Le premier but est d'améliorer les performances de la méthode de détection du point de disque optique et le centre de la macula. En effet, bien que la méthode proposée fonctionne correctement sur la majorité des images rétinienne, nous avons observé quelques difficultés telles que :

- La difficulté à détecter dans les images atteintes des pathologies qui déforment complètement le disque optique et la macula.

- La fiabilité des résultats de détection du gobelet est étroitement liée à la qualité de l'image de la rétine obtenue.

Pour améliorer cette méthode, nous pouvons appliquer une première étape pour découvrir des métriques de qualité afin de juger de la qualité de l'image capturée (acceptable ou non). Cette étape nous aidera à ne conserver que les images de qualité acceptable, pour obtenir une localisation correcte.

Deuxièmement, on peut prendre en compte la qualité des images rétinienne obtenues lors du processus de reconnaissance. En fait, plusieurs facteurs réduisent la qualité des images et rendent plus difficile une reconnaissance fiable. Dans ce contexte, de nombreux chercheurs ont pris en compte les paramètres de qualité de leur méthode biométrique et ont démontré expérimentalement une amélioration des performances de la méthode de reconnaissance. Les techniques appliquées sont principalement basées sur la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes 2D et les méthodes statistiques. Cependant, nous avons constaté qu'il n'y a pas de travaux examinant tous les aspects de la qualité d'image rétinienne de manière biométrique. En conséquence, grâce à notre mémoire, nous pouvons étudier et présenter une méthode complète d'évaluation de la qualité qui intègre des unités de qualité à différents niveaux de la chaîne de traitement biométrique. Cette méthode d'évaluation est utilisée pour définir des métriques de qualité par lesquelles nous pouvons éliminer les images de mauvaise qualité (floues, bruyantes, à faible contraste) une fois que nous les obtenons.

Troisièmement, Nous proposerons une stratégie parallèle à notre rétine biométrique sur des plateformes multicœurs (CPU-GPU), afin de mettre en œuvre le processus de reconnaissance en temps réel. Par conséquent, nous ciblons un système embarqué mobile basé sur un smartphone relié à un objectif photographique rétinien, appelé D-EYE. _ On peut également profiter des avantages de plusieurs méthodes, en combinant les résultats des algorithmes pour extraire les caractéristiques de plusieurs méthodes biométriques.

Enfin, la segmentation et la détection des éléments principaux de la rétine (Réseau vasculaire, disque optique et macula) présenté dans ce mémoire peut également être allongé à la détection des anomalies. Comme notre segmentation du réseau vasculaire nous a donné des résultats impressionnants et la localisation du DO et de la macula avec une bonne précision, elle peut également être utilisé pour aider les ophtalmologistes à poser un diagnostic afin de leur fournir un deuxième avis.

Bibliographie

- Abdullah, M., Fraz, M. M., & Barman, S. A. (2016). Localization and segmentation of optic disc in retinal images using circular Hough transform and grow-cut algorithm. *PeerJ*, 4, e2003.
- Abramoff, M. D., & Niemeijer, M. (2006). The automatic detection of the optic disc location in retinal images using optic disc location regression. *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 4432–4435.
- Adapa, D., Joseph Raj, A. N., Alisetti, S. N., Zhuang, Z., & Naik, G. (2020). A supervised blood vessel segmentation technique for digital Fundus images using Zernike Moment based features. *Plos One*, 15(3), e0229831.
- Ahmed, M. I., Amin, M. A., Poon, B., & Yan, H. (2014). Retina based biometric authentication using phase congruency. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 5(6), 933–945.
- Akyol, K., Şen, B., & Bayır, Ş. (2016). Automatic detection of optic disc in retinal image by using keypoint detection, texture analysis, and visual dictionary techniques. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2016.
- Al-Rawi, M., Qutaishat, M., & Arrar, M. (2007). An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images. *Computers in Biology and Medicine*, 37(2), 262–267.
- Al-Shamiri, A. Y. R., & Al-Mahweeti, B. Y. A. A. (n.d.). *North American Academic Research*.
- Algvere, P. V., & Seregard, S. (2002). Age-related maculopathy: pathogenetic features and new treatment modalities. *Acta Ophthalmologica Scandinavica*, 80(2), 136–143.
- Alharthi, A. S. A., & Emamian, V. (2016). An Automated mechanism for early screening and diagnosis of diabetic retinopathy in human retinal images. *Br J Appl Sci Technol*, 12(1), 1–15.
- Allano, L. (2009). *La Biométrie multimodale: stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles*. Evry, Institut national des télécommunications.
- Alonso-Montes, C., Vilarino, D. L., & Penedo, M. G. (2005). CNN-based automatic retinal vascular tree extraction. *2005 9th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, 61–64.
- Alpar, O. (2014). Keystroke recognition in user authentication using ANN based RGB histogram technique. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 32, 213–217.
- Amel, F., Mohammed, M., & Abdelhafid, B. (2012). Improvement of the Hard Exudates Detection Method Used For Computer-Aided Diagnosis of Diabetic Retinopathy. *International Journal of Image, Graphics & Signal Processing*, 4(4).
- Ameur, S., & Ameur, Z. (2005). Revue des approches de segmentation d'images texturees: exemple des images meteorologique. *3rd International Conférence: Science of Electronic, Technologies of Information and Télécommunication, Tunisia*.
- Amiri, A., Fathi, M., & Taheri, R. (2007). Provide a new approach for identification of individuals based on gait improved DTW algorithm and fuzzy sets. *Fourth Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing*.
- Arthur, D., Manthey, B., & Röglin, H. (2009). K-means has polynomial smoothed complexity.

2009 50th Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science, 405–414.

- Ashiba, H. I., Awadalla, K. H., El-Halfawy, S. M., & Abd El-Samie, F. E.-S. (2008). Homomorphic enhancement of infrared images using the additive wavelet transform. *Progress In Electromagnetics Research, 1*, 123–130.
- Aziza, E. Z., El Amine, L. M., Mohamed, M., & Abdelhafid, B. (2019). Decision tree CART algorithm for diabetic retinopathy classification. *2019 6th International Conference on Image and Signal Processing and Their Applications (ISPA)*, 1–5.
- Azzopardi, G., Strisciuglio, N., Vento, M., & Petkov, N. (2015). Trainable COSFIRE filters for vessel delineation with application to retinal images. *Medical Image Analysis, 19*(1), 46–57.
- Badji, U., Annaba, M., & Electronique, D. D. (2016). *Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : l' empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne*.
- Bankhead, P., Scholfield, C. N., McGeown, J. G., & Curtis, T. M. (2012). Fast retinal vessel detection and measurement using wavelets and edge location refinement. *PloS One, 7*(3), e32435.
- Basmajian, J. V., & De Luca, C. J. (1985). *Muscles alive: their functions revealed by electromyography* (Vol. 5). Williams & Wilkins Baltimore.
- Bellegarda, J. R., Naik, D., Neeracher, M., & Silverman, K. E. A. (2001). Language-independent, short-enrollment voice verification over a far-field microphone. *2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No. 01CH37221), 1*, 445–448.
- Bellmann, C, Rubin, G. S., Kabanarou, S. A., Bird, A. C., & Fitzke, F. W. (2003). Fundus autofluorescence imaging compared with different confocal scanning laser ophthalmoscopes. *British Journal of Ophthalmology, 87*(11), 1381–1386.
- Bellmann, Caren, Jorzik, J., Spital, G., Unnebrink, K., Pauleikhoff, D., & Holz, F. G. (2002). Symmetry of bilateral lesions in geographic atrophy in patients with age-related macular degeneration. *Archives of Ophthalmology, 120*(5), 579–584.
- Benzaoui, A., Hadid, A., & Boukrouche, A. (2014). Ear biometric recognition using local texture descriptors. *Journal of Electronic Imaging, 23*(5), 53008.
- Bergounioux, M. (2015a). *Introduction au traitement mathématique des images-méthodes déterministes* (Vol. 76). Springer.
- Bergounioux, M. (2015b). Morphologie mathématique. In *Introduction au traitement mathématique des images-méthodes déterministes* (pp. 137–156). Springer.
- Bertillon, A. (1893). *Identification anthropométrique: instructions signalétiques* (Vol. 1). Impr. administrative.
- Bessaid, A., Feroui, A., & Messadi, M. (2009). Detection of blood vessels from retinal images using watershed transformation. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 9*(04), 633–642.
- Betaouaf, H., & Bessaid, A. (2013). A biometric identification algorithm based on retinal blood vessels segmentation using watershed transformation. *2013 8th International Workshop on Systems, Signal Processing and Their Applications (WoSSPA)*, 256–261.

- Beveridge, J. R., Griffith, J., Kohler, R. R., Hanson, A. R., & Riseman, E. M. (1989). Segmenting images using localized histograms and region merging. *International Journal of Computer Vision*, 2(3), 311–347.
- Bhatnagar, J., & Kumar, A. (2009). On estimating performance indices for biometric identification. *Pattern Recognition*, 42(9), 1803–1815.
- Bhattacharyya, D., Ranjan, R., Alisherov, F., & Choi, M. (2009). Biometric authentication: A review. *International Journal of U-and e-Service, Science and Technology*, 2(3), 13–28.
- Biel, L., Pettersson, O., Philipson, L., & Wide, P. (2001). ECG analysis: a new approach in human identification. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 50(3), 808–812.
- Birch, D. G., Toler, S. M., Swanson, W. H., Fish, G. E., & Laties, A. M. (2002). A double-blind placebo-controlled evaluation of the acute effects of sildenafil citrate (Viagra) on visual function in subjects with early-stage age-related macular degeneration. *American Journal of Ophthalmology*, 133(5), 665–672.
- Black, P. E. (2006). Manhattan distance"" Dictionary of algorithms and data structures. [Http://Xlinux.Nist.Gov/Dads//](http://Xlinux.Nist.Gov/Dads//).
- Bolon, P., Chassery, J.-M., Cocquerez, J.-P., Demigny, D., Graffigne, C., Montanvert, A., Philipp, S., Zéboudj, R., Zerubia, J., & Maître, H. (1995). *Analyse d'images: filtrage et segmentation*.
- Bonnin, P. (2016). *Les Bases du Traitement d'Image*.
- Borah, T. R., Sarma, K. K., & Talukdar, P. H. (2015). Retina recognition system using adaptive neuro fuzzy inference system. *2015 International Conference on Computer, Communication and Control (IC4)*, 1–6.
- Bowyer, K. W., Hollingsworth, K., & Flynn, P. J. (2008). Image understanding for iris biometrics: A survey. *Computer Vision and Image Understanding*, 110(2), 281–307.
- Brader, J. S., Trevett, N. R., & Rocheleau, D. N. (2003). Advances in Actuation Systems to Improve Vehicle Performance and Safety. *ASME 2003 International Mechanical Engineering Congress and Exposition*, 105–111.
- Bresson, X., Esedoğlu, S., Vanderghenst, P., Thiran, J.-P., & Osher, S. (2007). Fast global minimization of the active contour/snake model. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 28(2), 151–167.
- Caelli, T., & Caetano, T. (2005). Graphical models for graph matching: Approximate models and optimal algorithms. *Pattern Recognition Letters*, 26(3), 339–346.
- Candes, E. J., & Donoho, D. L. (2000). *Curvelets: A surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges*. Stanford Univ Ca Dept of Statistics.
- Cappelli, R., Maio, D., Maltoni, D., Wayman, J. L., & Jain, A. K. (2005). Performance evaluation of fingerprint verification systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(1), 3–18.
- Caputo, G., Galatoire, F. M., Arndt, C., & Conrath, J. (2012). *Décollements de rétine: Rapport SFO 2011*. Elsevier Health Sciences.
- Cardinaux, F., Sanderson, C., & Bengio, S. (2005). User authentication via adapted statistical models of face images. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(1), 361–373.

- Carleton, S. (1936). Papers Administrative History. *ME Grenander Department of Special Collections and Archives, University at Albany, State University of New York.*
- Chaari, A. (2009). *Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée.*
- Chang, C. (2016a). *Authentification biométrique par dynamique de frappe pour évaluation à distance utilisant SVM à une classe.*
- Chang, C. (2016b). *Authentification biométrique par dynamique de frappe pour évaluation à distance utilisant SVM à une classe Authentification biométrique par dynamique de frappe pour évaluation à distance utilisant SVM à une classe.*
- Chantaf, S., Nait-Ali, A., Karasinski, P., & Khalil, M. (2010). ECG modelling using wavelet networks: application to biometrics. *International Journal of Biometrics*, 2(3), 236–249.
- Chatzis, V., Bors, A. G., & Pitas, I. (1999). Multimodal decision-level fusion for person authentication. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part a: Systems and Humans*, 29(6), 674–680.
- Chauhan, K., & Gulati, R. (2014). Pre-processing of retinal image and image segmentation using OTSU histogram. *Int. J. Adv. Inf. Sci. Technol.(IJAIST)*, 29, 29.
- Chen, K., Wang, L., & Chi, H. (1997). Methods of combining multiple classifiers with different features and their applications to text-independent speaker identification. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 11(03), 417–445.
- Cheng, Y., Ma, M., Zhang, L., Jin, C., Ma, L., & Zhou, Y. (2020). Retinal blood vessel segmentation based on Densely Connected U-Net. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 17(4), 3088.
- Chihaoui, T. (2018). *Système d'identification de personnes basé sur la rétine.*
- Chihaoui, T., Kachouri, R., Jlassi, H., Akil, M., & Hamrouni, K. (2015). Human identification system based on the detection of optical Disc Ring in retinal images. *2015 International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 263–267.
- Chowdhury, M., Gao, J., & Islam, R. (2016). Biometric authentication using facial recognition. *International Conference on Security and Privacy in Communication Systems*, 287–295.
- Condurache, A. P., Kotzerke, J., & Mertins, A. (2012). Robust retina-based person authentication using the sparse classifier. *2012 Proceedings of the 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 1514–1518.
- Corrêa, Z. M. da S., & Eagle Jr, R. (2005). Aspectos patológicos da retinopatia diabética. *Arquivos Brasileiros de Oftalmologia*, 68(3), 410–414.
- Coster, M., & Chermant, J.-L. (1989). *Précis d'analyse d'images.* Presses du CNRS.
- D'Hondt Frédéric, E. K. B. (2004). Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs. *Faculté Polytechnique de Mons, 5ème Electricité, Certificat Applicatifs Multimédia.*
- Daugman, J. (2000). Combining multiple biometrics. [Http://Www. Cl. Cam. Ac. Uk/Users/Jgd1000/Combine/Combine. Html.](http://www.Cl.Cam.Ac.Uk/Users/Jgd1000/Combine/Combine.Html)
- Daugman, J. (2009). How iris recognition works. In *The essential guide to image processing* (pp.

715–739). Elsevier.

- Dehghani, A., Ghassabi, Z., Moghddam, H. A., & Moin, M. S. (2013). Human recognition based on retinal images and using new similarity function. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2013(1), 58.
- Dehghani, A., Moghaddam, H. A., & Moin, M.-S. (2012). Optic disc localization in retinal images using histogram matching. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2012(1), 19.
- Deokar, S., & Talele, S. (2014). Literature Survey of Biometric Recognition Systems. *International Journal of Technology and Science*, 1(2), 1–5.
- Desmettre, T., Devoisselle, J. M., & Mordon, S. (2000). Fluorescence properties and metabolic features of indocyanine green (ICG) as related to angiography. *Survey of Ophthalmology*, 45(1), 15–27.
- Diane, L. (2005). Cours de traitement d'images. *Laboratoire I3S Informatique, Signaux et Systèmes, Université de Nice Sophia Antipolice, Rapport de Recherche ISRN I3S/RR*, 22.
- Dice, L. R. (1945). Measures of the amount of ecologic association between species. *Ecology*, 26(3), 297–302.
- Ding, G., Jiang, Q., Zhang, L., Zhang, Z., Knight, R. A., Soltanian-Zadeh, H., Lu, M., Ewing, J. R., Li, Q., & Whitton, P. A. (2004). Multiparametric ISODATA analysis of embolic stroke and rt-PA intervention in rat. *Journal of the Neurological Sciences*, 223(2), 135–143.
- Do, M. N., & Vetterli, M. (2005). The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(12), 2091–2106.
- Ducasse, A., & Arndt, C. (2011). Anatomie chirurgicale de la rétine et du vitré. In *Décollements De Rétine* (pp. 8–13). Elsevier.
- Ducasse, A., Delattre, J. F., Segal, A., & Burette, A. (1983). The central retinal artery. Macroscopic aspects apropos of 50 dissections. *Bulletins et Memoires de La Societe Francaise d'ophtalmologie*, 95, 574–577.
- Duke-Elder, S. (1961). The anatomy of the visual system. *A System of Ophthalmology*, 2, 363–382.
- Dunstone, T., & Yager, N. (2008). *Biometric system and data analysis: Design, evaluation, and data mining*. Springer Science & Business Media.
- Egan, J. P. (1975). *Signal detection theory and ROC-analysis*. Academic press.
- Eriksson, A., & Wretling, P. (1997). How flexible is the human voice?-A case study of mimicry. *Fifth European Conference on Speech Communication and Technology*.
- Espona, L., Carreira, M. J., Penedo, M. G., & Ortega, M. (2008). Retinal vessel tree segmentation using a deformable contour model. *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*, 1–4.
- Evans, J. R. (2002). Antioxidant vitamin and mineral supplements for age-related macular degeneration. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, 2.
- Faraggi, D., & Reiser, B. (2002). Estimation of the area under the ROC curve. *Statistics in Medicine*, 21(20), 3093–3106.
- Farzin, H., Abrishami-Moghaddam, H., & Moin, M.-S. (2008). A novel retinal identification

- system. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 1–10.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874.
- FEROUI, A. (2014). *ANALYSE DES IMAGES COULEUR DU FOND D’OEIL POUR L’AIDE AU DIAGNOSTIC EN OPHTALMOLOGIE: APPLICATION A LA DETECTION DES PATHOLOGIES RETINIENNES*.
- Figueiredo, I. N., Moura, S., Neves, J. S., Pinto, L., Kumar, S., Oliveira, C. M., & Ramos, J. D. (2016). Automated retina identification based on multiscale elastic registration. *Computers in Biology and Medicine*, 79, 130–143.
- Files, C. E. (n.d.). Immigration and Naturalization Service. *National Archives and Records Administration, Record Group*, 85.
- Frangi, A. F., Niessen, W. J., Vincken, K. L., & Viergever, M. A. (1998). Multiscale vessel enhancement filtering. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 130–137.
- Fraz, M. M., Rudnicka, A. R., Owen, C. G., & Barman, S. A. (2014). Delineation of blood vessels in pediatric retinal images using decision trees-based ensemble classification. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 9(5), 795–811.
- Fredouille, C., Mariéthoz, J., Jaboulet, C., Hennebert, J., Mokbet, J.-F., & Bimbot, F. (2000). Behavior of a bayesian adaptation method for incremental enrollment in speaker verification. *2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No. 00CH37100)*, 2, III1197–III1200.
- Fu, H., Xu, Y., Lin, S., Wong, D. W. K., & Liu, J. (2016). Deepvessel: Retinal vessel segmentation via deep learning and conditional random field. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 132–139.
- Fu, H., Xu, Y., Wong, D. W. K., & Liu, J. (2016). Retinal vessel segmentation via deep learning network and fully-connected conditional random fields. *2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 698–701.
- Furui, S. (1997). Recent advances in speaker recognition. *Pattern Recognition Letters*, 18(9), 859–872.
- Ganorkar, S. R., & Ghatol, A. A. (2007). Iris recognition: an emerging biometric technology. *Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation*, 91–96.
- Gantz, D. T., Miller, J. J., & Ketcham, M. T. E. (n.d.). *Reliability and Performance of Intensity Analytics’ TickStream. KeyID User Authentication Software Engine1*.
- García Campos, R., Nicosevici, T., & Cufí i Solé, X. (2002). On the way to solve lighting problems in underwater imaging. © *OCEANS’02 MTS/IEEE, 2002, Vol. 2, p. 1018-1024*.
- Gelman, S. K., Freund, K. B., Shah, V. P., & Sarraf, D. (2014). The pearl necklace sign: a novel spectral domain optical coherence tomography finding in exudative macular disease. *Retina*, 34(10), 2088–2095.
- Gomes, D. M. (2008). *Contrast enhancement in digital imaging using histogram equalization*.
- Gonzalez 3rd, R. (2008). *Digital Image Processing 3rd edition/R. Gonzalez, R. Woods*. Prentice Hall,–2008.

- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Eddins, S. L. (2002). Image segmentation. *Digital Image Processing*, 2, 331–390.
- Gou, D., Wei, Y., Fu, H., & Yan, N. (2018). Retinal vessel extraction using dynamic multi-scale matched filtering and dynamic threshold processing based on histogram fitting. *Machine Vision and Applications*, 29(4), 655–666. <https://doi.org/10.1007/s00138-018-0924-0>
- Guyot-Argenton, C. (2003). Les complications de la rétinopathie diabétique. *Sang Thrombose Vaisseaux*, 15(2), 86–95.
- Hajer, J., & Kamel, H. (2005). Caractérisation de la rétine en vue de l'élaboration d'une méthode biométrique d'identification de personnes. *3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT), Tunisia*.
- Harper, T. D. (2015). *Offender message delivery system*. Google Patents.
- Hassan, G., El-Bendary, N., Hassanien, A. E., Fahmy, A., & Snasel, V. (2015). Retinal blood vessel segmentation approach based on mathematical morphology. *Procedia Computer Science*, 65, 612–622.
- Hays, R. J. (1996). INS Passenger Accelerated Service System (INSPASS). *Biometric Consortium*, 1–3.
- Heck, L. P., & Mirghafori, N. (2000). On-line unsupervised adaptation in speaker verification. *Sixth International Conference on Spoken Language Processing*.
- HIDOUCI Walid Khaled, M. C. (n.d.). *Système biométrique de vérification de signatures manuscrites en ligne*.
- Ho, T. K., Hull, J. J., & Srihari, S. N. (1994). Decision combination in multiple classifier systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(1), 66–75.
- Hong, L., Jain, A. K., & Pankanti, S. (1999). Can multibiometrics improve performance? *Proceedings AutoID*, 99, 59–64.
- Hooshyar, S., & Khayati, R. (2010). Retina vessel detection using fuzzy ant colony algorithm. *2010 Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, 239–244.
- Hoover, A. D., Kouznetsova, V., & Goldbaum, M. (2000). Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(3), 203–210.
- Hsiao, H.-K., Liu, C.-C., Yu, C.-Y., Kuo, S.-W., & Yu, S.-S. (2012). A novel optic disc detection scheme on retinal images. *Expert Systems with Applications*, 39(12), 10600–10606.
- Hu, H. (2013). Multiview gait recognition based on patch distribution features and uncorrelated multilinear sparse local discriminant canonical correlation analysis. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 24(4), 617–630.
- Hyman, L., & Neborsky, R. (2002). Risk factors for age-related macular degeneration: an update. *Current Opinion in Ophthalmology*, 13(3), 171–175.
- Imani, E., Javidi, M., & Pourreza, H.-R. (2015). Improvement of retinal blood vessel detection using morphological component analysis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 118(3), 263–279.
- Islam, M., Poly, T. N., Walther, B. A., Yang, H. C., & Li, Y.-C. J. (2020). Artificial Intelligence in

- Ophthalmology: A Meta-Analysis of Deep Learning Models for Retinal Vessels Segmentation. *Journal of Clinical Medicine*, 9(4), 1018.
- ISO, I. S. O. (2006). IEC 19795-1: Information technology–biometric performance testing and reporting-part 1: Principles and framework. *ISO/IEC, Editor*, 1(3), 5.
- Iyengar, S. S., Prasad, L., & Min, H. (1995). *Advances in Distributed Sensor Integration; Application and Theory*. Prentice Hall PTR.
- Jain, A., Pankanti, S., Prabhakar, S., Lin Hong, & Ross, A. (2004). *Biometrics: a grand challenge. In Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.. IEEE. <https://doi.org/10.1109/icpr.2004.1334413> No Title.* (n.d.).
- Jain, A., Hong, L., & Bolle, R. (1997). On-line fingerprint verification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(4), 302–314.
- Jain, A. K., & Li, S. Z. (2011). *Handbook of face recognition* (Vol. 1). Springer.
- Jain, A. K., & Ross, A. (2004). Multibiometric systems. *Communications of the ACM*, 47(1), 34–40.
- Jain, A. K., Ross, A., & Pankanti, S. (2006). Biometrics: a tool for information security. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 1(2), 125–143.
- Jain, A. K., Ross, A., & Prabhakar, S. (2004). An introduction to biometric recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(1), 4–20.
- Jiang, Z., Zhang, H., Wang, Y., & Ko, S.-B. (2018). Retinal blood vessel segmentation using fully convolutional network with transfer learning. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 68, 1–15.
- Jin, Q., Chen, Q., Meng, Z., Wang, B., & Su, R. (2019). Construction of retinal vessel segmentation models based on convolutional neural network. *Neural Processing Letters*, 1–18.
- Jordan, K. C., Menolotto, M., Bolster, N. M., Livingstone, I. A. T., & Giardini, M. E. (2017). A review of feature-based retinal image analysis. *Expert Review of Ophthalmology*, 12(3), 207–220.
- Kang, D., Han, H., Jain, A. K., & Lee, S.-W. (2014). Nighttime face recognition at large standoff: Cross-distance and cross-spectral matching. *Pattern Recognition*, 47(12), 3750–3766.
- Kanjanasurat, I., Purahong, B., Pintavirooj, C., & Benjangkprasert, C. (2020). Vascular Extraction by using matched filter on retinal image. *Journal of Physics: Conference Series*, 1457, 12013.
- Kar, B., Kartik, B., & Dutta, P. K. (2006). Speech and face biometric for person authentication. *2006 IEEE International Conference on Industrial Technology*, 391–396.
- Kassim, Y. M., & Palaniappan, K. (2017). Extracting retinal vascular networks using deep learning architecture. *2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 1170–1174.
- Kellner, S., Kellner, U., Weber, B. H. F., Fiebig, B., Weinitz, S., & Ruether, K. (2009). Lipofuscin- and melanin-related fundus autofluorescence in patients with ABCA4-associated retinal dystrophies. *American Journal of Ophthalmology*, 147(5), 895–902.
- Kermad, C. (1997). *Segmentation d'image: recherche d'une mise en oeuvre automatique par coopération de méthodes*.

- Khan, M. A. U., Khan, T. M., Aziz, K. I., Ahmad, S. S., Mir, N., & Elbakush, E. (2019). The Use of Fourier Phase Symmetry for Thin Vessel Detection in Retinal Fundus Images. *2019 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, 1–6.
- Khomri, B. (2019). *Apprentissage et optimisation intelligente pour une segmentation robuste d'image*. université Mohamed Khider Biskra.
- Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. P. W., & Matas, J. (1998). On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(3), 226–239.
- Kocher, G. G. & M. (1993). Traitement numérique des images. *La Direction de MURAT KUNT Volume 2*.
- Korotkaya, Z. (2003). Biometric person authentication: Odor. *Inner Report in Department of Information Technology, Laboratory of Applied Mathematics, Lappeenranta University of Technology*. in “Advanced Topics in Information Processing: Biometric Person Authentication.
- Kumar, A., Wong, D. C. M., Shen, H. C., & Jain, A. K. (2003). Personal verification using palmprint and hand geometry biometric. *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, 668–678.
- Kumar, K., & Samal, D. (2020). Automated retinal vessel segmentation based on morphological preprocessing and 2D-Gabor wavelets. In *Advanced Computing and Intelligent Engineering* (pp. 411–423). Springer.
- Kumar, M. M., & Puhan, N. B. (2014). Off-line signature verification: upper and lower envelope shape analysis using chord moments. *IET Biometrics*, 3(4), 347–354.
- Lajevardi, S. M., Arakala, A., Davis, S. A., & Horadam, K. J. (2013). Retina verification system based on biometric graph matching. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(9), 3625–3635.
- Lee, J. Y., Kim, J. M., Lee, K. Y., Kim, B., Lee, M. Y., & Park, K. H. (2020). Relationships between Obesity, Nutrient Supply and Primary Open Angle Glaucoma in Koreans. *Nutrients*, 12(3), 878.
- Leopold, H. A., Orchard, J., Zelek, J. S., & Lakshminarayanan, V. (2019). Pixelbnn: Augmenting the pixelcnn with batch normalization and the presentation of a fast architecture for retinal vessel segmentation. *Journal of Imaging*, 5(2), 26.
- Lestari, T., & Luthfi, A. (2019). Retinal Blood Vessel Segmentation using Gaussian Filter. *Journal of Physics: Conference Series*, 1376(1), 12023.
- Li, H., & Chutatape, O. (2004). Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(2), 246–254.
- Li, Q., Feng, B., Xie, L., Liang, P., Zhang, H., & Wang, T. (2015). A cross-modality learning approach for vessel segmentation in retinal images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(1), 109–118.
- Liao, W.-H., & Li, D.-Y. (2003). Homomorphic processing techniques for near-infrared images. *2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003. Proceedings.(ICASSP'03).*, 3, III–461.
- Lin, T., Du, M., & Xu, J. (2003). The Preprocessing of subtraction and the enhancement for

biomedical image of retinal blood vessels. *Sheng Wu Yi Xue Gong Cheng Xue Za Zhi= Journal of Biomedical Engineering= Shengwu Yixue Gongchengxue Zazhi*, 20(1), 56–59.

- Liu, S., & Silverman, M. (2001). A practical guide to biometric security technology. *IT Professional*, 3(1), 27–32.
- Lowe, D. G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 2, 1150–1157.
- Lpe, S. P. A. R. (n.d.). *Introduction (1) 2*. 1–26.
- Maheswari, M. S., & Punnolil, A. (2014). A novel approach for retinal lesion detection diabetic retinopathy images. *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, 3(3), 1109–1114.
- Maltoni, D., Maio, D., Jain, A. K., & Prabhakar, S. (2009). *Handbook of fingerprint recognition*. Springer Science & Business Media.
- Manivannan, A., Plskova, J., Farrow, A., Mckay, S., Sharp, P. F., & Forrester, J. V. (2005). Ultra-wide-field fluorescein angiography of the ocular fundus. *American Journal of Ophthalmology*, 140(3), 525–527.
- Mansfield, A. (2006). Information technology--Biometric performance testing and reporting--Part 1: Principles and framework. *ISO/IEC*, 19791–19795.
- Manzanera, A. (n.d.). Traitement Et Reconnaissance d'Images. *Cours TERI–Master*, 2.
- Manzanera, A. (2005). Cours de morphologie mathématique. *UPMC Master IAD*.
- Mapayi, T., Viriri, S., & Tapamo, J.-R. (2015). Comparative study of retinal vessel segmentation based on global thresholding techniques. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2015.
- Marín, D., Aquino, A., Gegúndez-Arias, M. E., & Bravo, J. M. (2010). A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 30(1), 146–158.
- Mariño, C., Penedo, M. G., Penas, M., Carreira, M. J., & Gonzalez, F. (2006). Personal authentication using digital retinal images. *Pattern Analysis and Applications*, 9(1), 21.
- Martin, A., Doddington, G., Kamm, T., Ordowski, M., & Przybocki, M. (1997). *The DET curve in assessment of detection task performance*. National Inst of Standards and Technology Gaithersburg MD.
- Martinez-Perez, M. E., Hughes, A. D., Thom, S. A., Bharath, A. A., & Parker, K. H. (2007). Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images. *Medical Image Analysis*, 11(1), 47–61.
- Mary, M. C. V. S., Rajsingh, E. B., Jacob, J. K. K., Anandhi, D., Amato, U., & Selvan, S. E. (2015). An empirical study on optic disc segmentation using an active contour model. *Biomedical Signal Processing and Control*, 18, 19–29.
- Medjkoune, S., Mouchère, H., Petitrenaud, S., & Viard-Gaudin, C. (2014). Approches multimodales pour la reconnaissance d'expressions mathématiques: Collaboration des modalités audio et écriture manuscrite en-ligne. *Document Numerique*, 17(3), 97–122. <https://doi.org/10.3166/DN.17.3.97-122>

- Mehrotra, A., Tripathi, S., Singh, K. K., & Khandelwal, P. (2014). Blood Vessel Extraction for retinal images using morphological operator and KCN clustering. *2014 IEEE International Advance Computing Conference (IACC)*, 1142–1146.
- Melinščak, M., Prentašić, P., & Lončarić, S. (2015). Retinal vessel segmentation using deep neural networks. *10th International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP 2015)*.
- Mendonca, A. M., & Campilho, A. (2006). Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(9), 1200–1213.
- Meng, X., Yin, Y., Yang, G., & Xi, X. (2013). Retinal identification based on an improved circular gabor filter and scale invariant feature transform. *Sensors*, 13(7), 9248–9266.
- Metz, C. E. (1978). Basic principles of ROC analysis. *Seminars in Nuclear Medicine*, 8(4), 283–298.
- Miri, M. S., & Mahloojifar, A. (2010). Retinal image analysis using curvelet transform and multistructure elements morphology by reconstruction. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(5), 1183–1192.
- Monrose, F., & Rubin, A. (1997). Authentication via keystroke dynamics. *Proceedings of the 4th ACM Conference on Computer and Communications Security*, 48–56.
- Morales, S., Naranjo, V., Angulo, J., & Alcañiz, M. (2013). Automatic detection of optic disc based on PCA and mathematical morphology. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 32(4), 786–796.
- Morales, S., Naranjo, V., Angulo, J., López-Mir, F., & Alcañiz, M. (2014). Determination of retinal network skeleton through mathematical morphology. *2014 22nd European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 1691–1695.
- Mubbashar, M., Usman, A., & Akram, M. U. (2011). Automated system for macula detection in digital retinal images. *2011 International Conference on Information and Communication Technologies*, 1–5.
- Muhammad, A. (2005). Fusion de Données: Ultime Etape de Reconnaissance de Formes, Applications à l'Identification et à l'Authentification. *These de Doctorat, Universite de Tours*.
- Nagao, M., & Matsuyama, T. (1979). Edge preserving smoothing. *Computer Graphics and Image Processing*, 9(4), 394–407.
- Nait-Ali, A. (2011a). Beyond classical biometrics: When using hidden biometrics to identify individuals. *3rd European Workshop on Visual Information Processing*, 241–246.
- Nait-Ali, A. (2011b). Hidden biometrics: Towards using biosignals and biomedical images for security applications. *International Workshop on Systems, Signal Processing and Their Applications, WOSSPA*, 352–356.
- Najman, L., & Talbot, H. (2013). *Mathematical morphology: from theory to applications*. John Wiley & Sons.
- Nanavati, T. (2002). *Biometrics*. John Wiley & Sons.
- Narasimha-Iyer, H., Can, A., Roysam, B., Stewart, V., Tanenbaum, H. L., Majerovics, A., & Singh, H. (2006). Robust detection and classification of longitudinal changes in color retinal fundus

images for monitoring diabetic retinopathy. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(6), 1084–1098.

- Neto, L. C., Ramalho, G. L. B., Neto, J. F. S. R., Veras, R. M. S., & Medeiros, F. N. S. (2017). An unsupervised coarse-to-fine algorithm for blood vessel segmentation in fundus images. *Expert Systems with Applications*, 78, 182–192.
- Nghiêm-Buffet, S., Pérol, J., Michée, S., Cohen, S.-Y., Fajnkuchen, F., Delahaye-Mazza, C., Guiberteau, B., & Quentel, G. (2011). Rétinophotographies, clichés en autofluorescence et angiographies: technique et interprétation. *Ophthalmologie*, 21(045-A), 10.
- Niemeijer, M., Abràmoff, M. D., & Van Ginneken, B. (2006). Segmentation of the optic disc, macula and vascular arch in fundus photographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 26(1), 116–127.
- O’Sullivan, O. (1997). Biometrics comes to life. *ABA Banking Journal*, 89(1), 31.
- Oinonen, H., Forsvik, H., Ruusuvaori, P., Yli-Harja, O., Voipio, V., & Huttunen, H. (2010). Identity verification based on vessel matching from fundus images. *2010 IEEE International Conference on Image Processing*, 4089–4092.
- Opérateurs complexes et filtres morphologiques.* (n.d.).
- Orlando, J. I., Prokofyeva, E., & Blaschko, M. B. (2016). A discriminatively trained fully connected conditional random field model for blood vessel segmentation in fundus images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(1), 16–27.
- Ortega, M., Marino, C., Penedo, M. G., Blanco, M., & Gonzalez, F. (2006). Biometric authentication using digital retinal images. *Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Applied Computer Science*, 422–427.
- Osareh, A. (2004). *Automated identification of diabetic retinal exudates and the optic disc.* University of Bristol.
- Palomera-Pérez, M. A., Martínez-Pérez, M. E., Benítez-Pérez, H., & Ortega-Arjona, J. L. (2009). Parallel multiscale feature extraction and region growing: application in retinal blood vessel detection. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 14(2), 500–506.
- Pankanti, S., Jain, A., & Hong, L. (2000). Biometrics: Promising frontiers for emerging identification market. *Comm. ACM*, 91–98.
- Park, K., Kim, J., & Lee, J. (2020). Automatic optic nerve head localization and cup-to-disc ratio detection using state-of-the-art deep-learning architectures. *Scientific Reports*, 10(1), 1–10.
- Patil, C. M., & Kumarn, Y. (2017). Automatic blood vessels segmentation & extraction in fundus images for identification. *2017 International Conference on Current Trends in Computer, Electrical, Electronics and Communication (CTCEEC)*, 389–393.
- Pizer, S. M. (1990). Contrast-limited adaptive histogram equalization: Speed and effectiveness stephen m. pizer, r. eugene johnston, james p. ericksen, bonnie c. yankaskas, keith e. muller medical image display research group. *Proceedings of the First Conference on Visualization in Biomedical Computing, Atlanta, Georgia*, 337.
- Plataniotis, K. N., Hatzinakos, D., & Lee, J. K. M. (2006). ECG biometric recognition without fiducial detection. *2006 Biometrics Symposium: Special Session on Research at the Biometric Consortium Conference*, 1–6.

- Prabhakar, S., & Jain, A. K. (2002). Decision-level fusion in fingerprint verification. *Pattern Recognition*, 35(4), 861–874.
- Prabhakar, S., Pankanti, S., & Jain, A. K. (2003). Biometric recognition: Security and privacy concerns. *IEEE Security & Privacy*, 1(2), 33–42.
- Pratt, W. K. (1991). *Digital image processing* John Wiley & sons. Inc., New York.
- Ramachandran, S., Kochitty, S., Vinekar, A., & John, R. (2020). A fully convolutional neural network approach for the localization of optic disc in retinopathy of prematurity diagnosis. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, Preprint*, 1–10.
- Ramani, R. G., & Shanthamalar, J. J. (2020). Improved image processing techniques for optic disc segmentation in retinal fundus images. *Biomedical Signal Processing and Control*, 58, 101832.
- Ravichandran, C. G., & Raja, J. B. (2014). A fast enhancement/thresholding based blood vessel segmentation for retinal image using contrast limited adaptive histogram equalization. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 4(4), 567–575.
- Recognizer, N. (2019). Electronic resource. Access to Resource: [Http://www. Nuance. Com/Forbusiness/by-Solution/Custom-Service-Solutions/Solutions-Services/Inbound-Solutions/Self-Serviceautomation/Recognizer/Recognizer-Languages/Index. Htm](http://www.nuance.com/forbusiness/by-solution/customer-service-solutions/solutions-services/inbound-solutions/self-serviceautomation/recognizer/recognizer-languages/index.htm).
- Rehman, Z. U., Naqvi, S. S., Khan, T. M., Arsalan, M., Khan, M. A., & Khalil, M. A. (2019). Multi-parametric optic disc segmentation using superpixel based feature classification. *Expert Systems with Applications*, 120, 461–473.
- Ricci, E., & Perfetti, R. (2007). Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 26(10), 1357–1365.
- Ronfard, R. (1994). Region-based strategies for active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 13(2), 229–251.
- Rose, J.-L. (2008). *Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image*. Lyon, INSA.
- Ross, A. A., & Govindarajan, R. (2005). Feature level fusion of hand and face biometrics. *Biometric Technology for Human Identification II*, 5779, 196–204.
- Ross, A., & Jain, A. (2003). Information fusion in biometrics. *Pattern Recognition Letters*, 24(13), 2115–2125.
- Ross, A., Nandakumar, K., & Jain, A. K. (2008). Introduction to multibiometrics. In *Handbook of biometrics* (pp. 271–292). Springer.
- Rougier, M.-B. (n.d.). *Diagnostic de l'œdème maculaire: ce qui est nécessaire, ce qui peut être utile*.
- Roychowdhury, S., Koozekanani, D. D., & Parhi, K. K. (2015). Iterative vessel segmentation of fundus images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 62(7), 1738–1749.
- Rubaiyat, A. H. M., Aich, S., Toma, T. T., & Mallik, A. R. (2014). Fast normalized cross-correlation based retinal recognition. *2014 17th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*, 358–361.
- Sabaghi, M., Hadianamrei, S. R., Fattahi, M., Kouchaki, M. R., & Zahedi, A. (2012). *Retinal*

identification system based on the combination of fourier and wavelet transform.

- Sagar, A. V., Balasubramanian, S., & Chandrasekaran, V. (2007). Automatic Detection of Anatomical Structures in Digital Fundus Retinal Images. *MVA*, 483–486.
- Saghapour, E., & Zandian, S. (2012). Automatic segmentation of retina vessels by using zhang method. *International Journal of Biomedical and Biological Engineering*, 6(12), 629–632.
- Sanchez-Reillo, R., Sanchez-Avila, C., & Gonzalez-Marcos, A. (2000). Biometric identification through hand geometry measurements. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(10), 1168–1171.
- Sanderson, C., & Paliwal, K. K. (2002). Information fusion and person verification using speech and face information. *Research Paper IDIAP-RR*, 2–33.
- Scanning Laser Ophthalmoscopy*. (n.d.). http://theses.univ-lyon2.fr/documents/getpart.php?id=lyon2.2002.mazoyer_v&part=63151
- Sekhar, S., Al-Nuaimy, W., & Nandi, A. K. (2008). Automated localisation of optic disk and fovea in retinal fundus images. *2008 16th European Signal Processing Conference*, 1–5.
- Sekou, T. B., Hidane, M., Olivier, J., & Cardot, H. (2018). Retinal blood vessel segmentation using a fully convolutional network–transfer learning from patch-to image-level. *International Workshop on Machine Learning in Medical Imaging*, 170–178.
- Setiawan, A. W., Mengko, T. R., Santoso, O. S., & Suksmono, A. B. (2013). Color retinal image enhancement using CLAHE. *International Conference on ICT for Smart Society*, 1–3.
- Severine Dubuisson. (2006). *Morphologie mathématique*.
- Sigut, J., Nunez, O., Fumero, F., Gonzalez, M., & Arnay, R. (2017). Contrast based circular approximation for accurate and robust optic disc segmentation in retinal images. *PeerJ*, 5, e3763.
- Singh, J., Joshi, G. D., & Sivaswamy, J. (2008). Appearance-based object detection in colour retinal images. *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing*, 1432–1435.
- Sinthanayothin, C., Boyce, J. F., Cook, H. L., & Williamson, T. H. (1999). Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. *British Journal of Ophthalmology*, 83(8), 902–910.
- Sjølie, A. K., Stephenson, J., Aldington, S., Kohner, E., Janka, H., Stevens, L., Fuller, J., Karamanos, B., Tountas, C., & Kofinis, A. (1997). Retinopathy and vision loss in insulin-dependent diabetes in Europe: the EURODIAB IDDM Complications Study. *Ophthalmology*, 104(2), 252–260.
- Soomro, T. A., Afifi, A. J., Gao, J., Hellwich, O., Paul, M., & Zheng, L. (2018). Strided U-Net model: Retinal vessels segmentation using dice loss. *2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, 1–8.
- Sopharak, A., Uyyanonvara, B., Barman, S., & Williamson, T. H. (2008). Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 32(8), 720–727.
- Srivastava, H. (2013). Personal identification using iris recognition system, a review. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, 3(3), 449–453.

- Staal, J., Abramoff, M. D., Niemeijer, M., Viergever, M. A., & Van Ginneken, B. (2004). Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(4), 501–509.
- Staal, J. J., Abramoff, M. D., Niemeijer, M., Viergever, M. A., & Van Ginneken, B. (2004). Digital retinal image for vessel extraction (DRIVE) database. *Image Sciences Institute, University Medical Center Utrecht, Utrecht, The Netherlands*.
- Stan, L., Li, Z., & Jain, A. K. (2009). Encyclopedia of biometrics. In *IZ* (Vol. 1). Springer Science & Business Media.
- STOLOWY, N., GASCON, P., & MATONTI, F. (n.d.). *Techniques d'imagerie rétinienne: quels examens disponibles? pour quelles indications?*
- Stone, J., & Johnston, E. (1981). The topography of primate retina: a study of the human, bushbaby, and new-and old-world monkeys. *Journal of Comparative Neurology*, 196(2), 205–223.
- Sultana, R., & Nirmala, S. R. (2015). Registration of retinal images using blood vessel features. *2015 International Symposium on Advanced Computing and Communication (ISACC)*, 224–229.
- Swets, J. A. (2014). *Signal detection theory and ROC analysis in psychology and diagnostics: Collected papers*. Psychology Press.
- Țălu, Ș., Stach, S., Călugăru, D. M., Lupașcu, C. A., & Nicoară, S. D. (2017). Analysis of normal human retinal vascular network architecture using multifractal geometry. *International Journal of Ophthalmology*, 10(3), 434.
- Tan, J. H., Acharya, U. R., Bhandary, S. V, Chua, K. C., & Sivaprasad, S. (2017). Segmentation of optic disc, fovea and retinal vasculature using a single convolutional neural network. *Journal of Computational Science*, 20, 70–79.
- Terzopoulos, D., Witkin, A., & Kass, M. (1988). Constraints on deformable models: Recovering 3D shape and nonrigid motion. *Artificial Intelligence*, 36(1), 91–123.
- Thanh, D. N. H., Sergey, D., Surya Prasath, V. B., & Hai, N. H. (2019). BLOOD VESSELS SEGMENTATION METHOD FOR RETINAL FUNDUS IMAGES BASED ON ADAPTIVE PRINCIPAL CURVATURE AND IMAGE DERIVATIVE OPERATORS. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*.
- Trevino, A. (2016). Introduction to K-means Clustering. *Oracle Data Science. Com*.
- Tuama, S. A., & George, L. E. (2016). An Efficient Method for Automatic Human Recognition Based on Retinal Vascular Analysis. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 12(1), 122–128.
- Valero, S., Chanussot, J., Benediktsson, J. A., & Talbot, H. (2009). Détection automatique du réseau vasculaire rétinien basée sur la morphologie directionnelle et la fusion de décision. *XIIIe Colloque GRETSI*.
- Verlinde, P. (1999). *Contribution à la vérification multi-modale de l'identité en utilisant la fusion de décisions*.
- Verlinde, P., Druyts, P., Chollet, G., & Acheroy, M. (1999). *Applying Bayes based classifiers for decision fusion in a multi-modal identity verification system*.
- Vialard, A. (n.d.). *Segmentation et Analyse d'images (partie 1)* (LaBRI, Uni).

- Vibert, B. (2017). *Contributions à l'évaluation de systèmes biométriques embarqués*. Normandie Université.
- Waheed, Z., Akram, M. U., Waheed, A., & Shaukat, A. (2015). Robust extraction of blood vessels for retinal recognition. *2015 Second International Conference on Information Security and Cyber Forensics (InfoSec)*, 1–4.
- Walter, T. (2000). Automatic segmentation and registration of retinal fluorescein angiographies application to diabetic retinopathy. *First International Workshop on Computer Assisted Fundus Image Analysis, Copenhagen*.
- Walter, T. E. (2003). *Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d'images couleur*. Paris, ENMP.
- Wang, L., Zhang, Y., & Feng, J. (2005). On the Euclidean distance of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(8), 1334–1339.
- Wang, Q., Qu, X., Chen, W., Wang, H., Huang, C., Li, T., Wang, N., & Xian, J. (2020). Altered coupling of cerebral blood flow and functional connectivity strength in visual and higher order cognitive cortices in primary open angle glaucoma. *Journal of Cerebral Blood Flow & Metabolism*, 0271678X20935274.
- Wang, Y.-Z., Wilson, E., Locke, K. G., & Edwards, A. O. (2002). Shape discrimination in age-related macular degeneration. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 43(6), 2055–2062.
- Wang, Yongjin, Plataniotis, K. N., & Hatzinakos, D. (2006). Integrating analytic and appearance attributes for human identification from ECG signals. *2006 Biometrics Symposium: Special Session on Research at the Biometric Consortium Conference*, 1–6.
- Wang, Yunhong, Tan, T., & Jain, A. K. (2003). Combining face and iris biometrics for identity verification. *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, 805–813.
- Wayman, J. L. (2001). Fundamentals of biometric authentication technologies. *International Journal of Image and Graphics*, 1(01), 93–113.
- Wayman, J. L., Jain, A. K., Maltoni, D., & Maio, D. (2005). *Biometric systems: Technology, design and performance evaluation*. Springer Science & Business Media.
- Weaver, A. C. (2006). Biometric authentication. *Computer*, 39(2), 96–97.
- Wilkinson, C. P., Ferris III, F. L., Klein, R. E., Lee, P. P., Agardh, C. D., Davis, M., Dills, D., Kampik, A., Pararajasegaram, R., & Verdager, J. T. (2003). Proposed international clinical diabetic retinopathy and diabetic macular edema disease severity scales. *Ophthalmology*, 110(9), 1677–1682.
- Wisaeng, K., & Sa-Ngiamvibool, W. (2018). Automatic detection and recognition of optic disk with maker-controlled watershed segmentation and mathematical morphology in color retinal images. *Soft Computing*, 22(19), 6329–6339.
- Wolf-Schnurrbusch, U. E. K., Enzmann, V., Brinkmann, C. K., & Wolf, S. (2008). Morphologic changes in patients with geographic atrophy assessed with a novel spectral OCT–SLO combination. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 49(7), 3095–3099.
- Woods, K., Kegelmeyer, W. P., & Bowyer, K. (1997). Combination of multiple classifiers using

- local accuracy estimates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(4), 405–410.
- Yan, Z., Yang, X., & Cheng, K.-T. (2018). Joint segment-level and pixel-wise losses for deep learning based retinal vessel segmentation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 65(9), 1912–1923.
- Yang, H. C. (2020). Deep Learning Model for Detection of Retinal Vessels from Digital Fundus Images-A Survey. *EC Ophthalmology*, 11, 1–10.
- Yang, Y. B., Shang, H. B., Jia, G. C., & Huang, L. Q. (2003). Adaptive unsharp masking method based on region segmentation. *Optics and Precision Engineering*, 11(2), 188–192.
- Yin, Y., Adel, M., & Bourennane, S. (2013). Automatic segmentation and measurement of vasculature in retinal fundus images using probabilistic formulation. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013.
- Zahoor, M. N., & Fraz, M. M. (2017). Fast optic disc segmentation in retina using polar transform. *IEEE Access*, 5, 12293–12300.
- Zhang, B., Zhang, L., Zhang, L., & Karray, F. (2010). Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of Gaussian. *Computers in Biology and Medicine*, 40(4), 438–445.
- Zhang, Y., Hsu, W., & Lee, M. L. (2007). Segmentation of retinal vessels using nonlinear projections. *2007 IEEE International Conference on Image Processing*, 5, V–541.
- Zhao, Y. Q., Wang, X. H., Wang, X. F., & Shih, F. Y. (2014). Retinal vessels segmentation based on level set and region growing. *Pattern Recognition*, 47(7), 2437–2446.
- Zhao, Y., Rada, L., Chen, K., Harding, S. P., & Zheng, Y. (2015). Automated vessel segmentation using infinite perimeter active contour model with hybrid region information with application to retinal images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(9), 1797–1807.
- Zolkifli, N., Nazari, A., Mustafa, M., Wan Zakaria, W. N., Hani Suriani, N. S., & Kairuddin, W. (2020). Retina blood vessel extraction based on kirsch's template method. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 18, 318. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v18.i1.pp318-325>
- Zouagui, T. (2004). *Approche fonctionnelle générique des méthodes de segmentation d'images*. Thèse doctorat: Images et Systèmes. Lyon: Institut National des Sciences
- Zuiderveld, K. (1994). Contrast limited adaptive histogram equalization. *Graphics Gems*, 474–485.

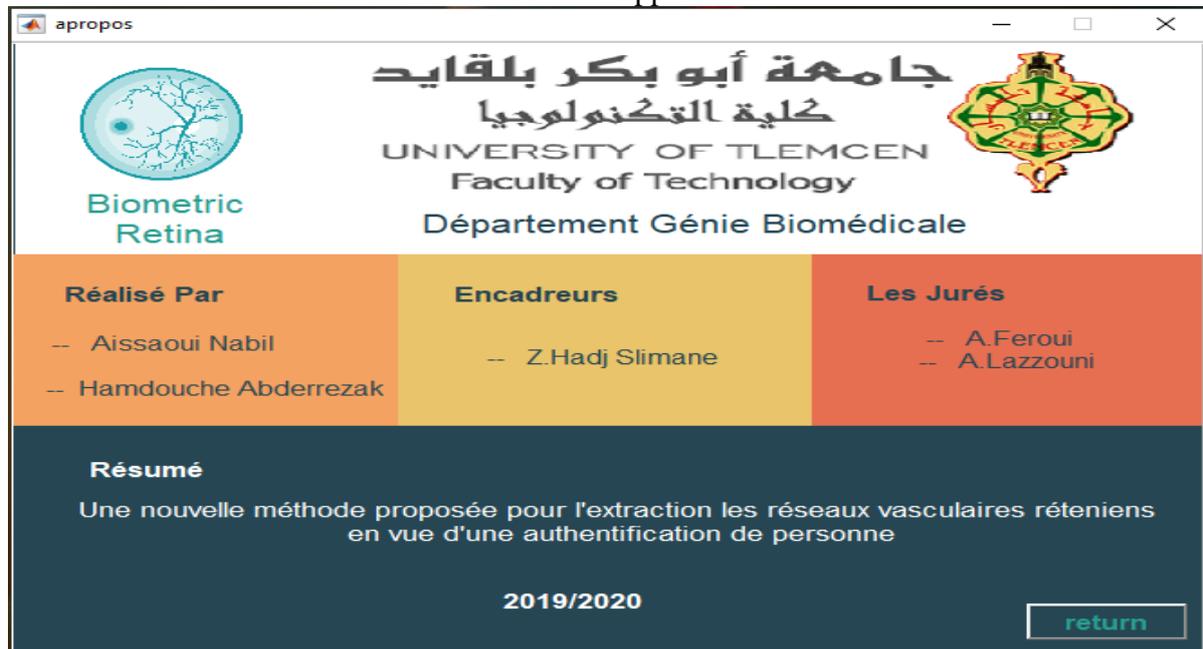
ANNEXE

Interface graphique

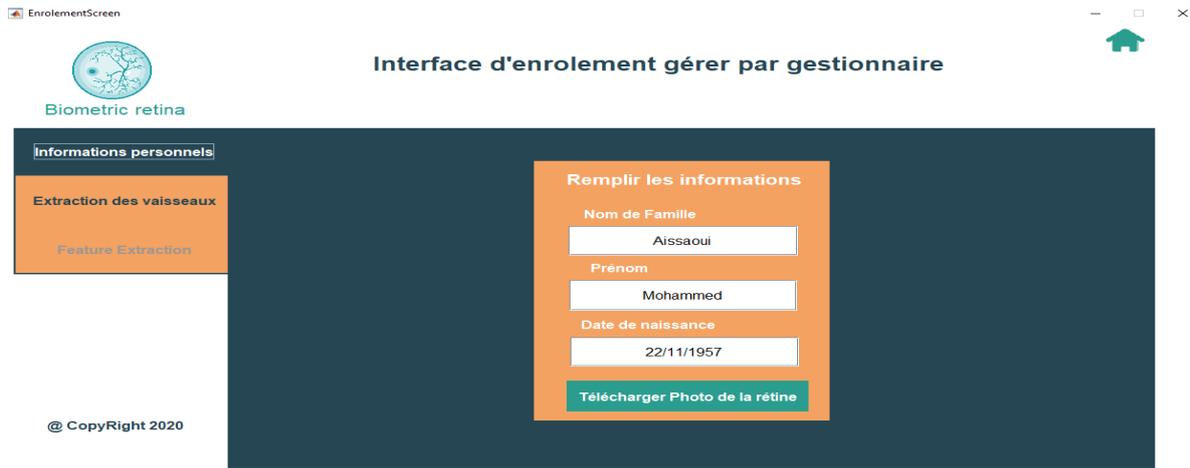
1- Les interfaces d'enrôlement



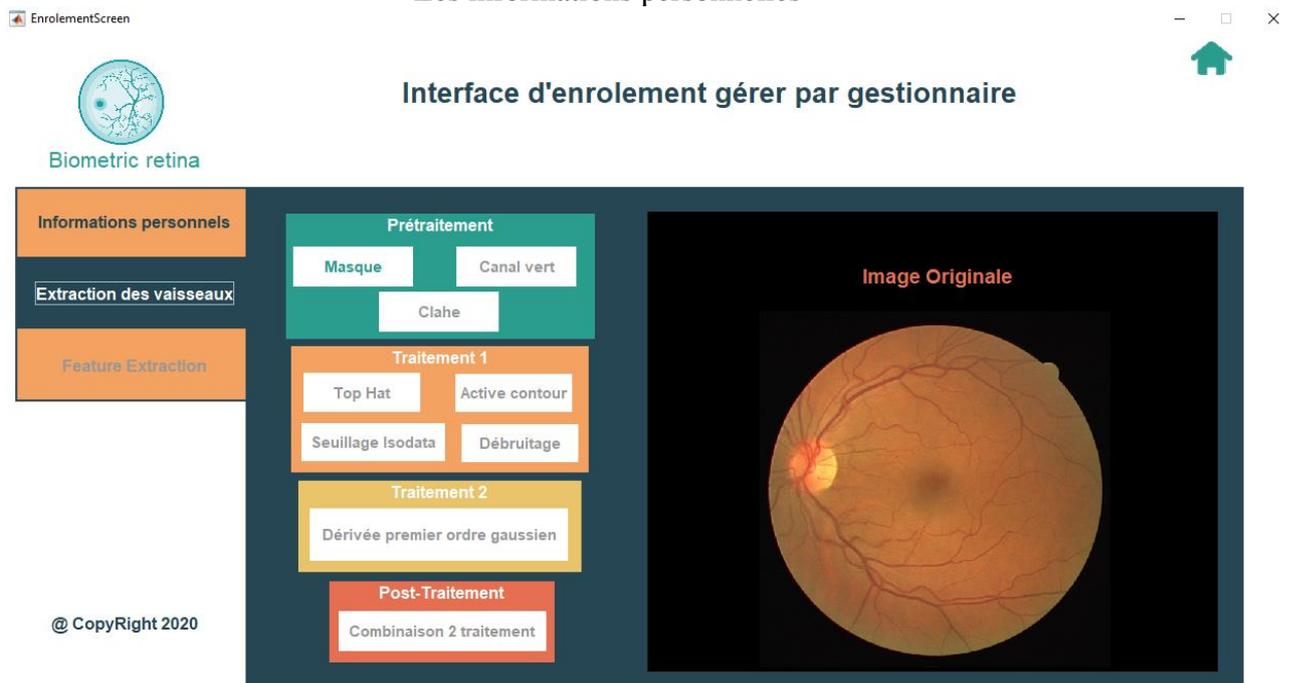
Entrée de notre application



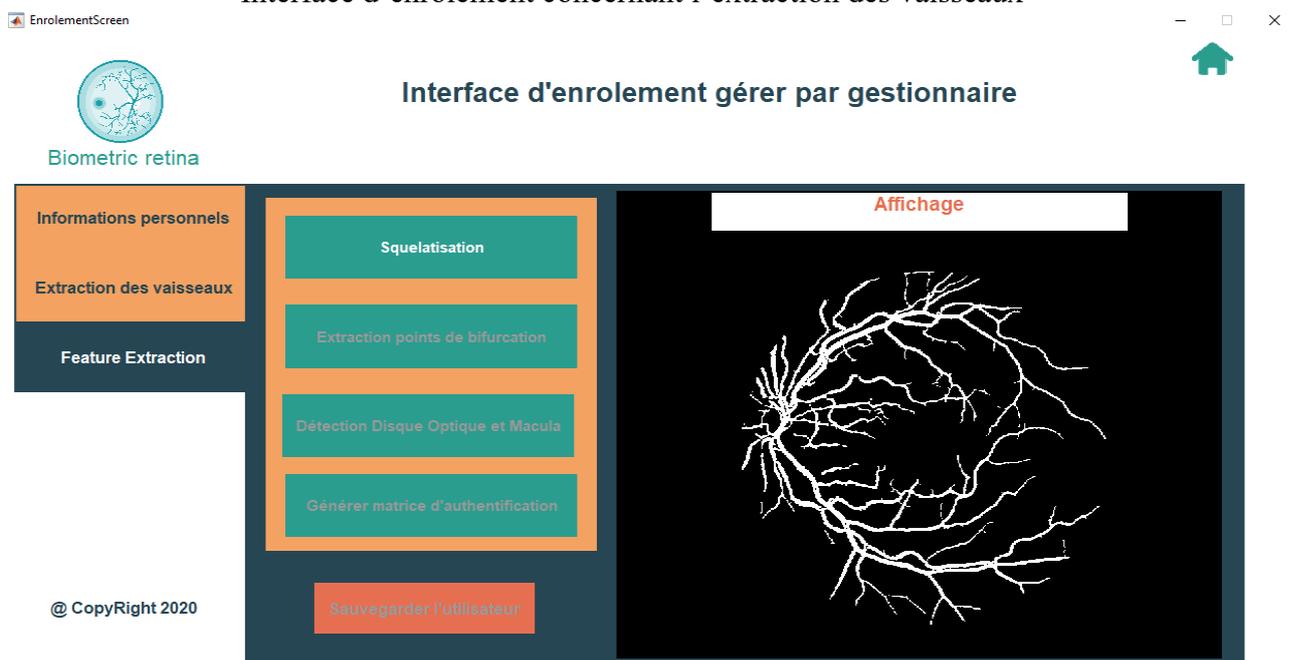
Fenêtre A propos de notre mémoire



Les informations personnelles



Interface d'enrôlement concernant l'extraction des vaisseaux



Matrice d'authentification

Informations Personnels

Nom

Prénom

Date de naissance

Image de la rétine



Matrice d'authentité contiens les points de bifurcation et les deux point de références(centre macula et disque optique)

| | 1 | 2 | |
|----|-----|----|---|
| 1 | 267 | 23 | ▲ |
| 2 | 267 | 24 | ☰ |
| 3 | 218 | 34 | |
| 4 | 219 | 34 | |
| 5 | 220 | 34 | |
| 6 | 286 | 45 | |
| 7 | 265 | 47 | |
| 8 | 266 | 47 | |
| 9 | 283 | 48 | |
| 10 | 261 | 50 | |
| 11 | 262 | 50 | |
| 12 | 244 | 52 | |
| 13 | 220 | 53 | ▼ |

Coordonnée de macula et disque optique

Macula

x: y:

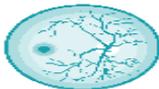
Disque Optique

x: y:

La matrice d'authentification

2- L'interface d'authentification

AuthenticationScreen
— □ ×



Interface d'authentification



Biometric Retina

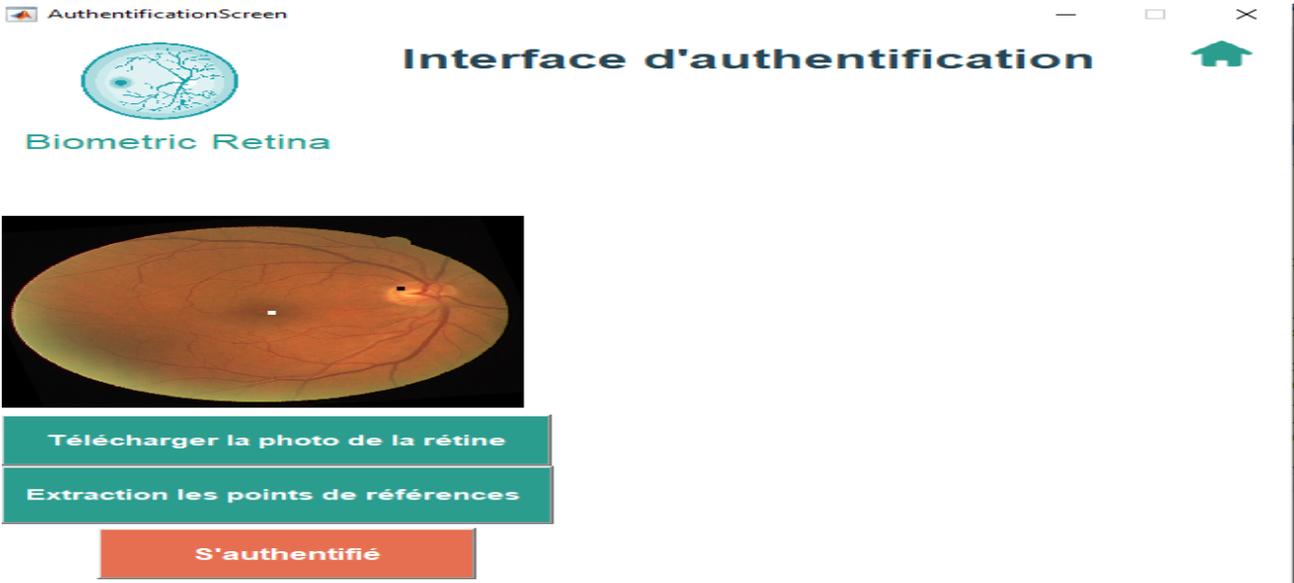


Télécharger la photo de la rétine

Extraction les points de références

S'authentié

Interface de l'utilisateur



Interface d'extraction des points de références



Interface dans le cas de personne non identifiée



Interface dans le cas de personne identifié et non authentifié



Interface dans le cas d'une personne identifié et authentifié