

UNIVERSITE MOHAMMED SEDDIK BENYAHIA
JIJEL
FACULTE DE SCIENCES EXACTES ET D'INFORMATIQUE



MEMOIRE DE MASTER

Présenté pour l'obtention du diplôme de :

MASTER

En **INFORMATIQUE**

Option : INFORMATIQUE LEGALE ET MULTIMEDIA

Thème

**Reconnaissance biométrique des personnes
par la caractérisation de la rétine**

Présenté par :

M. Salim Aliouche.

M. Hossem Eddine Chetibi.

Encadrée par :

Melle.

BIROUK Wafa.

Remerciements

Nous tenons à remercier en premier Dieu qui nous a donné la force, la volonté et le courage pour réaliser ce modeste travail.

Nous remercions en particulier notre encadrant M^{elle} Birouk Wafa pour la confiance qu'il nous a accordé en acceptant de diriger notre travail de mastère. C'est grâce à son aide, à ses précieux conseils, qu'elle n'a cessé de nous prodiguer, que ce mémoire a pu voir le jour . Nous vous serons toujours reconnaissants.

Nos remerciements s'adressent aussi aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant de juger et d'examiner notre travail, ainsi que tous les enseignants et tous les enseignantes de l'université de Jijel.

Et en fin, un très grand merci à tous ceux qui, de près ou de loin ont contribué la réalisation de ce mémoire .

Résumé

La biométrie mesure les attributs caractéristiques du corps humain pour authentifier un individu, notamment pour le contrôle d'accès. L'objectif des systèmes de reconnaissance biométrique est de déterminer et/ou de vérifier l'identité d'un individu sur la base de traits physiologiques, comportementaux ou biologiques. Il existe plusieurs techniques biométriques pour la reconnaissance des personnes, parmi lesquelles on peut citer celles qui utilisent les empreintes digitales, le visage, l'iris, la rétine ...

Dans ce travail, nous intéressons aux images du fond de l'œil et principalement au réseau vasculaire de la rétine, qui est l'une des caractéristiques les plus fiables pour développer un système d'identification/authentification biométrique sécurisé des individus. Une évaluation de ce système est ensuite réalisée sur la base des images rétiniennes.

Mots clés : Rétine, points de bifurcation, points de croisement, Caractérisation, vaisseaux sanguins, Reconnaissance, Identification.

Abstract

Biometrics measures characteristic attributes of the human body to authenticate an individual, especially for access control. The objective of biometric recognition systems is to determine and/or verify the identity of an individual based on physiological, behavioral or biological traits. There are several biometric techniques for the recognition of people, among which we can mention those that use fingerprints, face, iris, retina ...

In this work, we are interested in the images of the fundus of the eye and mainly in the vascular network of the retina, which is one of the most reliable characteristics to develop a secure biometric identification/authentication system of individuals. An evaluation of this system is then carried out on a basis of retinal images..

Keyword : Retina, bifurcation points, crossing points, Characterization, blood vessels, Recognition, Identification.

Table des matières

Table des figures	7
Introduction Générale	8
1 La biométrie	11
1.1 Introduction	11
1.2 La biométrie	12
1.3 Le marché mondial de la biométrie	12
1.4 Les parts de marché par technologie	14
1.5 Les techniques biométriques	15
1.5.1 l'analyse morphologique	15
1.5.2 l'analyse biologiques	15
1.5.3 l'analyse comportementale	15
1.6 Architecture d'un système biométrique	15
1.6.1 Module d'apprentissage	16
1.6.2 Module de reconnaissance	17
1.6.3 Module d'adaptation	17
1.7 Présentation de quelques technologies biométriques	18
1.7.1 Les empreintes digitales	18
1.7.2 La voix	19
1.7.3 L'iris	20
1.7.4 La signature	21
1.7.5 La rétine	22
1.7.6 Le visage	22

1.8	Évaluation de performance	24
1.9	Conclusion	27
2	Système de reconnaissance de la rétine	28
2.1	Introduction	28
2.2	L’histoire de la rétine	29
2.3	Anatomie de la rétine	30
2.4	Les étapes d’un système de reconnaissance rétinienne	33
2.4.1	Acquisition et représentation des images	33
2.4.2	Amélioration des images	37
2.4.3	Méthodes de segmentation des images rétinienne	39
2.4.4	Squelettisation et Décomposition	49
2.4.5	Génération de la signature	50
2.4.6	Comparaison des caractéristiques	51
2.5	conclusion	53
3	Tests et résultats expérimentaux	54
3.1	Introduction	54
3.2	Langage de programmation	54
3.3	Environnement de programmation	55
3.4	Bibliothèque	56
3.5	Caractéristiques de la plateforme	57
3.6	Présentation de l’application	57
3.6.1	DataBase	58
3.6.2	Interface graphique	58
3.7	Tests et Évaluations	63
3.7.1	Évaluation des performances	63
3.8	Conclusion	66
	Conclusion générale	67

Table des figures

1.1	La croissance de la biométrie	13
1.2	part de marché de la biométrie par type de système	14
1.3	Architecture d'un système de reconnaissance biométrique	16
1.4	Caractéristique de l'empreinte digitale	19
1.5	Spectre d'un signal voix	19
1.6	Signature	21
1.7	Schéma synoptique d'un système de reconnaissance faciale	23
1.8	Illustration du TFR et du TFA	25
1.9	Courbes DET	26
2.1	Image de fond de l'œil	29
2.2	Illustration du fond d'œil	31
2.3	Exemple d'images rétiniennes droite et gauche d'un même individu	32
2.4	Schéma général	33
2.5	Structure anatomique de la rétine	34
2.6	La transformation d'une image couleur en une image en niveau de gris	35
2.7	Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB	36
2.8	Réseau multicouche à action directe	40
2.9	Réseau vasculaire	42
2.10	Point de bifurcation (rouge), point de branchement (bleu), point de croisement (vert) et point final (violet)	43
2.11	Structure de la méthode 1	46
2.12	Schéma de la méthode 2.	47

2.13	Les résultats de la reconnaissance automatique des principaux composants du fond d'œil à partir d'une image numérique couleur du fond d'œil.	49
2.14	Un échantillon d'images montrant les résultats de la reconnaissance des principaux composants à partir d'images numériques en couleur du fond de l'œil.	49
2.15	Squelettisation et décomposition.	49
2.16	Résultat de l'extraction des caractéristiques (points verts) superposée sur l'image.	50
3.1	Python Logo	55
3.2	PyCharm Logo	56
3.3	Une partie de la base de données utilisée.	58
3.4	La représentation de page d'accueil.	59
3.5	La représentation de la page principale.	60
3.6	La barre de menu Fichier.	61
3.7	La barre de menus Evaluation.	61
3.8	fenêtre pour l'évaluation des performances (Taux).	61
3.9	le résultat obtenu de l'application des différents traitements utilisons la methode 1	62
3.10	le résultat obtenu de l'application des différents traitements utilisons la methode 2.	62
3.11	les résultats sauvegardés.	63
3.12	La courbe TFR et TFA de Methode 1.	64
3.13	La courbe TFR et TFA de Methode 2.	65
3.14	La courbe TFR de méthode 1 et 2.	66
3.15	La courbe TFA de méthode 1 et 2.	66

Introduction Générale

L'identification fiable des personnes est un service en pleine expansion. Elle est très demandée dans de nombreux domaines, non seulement dans les environnements militaires ou policiers, mais aussi dans de nombreuses applications civiles, par exemple le contrôle d'accès aux systèmes de transactions financières (banques, trésorerie,...).

Les systèmes de sécurité traditionnels sont basés sur la connaissance (mot de passe, code pin...) ou la possession (badge, carte magnétique, clé...), mais ces systèmes sont moins fiables pour de nombreux environnements, en raison de leur incapacité commune à différencier un individu réellement autorisé d'un fraudeur (individu ayant acquis des privilèges d'accès frauduleusement).

La solution à ces problèmes a été trouvée dans les technologies d'authentification basées sur la biométrie. Un système biométrique est un système de reconnaissance des formes qui établit l'authenticité d'un trait physiologique ou comportemental spécifique. L'identification peut prendre la forme d'une vérification d'identité (vérifier l'authenticité d'une identité revendiquée) ou d'une reconnaissance (trouver la correspondance entre une identité et une autre parmi un ensemble d'individus connus).

On trouve de nombreuses technologies d'authentification dans la littérature [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8]. De nos jours, la plupart des efforts en matière de systèmes d'authentification tendent à être investis dans le développement d'environnements hautement sécurisés, où il est plus difficile, ou idéalement impossible, de reproduire frauduleusement une copie des propriétés utilisées par le système pour distinguer entre les individus autorisés et non autorisés.

Dans ce travail, un de ces systèmes a été choisi pour être étudié dans ce mémoire, il s'agit du système de reconnaissance par images rétiniennes, ou plus exactement, un système qui utilise la structure du réseau vasculaire du fond de l'œil comme caractéristique biométrique d'identification des individus. En outre, la configuration macroscopique de la vascularisation rétinienne d'une personne reste stable tout au long de sa vie, et son schéma de ramification est unique pour chaque individu [9, 10].

Certaines conditions cliniques peuvent produire des changements dans la vascularisation, comme la rétinopathie proliférative caractérisée par la néo vascularisation [11, 12](entre autres symptômes), ou la rétinopathie du prématuré [13], un trouble bilatéral caractérisé par la néo vascularisation, principalement, des régions temporales de la rétine. De nombreuses techniques existent pour gérer ces cas pathologiques, mais ne feront pas l'objet de notre étude dans ce mémoire.

Cependant, ces modifications sont limitées à la micro vascularisation rétinienne, et ce n'est que dans les phases terminales que les gros vaisseaux rétiens peuvent être affectés.

De plus, de par sa localisation interne, la rétine est protégée des altérations dues à l'exposition à l'environnement extérieur (contrairement aux empreintes digitales qui peuvent être altérées par une brûlure ou une entaille par exemple). En plus de toutes ces qualités, la méthode d'enregistrement de ce système est très robuste et se comporte assez bien même en cas de disparition de certains vaisseaux rétiens due au mouvement des yeux. Tout cela fait de cette méthodes d'identification/authentification un bon candidat pour les environnements de haute sécurité.

Dans ce travail, nous concentrerons sur la réalisation d'un système complet d'identification rétinienne, utilisant le réseau vasculaire comme caractéristique biométrique. L'objectif est de développer une méthodologie robuste d'extraction et de comparaison de modèles biométriques, capable de faire face à des scénarios hétérogènes.

Le pattern biométrique, dans ce mémoire, est présenté comme un ensemble de points anatomiques extraits du réseau vasculaire (les points de bifurcation et de croisement des branches du réseau) en utilisant le filtrage traditionnel de Frangi et des opérateurs de la morphologie mathématique. Un recalage automatique puis une comparaison de ces patterns permettront de décider de leur correspondance ou non.[14].

Ce mémoire est organisé comme suit : le chapitre 1 présente une introduction générale aux concepts biométriques. Le deuxième chapitre présente quelques méthodes de l'amélioration des images rétiennes et l'extraction des caractéristiques des vaisseaux sanguins des images rétiennes ainsi que la génération de la signature et la comparaison des caractéristiques et le troisième chapitre présente notre interface gra-

phique qui a été créé à l'aide du PYQT (qt designer) sous Python, nous analyserons les résultats des tests effectués sur une base de donnée.

Chapitre 1

La biométrie

1.1 Introduction

A notre époque, et avec l'évolution perpétuelle de la technologie, l'authentification automatique des individus devient une approche essentielle dans le domaine de la sécurité et de contrôle d'accès au sein des infrastructures et des systèmes informatiques. D'une part, la croissance internationale des communications, telle que Internet, tant en volume qu'en diversité (déplacement physique, transaction financière, accès aux services...), implique le besoin de s'assurer de l'identité des individus. D'autre part, l'importance des enjeux motive les fraudeurs à mettre en échec les systèmes de sécurité existants. Il y a donc un intérêt grandissant pour les systèmes électroniques d'identification et d'authentification. Leur dénominateur commun est le besoin d'un moyen simple, pratique, fiable et peu onéreux, pour vérifier l'identité d'une personne, sans l'assistance d'une autre personne. Nous pouvons tirer deux rôles primordiaux de reconnaissance d'individus :

- L'identification d'une personne pour établir son identité.
- L'authentification qui vérifie la validité de l'identité d'un individu [14] .

La biométrie se réfère à l'identification automatique d'un individu à partir modalités biométriques physiologiques ou comportementales. Donc la biométrie représente ce que l'on est contrairement à ce que l'on possède (carte, badge, clé, etc.), ou ce que

l'on sait (mot de passe, code PIN, etc.) permettant de surmonter les problèmes liés à ces deux derniers systèmes à savoir : la duplication, le vol, l'oubli, et la perte. Ainsi chaque caractéristique (physiologique et/ou comportementale) peut être qualifiée comme une modalité biométrique, si elle a les propriétés principales suivantes [15] [16] :

- l'universalité .
- l'unicité .
- la permanence .
- la facilité .
- l'acceptabilité .
- la non-reproductibilité.

1.2 La biométrie

Le terme de biométrie est originaire d'une contraction des deux anciens termes grecs : « bios » qui signifie : la vie « métrique » qui se traduit par : mesure. C'est-à-dire « mesure du vivant ».

La biométrie consiste à vérifier ou déterminer l'identité d'un individu à partir de ses caractéristiques biologiques (comme l'ADN), comportementales (comme la voix) ou morphologiques (comme l'empreinte digitale). Les techniques biométriques permettent la mesure et la reconnaissance de ce que l'on est, à la différence d'autres techniques de même finalités, mais permettant de mesurer ou vérifier ce que l'on possède (cadre, badge, document, . . .) ou ce que l'on sait (mot de passe, code pin, . . .)[17].

1.3 Le marché mondial de la biométrie

La biométrie connaît un engouement sans précédent. La croissance mondiale de la biométrie depuis quelques années est incontestable, tant le nombre d'intervenants

est grand, même s'il existe peu d'informations publiques concernant ce marché. On peut toutefois considérer certaines données et certains chiffres sur son évolution au fil des années, tant à l'échelle mondiale, qu'américaine, européenne ou française. Le marché de la sécurité informatique est encore atomisé, peu de fournisseurs peuvent prétendre offrir une gamme complète de produits. Les spécialistes estiment que ce marché est en pleine croissance et qu'il va également se concentrer [18].

Dans son rapport intitulé « Sensors for Biométrie and Recognition 2016 », l'Institut d'études Yole Développement estime que les technologies d'empreintes digitales dominantes évolueront progressivement vers des solutions multimodales. La conclusion la plus importante souligne que le secteur des applications smart phone constitue le moteur majeur du développement de la biométrie à près de 66% du marché total de la biométrie. La biométrie pour le consommateur bénéficiera sans doute d'une croissance de l'ordre de 10% de 2016 à 2021, selon les analystes de Yole[19].

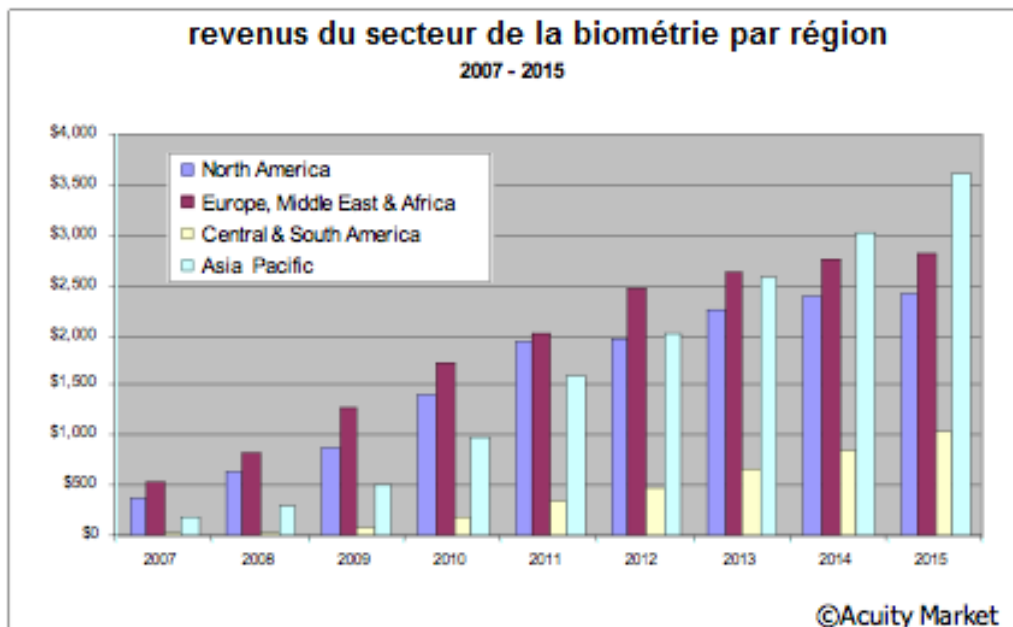


FIGURE 1.1 – La croissance de la biométrie

1.4 Les parts de marché par technologie

Les empreintes digitales continuent à être la principale technologie biométrique en terme de part de marché, près de 50% du chiffre d'affaires total (hors applications judiciaires). La reconnaissance du visage, avec 12% du marché (hors applications judiciaires), dépasse la reconnaissance de la main, qui avait avant la deuxième place en terme de source de revenus après les empreintes digitales. Selon le cabinet IBG

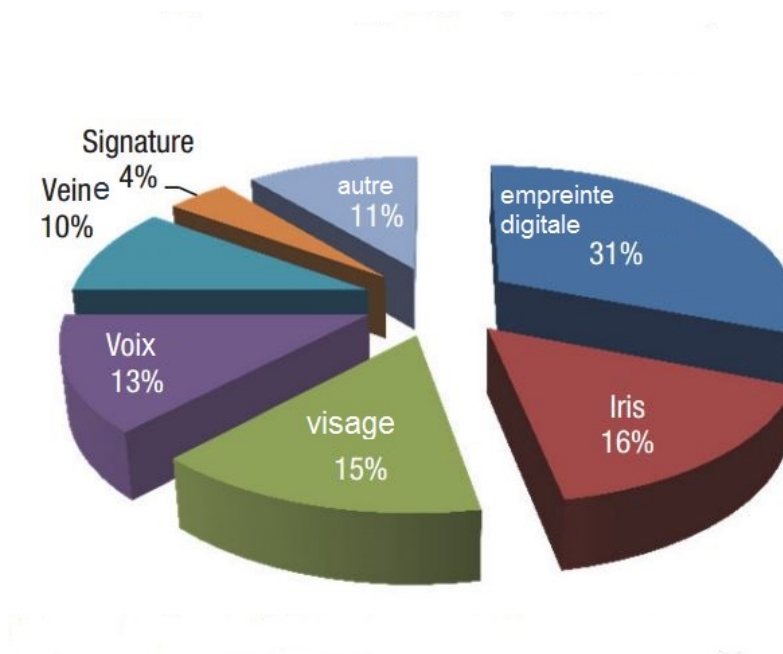


FIGURE 1.2 – part de marché de la biométrie par type de système

(n'existe plus), les revenus annuels de la technologie de l'empreinte digitale représenteraient 467 millions de dollars en 2002, soit la plus grande part de marché parmi toutes les technologies. Cette croissance est attribuable au grand choix d'applications fonctionnant avec des solutions basées sur l'empreinte digitale. Parmi les technologies biométriques émergentes, il est prévu que le visage et le middleware atteignent respectivement 200 et 215 millions de dollars en 2005. Quant à l'iris, il est prévu qu'elle atteigne 210 millions de dollars en 2007.

1.5 Les techniques biométriques

L'identification biométrique repose sur l'exploitation de caractéristiques humaines bien particulières qui constituent les différentes modalités biométrique[20] Ces modalités biométriques sont regroupées en trois catégories :

1.5.1 l'analyse morphologique

Pour cette catégorie, l'authentification s'effectue à partir de caractéristiques physiques qui sont propres à chaque individu. On peut citer en particulier les empreintes digitales, le visage, l'iris, la rétine. . . etc .

1.5.2 l'analyse biologiques

L'authentification s'effectue à partir d'éléments biologiques tels que la salive, ADN, le sang .Elles sont très complexes à mettre en œuvre et sont réservées exclusivement pour des applications judiciaires .

1.5.3 l'analyse comportementale

L'authentification se base sur la différents comportemental d'un individu, tels que la démarche, la signature, dynamique de frappe au clavier, la voix .

1.6 Architecture d'un système biométrique

Il existe toujours au moins deux modules dans un système biométrique : le module d'apprentissage et celui de reconnaissance [21],[22]. Le troisième module est le module d'adaptation(facultatif). Pendant l'apprentissage, le système va acquérir une ou plusieurs mesures biométriques qui serviront à construire un modèle de l'individu. Ce modèle de référence servira de point de comparaison lors de la reconnaissance. Le modèle pourra être réévalué après chaque utilisation grâce au module d'adaptation.

1.6.1 Module d'apprentissage

Au cours de l'apprentissage, la caractéristique biométrique est tout d'abord mesurée grâce à un capteur ; on parle d'acquisition ou de capture. En général, cette capture n'est pas directement stockée et des transformations lui sont appliquées. En effet, le signal contient de l'information inutile à la reconnaissance et seuls les paramètres pertinents sont extraits. Le modèle est une représentation compacte du signal qui permet de faciliter la phase de reconnaissance, mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker. Il est à noter que la qualité du capteur peut grandement influencer les performances du système. Meilleure est la qualité du système d'acquisition, moins il y aura de prétraitements à effectuer pour extraire les paramètres du signal.

Cependant, les capteurs de qualité sont en général coûteux et leur utilisation est donc limitée à des applications de haute sécurité pour un public restreint. Le modèle peut être stocké dans une base de données comme représenté sur la figure 1.3 ou sur une carte de type carte à puce[16].

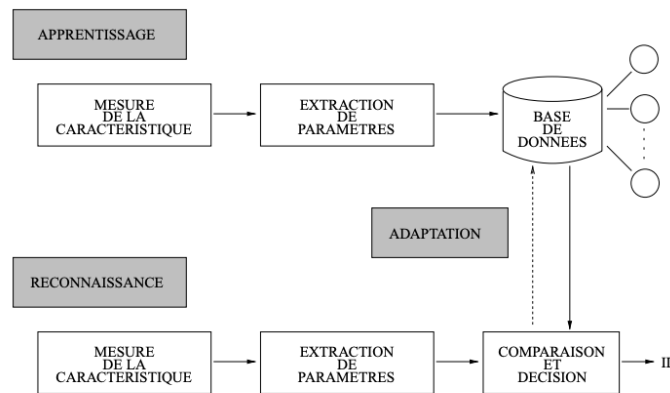


FIGURE 1.3 – Architecture d'un système de reconnaissance biométrique

1.6.2 Module de reconnaissance

Au cours de la reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de paramètres est extrait comme lors de l'apprentissage. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possibles du capteur utilisé durant la phase d'apprentissage. Si les deux capteurs ont des propriétés trop différentes, il faudra en général appliquer une série de pré-traitements supplémentaires pour limiter la dégradation des performances. La suite de la reconnaissance sera différente suivant le mode opératoire du système : identification ou vérification. En mode identification, le système doit deviner l'identité de la personne. Il répond donc à une question de type : « Qui suis-je ? ». Dans ce mode, le système compare le signal mesuré avec les différents modèles contenus dans la base de données (problème de type 1 : n). En général, lorsque l'on parle d'identification, on suppose que le problème est fermé, c'est-à-dire que toute personne qui utilise le système possède un modèle dans la base de données. En mode vérification, le système doit répondre à une question de type : « Suis-je bien la personne que je prétends être ? ». L'utilisateur propose une identité au système et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle proposée. Il suffit donc de comparer le signal avec un seul des modèles présents dans la base de données (problème de type 1 :1). En mode vérification, on parle de problème ouvert puisque l'on suppose qu'un individu qui n'a pas de modèle dans la base de données (imposteur) peut chercher à être reconnu. Identification et vérification sont donc deux problèmes différents. L'identification peut-être une tâche redoutable lorsque la base de données contient des milliers, voire des millions d'identités, tout particulièrement lorsqu'il existe des contraintes de type « temps réel » sur le système. Ces difficultés sont analogues à celles que connaissent par exemple les systèmes d'indexation de documents multimédia[16].

1.6.3 Module d'adaptation

Pendant la phase d'apprentissage, le système biométrique ne capture souvent que quelques instances d'un même attribut afin de limiter la gêne pour l'utilisateur. Il est donc difficile de construire un modèle assez général capable de décrire toutes les

variations possibles de cet attribut. De plus, les caractéristiques de cette biométrie ainsi que ses conditions d'acquisition peuvent varier. L'adaptation est donc nécessaire pour maintenir et améliorer la performance d'un système utilisation après utilisation.

L'adaptation peut se faire en mode supervisé ou non-supervisé mais le second mode est de loin le plus utile en pratique. Si un utilisateur est identifié par le module de reconnaissance, les paramètres extraits du signal serviront alors à ré-estimer son modèle. En général, le taux d'adaptation dépend du degré de confiance du module de reconnaissance dans l'identité de l'utilisateur. Bien entendu, l'adaptation non-supervisée peut poser problème en cas d'erreurs du module de reconnaissance. L'adaptation est quasi indispensable pour les caractéristiques non permanentes comme la voix [23] [24].

1.7 Présentation de quelques technologies biométriques

1.7.1 Les empreintes digitales

Les empreintes digitales (dermatoglyphes) sont une série de lignes, de bifurcations, de points qui forment des motifs qui sont différents pour chaque individu [25][26]. Les empreintes digitales sont analysées en utilisant leurs minuties qui sont des points précis dans une empreinte digitale, ce sont les petits détails dans une empreinte digitale qui sont les plus importants pour la reconnaissance d'empreintes digitales. Il existe trois principaux types de caractéristiques minutieuses : la fin de la crête, la bifurcation et de points. Une bifurcation est l'endroit où une crête se divise en deux crêtes. Les points sont les crêtes d'empreintes digitales qui sont nettement plus courtes que les autres crêtes comme le montre la Figure 1.4.

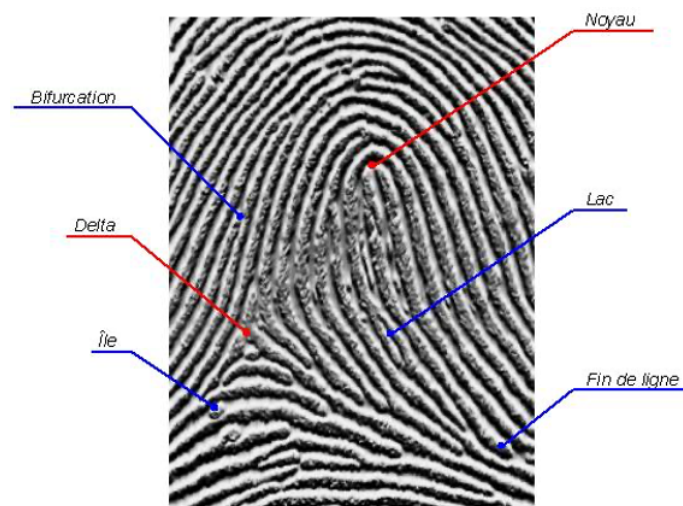


FIGURE 1.4 – Caractéristique de l’empreinte digitale

1.7.2 La voix

De tous les traits humains utilisés dans la biométrie, la voix est celle que les humains apprennent à reconnaître dès le plus jeune âge. Les systèmes de reconnaissance de locuteur peuvent être divisés en deux catégories : les systèmes dépendant du texte prononcé et les systèmes indépendants du texte. Dans le premier cas, l'utilisateur est tenu d'utiliser un texte (un mot ou une phrase) fixe prédéterminé au cours des séances d'apprentissage et de reconnaissance. Alors que, pour un système indépendant du texte le locuteur parle librement sans texte prédéfini.



FIGURE 1.5 – Spectre d’un signal voix

Cette dernière catégorie est plus difficile, mais elle est utile dans le cas où l'on a besoin de reconnaître un locuteur sans sa coopération. La recherche sur la reconnaissance de locuteur est en pleine croissance, car elle ne nécessite pas de matériel cher, puisque la plupart des ordinateurs personnels de nos jours sont équipés d'un microphone. Toutefois, la mauvaise qualité et le bruit ambiant peuvent influencer la vérification et par suite réduire son utilisation dans les systèmes biométriques. Dans un système de reconnaissance de locuteur le signal est premièrement mesuré puis décomposé en plusieurs canaux de fréquences passe-bande. Ensuite, les caractéristiques importantes du signal vocal sont extraites de chaque bande. Parmi les caractéristiques les plus communément utilisées sont les coefficients Cepstreux. Ils sont obtenus par le logarithme de la transformée de Fourier du signal vocal dans chaque bande. Finalement, la mise en correspondance des coefficients Cepstraux permet de reconnaître la voix. Dans cette étape, on fait généralement appel à des approches fondées sur les modèles de Markov cachés, la quantification vectorielle, ou la déformation temps dynamique[27].

1.7.3 L'iris

L'utilisation de l'iris comme moyen d'identification a été initialement proposée par l'ophtalmologiste Frank Burch en 1936 et on a pu en observer l'idée dans les films de James Bond des années 1980 [28]. À l'heure actuelle, plusieurs systèmes de reconnaissance de l'iris ont été mis en œuvre dans les aéroports, notamment au Canada [29], au Japon et aux Pays-Bas [30].

L'iris est le muscle coloré à l'intérieur de l'œil, visible à travers la cornée, placé devant le cristallin et percé en son centre de la pupille. Une caméra parcourt l'œil à l'aide d'une lumière infrarouge et capture une image, afin de mesurer plusieurs caractéristiques telles que le relief, les anneaux, les sillons et la texture de l'iris. Étant donné son caractère stable et très unique, la reconnaissance de l'iris est reconnue pour sa fiabilité très élevée [31]. Le système est d'ailleurs à l'épreuve des lunettes, des verres de contacts et des fluctuations de la taille de la pupille et peut observer près de 200

points de comparaison [2]. Sa fiabilité est due en partie à la quasi-impossibilité de le reproduire artificiellement. Toutefois, le succès du système dépendra de la qualité de l'image saisie par la caméra digitale, de la même manière que pour la rétine [14].

Certains auteurs qualifient ce système comme étant peu intrusif, puisque la caméra peut être placée à une distance de douze pieds. Il découle toutefois de sa précision un faible taux d'acceptation et sa technologie serait très coûteuse. A contrario, d'autres perçoivent la lecture de l'iris comme pouvant être intrusive et craignent que la lumière infrarouge puisse endommager l'œil . À cet égard, le National Science and Technology Council Subcommittee on Biometrics est plutôt d'avis que la lumière infrarouge ne serait pas assez puissante pour causer des dommages photochimiques à l'œil [2]. Néanmoins, il semblerait qu'un dommage « thermal » puisse être possible pour la cornée et l'humeur aqueuse, découlant des diodes électroluminescentes émises par le rayon infrarouge si la technologie employée n'est pas employée correctement.

1.7.4 La signature

Chaque personne a un style d'écriture unique. On peut donc définir, à partir de la signature d'une personne, un modèle qui pourra être employé pour effectuer une identification. De plus, la signature est utilisée dans beaucoup de pays comme élément juridique ou administratif. Elle permet de justifier de la bonne foi d'une personne ou de la confondre devant des documents signés.



FIGURE 1.6 – Signature

1.7.5 La rétine

La reconnaissance de la rétine est une méthode assez ancienne puisque les premières études remontent aux années 30. Les motifs formés par les veines sous la surface de la rétine sont uniques et stables dans le temps. Ils ne peuvent être affectés que par certaines maladies. Pour ces raisons, la reconnaissance de la rétine est actuellement considérée comme une des méthodes biométriques les plus sûres. Les systèmes d'acquisition de la rétine sont coûteux. L'image est obtenue en projetant sur l'œil un rayon lumineux de faible intensité dans les fréquences visibles ou infrarouges. L'œil doit être situé très près de la tête de lecture et l'utilisateur doit fixer son regard sur un point déterminé pendant plusieurs secondes ce qui demande une grande coopération de sa part. Les personnes hésitent en général à approcher un organe aussi sensible que l'œil près de l'appareil de mesure ce qui explique pourquoi cette méthode est mal acceptée par le grand public [16].

1.7.6 Le visage

Nos visages sont des objets complexes avec des traits qui peuvent varier dans le temps. Cependant, les humains ont une capacité naturelle à reconnaître les visages et d'identifier les personnes dans un coup d'œil. Bien sûr, notre capacité de reconnaissance naturelle s'entend delà de la reconnaissance du visage, où nous sommes également en mesure de repérer rapidement des objets, des sons ou des odeurs. Malheureusement, cette aptitude naturelle n'existe pas dans les ordinateurs. C'est ainsi qu'est né le besoin de simuler artificiellement la reconnaissance afin de créer des systèmes intelligents autonomes. Simuler notre capacité naturelle de la reconnaissance des visages dans les machines est une tâche difficile mais pas impossible. Tout au long de notre vie, de nombreux visages sont vus et conservés naturellement dans nos mémoires formant une sorte de base de données.

La reconnaissance des visages par ordinateur nécessite également une base de données qui est habituellement construite en utilisant des images du visage ou parfois des images différentes d'une même personne pour tenir compte des variations

dans les traits du visage. Les systèmes actuels de reconnaissance du visage sont composés d'un module d'acquisition d'images avec une caméra. Il procède d'abord à une détection du visage dans l'image acquise. Ensuite, l'image du visage détectée est normalisée pour être transmise au module de reconnaissance qui va la traiter en utilisant des algorithmes afin d'extraire une signature du visage.

Finalement, cette signature est comparée à l'aide d'un classificateur, avec les signatures déjà existantes dans une base de données locale, afin d'identifier l'individu en question. Les différentes étapes de la reconnaissance des visages sont illustrées dans la figure 1.7. Durant la dernière décennie de recherche, la performance des systèmes de reconnaissance du visage s'est grandement améliorée, mais les résultats sont encore loin d'être parfaits. Ces systèmes sont très sensibles aux variations d'illumination et de pose [32].

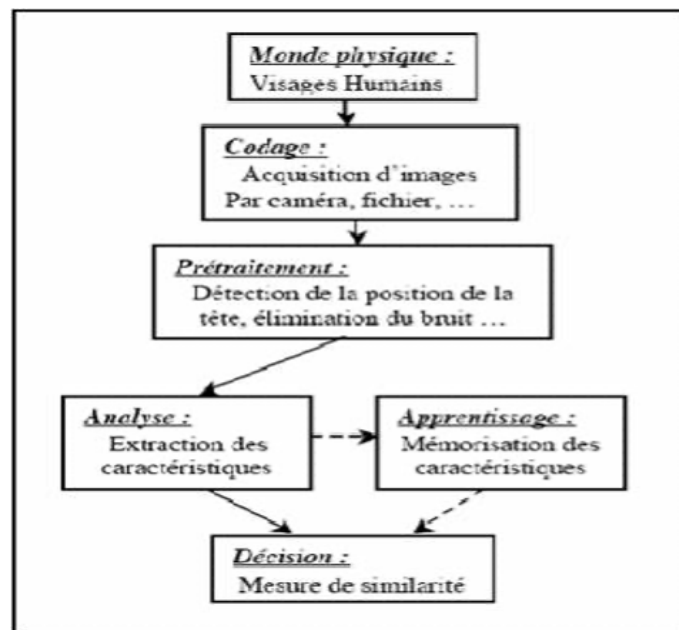


FIGURE 1.7 – Schéma synoptique d'un système de reconnaissance faciale

1.8 Évaluation de performance

En biométrie, chaque système est en face de deux populations :

1. Les clients appartenant au système, ceux qui sont autorisés à pénétrer dans la zone protégée.
2. Les imposteurs n'appartenant pas au système, mais généralement qui essaient de rentrer.

Pour évaluer les performances d'un système biométrique plusieurs mesures sont employées :

- **Le taux de faux rejets (TFR)** : ("False Reject Rate" ou FRR), c'est la possibilité que le système produise un faux rejet. Ce taux représente le pourcentage des personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$TFR = \frac{\text{nombre de client rejeté}(FR)}{\text{nombre total d'accès clients}} \quad (1.1)$$

- **Le taux de fausse acceptation (TFA)** : ("False Accepte Rate" ou FAR) : est la probabilité qu'un système biométrique identifie de manière incorrecte une personne où ne réussisse pas à rejeter un imposteur. Il mesure le pourcentage d'intrants non valides qui sont acceptés à tort. Il est également connu sous le nom de 'taux de faux Positif'.

$$TFA = \frac{\text{nombre imposteurs acceptés}(FA)}{\text{nombre total d'accès clients}} \quad (1.2)$$

- **Le taux d'erreur (TEE)** : ("Equal Error Rate" ou EER) : ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure performance courant. Ce point correspond au lieu où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre le faux rejet et la fausse acceptation.

$$TEE = \frac{\text{nombre de fausses acceptations}(FA) + \text{nombre de faux rejets}(FR)}{\text{nombre totale d'accès}} \quad (1.3)$$

- **GAR** : (Genuine Accept Rate) c'est le taux des véritables clients acceptés par le Système biométrique. GAR est calculé par l'équation :

$$GAR(T) = 1 - FRR(T) \quad (1.4)$$

La relation entre TFA et TFR et le seuil T sont montrés sur la Figure 1.8 où on constate que si on choisit le seuil T faible, le système laissera passer tous les gentils utilisateurs (clients), mais il laissera passer aussi les imposteurs facilement ce qui donne un système de faible sécurité. Et si on choisit le seuil T fort, le système bloquera les imposteurs mais malheureusement bloquera aussi quelques clients[16].

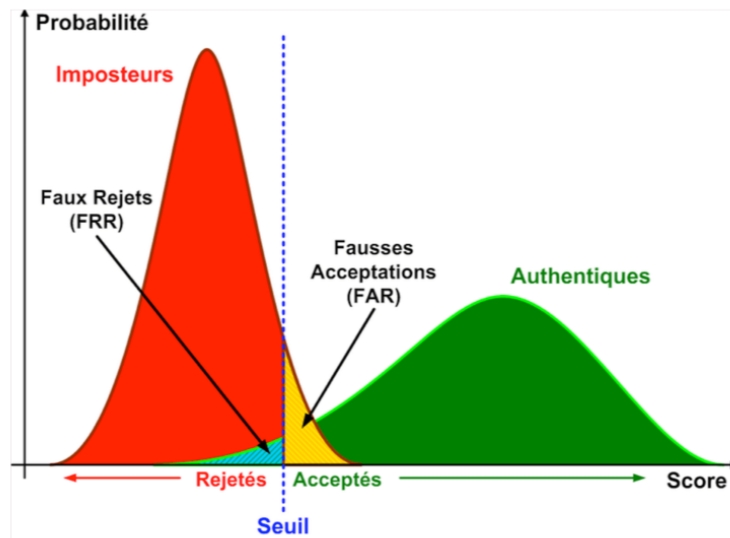


FIGURE 1.8 – Illustration du TFR et du TFA

Le Seuil : L'acceptation ou rejet d'une donnée biométrique dépend du passage du score de correspondance au-dessus ou au-dessous du seuil. Ce dernier est ajustable pour rendre le système biométrique plus ou moins strict, cela dépend des éléments requis par tout système application biométrique .

La courbe DET est la liaison entre le TFA et le TFR pour différentes valeurs de seuil comme montre la Figure 1.9 .

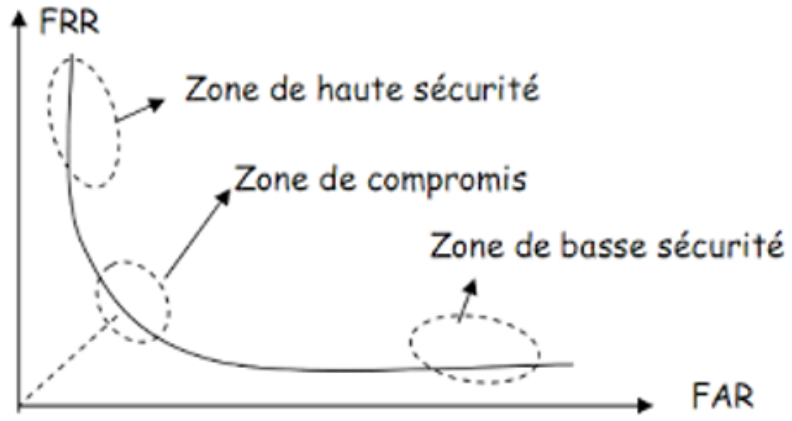


FIGURE 1.9 – Courbes DET

1.9 Conclusion

La biométrie est une science qui permet d'identifier automatiquement des individus sur la base de leurs caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques. Un certain nombre d'applications civiles et commerciales de l'identification biométrique voient le jour. Dans le même temps, un certain nombre de problèmes légitimes sont soulevés à l'encontre de l'utilisation de la biométrie pour diverses applications ; trois d'entre eux semblent être les plus importants : le coût, la confidentialité et la performance.

Au fur et à mesure que les législations protégeant le droit à la vie privée des individus et approuvant l'utilisation de la biométrie à des fins légitimes se multiplient, et que le prix des capteurs biométriques continue de baisser, la valeur ajoutée des systèmes biométriques continuera d'attirer de nouvelles applications. On s'attend à ce qu'au cours des cinq prochaines années, le nombre croissant d'applications fasse augmenter la demande de capteurs biométriques, ce qui entraînera une tarification basée sur le volume.

Pour que l'utilisation de la biométrie se généralise, il est nécessaire d'entreprendre des études systématiques sur les questions de recherche fondamentale qui sous-tendent la conception et l'évaluation des systèmes d'identification. En outre, il est essentiel d'établir une correspondance entre les besoins des applications et les technologies disponibles [33].

Dans ce premier chapitre, nous avons abordé des généralités sur la biométrie : et sa techniques, ensuite nous avons présenté l'architecture d'un système biométrique avec son principe de fonctionnement et son modules , enfin nous avons clôturé le chapitre par présentation de quelques technologies biométriques et les critères d'évaluation de ses performances. Dans le chapitre qui suit, nous présentons quelques méthodes de l'amélioration des images rétiniennes et de l'extraction des caractéristiques des vaisseaux sanguins des images rétiniennes ainsi que la génération de la signature et la comparaison des caractéristiques .

Chapitre 2

Systeme de reconnaissance de la rétine

2.1 Introduction

Pour la reconnaissance rétinienne, la rétine a une structure complexe, composée de différentes structures géométriques comme le disque optique, la macula et l'arbre vasculaire. De plus, en raison du mouvement des yeux ou du placement de la tête par rapport au capteur, des transformations géométriques telles que la translation, la rotation, ou les changements d'échelles peuvent affecter les scans rétiniens acquis. Ces scans sont souvent mal contrastés et contiennent des artefacts de luminosité. En effet, la non uniformité de l'éclairage augmente les niveaux d'intensité dans certaines régions du scan rétinien, tandis que d'autres régions plus éloignées du disque optique peuvent présenter une diminution de la luminosité. Par conséquent, la reconnaissance des personnes par la rétine nécessite généralement une étape primordiale d'analyse de l'image rétinienne acquise pour la prétraiter et l'améliorer afin d'extraire la signature rétinienne ayant l'information biométrique la plus pertinente et la plus stable [31].

2.2 L'histoire de la rétine

La rétine est la couche sensorielle de l'œil qui permet la vision. Cette zone est parcourue par des vaisseaux sanguins qui émergent au niveau de la papille optique où l'on distingue l'artère et la veine centrale qui se divisent elle-même en artères et veines de diamètre plus faible pour vasculariser les cellules qui permettent la vision (Figure-2.1)[2].



FIGURE 2.1 – Image de fond de l'œil

Ce sont Carelton S et al, Qui eurent l'idée en 1936 d'utiliser la rétine à des fins d'identification après avoir vu une photographie des vaisseaux sanguins d'une rétine (Carleton S. et al, 1936). Ils établirent que ces vaisseaux sont uniques pour chaque personne. Dans une étude sur les jumeaux identiques, Dr Tawer P. confirma cette unicité vingt ans plus tard (Tawer. P, 1960). Dr J. Mattherw et Greg H. deux experts mondiaux de la médecine et de la technologie optique déposèrent en 2002 un brevet concernant cette technologie (Mattherw. F, 2001). Ils ont examiné comment ils pourraient faire une telle technologie accessible et facile à utiliser. Ils ont développé le premier prototype de leur appareil photo optique qui peut scanner la rétine et en obtenir une image lisible. L'utilisation de la rétine comme moyen biométrique est donc assez ancienne.

La biométrie est une caractéristique biométrique. En effet, la grande variété de configurations des vaisseaux sanguins présente la même diversité que les empreintes digitales. L'aspect des vaisseaux peut être modifié par l'âge ou la maladie, mais la position respective des vaisseaux et plus particulièrement la position de l'intersection vasculaire et l'angle que fait chaque segment de vaisseau reste inchangée durant toute la vie de l'individu. Et cette carte vasculaire est propre à chaque individu, différente même entre jumeaux (Max C., 2002).

La rétine vérifie donc les quatre conditions pour être qualifiée de biométrique. Elle est unique d'après les observations des ophtalmologistes, elle est universelle puisqu'elle existe chez toute personne, elle est accessible puisqu'on peut acquérir son image grâce à un scanner externe et elle est permanente puisque le réseau vasculaire ne change pas durant toute la vie.

La biométrie par la rétine est une technologie très ancienne, elle est la plus fiable et la plus dure à contrefaire (Christian, 2001). Cette technologie est très efficace mais assez contraignante pour les gens qui ont du mal à accepter de se faire examiner le fond de l'œil tant que l'œil est un organe très sensible à la lumière. Ce procédé est donc invasif et difficile à mettre en œuvre. C'est ce qui explique la réticence de cette technologie[2].

2.3 Anatomie de la rétine

La rétine est une membrane nerveuse très sensible sur laquelle viennent se former les images. Elle tapisse la paroi interne du fond de l'œil et forme une mince surface d'environ 0,5 mm, couvrant environ 75 % du globe oculaire et on y recense plus de 130 millions de cellules nerveuses. Elle est responsable de la lumière en impulsions électriques transmises au cerveau par le nerf optique[16].

La papille, la macula et l'arbre vasculaire sont les éléments principaux de la rétine, c'est à dire les éléments qui sont bien visibles et qui permettent de se repérer dans l'œil [14].

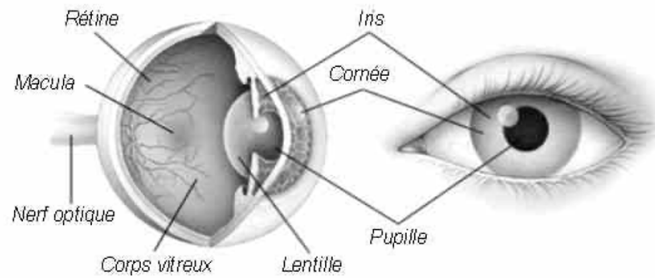


FIGURE 2.2 – Illustration du fond d’œil

La papille (disque optique) : C’est l’entrée du nerf optique (le faisceau des fibres nerveux) et des vaisseaux sanguins dans l’œil. La papille se trouve du côté nasal de la macula, elle est caractérisée par des bords nets et une coloration jaune, elle est aussi appelé « la tache aveugle » (Figure 2.2)[14].

La macula : C’est le centre de la vision. Elle apparaît comme une tache plus sombre dans les images en couleur du fond d’œil. Le centre de la macula est la fovéa qui se caractérise par l’absence des bâtonnets, une plus grande concentration de caunes, une dépression de la rétine et l’absence de vaisseaux rétiniens. Elle est le centre focal de la vision en lumière du jour (Figure 2.2) [14].

La vascularisation : L’alimentation est réalisée par l’artère ophtalmique qui passe par le nerf optique et donne l’artère centrale de la rétine, qui se divise en deux branches pour se terminer par un réseau d’artérioles. Les artérioles se poursuivent en un réseau de capillaires très fins au niveau des cellules bipolaires. On en trouve partout hormis entre la papille et la macula (Figure 2.2). La région maculaire est irriguée par les vaisseaux choroïdiens situés en arrière de la rétine. L’évacuation se fait par un réseau de veinules qui rejoignent les deux branches de la veine centrale de la rétine [14].

Il existe plusieurs anomalies qui peuvent affecter la rétine, les plus sévères et les plus répandues sont : La Rétinopathie Diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l’âge (DMLA). Les éléments qui permettent de distinguer entre deux rétines sont les veines qui les tapissent. La disposition de ces veines est stable et unique d’un individu à l’autre (même d’un œil à l’autre du même individu (voir Figure 2.3)). Les

modèles qui en sont issus héritent de la stabilité de cette disposition :

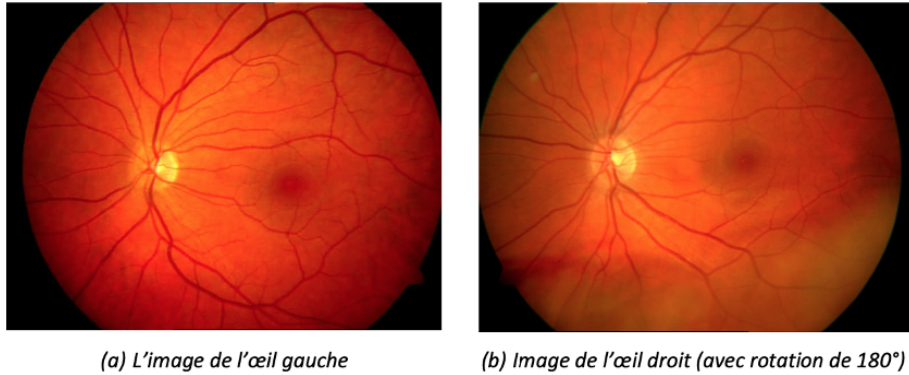


FIGURE 2.3 – Exemple d'images rétiniennes droite et gauche d'un même individu

De plus, pour un fraudeur, il est impossible de pouvoir reproduire ce motif, d'où vient un très haut niveau de sécurité.

Le réseau veineux rétinien est numérisé et cartographie sous forme de lignes et de points. On peut ainsi recenser jusqu'à 400 points caractéristiques (rappelons qu'une empreinte digitale n'en compte que 30 à 40) [14].

2.4 Les étapes d'un système de reconnaissance rétinienne

Le travail complet pour construire un système complet de reconnaissance rétinienne est illustré dans la figure suivante :

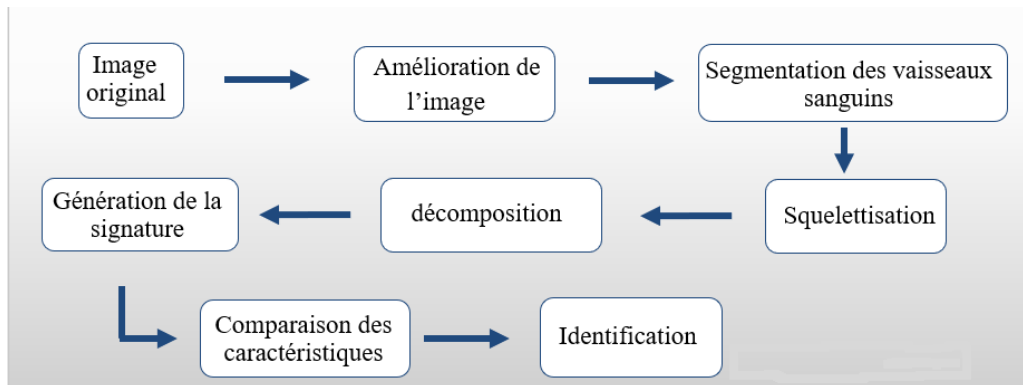


FIGURE 2.4 – Schéma général

2.4.1 Acquisition et représentation des images

Acquisition de l'image rétinienne :

Les photographies de la rétine sont prises par une caméra numérique de fond d'œil fixée à un microscope de faible puissance. La pupille de l'œil humain sert de points d'entrée et de sortie pour l'éclairage de la caméra du fond de l'œil et les faisceaux lumineux d'imagerie sur la surface interne de l'œil appelée rétine. Les repères visibles de la rétine sont l'OD, les vaisseaux sanguins, la macula et la fovéa. La caméra de fond d'œil fonctionne selon différents modes pour examiner la rétine de l'œil humain. En mode couleur, la rétine est inspectée en couleur sous le flash d'une lumière blanche. En mode sans rouge, un filtre est appliqué pour améliorer l'apparence du réseau de vaisseaux afin d'observer les troubles vasculaires dans la rétine. Il est utilisé

pour examiner des troubles tels que les hémorragies, les exsudats, les défauts de la couche de fibres nerveuses et les membranes épirétiniennes. En mode angiographie, un colorant fluorescent est injecté dans le flux sanguin afin de capturer le réseau de vaisseaux sanguins de la rétine et des tissus environnants pour l'analyse de diverses maladies oculaires. Il est utile pour dépister les vaisseaux anormaux et les vaisseaux hyperperméables conduisant à des tumeurs oculaires et à la chorioretinopathie séreuse centrale, respectivement [34]. La figure 2.5 représente la structure anatomique de la rétine, une image tirée du HRF dataset.

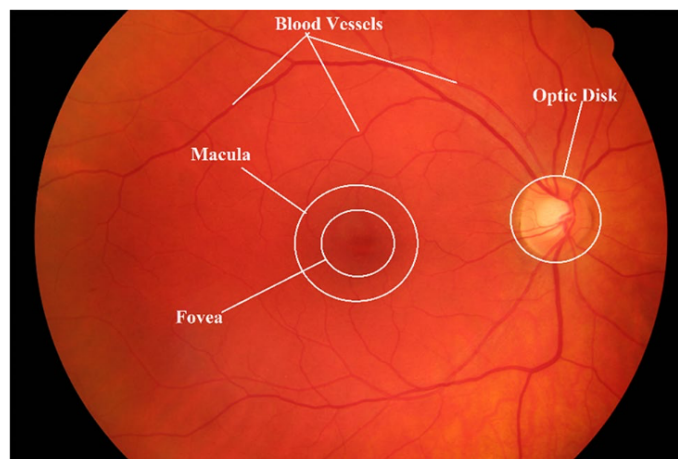


FIGURE 2.5 – Structure anatomique de la rétine

Représentation des images rétiniennes

Après l'acquisition, nous allons nous intéresser dans cette deuxième partie du paragraphe à la représentation de ces images du fond d'œil. La première idée qui nous vient à l'esprit est la représentation de ces images en couleur, obtenues depuis les lecteurs de rétines ou de rétinographes, en niveau de gris (NG), c'est-à-dire représenter les pixels en intensité lumineuse [35], dans le but d'augmenter le contraste et extraire le réseau vasculaire d'une manière efficace et fiable.

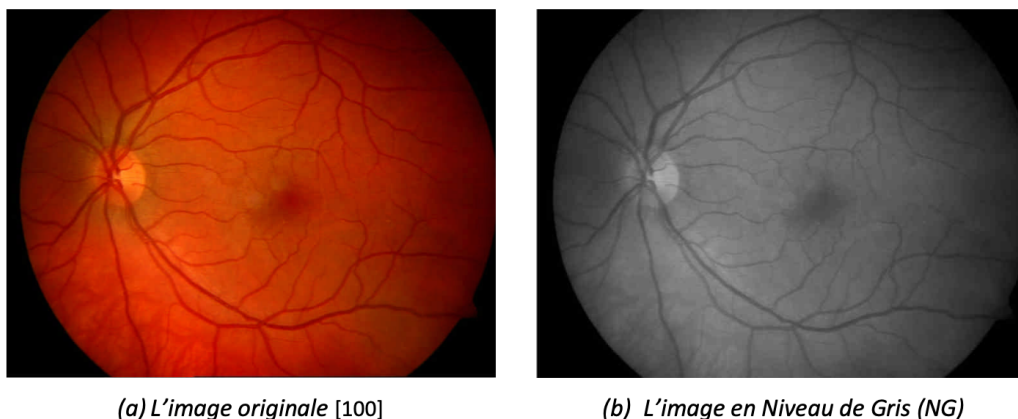


FIGURE 2.6 – La transformation d’une image couleur en une image en niveau de gris

En observant l’image en niveau de gris dans la Figure 2.6 (b), nous remarquons que le contraste n’est pas vraiment élevé (surtout autour des petits vaisseaux), ce qui peut poser des problèmes lors de l’extraction des caractéristiques :

- Dans les images en niveau de gris, la luminosité est très faible, alors les informations se mélangent, et on obtient beaucoup de faux positifs lors de la détection du réseau vasculaire.
- Les vaisseaux sanguins sont souvent corrompus par le bruit, ce qui rend l’extraction des bords des vaisseaux pénible.

Pour contrer ces problèmes, nous utilisons l’image couleur dans le système RVB (rouge, vert, bleu), où chaque canal permet l’extraction d’une information spécifique. La représentation d’une image couleur dans l’espace RVB permet d’étudier séparément les différents canaux de la réponse spectrale.

Les trois canaux (rouge, vert et bleu) sont montrés dans la Figure 2.7.

Si l’on regarde le canal rouge (Figure 2.7 (b)), on voit des vaisseaux de la choroïde. Ils apparaissent très flous ; ils ne sont pas présents dans les autres canaux. De plus, on peut constater que les vaisseaux rétiniens apparaissent comme les plus contrastés dans le canal vert (Figure 2.7 (c)). Même comparé avec les canaux d’autres espaces couleur, c’est le canal vert qui donne le meilleur résultat au niveau du contraste des

éléments sanguins. Le canal bleu contient très peu d'informations (Figure 2.7 (d)), et de plus, il est très bruité. Les vaisseaux n'y sont presque pas présents, la papille et la macula sont vaguement visibles, et la dynamique est minimale.

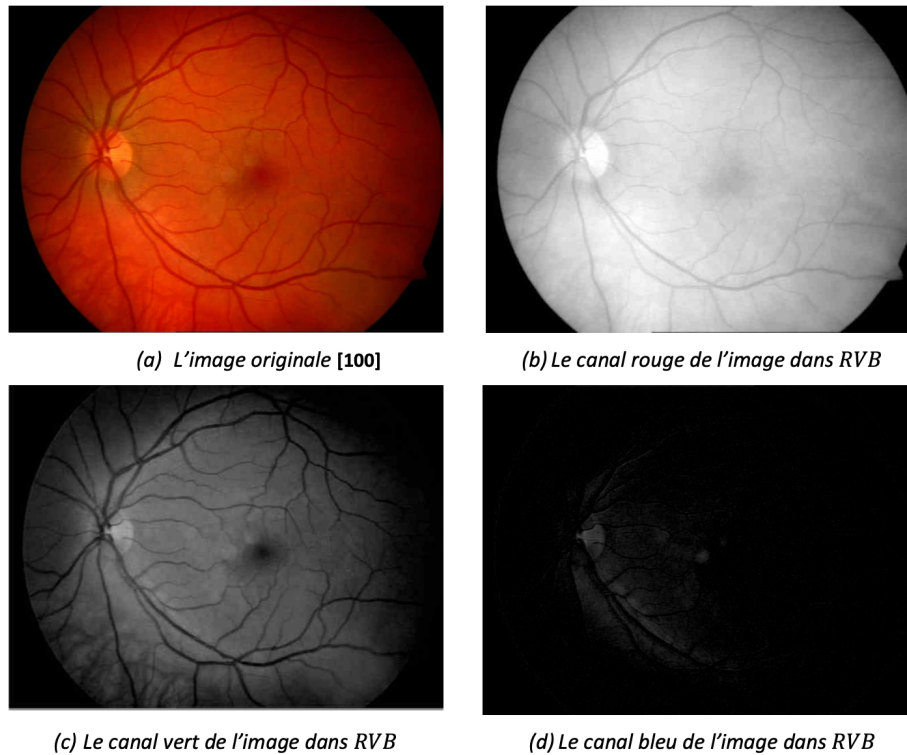


FIGURE 2.7 – Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB .

Cette interprétation du contenu de couleur des images rétiniennes favorise le travail avec le canal vert de l'image pour l'extraction du réseau vasculaire car le vert était le canal le plus contrasté (au moins pour les éléments sanguins) et le moins bruité. On ne constate pas seulement que le réseau vasculaire apparaît plus contrasté dans ce canal, mais aussi que les vaisseaux de la choroïde n'y apparaissent pas. Les informations sur des couches différentes sont bien séparées, alors que si l'on considère la luminosité, les informations se mélangent, et on risque d'avoir plus de fausses détections[14].

2.4.2 Amélioration des images

Malgré les progrès considérables dans le domaine d'acquisition d'images rétiniennes, il y a toujours des images de mauvaise qualité (faible contraste, bruit, non uniformité de luminosité...etc.). Cette réduction de qualité est due à plusieurs facteurs comme le bouger du patient, la présence de certaines maladies d'œil, les dégradations causes par la mauvaise acquisition, ce qui donne une grande importance à la phase de pré-traitement pour rendre les images plus interprétables. Dans la littérature, de nombreuses méthodes d'amélioration d'images rétiniennes ont été rapportées. Nous en citons quelques-unes [36] :

- **Takwa Chihaoui (2018)** : [31] a utilisé la méthode d'égalisation limitée d'histogramme adaptatif du contraste à (CLAHE) . Cette méthode, couramment utilisée, est très efficace. Elle améliore la qualité de l'image rétinienne avec un temps de calcul compétitif. En fait, elle permet de limiter le contraste et ainsi de ne pas mettre en valeur les artefacts et le bruit de l'image initiale. Elle est basée sur la fonction de distribution cumulative qui est généralement adoptée pour augmenter le contraste global lorsque la distribution des niveaux de gris dans l'image est excessivement concentrée dans un intervalle donné .
- **Akara Sopharak (2011)** : [37] a proposé une méthode de prétraitement en trois étapes. Une réduction du bruit, en utilisant un filtre médian sur la bande verte de l'image, une amélioration du contraste, en utilisant un algorithme d'égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité (CLAHE), et une correction d'ombre, afin d'éliminer les variations de fonds de l'image dues à la non-uniformité de la luminosité dans l'image.
- **Sérgio Bortolin Junior et Daniel Welfer (2013)** : [38] ont appliqué un redimensionnement de l'image pour réduire le temps de calcul, puis une égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité sur la chaîne verte de l'image, pour améliorer le contraste de l'image.
- **Thomas Walter et Pascal Massin (2001)** : [39] ont proposé une méthode basée sur l'application des opérateurs morphologiques (Chapeau haut

de forme), qui permet d'augmenter le contraste des structures rétinienne de certaine taille, cette dernière est celle de l'élément structurant utilisé.

- **Rupsa et al (2012)** : [40] ont proposé une méthode en quatre étapes ; l'image couleur est convertie en niveau de gris, on lui applique ensuite l'algorithme de BPDFHE (Brightness preserving dynamic fuzzy histogram equalization), suivi par l'algorithme de CLAHE (Contrast limited adaptive histogram equalization), suivi par-là dé- corrélation stretch, qui a été mis en place pour une meilleure amélioration de l'image, et consistant à étirer la différence d'intensité et de contraste présente dans les zones de l'image.
- **Pooja .G. Shetty (2014)** : [41] a proposé une méthode de prétraitement en trois étapes ; d'abord un algorithme d'égalisation de l'illumination, réalisé pour égaliser la distribution de luminosité dans l'image, suivi par un filtre médian pour réduire le bruit, et finalement l'algorithme d'égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité (CLAHE) afin de bien améliorer le contraste de l'image.
- **A.Feroui (2014)** : [42] a travaillé avec un prétraitement pour chaque étape du programme. Le prétraitement de l'étape de détection du réseau vasculaire se fait par une amélioration de contraste (CLAHE), suivi par une phase de filtrage (filtre morphologique suivi par un filtre Gaussien). Le prétraitement de l'étape de détection du disque optique est fait sur le canal V de l'image (canal de luminosité), suivi par un filtrage médian pour éliminer les grandes variations de niveaux de gris dans l'image (bruit). Enfin, pour l'étape de la détection du macula, l'algorithme CLAHE est aussi appliqué sur le canal de luminosité de l'image, suivi par un filtrage gaussien pour réduire le bruit.

2.4.3 Méthodes de segmentation des images rétiniens

Méthode basé sur un réseau neuronal :

le réseau neuronal est utilisé pour l'identification des images de la rétine. Le réseau neuronal utilisé comprend des couches d'entrée, cachées et de sortie. La fonction d'activation sigmoïde est utilisée dans les neurones des couches cachées et de sortie. Une fois que les neurones de la couche cachée sont calculés, leurs activations sont ensuite transmises à la couche suivante jusqu'à ce que toutes les activations atteignent finalement la couche de sortie. Chaque neurone de la couche de sortie est associé à une catégorie de classification spécifique. Dans un réseau multicouche feed-forward de la figure 2.8, chaque neurone des couches précédentes est connecté aux neurones des couches suivantes à l'aide de coefficients de poids. Pour calculer la valeur de chaque neurone des couches cachées et de sortie, il faut d'abord prendre la somme des sommes pondérées et le biais, puis appliquer la fonction d'activation $f(\text{somme})$ (la fonction sigmoïde) pour calculer l'activation du neurone. Les caractéristiques extraites des maladies de l'anethemia sont les entrées des réseaux de neurones. Dans cette structure, x_1, x_2, \dots, x_m sont des caractéristiques d'entrée qui caractérisent les maladies anethemia. La j -ième sortie des réseaux neuronaux à deux couches est déterminée par la formule (2.1) [43].

$$y_j = f_k \left(\sum_{j=1}^h v_{jk} \cdot f_j \left(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_i \right) \right) \text{ Where } f(\sum) = \frac{1}{1 + e^{-\sum}} \quad (2.1)$$

Où w_{ij} sont les poids entre les couches d'entrée et cachée du réseau, v_{jk} sont les poids entre les couches cachée et de sortie, f est la fonction d'activation sigmoïde qui est utilisée dans les neurones, x_i est le signal d'entrée. Ici, $k=1, \dots, n$, $j=1, \dots, h$, $i=1, \dots, m$, m , h et n sont les nombres de neurones dans les couches d'entrée, cachée et de sortie, respectivement[43].

Après l'activation du réseau neuronal, la formation des paramètres du réseau neuronal commence. Le réseau neuronal est formé de la précision de la classification. Une série d'expériences doit être réalisée afin d'atteindre la précision requise dans la sortie du réseau neuronal. La simulation est effectuée en utilisant différents nombres

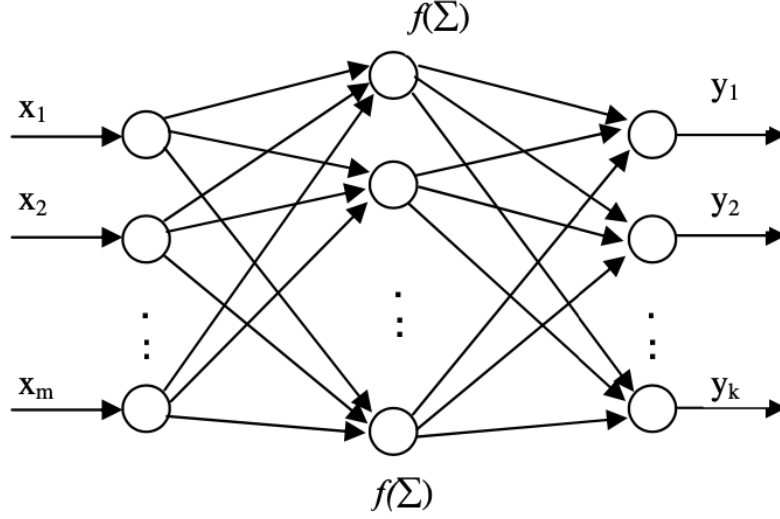


FIGURE 2.8 – Réseau multicouche à action directe

de neurones dans la couche cachée. Le nombre de neurones de sortie était de 8, ce qui est égal au nombre de classes. L’algorithme de rétro propagation est appliqué pour la formation du réseau neuronal [44]. La formation du réseau neuronal consiste à minimiser la fonction de coût habituelle des moindres carrés (2.2) [43].

$$E = \frac{1}{2} \left(\sum_{p=1}^O (y^d - y)^2 \right) \quad (2.2)$$

Où O est le nombre d’échantillons de formation pour chaque classe, y^d et y sont les sorties souhaitées et actuelles du vecteur d’entrée p. L’apprentissage des paramètres du réseau neuronal a été effectué afin de générer un modèle de réseau neuronal approprié. Les paramètres w_{ij} , v_{jk} ($i=1, \dots, m$, $j=1, \dots, h$, $k=1, \dots, n$) des réseaux neuronaux sont ajustés à l’aide des formules suivantes (2.3)(2.4) [43] :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \gamma \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} + \lambda(w_{ij}(t+1) - w_{ij}(t)) \quad (2.3)$$

$$v_{jk}(t+1) = v_{jk}(t) - \gamma \frac{\partial E(t)}{\partial v_{jk}} + \lambda(v_{jk}(t+1) - v_{jk}(t)) \quad (2.4)$$

Où γ est le taux d'apprentissage, $i=1,\dots,m$; $j=1,\dots,h$; $k=1,\dots,n$; m, h, n sont le nombre de neurones d'entrée, cachés et de sortie du réseau. Les dérivées sont déterminées comme [43] :

$$\frac{\partial E(t)}{\partial v_{jk}} = \frac{\partial E(t)}{\partial \gamma_k} \frac{\partial \gamma_k}{\partial v_{jk}} = \sum_k (\gamma_k - \gamma_k^d) \gamma_k (1 - \gamma_k) \gamma_j \quad (2.5)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E(t)}{\partial \gamma_k} \frac{\partial \gamma_k}{\partial \gamma_j} \frac{\partial \gamma_j}{\partial w_{ij}}; \quad (2.6)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial \gamma_k} = \sum_k (\gamma_k - \gamma_k^d); \quad (2.7)$$

$$\frac{\partial \gamma_k}{\partial \gamma_j} = \gamma_k (1 - \gamma_k) v_{jk}; \quad (2.8)$$

$$\frac{\partial \gamma_j}{\partial w_{ij}} = \gamma_j (1 - \gamma_j) w_{ij}; \quad (2.9)$$

Différents algorithmes ont été mis en œuvre par les chercheurs Ces dernières années, des chercheurs ont mis en œuvre différents algorithmes pour l'identification des personnes à l'aide d'un réseau neuronal.

Sironi et al. [45] ont présenté un système de filtrage basé sur l'apprentissage utilisé pour la détection de structures curvilignes ainsi que deux approches basées sur l'apprentissage pour acquérir des banques de filtres séparables. La première apprend directement des filtres séparables en faisant varier la fonction objective régulière. La seconde acquiert une base de filtres séparables pour estimer un banc de filtres existant, et non seulement acquiert la performance équivalente de l'original, mais diminue également de manière significative la quantité de filtres, et donc de convolutions, nécessaires.

Méthode basé sur les vasculaires :

Les méthodes basées sur les vaisseaux sanguins utilisent principalement le motif des vaisseaux sanguins de l'image du fond de l'œil, comme le montre la figure 2.9.

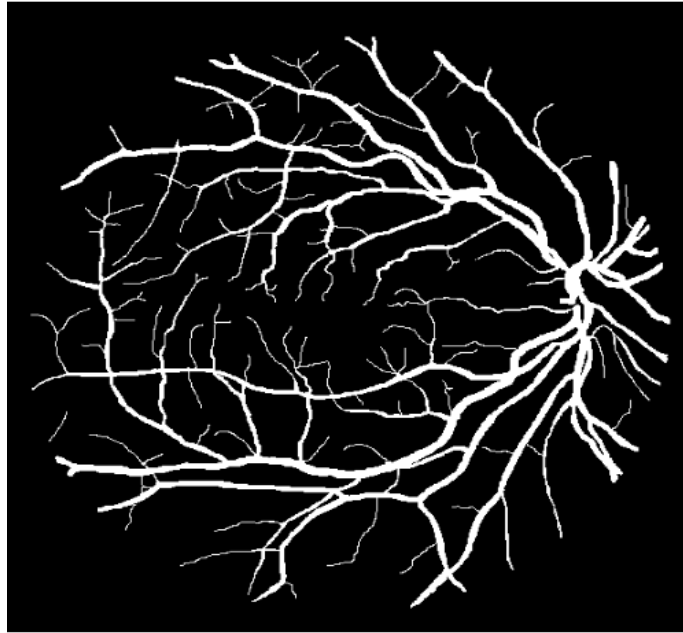


FIGURE 2.9 – Réseau vasculaire

La propriété unique du réseau de vaisseaux sanguins est utilisée dans cette méthode. Un algorithme de segmentation des vaisseaux sanguins précis et efficace est essentiel pour cette approche. Plusieurs travaux de recherche ont été mis en œuvre dans le passé pour la segmentation des vaisseaux sanguins à partir de l'image du fond de l'œil [31]. L'identification de personnes basée sur les vaisseaux sanguins comprend plusieurs étapes telles que le prétraitement de l'image, la segmentation des vaisseaux sanguins, l'extraction des caractéristiques et la correspondance de ces dernières. Le point de bifurcation, le point de ramification, le point final, le point de croisement et les vaisseaux sanguins à l'intérieur de la région du disque optique sont les caractéristiques vasculaires pertinentes. La figure 2.10 montre les caractéristiques pertinentes des vaisseaux sanguins [46].

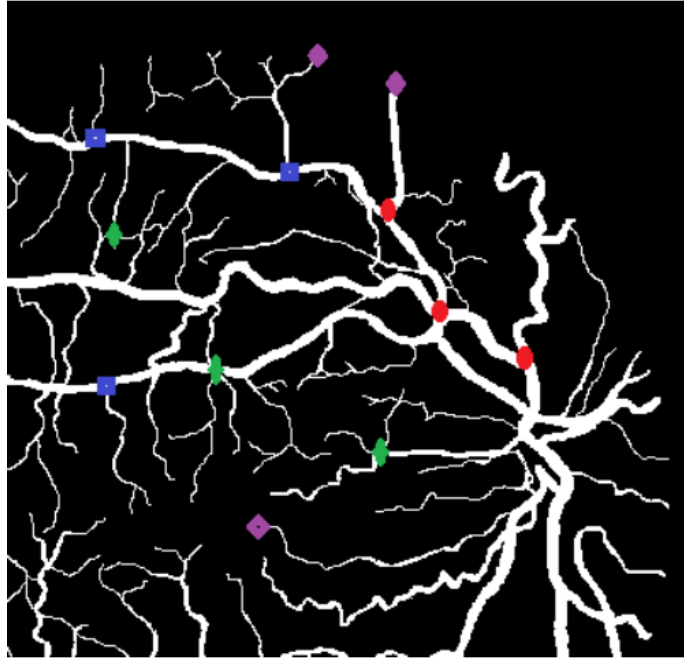


FIGURE 2.10 – Point de bifurcation (rouge), point de branchement (bleu), point de croisement (vert) et point final (violet)

- A) Le point de bifurcation est le point où se produit la bifurcation d'un vaisseau sanguin. Il divise le vaisseau en deux vaisseaux distincts.
- B) Au point de bifurcation, un nouveau vaisseau mineur sort du vaisseau principal ou plus large.
- C) Deux vaisseaux se croisent au point de croisement.
- D) Le point final est la terminaison du vaisseau sanguin.
- E) Les vaisseaux sanguins à l'intérieur de la papille optique sont stables et uniques.

Différents algorithmes ont été mis en œuvre par les chercheurs. Ces dernières années, des chercheurs ont mis en œuvre différents algorithmes pour l'identification des personnes à l'aide de caractéristiques vasculaires [46].

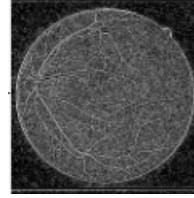
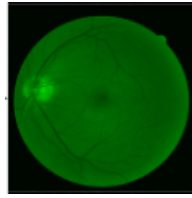
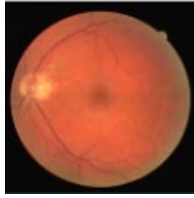
Farzin et al : [47] ont utilisé les caractéristiques des vaisseaux sanguins autour de la région du disque optique pour l'identification. Le système proposé comprend la segmentation des vaisseaux sanguins, la génération de caractéristiques et la correspondance des caractéristiques. La segmentation des vaisseaux sanguins comprend plusieurs étapes telles que la localisation de l'OD, la réduction de la luminosité de l'OD, l'amélioration du contraste et le seuillage de l'histogramme. Une technique de comparaison de modèles est utilisée pour localiser le centre du disque optique. Tout d'abord, un modèle est généré en faisant la moyenne de plusieurs régions d'intérêt (ROI) rectangulaires dans la base de données. Le modèle est corrélé avec l'image de la composante verte et le pixel le plus brillant de l'image corrélée est identifié comme le centre de la papille optique. L'effet lumineux indésirable de la DO est supprimé en effectuant une division pixel par pixel de l'image originale par l'image corrélée. Des techniques de contraste local et de renforcement du contraste morphologique sont utilisées pour mettre en valeur les vaisseaux sanguins. Une fenêtre coulissante est utilisée pour obtenir une image rehaussée de contraste dans la technique de rehaussement de contraste local. En raison de la petite taille de la fenêtre, les gros vaisseaux sont transformés en deux courbes parallèles. Ce problème est rectifié en appliquant des opérations morphologiques de dilatation et d'érosion. Ensuite, la méthode de seuillage de l'histogramme est utilisée pour extraire les vaisseaux sanguins de l'image améliorée. Plusieurs étapes telles que le masquage des vaisseaux, la transformation polaire, l'analyse multi-échelle et la formation du vecteur de caractéristiques sont effectuées dans le bloc d'extraction des caractéristiques. Les vaisseaux sanguins présents à proximité de la région du disque optique sont extraits à l'aide d'un masque annulaire, centré sur l'emplacement du disque optique. Afin d'obtenir une image invariante en rotation, une transformation polaire est appliquée à l'image binaire ROI. L'analyse multi-échelle d'une image polaire est effectuée à trois échelles en utilisant une transformée en ondelettes bi orthogonales stationnaires discrètes. Les coefficients résiduels des grands, moyens et petits vaisseaux sanguins sont obtenus. Les coefficients résiduels de la troisième échelle sont seuillés pour extraire les gros vaisseaux. Les gros vaisseaux sont retirés de l'image polaire afin d'obtenir les vaisseaux moyens. Un seuil approprié est utilisé pour extraire les vaisseaux moyens

des coefficients résiduels de la transformée en ondelettes dans la deuxième échelle. On procède ensuite à l'extraction des petits vaisseaux en éliminant les grands et moyens vaisseaux de l'image polaire. La position et l'orientation des vaisseaux dans chaque échelle sont utilisées pour générer un vecteur caractéristique. Dans le bloc de correspondance des caractéristiques, la corrélation modifiée (MC) entre les vecteurs de caractéristiques est calculée en utilisant :

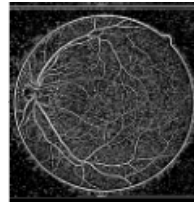
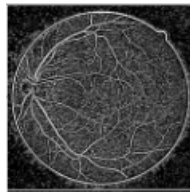
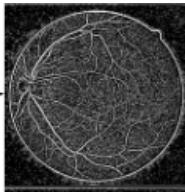
$$MC_i(\phi) = \sum_{\tau=1}^N \text{step} (\theta_i (\tau) * \theta_i^q (\tau + \phi)) * \cos [\alpha * (\theta_i (\tau) - \theta_i^q (\tau + \phi))] , i = 1, 2, 3, \quad (2.10)$$

où θ_i est le vecteur caractéristique de l'image enregistrée, θ_i^q représente le vecteur caractéristique de l'image test, τ est la valeur de translation circulaire, $N = 360$ est la longueur du vecteur caractéristique dans chaque échelle, et α est un coefficient fixé à 1,7. Un nouvel indice de similarité est ensuite calculé sur la base de la valeur maximale de MC. L'algorithme est testé sur les bases de données DRIVE et STARE, et un taux d'erreur moyen égal de 1% est atteint dans les deux bases de données.

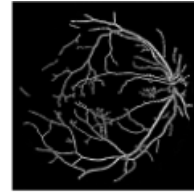
Umut et al :[48](c'est la première méthode utilisé dans notre application) Une méthode de segmentation des vaisseaux sanguins rétinien est proposée en utilisant des opérateurs morphologiques. Les images rétinien colorées sont divisées en canaux rouge, vert et bleu. Le canal vert est préféré pour la segmentation car il contient des détails clairs sur les vaisseaux rétinien. Ensuite, un seuil adaptatif avec une fenêtre gaussienne 5x5 est appliqué afin d'obtenir une géométrie de vaisseau propre. Dans l'étape suivante, l'image rétinien est rendue plus nette, puis un filtre de Wiener 3x3 lui est appliqué. Après le filtre de Wiener, le bruit dans l'image diminue mais les pixels de l'image rétinien s'atténuent. Par conséquent, le seuillage d'Otsu est appliqué aux images adoucies. Enfin, une opération morphologique est effectuée sur les images en niveau de gris .



(a) Image RVB de la rétine. (b) Canal vert de l'image rétinienne. (c) Seuillage adaptatif à l'aide de Gaussian windows.



(d) Renforcement de l'image. (e) Débruitage d'images à l'aide du filtre de Wiener. (f) Seuil d'Otsu.



(g) Ouverture morphologique. (h) Circle Removing. (i) Circle Removing (Inverse).

FIGURE 2.11 – Structure de la méthode 1 .

Feng Tian et al :[49] (C'est la deuxième méthode utilisé dans notre Application)
 Un algorithme amélioré de segmentation des vaisseaux sanguins basé sur le filtrage traditionnel de Frangi et la méthode morphologique mathématique a été proposé pour résoudre le problème de la faible précision de la segmentation automatique des vaisseaux sanguins des images rétiniennes du fond de l'œil et de la complexité élevée des algorithmes. Premièrement, une image globale améliorée a été générée en utilisant l'algorithme d'égalisation d'histogramme adaptatif limité par le contraste de l'image rétinienne. Un modèle Frangi Hessian amélioré a été construit en introduisant le facteur d'équivalence d'échelle et l'angle de direction des vecteurs propres de la matrice Hessian dans l'algorithme de filtrage de Frangi traditionnel pour améliorer les vaisseaux sanguins de l'image globale améliorée. Ensuite, les interférences de bruit entourant les petits vaisseaux sanguins ont été éliminées par la méthode morphologique mathématique améliorée. Ensuite, les vaisseaux sanguins ont été segmentés en utilisant la méthode du seuil d'Otsu .

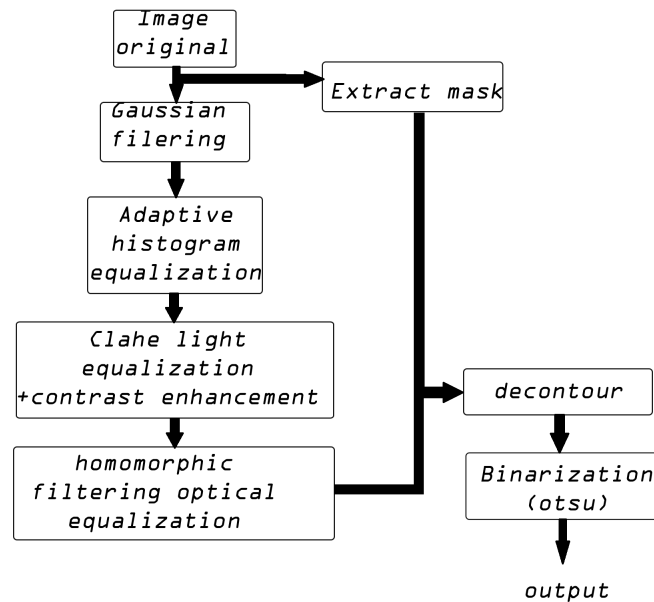


FIGURE 2.12 – Schéma de la méthode 2.

Méthode basé sur la fovéa :

Le centre de la fovéa était généralement situé à une distance d'environ 2,5 fois le diamètre du disque optique, à partir du centre de celle-ci.

Il s'agissait de la zone la plus sombre de l'image du fond d'œil, avec approximativement la même intensité que les vaisseaux sanguins. La fovéa a d'abord été corrélée à un modèle d'intensités. Le modèle a été choisi pour représenter approximativement une fovéa typique et a été défini par :

$$g(i, j) = 128 \left[1 - \frac{1}{2} \exp\left(\frac{-(i^2 + j^2)}{2\sigma^2}\right) \right] \quad (2.11)$$

Où (i, j) sont relatifs au centre du modèle. Un modèle de 40×40 pixels a été utilisé, l'écart-type de la distribution gaussienne étant de $\sigma = 22$. Étant donné une sous-image $W(i, j)$ centrée sur le pixel (i, j) de dimensions $M \times M$ avec des intensités $g(k, l)$, $(k, l) \in W(i, j)$, la Coefficient de corrélation W en (i, j) avec une image ayant des intensités $f(i, j)$ est [44] :

$$\gamma(i, j) = \frac{\sum_{k,l} [f(k, l) - \langle f \rangle_w] [g(i - k, j - l) - \langle g \rangle_w]}{\left[\sum_{k,l} (f(k, l) - \langle f \rangle_w)^2 \sum_{k,l} (g(i - k, j - l) - \langle g \rangle_w)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (2.12)$$

Le coefficient de corrélation $\gamma(i, j)$ est mis à l'échelle dans l'intervalle $[-1 < \gamma < 1]$, et est indépendant des changements de moyenne ou de contraste dans $f(i, j)$ et $g(i, j)$. La gamme de valeurs va de l'anti-corrélation, -1, en passant par l'absence de corrélation, 0, jusqu'à la corrélation parfaite +1.

L'emplacement de la corrélation maximale entre le modèle et l'image d'intensité, obtenue à partir de la transformation intensité-teinte-saturation, a été choisi comme emplacement de la fovéa, à condition qu'il soit à une distance acceptable du disque optique et dans une région d'intensité la plus sombre.

Les critères décidant de l'existence de la fovéa étaient un coefficient de corrélation supérieur à 0,5 et une localisation dans la zone la plus sombre du voisinage autorisé du disque optique.

Les figures 2.13 et 2.14 donnent des exemples de localisation de la fovéa, la croix indique la position localisée dans chaque exemple [50] :

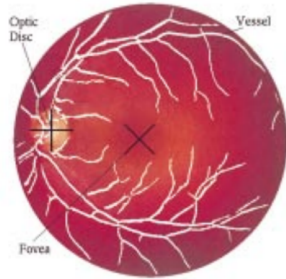


FIGURE 2.13 – Les résultats de la reconnaissance automatique des principaux composants du fond d’œil à partir d’une image numérique couleur du fond d’œil.

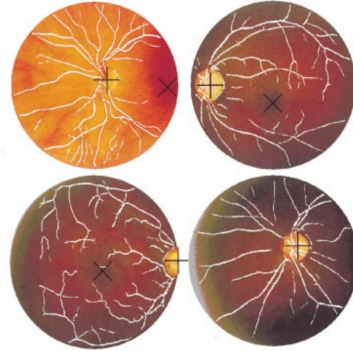


FIGURE 2.14 – Un échantillon d’images montrant les résultats de la reconnaissance des principaux composants à partir d’images numériques en couleur du fond de l’œil.

2.4.4 Squelettisation et Décomposition

Il est essentiel que le vaisseau aminci se trouve strictement au milieu du vaisseau d’origine. L’algorithme simple mais rapide et efficace provient de [51]. L’amincissement est exécuté dans quatre directions pour garantir la position des vaisseaux amincis au milieu du vaisseau d’origine. Ensuite, le partitionnement radial est effectué en prévoyant plusieurs cercles concentriques.

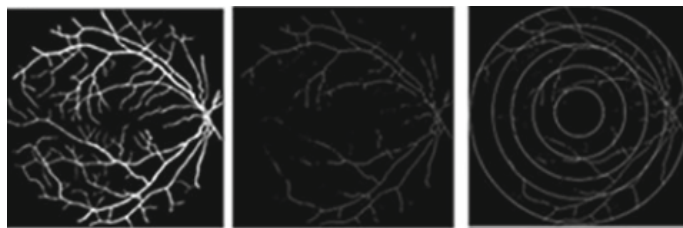


FIGURE 2.15 – Squelettisation et décomposition.

2.4.5 Génération de la signature

Une fois les caractéristiques extraites, il ne nous reste plus qu'à générer la signature biométrique. Le pattern utilisé dans ce mémoire pour l'étude de la comparaison des images rétiniennes est basé sur les points de bifurcation et de croisement obtenu par les procédés d'extraction présentés dans les sections précédentes. Dans un processus d'identification d'individus, que ce soit une vérification ou une reconnaissance, la génération de la signature se fait pour les deux images : l'image à reconnaître ou à vérifier et l'image référence (ou les images références dans le cas d'une reconnaissance). Dans notre système biométrique, la signature va contenir les coordonnées cartésiennes (x,y) des points de bifurcations et de croisements, extraits précédemment, dans le repère de l'image. En plus de ces points, nous allons aussi enregistrer les coordonnées des deux points supplémentaires qu'on a extraits : la fovéa et le centre de la papille. La signature biométrique est une matrice à deux dimensions $(n \times m)$ avec $m=2$ (colonne des x et colonne des y) et n : le nombre de points de bifurcations et de croisements, en plus des deux points de référence extraits (centres de la papille et de la macula) (Figure 2.16).



FIGURE 2.16 – Résultat de l'extraction des caractéristiques (points verts) superposée sur l'image.

Dans des images de 768 x 576, les valeurs des coordonnées (x,y) des points sont des valeurs entières non signées (positives) qui ne dépassent pas 768 pixels, et, naturellement, un espace mémoire de 10 bits est suffisant pour coder chaque valeur. Comme les systèmes de codages utilisent des types d'entiers de taille multiple de 8, au lieu de 10 bits, nous devons utiliser 16 bits pour coder chaque valeur.

Donc pour chaque point, $2 \times 16 = 32$ bits = 4 octets sont nécessaires pour stocker ces coordonnées. Dans une image rétinienne nous pouvons extraire un nombre de points caractéristiques ne dépassant pas 400 points [42].

En conclusion, la taille maximale d'une matrice en espace mémoire est de $4 \times 400 = 1600$ octets, équivalents à 1,5 Ko environ. La taille d'une image couleur de la rétine complète en format compressé (JPEG) est de l'ordre de 60 Ko environ. Il est clair que l'idée d'utilisation des points caractéristiques comme signature biométrique est extrêmement intéressante, vu que la taille de l'information est considérablement réduite (d'environ 97%).

2.4.6 Comparaison des caractéristiques

Le module de comparaison prend deux vecteurs de caractéristiques. Le centre de l'image est utilisée pour aligner les bifurcations avant la comparaison des images. Les vecteurs ajustés sont comparés, et le score respectif est calculé en fonction du niveau de similarité. Le score est normalisé de sorte qu'il se situe dans l'intervalle $\langle 0, 1 \rangle$ où une valeur plus élevée indique une meilleure correspondance.

Tout d'abord, les deux vecteurs doivent être alignés avant la comparaison. Pour ce faire, on prend les centres des images et on translate les points de bifurcation d'une image. Comme la rotation ou le déplacement circulaire des images est minime, seule la translation est prise en compte.

Ensuite, le score de similarité doit être calculé. L'algorithme est le suivant [52] :

1. Pour chaque point de bifurcation b_1 dans le plus petit tableau de bifurcations B_1 .
 - a. Pour chaque point de bifurcation non apparié b_2 dans le grand tableau de bifurcations B_2 .

- Si la distance euclidienne entre b_1 et b_2 est inférieure au seuil et est actuellement la plus courte, marquez b_2 comme sélectionné.
 - b.** S'il y a une concordance, marquez la b_2 sélectionnée comme concordante, et augmentez le nombre de bifurcations concordantes n .
2. Calculer le score de similarité.

Ensuite, le score est obtenu selon l'équation (2.15) [52] :

$$score = \frac{2n}{|B_1| + |B_2|} \quad (2.13)$$

2.5 conclusion

La biométrie par la rétine procure un haut niveau en matière de reconnaissance. Cette technologie est bien adaptée pour des applications de haute sécurité (sites militaires, salles de coffres forts ... etc.). La disposition des veines de la rétine assure une bonne fiabilité et une haute barrière contre la fraude.

La lecture des caractéristiques de la rétine est une technologie plus ancienne que la lecture de l'iris, mais elle a été moins bien acceptée par le public et les utilisateurs, sans doute à cause de son caractère trop contraignant : la mesure doit s'effectuer à très faible distance du capteur (quelques centimètres), c'est une des raisons de sa faible percée dans les milieux de la sécurité privée. Dans le chapitre qui suit, nous présentons notre interface graphique qui a été créé à l'aide du PYQT (qt designer) sous Python et nous avons faire une évaluation des performances pour les deux méthodes utilisé , nous analyserons les résultats des tests effectués sur une base de donnée.

Chapitre 3

Tests et résultats expérimentaux

3.1 Introduction

Après avoir présenté dans le chapitre précédent les différentes " étapes de la conception de la méthode proposée " Segmentation des vaisseaux sanguins ", nous présentons dans ce chapitre un aperçu général de la phase pratique de notre travail. L'objectif de ce projet est de construire un système d'identification de personnes en caractérisant la rétine pour l'extraction de minuties à partir de notre base de données d'images rétiniennes. Les tests de l'application et les résultats obtenus. Nous résumons cette mise en œuvre en trois parties :

- Environnement et outils de développement.
- Présentation de l'application.
- Analyse et interprétation des résultats.

3.2 Langage de programmation

Nous avons utilisé Python 2.7 comme langage de programmation, parmi les raisons de cette utilisation :

- Python fonctionne sur différentes plateformes (Windows, Mac, Linux).

- Il possède une syntaxe simple et claire, respecte les normes du domaine et s'apparente à la langue anglaise.
- Ce langage peut être traité de manière procédurale, orientée objet ou fonctionnelle.



FIGURE 3.1 – Python Logo

3.3 Environnement de programmation

Nous utiliserons la version gratuite de PyCharm Community pour le développement pur en Python, est un environnement de développement intégré (IDE) utilisé en programmation informatique, notamment pour le langage Python. Il est développé par la société tchèque JetBrains :

- PyCharm fournit une complétion de code intelligente, une inspection du code, une refactorisation automatique du code et des fonctions de navigation avancées.
- PyCharm comprend notre projet en profondeur, pas seulement les fichiers individuels.
- PyCharm s'intègre avec IPython Notebook, dispose d'une console Python interactive et supporte de nombreux paquets scientifiques, dont matplotlib et NumPy.



FIGURE 3.2 – PyCharm Logo

3.4 Bibliothèque

L'une des grandes forces du langage Python est le grand nombre de bibliothèques logicielles externes disponibles. Une bibliothèque est un ensemble de fonctions. Elles sont regroupées et mises à disposition afin de pouvoir les utiliser sans avoir à les réécrire.

Ces bibliothèques peuvent être utilisées pour : le calcul numérique, les graphiques, la programmation internet ou réseau, la mise en forme de texte, la gestion de documents....

Module PIL : La bibliothèque PIL (Python Imaging Library) permet de manipuler tout type d'images et fournit quelques fonctions de base de traitement d'images.

Numpy : Numpy est une bibliothèque numérique offrant un support efficace pour les grands tableaux multidimensionnels et des routines mathématiques de haut niveau.

Matplotlib : Matplotlib est une bibliothèque conçue pour tracer et visualiser des données sous forme de graphiques.

OpenCv : Cette bibliothèque permet de manipuler des structures de base, d'effectuer des opérations sur des matrices, de dessiner sur des images, de sauvegarder et de charger des données.

PyQt : est un module libre qui permet de lier le langage Python avec la bibliothèque Qt distribué sous deux licences : une commerciale et la GNU GPL. Il permet

ainsi de créer des interfaces graphiques en Python. Une extension de Qt Creator (utilitaire graphique de création d'interfaces Qt) permet de générer le code Python d'interfaces graphiques.

TKinter : (de l'anglais Tool kit interface) est la bibliothèque graphique libre d'origine pour le langage Python, permettant la création d'interfaces graphiques. Elle vient d'une adaptation de la bibliothèque graphique Tk écrite pour Tcl.

3.5 Caractéristiques de la plateforme

Nous utiliserons deux machines présentant les caractéristiques suivantes :

Machine 1 :

- Processeur 2.20 GHz Intel(R) Pentium(R) CPU B960 .
- RAM : 4.00 GO .
- Carte graphique :Intel(R) HD Graphics .
- Système d'exploitation : Windows 7 64 bits

Machine 2 :

- Processeur : 2.30 GHz Intel Core i5-2400U .
- RAM : 4.00 GO .
- Carte graphique :Intel(R) HD Graphics 4400.
- Système d'exploitation : Windows 7 64 bits

3.6 Présentation de l'application

L'objectif de notre travail est de construire un système robuste de la reconnaissance rétinienne en utilisant deux méthodes de segmentation des vaisseaux sanguins :

- Méthode 1 : en utilisant des opérateurs morphologiques.
- Méthode 2 : en utilisant la base du filtrage de Frangi traditionnel et de la méthode morphologique mathématique.

Et cette système est testé sur une base des images rétinienne.

3.6.1 DataBase

Pour évaluer la méthode proposée dans ce mémoire nous l'avons appliqué sur certain images (46 images) de les bases [53, 54, 55], la résolution de ces images est (584 x 565) ainsi que son format est TIFF. La figure 3.3 suivante montre une partie de cette base de données :

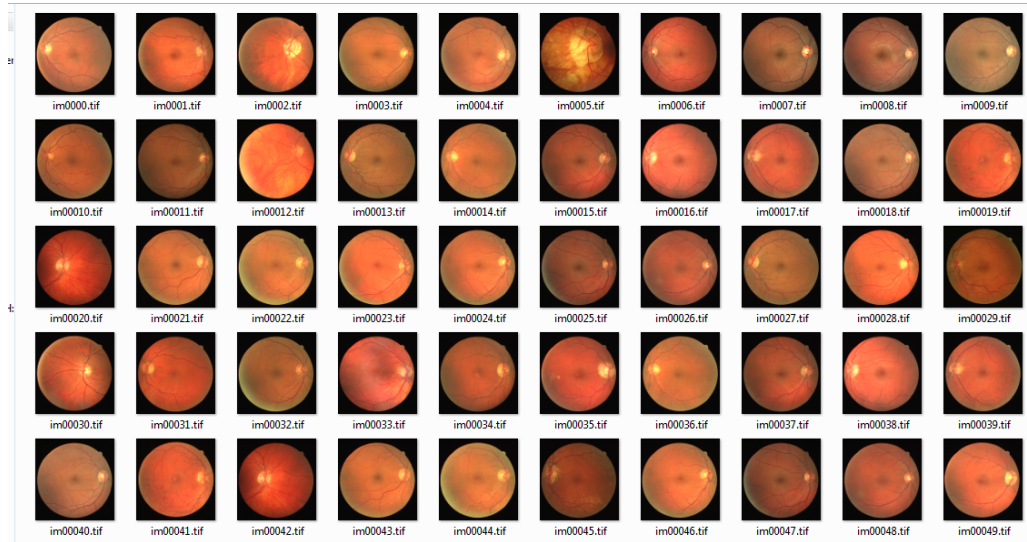


FIGURE 3.3 – Une partie de la base de données utilisée.

3.6.2 Interface graphique

Dans cette partie, nous allons présenter les différentes phases de la réalisation de notre application , Après le lancement de l'application il s'affiche :

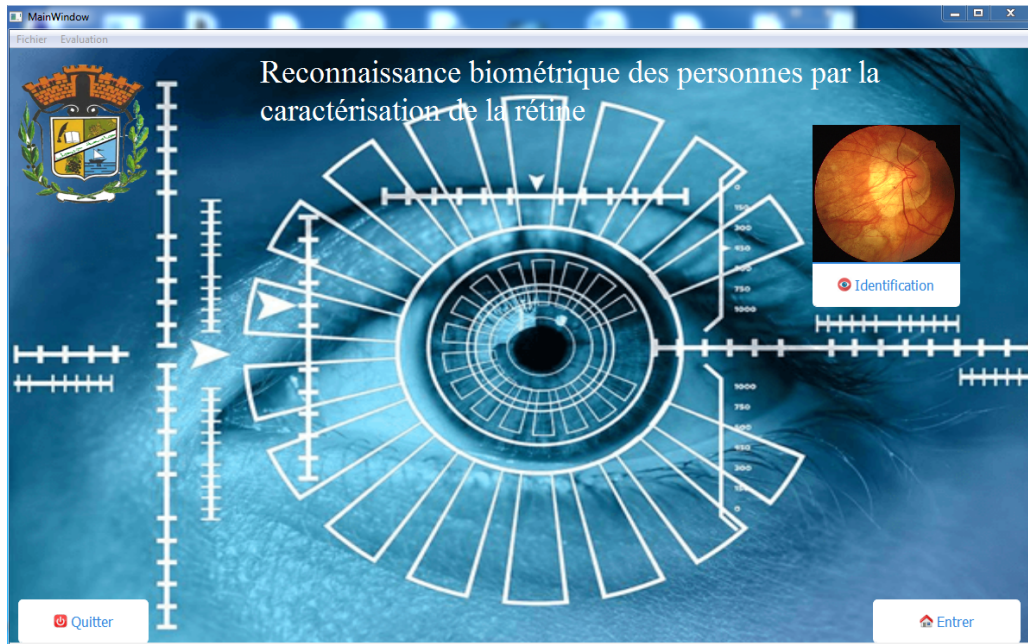


FIGURE 3.4 – La représentation de page d'accueil.

l'interface graphique est composée de trois boutons comme illustre **la figure 3.4** Ci dessus :

- **Le bouton Quitter** : pour quitter l'application.
- **Le bouton Identification** : pour identifier la personne .
- **le bouton Entrer** : pour accéder à la page principale (Il n'apparaît que lorsque la personne est existe dans notre Base de données).

Si la personne est identifiée (personne existe dans notre base de données), vous pouvez accéder à la page principale (La figure 3.5) :

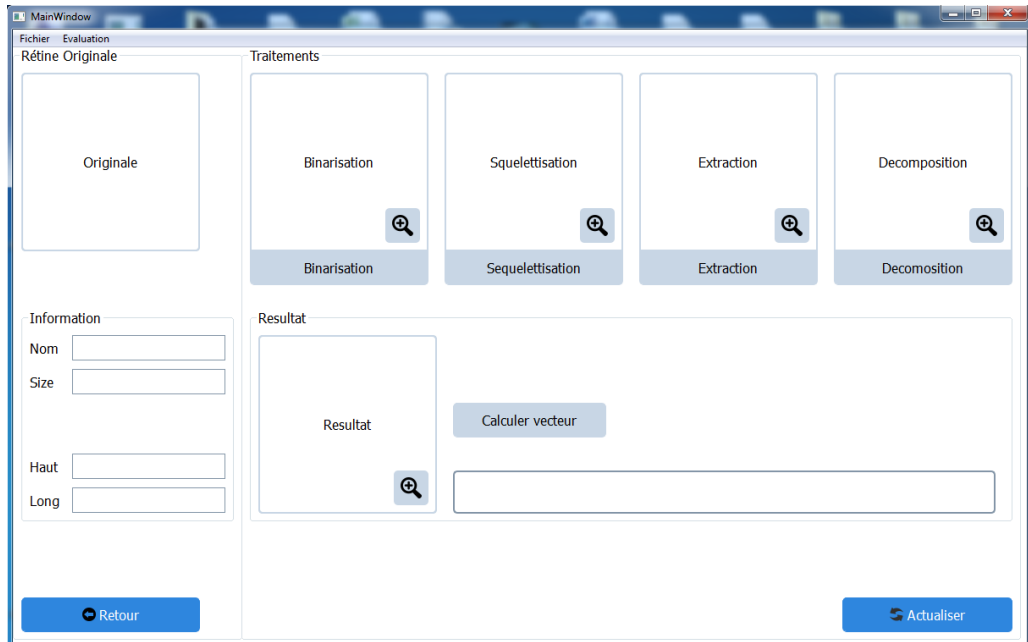


FIGURE 3.5 – La représentation de la page principale.

la page principale (**figure 3.5**) est composée de deux parties (Traitements et le vecteur). Pour la première étape nous avons les boutons suivants :

- **Bouton Binarisation** : il sera actif lorsque que l'image originale est affichée pour la partie d'image originale, il suffit de cliquer sur ce bouton pour obtenir l'image binarisée.
- **Bouton Squelettisation** : il sera actif lorsque que l'image binarisée est affichée, il suffit de cliquer sur ce bouton pour obtenir l'image squelettisée.
- **Bouton Extraction** : il suffit de cliquer sur ce bouton pour obtenir l'ensemble des minuties (Points de bifurcation et de croisements) extraits.
- **Bouton Décomposition** : il sera actif lorsque que les minuties sont extraits, il suffit de cliquer sur ce bouton pour obtenir la modification des minuties .
- **Bouton Calculé Vecteur** : il sera actif lorsque que la est faite, il suffit de cliquer sur ce bouton pour obtenir le vecteur.

La barre des menus de l'interface graphique (**Figure 3.6**),(**Figure 3.7**) est contient :

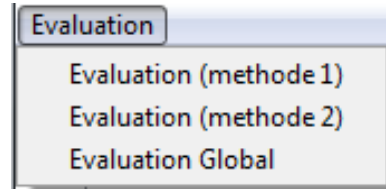
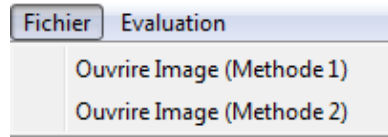


FIGURE 3.6 – La barre de menu Fichier.

FIGURE 3.7 – La barre de menus Evaluation.

- **Fichier** :contient Ouvrir image originale utilisant les deux méthodes (permet d'ouvrir une image pour la traité).
- **Évaluation** :contient évaluation pour chaque méthode et une évaluation globale .

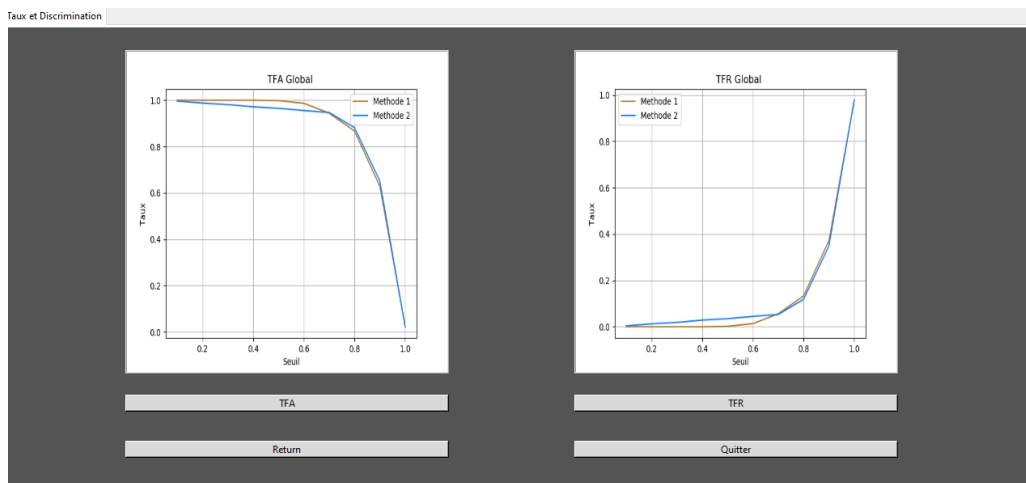


FIGURE 3.8 – fenêtre pour l'évaluation des performances (Taux).

La (**Figure 3.9**) et la (**Figure 3.10**) montre les résultats obtenus après l'application des différents Traitements en utilisons les deux méthodes :

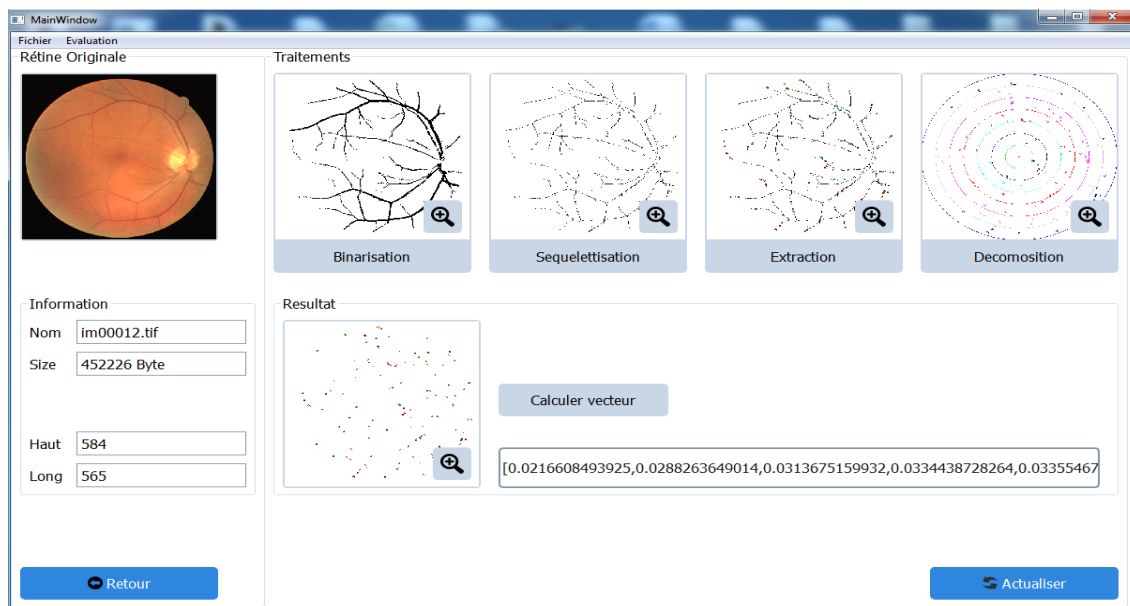


FIGURE 3.9 – le résultat obtenu de l'application des différents traitements utilisons la methode 1 .

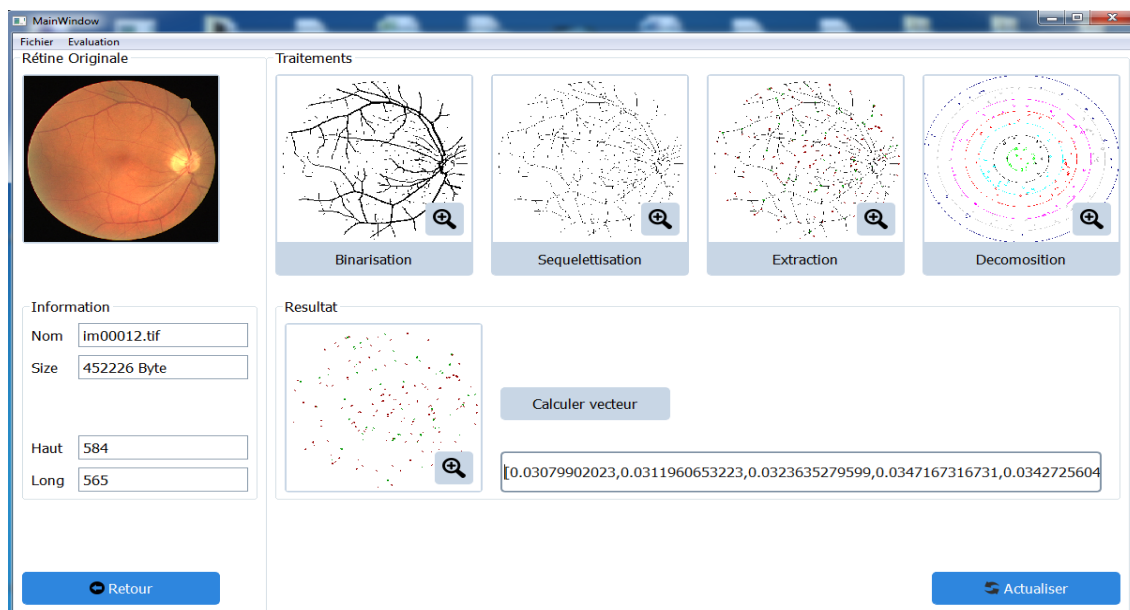


FIGURE 3.10 – le résultat obtenu de l'application des différents traitements utilisons la methode 2.

la partie deux de l'interface est le vecteur, il suffitt de cliquer sur le bouton calculer vecteur .

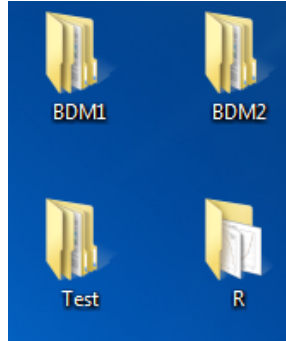


FIGURE 3.11 – les résultats sauvegardés.

3.7 Tests et Évaluations

3.7.1 Évaluation des performances

Pour évaluer la performance de notre deux méthodes pour voir quelle méthode est la meilleure et aussi pour voir laquelle donne de meilleurs résultats, nous calculons Le TFA (Taux de fausse acceptation) et TFR(Taux de Faux Rejets) de chaque méthodes. Notre teste est appliqué sur 46 images choisies de les bases [53],[54],[55].

Les résultats obtenus sont illustrés dans les Figures suivant :

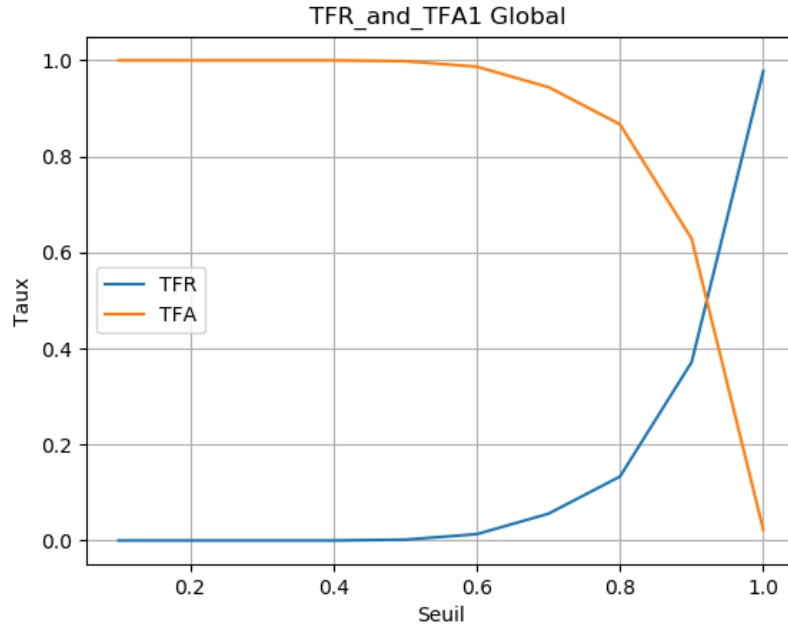


FIGURE 3.12 – La courbe TFR et TFA de Methode 1.

La figure 3.12 représente une comparaison entre le TFR et TFA de la méthode 1. A Partir de cette figure on remarquons que la courbe qui représente TFR a resté à un taux égale à 1 dans les cas où la valeur de seuil entre 0.0 et 0.6 par contre la courbe qui représente TFA a resté au taux 0. Dans le cas d'un seuil égale à 0.6 jusqu'à 1.0, la courbe qui représente le TFR a démunie progressivement jusqu'à atteindre le taux 0, et en même temps la coupe qui représente le TFA est augmenté progressivement jusqu'à atteindre le taux 1.0.

Et à partir de cette courbes du méthode 1 (figure 3.12), nous avons fixé le seuil à 0.9 qui est optimale.

Nous pouvons calculer le taux d'erreurs à cette valeur de seuil (Seuil=0.9) :

$$TFR(\%) = TFA(\%) \simeq 50\% \quad (3.1)$$

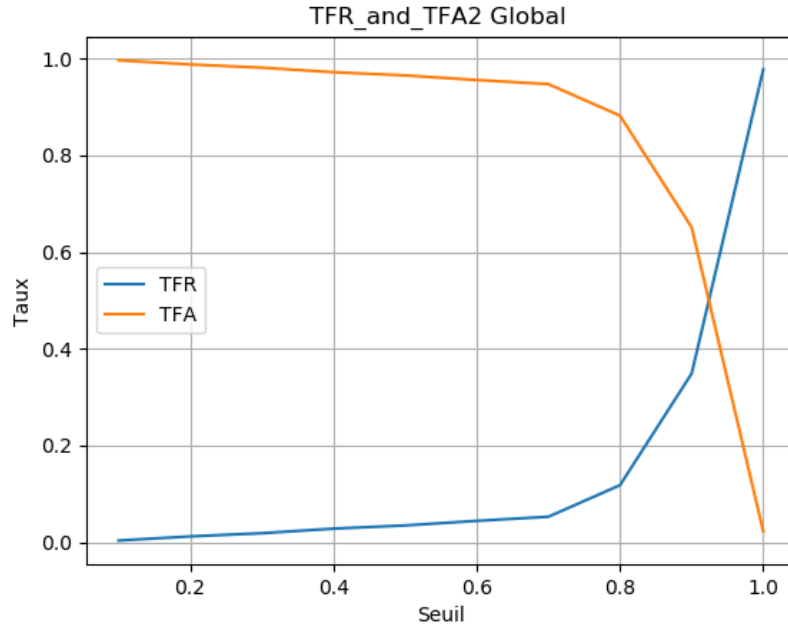


FIGURE 3.13 – La courbe TFR et TFA de Methode 2.

La figure 3.13 représente une comparaison entre le TFR et TFA de la méthode 2. A Partir de cette figure on remarquons que la courbe qui représente TFR a augmente un peu où la valeur de seuil entre 0.0 et 0.6 par contre la courbe qui représente TFA diminue un peu. Dans le cas d'un seuil égale à 0.6 jusqu'à 1.0, la courbe qui représente le TFR a démunie progressivement jusqu'à atteindre le taux 0, et en même temps la coupe qui représente le TFA est augmenté progressivement jusqu'à atteindre le taux 1.0.

Et à partir de cette courbe du méthode 2 (figure 3.13), nous avons fixé le seuil à 0.9 qui est optimale.

Nous pouvons calculer le taux d'erreurs à cette valeur de seuil (Seuil=0.9) :

$$TFR(\%) = TFA(\%) \simeq 50\% \quad (3.2)$$

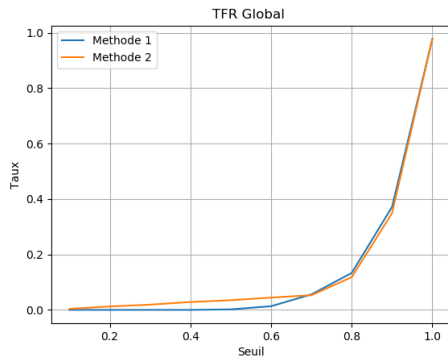


FIGURE 3.14 – La courbe TFR de méthode 1 et 2.

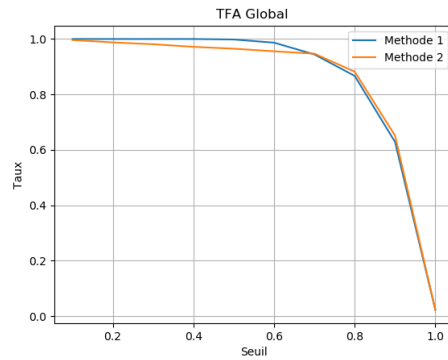


FIGURE 3.15 – La courbe TFA de méthode 1 et 2.

On remarque que la méthode 2 donne un taux de TFR un peu élevé par rapport à la méthode 1 pour l'intervalle du seuil $[0.3 \ 0.7]$, et un taux de TFA moins élevé par rapport à la méthode 1 pour le même intervalle du seuil, ce qui implique que la méthode 2 est la meilleure méthode pour segmenter une image rétinienne dans un système biométrique de la rétine.

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats expérimentaux présentés ont mené à l'élaboration d'un système de Reconnaissance biométrique des personnes par la caractérisation de la rétine. Pour entreprendre à cela, nous avons utilisé deux méthodes différent pour expérimenter la base de donnée. Ces méthodes utilisé sont examiné dans le but de construire un système robustes pour l'identification des personnes par la rétine .

Conclusion générale

Notre travail de mémoire entre dans le cadre du développement d'un système robustes d'analyse d'images couleurs de fond d'œil qui a pour but d'utilisés deux méthodes de segmentation des vaisseaux sanguins et la comparaison entre eux. Le développement de ce système est divisé en deux sections : la segmentation des vaisseaux sanguins de la rétine et l'évaluation de performance de chaque méthode.

Les méthodes de segmentation proposées dans ce mémoire sont basées sur l'application des algorithmes de :

- La morphologie mathématique.
- Le filtrage traditionnel de Frangi et des opérateurs de la morphologie mathématique.

En prenant en compte les caractéristiques discriminantes des vaisseaux sanguins. Par exemple, les vaisseaux sanguins sont caractérisés par leurs niveaux de gris sombres et leur forme allongée. Trois bases de données ont été utilisées pour tester les algorithmes de segmentation proposés (db1, db2, db3). Grâce à la comparaison des résultats effectuée à la fin du travail, nous avons pu montrer que les résultats obtenus dans les deux algorithmes de segmentation sont très satisfaisants sur une bonne majorité des images de fond d'œil. Bien que les deux méthodes représentées fonctionnent correctement sur la plupart des images du fond d'œil, il reste toujours des cas très difficile à traiter : La qualité des images est variable et nous avons dans une certaine mesure incluse ceci dans la conception de nos algorithmes. Néanmoins, il y a toujours des images qui représentent des cas difficiles à traiter même si les algorithmes sont puissants : Des images qui sont floues et très peu contrastées, et surtout quand les images comportent de types de pathologies lumineuses.

Bibliographie

- [1] A. K. Jain, P. Flynn, and A. A. Ross, *Handbook of biometrics*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [2] J. Hajer and H. Kamel, “Caractérisation de la rétine en vue de l’élaboration d’une méthode biométrique d’identification de personnes,” in *3rd International Conference : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT), Tunisia*, 2005.
- [3] P. Gregory and M. A. Simon, *Biometrics for dummies*. John Wiley & Sons, 2008.
- [4] L. Stan, Z. Li, and A. K. Jain, “Encyclopedia of biometrics,” in *IZ*, vol. 1, Springer Science & Business Media, 2009.
- [5] T. Nanavati, *Biometrics*. John Wiley & Sons, 2002.
- [6] A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics : personal identification in networked society*, vol. 479. Springer Science & Business Media, 2006.
- [7] J. Ashbourn, *Guide to Biometrics for Large-Scale Systems*, vol. 8. Springer, 2011.
- [8] M. Chassé, “Analyste en informatique de la commission d’accès al information,»,” *La Biométrie Au Québec : Les Enjeux» P4-19, Québec*, 2002.
- [9] C. Simon, “A new scientific method of identification,” *New York state journal of medicine*, vol. 35, no. 18, pp. 901–906, 1935.
- [10] P. Tower, “The fundus oculi in monozygotic twins : report of six pairs of identical twins,” *AMA archives of ophthalmology*, vol. 54, no. 2, pp. 225–239, 1955.

- [11] A. C. Clermont, L. P. Aiello, F. Mori, L. M. Aiello, and S.-E. Bursell, “Vascular endothelial growth factor and severity of nonproliferative diabetic retinopathy mediate retinal hemodynamics in vivo : a potential role for vascular endothelial growth factor in the progression of nonproliferative diabetic retinopathy,” *American journal of ophthalmology*, vol. 124, no. 4, pp. 433–446, 1997.
- [12] D. S. Fong, L. Aiello, T. W. Gardner, G. L. King, G. Blankenship, J. D. Cavallerano, F. L. Ferris, and R. Klein, “Retinopathy in diabetes,” *Diabetes care*, vol. 27, no. suppl 1, pp. s84–s87, 2004.
- [13] T. Inder, R. Clemett, N. Austin, P. Graham, B. Darlow, P. Health, G. Practice, *et al.*, “High iron status in very low birth weight infants is associated with an increased risk of retinopathy of prematurity,” *The Journal of pediatrics*, vol. 131, no. 4, pp. 541–544, 1997.
- [14] T. H. BETAOUAF, *Caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes*. PhD thesis, University Aboubakr Belkaïd in Tlemcen, 2011.
- [15] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of fingerprint recognition*. Springer Science & Business Media, 2009.
- [16] F. Perronnin and J.-L. Dugelay, “Introduction à la biométrie authentification des individus par traitement audio-vidéo,” *Traitement du signal*, vol. 19, no. 4, 2002.
- [17] I. BENCHENNANE, *Etude et mise au point d’un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus*. PhD thesis, University of sciences and technology in Oran, 2015.
- [18] S. AKROUF, *Une approche multimodale pour l’identification du locuteur*. PhD thesis, University of Ferhat Abbas in Setif, 2014.
- [19] “Le marché biométrie.” <https://www.biometrie-online.net/biometrie/le-marche>, 2021.
- [20] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, and A. W. Senior, “Performance testing,” in *Guide to Biometrics*, pp. 105–128, Springer, 2004.

- [21] S. Liu and M. Silverman, “A practical guide to biometric security technology,” *IT Professional*, vol. 3, no. 1, pp. 27–32, 2001.
- [22] S. Pankanti, A. Jain, and L. Hong, “Biometrics : Promising frontiers for emerging identification market,” *Comm. ACM*, pp. 91–98, 2000.
- [23] C. Fredouille, J. Mariéthoz, C. Jaboulet, J. Hennebert, J.-F. Mokbet, and F. Bimbot, “Behavior of a bayesian adaptation method for incremental enrollment in speaker verification,” in *2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No. 00CH37100)*, vol. 2, pp. II1197–II1200, IEEE, 2000.
- [24] L. P. Heck and N. Mirghafori, “On-line unsupervised adaptation in speaker verification,” in *Sixth International Conference on Spoken Language Processing*, 2000.
- [25] D. L. PENGASIH and S. Samsuryadi, *KLASIFIKASI POLA SIDIK JARI MENGGUNAKAN METODE ZERNIKE MOMENT INVARIANT DAN GROWING SELF ORGANIZING MAPS*. PhD thesis, Sriwijaya University, 2018.
- [26] Y. Elmir, Z. Elberrichi, R. Adjoudj, and M. Benyettou, “Personal identification by fingerprints based on gabor filters.,” in *CIIA*, 2009.
- [27] S. BOUDJELLAL, *Détection et identification d’individus par méthode biométrique*. PhD thesis, Université de Tizi Ouzou-Mouloud Mammeri, 2014.
- [28] S. Kadry and K. Smaili, “A design and implementation of a wireless iris recognition attendance management system,” *Information Technology and control*, vol. 36, no. 3, 2007.
- [29] J. M. Gauthier, “Cadre juridique de l’utilisation de la biométrie au québec : sécurité et vie privée,” *sécurité et vie privée*, 2015.
- [30] I. TECHNOLOGIES, “Iris recognition is at work today protecting people around the world through secure identification.” <http://www.iridiantech.com/solutions/>, 2021.
- [31] T. Chihaoui, *Système d’identification de personnes basé sur la rétine*. PhD thesis, Paris Est, 2018.

- [32] D. Guillermin, “Rétine.” <https://www.biometrie-online.net/technologies/retine>.
- [33] A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics : personal identification in networked society*, vol. 479. Springer Science & Business Media, 2006.
- [34] M. M. Fraz, P. Remagnino, A. Hoppe, B. Uyyanonvara, A. R. Rudnicka, C. G. Owen, and S. A. Barman, “Blood vessel segmentation methodologies in retinal images—a survey,” *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 108, no. 1, pp. 407–433, 2012.
- [35] A. Bessaïd, “Les opérateurs morphologiques , cours de traitement d’image,” 2010.
- [36] C. A. Cherfa Yazid, *Analyse d’images d’hémorragies rétiniennes et de micro-anévrismes par morphologie mathématique*. PhD thesis, Université SAAD DAHLAB de BLIDA, 2017.
- [37] A. Sopharak, B. Uyyanonvara, and S. Barman, “Fine microaneurysm detection from non-dilated diabetic retinopathy retinal images using a hybrid approach,” in *Proc. of the World Congress on Engineering*, vol. 2, p. 2012, 2012.
- [38] S. B. Junior and D. Welfer, “Automatic detection of microaneurysms and hemorrhages in color eye fundus images,” *International Journal of Computer Science & Information Technology*, vol. 5, no. 5, p. 21, 2013.
- [39] T. Walter, J.-C. Klein, P. Massin, and A. Erginay, “A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy-detection of exudates in color fundus images of the human retina,” *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 21, no. 10, pp. 1236–1243, 2002.
- [40] R. Bhattacharjee and M. Chakraborty, “Exudates, retinal and statistical features detection from diabetic retinopathy and normal fundus images : an automated comparative approach,” in *2012 National Conference on Computing and Communication Systems*, pp. 1–6, IEEE, 2012.
- [41] P. G. Shetty, S. A. Patil, and R. T. Avadhoot, “Detection of microaneurysm and diabetic retinopathy grading in fundus retinal images,” *International Journal of Engineering Trends and Technology*, vol. 13, no. 7, pp. 331–336, 2014.

- [42] A. FEROU, *ANALYSE DES IMAGES COULEUR DU FOND D'OEIL POUR L'AIDE AU DIAGNOSTIC EN OPHTALMOLOGIE : APPLICATION A LA DETECTION DES PATHOLOGIES RETINIENNES*. PhD thesis, université ABOUBAKR BELKAID TLEMCEN, 2014.
- [43] F. Sadikoglu and S. Uzelaltinbulat, “Biometric retina identification based on neural network,” *Procedia Computer Science*, vol. 102, pp. 26–33, 2016.
- [44] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, “Digital image processing reading,” *MA : Addison-Wesley*, 1992.
- [45] A. Sironi, B. Tekin, R. Rigamonti, V. Lepetit, and P. Fua, “Learning separable filters,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 37, no. 1, pp. 94–106, 2014.
- [46] P. Elangovan and M. K. Nath, “A review : Person identification using retinal fundus images,” *International Journal of Electronics and Telecommunications*, vol. 65, no. 4, pp. 585–596, 2019.
- [47] H. Farzin, H. Abrishami-Moghaddam, and M.-S. Moin, “A novel retinal identification system,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, pp. 1–10, 2008.
- [48] U. Ozkava, S. Ozturk, B. Akdemir, and L. Sevfi, “An efficient retinal blood vessel segmentation using morphological operations,” in *2018 2nd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, pp. 1–7, IEEE, 2018.
- [49] F. Tian, Y. Li, J. Wang, and W. Chen, “Blood vessel segmentation of fundus retinal images based on improved frangi and mathematical morphology,” *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2021, 2021.
- [50] C. Sinthanayothin, J. F. Boyce, H. L. Cook, and T. H. Williamson, “Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images,” *British journal of ophthalmology*, vol. 83, no. 8, pp. 902–910, 1999.
- [51] M. S. Obaidat, I. Traore, and I. Woungang, *Biometric-based physical and cyber-security systems*. Springer, 2019.

- [52] M. S. Obaidat, I. Traore, and I. Woungang, *Biometric-based physical and cyber-security systems*. Springer, 2019.
- [53] “Database1.” <http://cecas.clemson.edu/~ahoover/stare/>.
- [54] “Database2.” <https://github.com/gph473203506/Retinal-Vessel>.
- [55] “Database3.” <https://github.com/gph473203506/Retinal-Vessel>.