

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE DJILLALI LIABES DE SIDI BEL ABBES
Faculté de Génie Electrique
Département d'Electronique



THÈSE

En vue de l'obtention du
Diplôme de **Doctorat en Sciences**

Option : Traitement du signal et de l'image

Spécialité : Electronique

Présentée et soutenue par : NOUAR Larbi

Intitulé

Identification Biométrique par Fusion Multimodale

Soutenue publiquement, devant le jury composé de :

Nom & Prénom(s)	Grade	Qualité	Etablissement de rattachement
BELLOULATA Kamel	Pr	Président	UDL-SBA
TALEB Nasreddine	Pr	Directeur de thèse	UDL-SBA
BESSAID Abdelhafid	Pr	Examineur	Université de Tlemcen
BENTOUTOU Youcef	Directeur de Recherche	Examineur	Centre de Développement des Satellites (CDS) - Oran
CHIKR EL MEZOUAR Miloud	MCA	Invité	UDL-SBA

Laboratoire 'Réseaux de Communication, Architecture et Multimédia (RCAM)'
Année Universitaire 2017-2018

Résumé

La biométrie est la technologie qui mesure les caractéristiques physiologiques et/ou comportementales d'un individu afin de l'authentifier. Les systèmes biométriques monomodaux souffrent de multiples limitations telles que le bruit introduit par le capteur dans les données collectées, la non-universalité, le manque d'individualité ainsi que la sensibilité aux attaques. L'utilisation de la multi-biométrie nous permet de surmonter ces problèmes et ainsi obtenir de meilleures performances en termes de taux de reconnaissance.

Dans cette thèse, nous avons proposé deux systèmes multimodaux qui intègrent deux modalités à savoir l'iris et le visage. Le premier système proposé basé sur la fusion au niveau du score de correspondance, utilise deux algorithmes d'extraction des caractéristiques, l'ondelette de Haar et le Phase-Based Gabor Fisher Classifier (PBGFC) pour l'iris et le visage, respectivement. Les expériences sont menées sur une base de données chimérique (indépendante) par l'association des images de l'iris et du visage obtenues à partir des deux bases de données CASIA V1 et ORL et le taux de reconnaissance obtenu est très encourageant. Pour le deuxième système, nous proposons une nouvelle approche qui fusionne deux méthodes, la transformée de Gabor-wigner et l'information de phase orientée de Gabor pour l'extraction des caractéristiques ainsi qu'un schéma hybride qui combine plusieurs sources d'information : Multi-algorithme, Multi-instance et Multimodale et qui intègre le visage et les iris gauche et droit d'un même sujet. Les expériences sont menées sur la base de données réelles SDUML-AHMT et les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Mots-clés : biométrie ; systèmes multi-biométriques ; reconnaissance de l'iris ; reconnaissance du visage ; fusion ; extraction de caractéristiques.

Abstract

Biometrics is the technology that measures the physiological and/or behavioral characteristics of a person in order to authenticate him. Unimodal biometric systems suffer from multiple limitations such as the noise introduced by the sensor into the collected data, non-universality, lack of individuality as well as sensitivity to attacks, which allows us through the use of multi-biometrics to overcome these problems and achieve better performances in terms of recognition rates.

In this thesis, we propose two multimodal systems that integrate two modalities, namely the iris and the face. The first proposed system based on matching score fusion, uses two feature extraction algorithms, Haar wavelet and Phase-Based Gabor Fisher Classifier (PBGFC) for iris and face, respectively. Experiments are conducted on a chimeric (independent) database by combining iris and face images obtained from the two databases CASIA V1 and ORL and the obtained recognition rate is very encouraging. As for the second system, we propose a new approach that fuses two methods, the Gabor-wigner transform and Gabor-oriented phase information for feature extraction as well as a hybrid scheme that combines several information sources: Multi-algorithm, Multi-instance and Multi-modal and that integrates the face, left and right irises of the same subject. The experiments are conducted on a real SDUML-AHMT database and the obtained results are very satisfactory.

Keywords: biometrics; multi-biometric systems; iris recognition; face recognition; fusion; feature extraction.

المخلص

القياسات الحيوية هي التكنولوجيا التي تقيس الخصائص الفسيولوجية و / أو السلوكية للفرد من أجل توثيقها. وتعاني الأنظمة البيومترية الاحادية من قيود متعددة مثل الضوضاء التي أدخلها المستشعر في البيانات المجمعة ، غير عالمية، عدم وجود الفردية والحساسية للهجمات ، والذي يسمح لنا من خلال استخدام انظمة بيومترية متعددة التغلب على هذه المشاكل والحصول على أداء أفضل من حيث معدل الاعتراف.

في هذه الاطروحة ، اقترحنا نظامين متعددي الوسائط يجمعان بين ميزتين هما قزحية العين والوجه. النظام المقترح الأول على أساس دمج النتائج (scores) يستخدم اثنين من خوارزميات خصائص الاستخراج ، موجات Haar و (PBGFC) لقزحية العين والوجه على التوالي، وأجريت التجارب باستعمال قاعدة بيانات خيالية مركبة من صور قزحية العين والوجه تم الحصول عليها من قاعدتي CASIA V1 و ORL وتم الحصول على نتائج الاعتراف مشجعة جدا. اما بالنسبة لنظام الثاني، نقترح نهجا جديدا يجمع بين الطريقتين لاستخراج الميزات بتحويل جابور وينجر ومعلومات جابورموجبة المنحى ونظام هجين يجمع بين مصدر متعددة المعلومات: خوارزمية متعددة ، متعددة المراحل ومتعددة الوسائط والتي تدمج الوجه والقزحية اليمنى واليسرى لنفس الشخص. يتم إجراء التجارب باستعمال قاعدة بيانات حقيقية SDUML-AHMT والنتائج التي يتم الحصول عليها مرضية للغاية.

كلمات البحث: القياسات الحيوية ; أنظمة متعددة البيومترية ; الاعتراف بالقزحية ; التعرف على الوجه ; الانصهار ; متعددة الخوارزمية.

Dédicace

*À mes très chers parents, qui ont illuminé mon chemin par leur
affection, patience et encouragement durant tout ce long
parcours de mes études.*

A vous deux mes respects et mes souhaits de longue vie et de bonne santé.

A ma chère épouse et mon adorable petit Mohammed Iyed.

A toute ma famille et amis proches ...

Remerciements

Je remercie Dieu le tout-Puissant de m'avoir accordé l'opportunité, la bonne santé, l'énergie et le courage de mener ce modeste travail jusqu'à son épilogue.

Mes remerciements les plus cordiaux sont adressés particulièrement à Monsieur le Professeur TALEB Nasreddine, mon encadreur et directeur du laboratoire RCAM, pour ses précieux conseils, son écoute et son soutien tout au long de ma thèse.

Je remercie Mr. BELLOULATA Kamel, Professeur à l'université de Sidi Bel Abbes, d'avoir accepté de présider mon jury.

Je tiens, également, à remercier, Mr. BESSAID Abdelhafid, Professeur à l'université de Tlemcen et Mr. BENTOUTOU Youcef Directeur de recherche au Centre de développement des Satellites (CDS) - Oran, d'avoir accepté d'examiner mon travail.

Je tiens également à remercier Monsieur CHIKR EL MEZOUAR Miloud, Maîtres de conférences classe A à l'université de Sidi Bel Abbes, pour l'intérêt qu'il apporte à mes travaux en examinant ce mémoire et d'avoir accepté de participer à ce jury.

J'adresse un remerciement particulier à ceux qui m'ont soutenu dans l'ombre, mes parents, mes frères et ma sœur, et ma femme pour leur encouragement. Je leur dédie tous, ce travail en témoignage de ma profonde affection pour toute la patience et les sacrifices qu'ils ont convertis pour moi et dont je serai à jamais redevable.

Table des matières

Table des matières.....	VII
Liste des figures.....	X
Liste des tables.....	XII
Introduction Générale.....	1
Chapitre 1 : La Biométrie.....	4
1.1 Introduction.....	5
1.2 Définition et histoire de la biométrie.....	5
1.3 Les caractéristiques biométriques.....	6
1.4 Architecture d'un système biométrique.....	8
1.5 Les différentes modalités biométriques.....	10
1.6 Mesure de la performance d'un système biométrique.....	11
1.7 Les limitations des systèmes biométriques monomodaux.....	15
1.8 Les applications et le marché de la biométrie.....	16
1.9 Conclusion.....	18
Chapitre 2 : Reconnaissance du Visage & Reconnaissance de l'Iris.....	19
2.1 Introduction.....	20
2.2 Reconnaissance biométrique par iris.....	20
2.2.1 Description de l'iris.....	21
2.2.2 Conception d'un système de reconnaissance par Iris.....	22
2.2.3 Principales approches de la reconnaissance par l'iris.....	28
2.3 Reconnaissance biométrique par visage.....	30
2.3.1 Système de reconnaissance faciale typique:.....	31
2.3.2 Difficultés de reconnaissance de visage.....	31
2.3.3 Les principales approches de la reconnaissance de visage.....	33

2.4	Conclusion	37
Chapitre 3: La Multi-modalité		38
3.1	Introduction.....	39
3.2	Les avantages de la multi-modalité.....	39
3.3	Conception d'un système biométrique multimodal	40
3.4	Les différentes formes de multi-modalité.....	41
3.5	Stratégies et modes de fonctionnement.....	42
3.6	Les niveaux de fusion	43
3.6.1	Fusion avant la correspondance.....	44
3.6.2	Fusion après la correspondance.....	45
3.6.3	Les différentes techniques de normalisation de scores.....	47
3.6.4	Méthodes de combinaison de scores.....	50
3.7	Défis dans la conception des systèmes multi-biométriques	50
3.8	Travaux existants.....	51
3.8.1	Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données virtuelles	52
3.8.2	Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données réelles	53
3.9	Bases de données multimodal réelles.....	54
3.10	Conclusion	55
Chapitre 4 : Un Système Multi-Biométrique Iris-Visage Basé sur La Fusion au Niveau des Scores		57
4.1	Introduction.....	58
4.2	Système de reconnaissance par l'iris.....	58
4.2.1	Caractéristiques de la base de données iris utilisé.....	58
4.2.2	Segmentation de l'iris.....	60
4.2.3	Normalisation et amélioration	60
4.2.4	Extraction des caractéristiques	61
4.2.5	Distance de Hamming	63
4.3	Système de reconnaissance par le visage	63
4.3.1	Caractéristiques de la base de données visage utilisée	64
4.3.2	Extraction des caractéristiques	64

4.3.3	Correspondance et décision	66
4.4	Architecture du système multi-biométrique.....	66
4.4.1	Résumé de l'algorithme.....	66
4.4.2	Base de donnée multi-biométrique	67
4.5	Résultats des expériences et discussion.....	68
4.6	Conclusion	70
	Chapitre 5 : Un Système Multi-Biométrique Hybride Basé sur la Fusion au Niveau des	
	Caractéristiques et des Scores	71
5.1	Introduction.....	72
5.2	Approche proposée pour le système monomodal visage et iris.....	72
5.2.1	Prétraitement des images du visage et de l'iris.....	73
5.2.2	Amélioration (Enhancement)	74
5.2.3	Extraction des caractéristiques	74
5.2.4	Procédé de fusion des caractéristiques.....	76
5.2.5	Correspondance	76
5.3	Système multimodal hybride proposé	77
5.3.1	Base de données.....	77
5.3.2	Résultats expérimentaux.....	80
5.4	Conclusion	90
	Conclusion Générale et Perspectives.....	91
	Liste des publications	94
	Références Bibliographiques	95

Liste des figures

Figure 1.1. Système de mesures corporelles de Bertillon [Jain 2016].....	6
Figure 1.2. Architecture d'un système biométrique	8
Figure 1.3. Enrôlement d'une personne dans un système biométrique [Ross 2006].....	9
Figure 1.4. Authentification d'un individu dans un système biométrique [Ross 2006]	10
Figure 1.5. Identification d'un individu dans un système biométrique [Ross 2006].....	10
Figure 1.6. Différentes modalités biométriques	11
Figure 1.7. Distributions des scores authentiques et imposteurs	12
Figure 1.8. FAR et FRR à travers leur variation en fonction du seuil de décision.	13
Figure 1.9. (A) une courbe DET qui trace GAR en fonction de FAR dans l'échelle de déviation normale. (B) une courbe ROC trace les FRR en fonction de FAR dans une échelle semi-logarithmique [Ross 2006].	14
Figure 1.10. Courbes CMC du CSU System 5.0 pour le "FERET Probe Set FC" et pour différents algorithmes de reconnaissance faciale [Beveridge 2005].....	14
Figure 1.11. Revenu biométrique annuel par région [Biometrics market]	16
Figure 1.12. Applications de la biométrie	17
Figure 2.1. Anatomie de l'iris : (a) photographie en gros plan, (b) coupe transversale, (c) secteur frontal [Khiari-hili 2016 a].....	21
Figure 2. 2. Système de reconnaissance par l'iris.....	22
Figure 2. 3. Dispositif d'acquisition d'iris traditionnel.....	24
Figure 2. 4. Dispositif d'acquisition d'iris LG iCAM4000.	24
Figure 2. 5. Système IOM.	25
Figure 2. 6. Iris segmenté.	26
Figure 2. 7. Modèle de normalisation de Daugman ; l'image de l'iris segmenté (a) forme rectangulaire après projection (b).....	27
Figure 2. 8. Scores de compatibilité pour différentes technologies biométriques dans un système MRTD [Hietmeyer 2000].....	30
Figure 2. 9. Principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale	31
Figure 2. 10. Exemple de variations de l'expression faciale de Leonardo DiCaprio	32
Figure 2. 11. Exemple de variations de pose de tête de Kobe Bryant	32
Figure 2. 12. Exemples de variations d'occlusion faciale d'Antonio Banderas	32
Figure 2. 13. Les variations d'illumination combinées avec les changements de pose de la tête de la même personne [Sim 2002].....	33
Figure 2. 14. Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale.....	37
Figure 3. 1. Sources d'information pour la fusion biométrique [Ross 2009].....	41
Figure 3. 2. Architecture d'un système multimodal, (A) en parallèle, (B) en série.....	43
Figure 3. 3. Fusion aux niveau du capteur.....	44
Figure 3. 4. Fusion au niveau des caractéristiques	45

Figure 3. 5. Fusion au niveau de la décision.	46
Figure 3. 6. Fusion au niveau des scores.	47
Figure 4. 1. Exemples des images d'iris de la base de données CASIA V1 [Casia-v1 2010].	59
Figure 4. 2. Caméra développée pour la collecte de CASIA-IrisV1 [Casia-v1 2010].	59
Figure 4. 3. Image d'iris localisée.	60
Figure 4. 4. Processus de linéarisation selon le modèle 'Feuille de caoutchouc' de Daugman.	61
Figure 4. 5. Iris normalisé après amélioration.	61
Figure 4. 6. Ondelette de Haar.	62
Figure 4. 7. Décomposition en ondelettes en 4 niveaux.	62
Figure 4. 8. Décomposition en 4 niveaux de l'image d'iris rehaussée (enhanced).	63
Figure 4. 9. Exemple d'images du visage de la base de données ORL.	64
Figure 4. 10. Exemple d'OGPCI pour une image avec $\mu = 8$ orientations et un nombre d'échelles $p = 2$	66
Figure 4. 11. Structure de l'algorithme pour fusionner la biométrie du visage et de l'iris.	67
Figure 4. 12. Exemple de création de sujet virtuel.	68
Figure 4. 13. Courbes ROC pour la meilleure combinaison «normalisation + règle de fusion».	69
Figure 4. 14. Courbes ROC de FAR et FRR des méthodes unimodales et de la méthode multimodale proposée.	70
Figure 5. 1. Approche proposée pour le système monomodal.	72
Figure 5. 2. Visage localisé.	73
Figure 5. 3. (A). Iris normalisé, (B).Iris amélioré avec égalisation de l'histogramme, (C).Iris amélioré avec la méthode d'amélioration proposée.	74
Figure 5. 4. Système multimodal hybride proposé.	77
Figure 5. 5. Exemple d'images frontales du second sujet pour chaque variation.	79
Figure 5. 6. Exemples d'iris gauche (en haut) et droit (en bas) du troisième sujet.	79
Figure 5. 7. Résultats des performances de Gabor, Gabor-Wigner, Oriented Gabor Phase Congruency et multi-algorithme proposés comme méthodes d'extraction pour le visage, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.	81
Figure 5. 8. Résultats des performances de Gabor, Gabor-Wigner, Oriented Gabor Phase Congruency et multi-algorithme proposés comme méthodes d'extraction pour l'iris gauche, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.	82
Figure 5. 9. Résultats des performances de Gabor, Gabor-Wigner, Oriented Gabor Phase Congruency et multi-algorithme proposés comme méthodes d'extraction pour l'iris droit, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.	82
Figure 5. 10. Résultats et performances obtenus pour l'iris gauche avec la méthode d'amélioration proposée et la méthode HEQ, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.	84
Figure 5. 11. Résultats et performances obtenus pour l'iris droit avec la méthode d'amélioration proposée et la méthode HEQ, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.	84
Figure 5. 12. Courbe DET montrant les performances de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance de l'iris gauche, de la reconnaissance de l'iris droit et du système multimodal hybride sur la base de données SDUMLA-HMT, (A): SubDB1, (B): SubDB2,(C): SubDB3, (D): SubDB4.	87

Liste des tables

Tableau 1.1. Les qualités de quelques modalités biométriques.....	8
Tableau 3. 1. Résumé des techniques de normalisation de scores [Jain 2005]	49
Tableau 3. 2. Bases de données biométriques multimodales réelles.....	55
Tableau 4. 1. Résultats des systèmes monomodaux pour l'iris et le visage.....	68
Tableau 4. 2. Résultats obtenus avec différentes règles de normalisation et de fusion.....	69
Tableau 5. 1. Performances de reconnaissance pour les systèmes mono-modaux visage, Iris gauche et Iris droit pour toutes les méthodes d'extraction en termes d'EER et de GAR.	81
Tableau 5. 2. Comparaison des performances de la méthode d'amélioration proposée avec la méthode HQE pour le système Iris en termes d'EER et de GAR.....	83
Tableau 5. 3. Les résultats pour le système mono-modal et le schéma hybride proposé en termes d'EER et GAR à 0,01%.....	86

Introduction Générale

Dans notre vie quotidienne avec l'avancée technologique et l'explosion des réseaux informatiques, savoir déterminer l'identité d'une personne de façon automatique demeure essentielle et vitale, il est impératif de reconnaître les utilisateurs afin de leur accorder l'autorisation d'utiliser ou accéder à des ressources spécifiques. La biométrie est considérée comme une solution indispensable pour faire face au problème incessant de la sécurité, de la fraude et du terrorisme et s'impose par excellence aux yeux des états comme solution sécuritaire. Toutes les techniques automatiques qui peuvent être utilisées pour l'identification ou l'authentification d'une personne en fonction de ses caractéristiques physiques comme le visage, l'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'empreinte de la paume, la veine de la main, l'iris, la rétine ou comportementales comme la démarche et la voix, sont appelées biométries.

Cependant, l'apparition de la biométrie n'est pas aussi récente qu'on croit, son apparition remonte au 19^{ème} siècle où Henry Faulds, William Herschel et Sir Francis Galton ont proposé une identification quantitative par empreinte digitale et mesures faciales dans les années 1880.

Un système biométrique typique doit au moins garantir les conditions suivantes : l'universalité, l'unicité, l'acceptabilité, la facilité d'utilisation, la stabilité, la mesurabilité et la robustesse face aux attaques frauduleuses. Bien que les techniques biométriques montrent leur vigueur, Il est difficile de trouver un système biométrique unimodal basé sur une seule donnée biométrique ou signature unique qui remplisse toutes les exigences ou garantisse un taux de reconnaissance de 100%.

Toutes ces limitations peuvent être réduites ou bien supprimées par l'utilisation de la biométrie multimodale qui se base sur la combinaison de diverses informations de différentes sources biométriques. Ces sources peuvent être différentes instances de la même modalité, des modalités biométriques différentes, plusieurs captures d'un seul trait biométrique d'une personne ou plusieurs algorithmes d'extraction de caractéristiques d'une seule modalité.

Les systèmes multimodaux permettent d'améliorer les performances de reconnaissance en combinant plusieurs sources d'information. Ils permettent également de régler le problème de non-universalité de certaines biométries et d'offrir un degré élevé de flexibilité, puisque les traits biométriques inutilisables ou non préférés chez certains individus peuvent être compensés par d'autres modalités biométriques. Ils permettent de limiter les possibilités de fraude puisqu'ils fournissent une protection supplémentaire, il est plus difficile d'obtenir et de reproduire plusieurs caractéristiques à la fois. Pour toutes ces raisons, les systèmes biométriques multimodaux ont fait l'objet de nombreux travaux de

recherche. L'objectif de notre thèse est le développement d'un système d'identification biométrique multimodal basé sur deux biométries à savoir, l'iris et le visage.

Parmi les critères qui nous ont poussé à choisir ces deux modalités est le fait que l'iris est une modalité biométrique jugée parmi les plus fiables, et que la texture de l'iris est très riche et stable au cours du temps. Aussi, la modalité biométrique du visage est naturelle, non intrusive et moins coûteuse.

Cette thèse présente une étude sur la biométrie et la multi-modalité. L'iris et le visage ont été particulièrement considérés. La contribution majeure de cette thèse réside dans le développement de deux systèmes multimodaux dans le but de concrétiser l'objectif final qui a consisté à améliorer l'efficacité et le taux de l'authentification. Le premier système proposé basé sur la fusion au niveau du score de correspondance utilise deux algorithmes d'extraction des caractéristiques : l'ondelette de Haar et le 'Phase-Based Gabor Fisher Classifier (PBGFC)' pour l'iris et le visage, respectivement. Il nous a permis d'avoir des vecteurs de caractéristiques compacts et un taux de reconnaissance encourageant. Tandis que pour le deuxième système, nous proposons une nouvelle approche qui fusionne deux méthodes : la transformée de Gabor-wigner et l'information de phase orientée de Gabor pour l'extraction des caractéristiques ainsi qu'un schéma hybride composé de systèmes Multi-algorithme, Multi-instance et Multi-modal qui intègre le visage et les iris gauche et droit d'un même sujet. Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Ce mémoire de thèse comporte cinq chapitres :

- ❖ **Chapitre I :** Dans le premier chapitre, nous présentons les différentes notions de base de la biométrie à savoir l'historique des systèmes biométriques et les différentes modalités, les caractéristiques et l'architecture d'un système biométrique ainsi que les limitations que rencontre le système biométrique monomodal.
- ❖ **Chapitre II :** Ce deuxième chapitre présente l'étude des modules et la conception de chacun des deux systèmes monomodaux : la reconnaissance faciale et la reconnaissance par l'iris puisque nous avons choisi de fusionner ces deux modalités. Aussi, un état de l'art des principales approches sera présenté dans ce chapitre.
- ❖ **Chapitre III :** Ce chapitre est consacré à la présentation des systèmes multimodaux en détaillant les avantages, la conception et l'architecture, les différentes formes de source d'information ainsi que les différents niveaux de fusion. Finalement, un état de l'art des systèmes multimodaux qui combine l'iris et le visage sera présenté.
- ❖ **Chapitre IV :** Ce chapitre présente notre premier système multi-biométrique iris-visage proposé basé sur la fusion au niveau du score, premièrement en détaillant chacun des systèmes monomodaux d'iris et du visage ainsi que la conception du système multimodal qui les

combine. Les résultats obtenus sont ensuite discutés en utilisant les bases de données CASIA v1 pour l'iris et ORL pour le visage.

- ❖ **Chapitre V :** Ce chapitre présente notre deuxième système multi-biométrique iris-visage proposé basé sur une architecture hybride, en commençant par détailler chacun des systèmes monomodaux iris et visage ainsi que la conception du système multimodal qui les combine. La base de données réelles SDUMLA-HMT a été utilisée pour évaluer l'approche proposée. Enfin, la conclusion générale résumera notre contribution et donnera quelques perspectives sur les futurs travaux.

Chapitre 1 : La Biométrie

1.1	Introduction.....	5
1.2	Définition et histoire de la biométrie.....	5
1.3	Les caractéristiques biométriques	6
1.4	Architecture d'un système biométrique	8
1.5	Les différentes modalités biométriques.....	10
1.6	Mesure de la performance d'un système biométrique	11
1.7	Les limitations des systèmes biométriques monomodaux	15
1.8	Les applications et le marché de la biométrie.....	16
1.9	Conclusion	18

1.1 Introduction

De nos jours reconnaître un individu est une activité fondamentale au cœur de notre société et de notre culture, car pour de nombreuses activités (applications), assurer l'identité et l'authenticité des personnes est un prérequis. Bien que les méthodes d'identification traditionnelles souffrent de plusieurs handicaps par exemple les cartes d'identité peuvent être perdues, falsifiées ou égarées, les mots de passe peuvent être oubliés ou compromis. Par conséquent les efforts sont orientés vers la biométrie pour une identification des personnes plus fiable.

La biométrie est la technologie qui mesure les caractéristiques d'un individu afin de l'authentifier en se basant sur ses caractéristiques physiques ou comportementales. Aujourd'hui, les systèmes biométriques sont des composants fondamentaux des architectures de sécurité avancées. De fait, la biométrie connaît un développement exponentiel et intègre de plus en plus les applications de nos quotidiens comme le contrôle d'accès physiques (immeuble ou accéder à son lieu de travail), accès logiques (ordinateurs, comptes bancaires, données sensibles, etc.), retirer de l'argent à un distributeur ou le payement électronique.

1.2 Définition et histoire de la biométrie

Les technologies biométriques sont des techniques informatiques visant la vérification ou la reconnaissance de l'identité d'une personne vivant automatiquement sur la base d'une caractéristique physiologique ou comportementale [Miller 1988] [Wayman 2000].

Le visage, les empreintes digitales, l'iris, etc... sont des exemples de caractéristiques physiques. La voix, l'écriture, le rythme de frappe sur un clavier, etc... sont des caractéristiques comportementales.

En effet, l'idée de caractériser les personnes par leurs données physiques n'est pas nouvelle.

L'histoire de la biométrie est très ancienne quand les hommes des cavernes signaient leurs dessins avec des empreintes de mains sur la paroi de leur grotte. Dans la Chine des dynasties, les documents étaient signés à l'aide d'empreintes digitales selon le rapport de l'explorateur et historien portugais Joao de Barros.

Henry Faulds, William Herschel et Sir Francis Galton ont proposé une identification quantitative par empreintes digitales et mesures faciales dans les années 1880 [Faulds 1880] [Herschel 1880] [Galton 1888].

Le système de mesures corporelles de Bertillon, y compris des mesures telles que le diamètre du crâne et la longueur des bras et des pieds, a été utilisé aux États-Unis pour identifier les prisonniers jusqu'aux années 1920 [Cole 2001].

Le développement des techniques de traitement du signal numérique dans les années 1960 a conduit immédiatement à l'automatisation de l'identification humaine. Les systèmes de reconnaissance des locuteurs [Li 1966] et de reconnaissance des empreintes digitales [Trauring 1963] ont été parmi les premiers à être explorés. Les années 1970 ont vu le développement et le déploiement de systèmes de géométrie de la main et le début des essais à grande échelle et l'intérêt croissant pour l'utilisation gouvernementale de ces technologies d'identification personnelle automatisée [Zunkel 1999] [Fejfar 1977]. Les systèmes de vérification de signature [Crane 1983] sont apparus dans les années 1980, suivis par des systèmes de visage [Harmon 1981].

Les systèmes de reconnaissance de l'iris [Daugman 1993] ont été développés dans les années 1990. D'autres systèmes biométriques plus innovants comme la thermographie (thermo gramme de la main, thermo gramme facial) [Zhang 2014 a], les mouvements des yeux [Holland 2013], les battements du cœur [Chen 2012], l'odeur corporelle [Korotkaya 2003] sont apparus. La figure 1.1 présente le système de mesures corporelles de Bertillon.

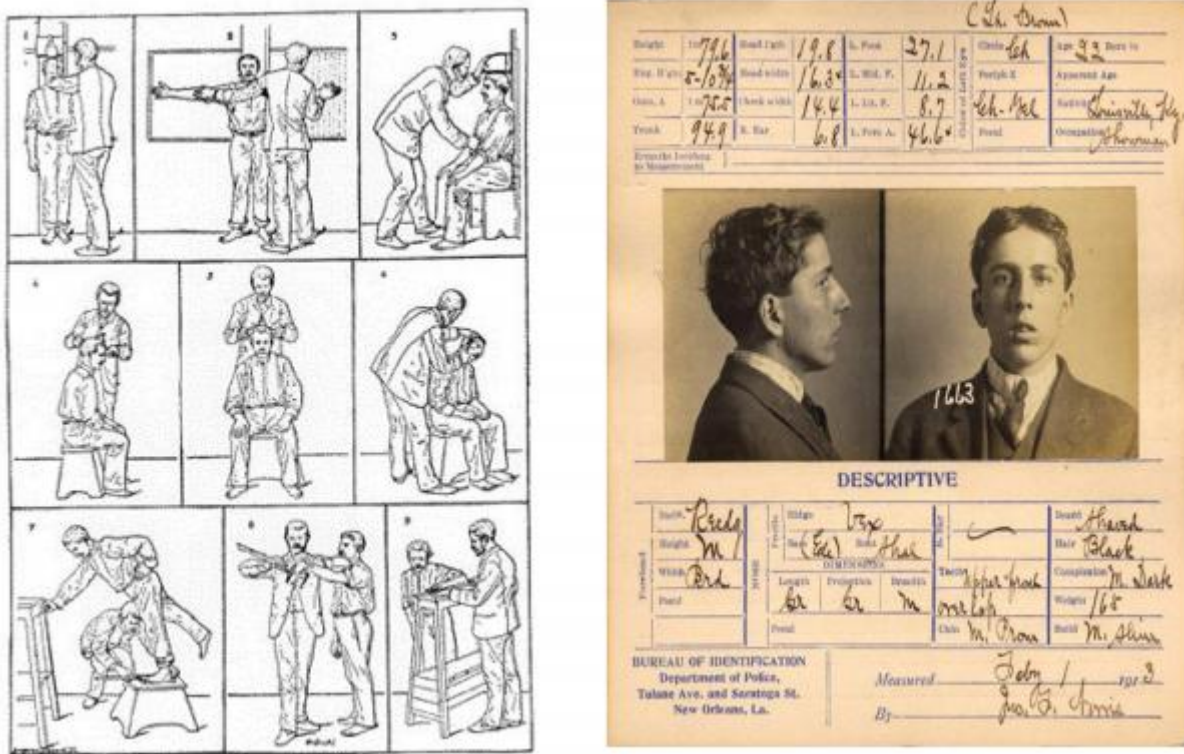


Figure 1.1. Système de mesures corporelles de Bertillon [Jain 2016]

1.3 Les caractéristiques biométriques

Une caractéristique biométrique (ou trait) est une caractéristique physique ou comportementale mesurable d'un individu qui est distinguable. Elle détermine comment un individu va être reconnu.

Chaque modalité biométrique a ses propres forces et faiblesses, le choix dépend généralement du domaine d'application et parfois sur la population destinée à être identifiée.

Ross et al [Ross 2006] ont identifié certaines exigences qu'un système biométrique typique doit remplir:

1. Universalité:

Toute personne accédant au système devrait posséder les caractéristiques, à titre d'exemple, nous ne pouvons pas utiliser l'iris comme caractéristique pour identifier les personnes aveugles.

2. Unicité:

Permettre de différencier un individu par rapport à un autre.

3. Permanence (la stabilité):

Les caractéristiques biométriques devraient résister au changement dans le temps.

4. Mesurabilité:

Les caractéristiques biométriques doivent être quantitativement mesurables pour être ensuite traitées et utilisées pour la comparaison de deux individus.

5. Performance:

Un système biométrique pratique doit avoir une précision acceptable et une vitesse de reconnaissance raisonnable vis-à-vis des ressources requises.

6. Acceptabilité:

A quel degré les personnes visées à utiliser l'application acceptent de présenter leurs traits biométriques au système.

7. Le contournement:

Reflète combien il est facile de tromper le système par des méthodes frauduleuses.

Il est difficile de trouver un seul système biométrique qui remplisse toutes les exigences (voir Tableau 1.1). Un système biométrique pratique devrait avoir une précision et une rapidité de reconnaissance acceptables avec des ressources raisonnables, acceptées par la population visée et suffisamment robuste pour diverses attaques frauduleuses [Maltoni 2009].

Tableau 1.1. Les qualités de quelques modalités biométriques [Guesmi 2014]

Modalité	Universalité	Unicité	Permanence	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Contournement
Visage	Elevé	Faible	Moyen	Elevé	Faible	Elevé	Faible
Empreinte digitale	Moyen	Elevé	Elevé	Moyen	Elevé	Moyen	Faible
Géométrie de la main	Moyen	Moyen	Moyen	Elevé	Moyen	Moyen	Moyen
Iris	Elevé	Elevé	Elevé	Moyen	Elevé	Faible	Elevé
Rétine	Elevé	Elevé	Moyen	Faible	Elevé	Faible	Elevé
Signature	Faible	Faible	Faible	Elevé	Faible	Elevé	Faible
Voix	Moyen	Faible	Faible	Moyen	Faible	Elevé	Faible
Thermogramme faciale	Elevé	Elevé	Faible	Elevé	Moyen	Elevé	Elevé

1.4 Architecture d'un système biométrique

L'architecture d'un système biométrique se compose de cinq modules (voir Figure 1.2).

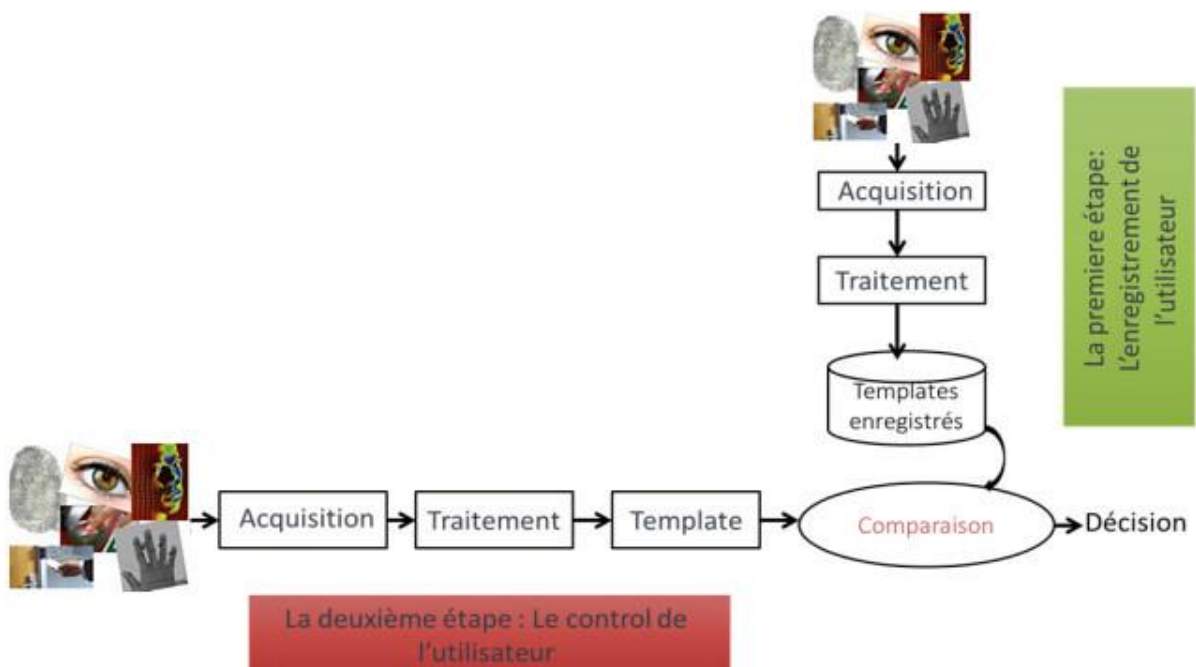


Figure 1.2. Architecture d'un système biométrique

1. Module d'acquisition ou capture

Il s'agit d'un capteur biométrique qui peut être de type avec ou sans contact afin d'acquérir une modalité spécifique de la personne, par exemple: une caméra dans le cas de l'iris ou visage.

2. Module de traitement du signal

Les données brutes acquises sont d'abord prétraitées pour améliorer sa qualité. Après cela, certaines caractéristiques discriminatoires pertinentes sont extraites pour générer une représentation compacte appelée "Modèle ou Template".

3. Module de stockage

Contient les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés du système. Le système de stockage peut-être un simple fichier dans une carte à puce simple ou bien une grande base de données gérée par un système de gestion de base de données (SGBD). La figure 1.3 montre l'enrôlement d'une personne dans le système.

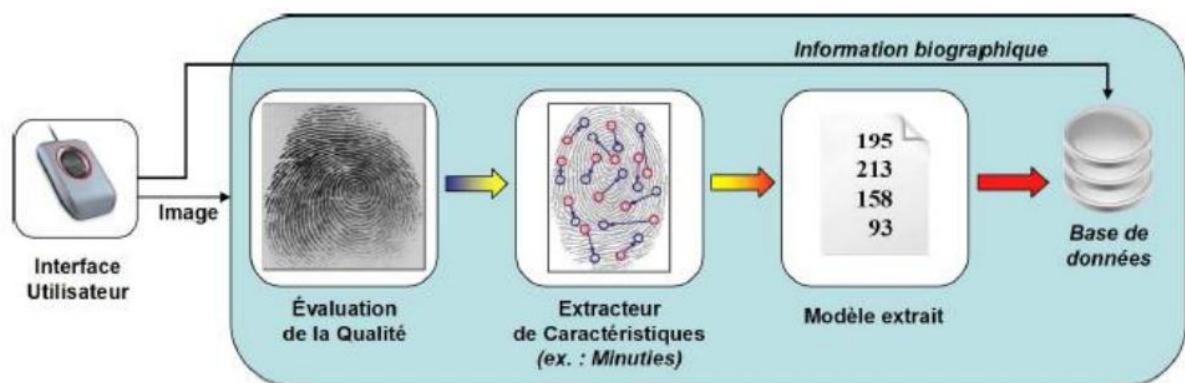


Figure 1.3. Enrôlement d'une personne dans un système biométrique [Ross 2006]

4. Module de correspondance (matching)

Compare les données biométriques extraites par le module d'extraction de caractéristiques à un ou plusieurs modèles préalablement enregistrés (Template). Ce module détermine ainsi le degré de similarité (ou de divergence) entre deux vecteurs biométriques.

5. Le module de décision

Généralement le résultat de la comparaison est un score qui représente le degré de similarité compris entre 0 (différence totale) et 1 (correspondance parfaite) qui permet au système de prendre la décision appropriée selon les exigences de l'application.

D'autre part, le système biométrique peut fonctionner soit en mode de vérification ou d'identification. En mode de vérification, la comparaison est effectuée uniquement avec un modèle

dans le système en effectuant une comparaison 1 à 1. Ceci est possible lorsque nous voulons confirmer l'identité revendiquée par un utilisateur. En mode identification la comparaison est réalisée par rapport à tous les enregistrements de la base de données en effectuant une à plusieurs comparaisons. C'est le cas lorsque l'on veut savoir si l'individu existe déjà dans la base de données. Donc, le système essaie de répondre à la question "qui est l'utilisateur?". La figure 1.4 présente l'opération de vérification (Authentification) d'un individu et la figure 1.5 présente l'opération d'identification d'un individu.

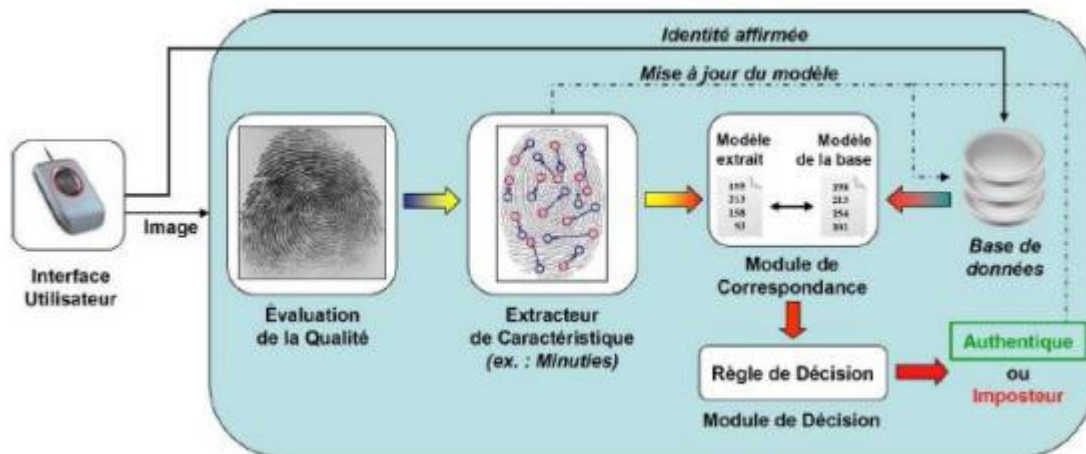


Figure 1.4. Authentification d'un individu dans un système biométrique [Ross 2006]

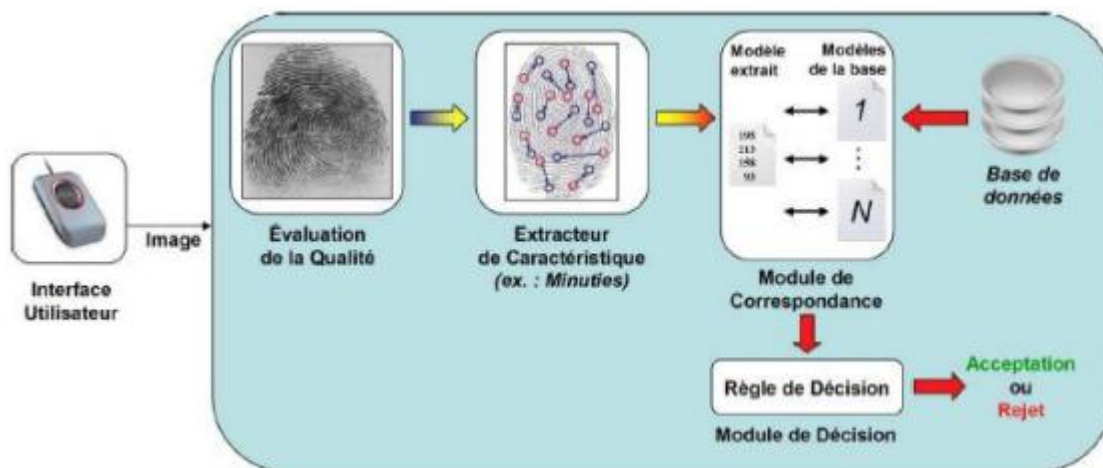


Figure 1.5. Identification d'un individu dans un système biométrique [Ross 2006]

1.5 Les différentes modalités biométriques

Il existe trois grandes familles de modalités biométriques permettant de vérifier ou de déterminer l'identité d'un individu.

La première est l'analyse biologique, par exemple l'analyse ADN [Soram 2010], l'odeur [Korotkaya 2003], les signaux physiologiques [Phua 2008]. La deuxième est l'analyse comportementale, elle traite la dynamique de signature [Jabin 2015], la dynamique de frappe au clavier [Karnan 2011], la façon de marcher [Man 2006]. Enfin, il y a l'analyse morphologique qui est la plus répandue et qui traite les empreintes digitales, la forme de la main [Gangopadhyay 2013], les traits du visage [Hasan 2013], la voix [Wang 2007], l'iris [Daugman 2007], etc... . La figure 1.6 présente quelques modalités biométriques.

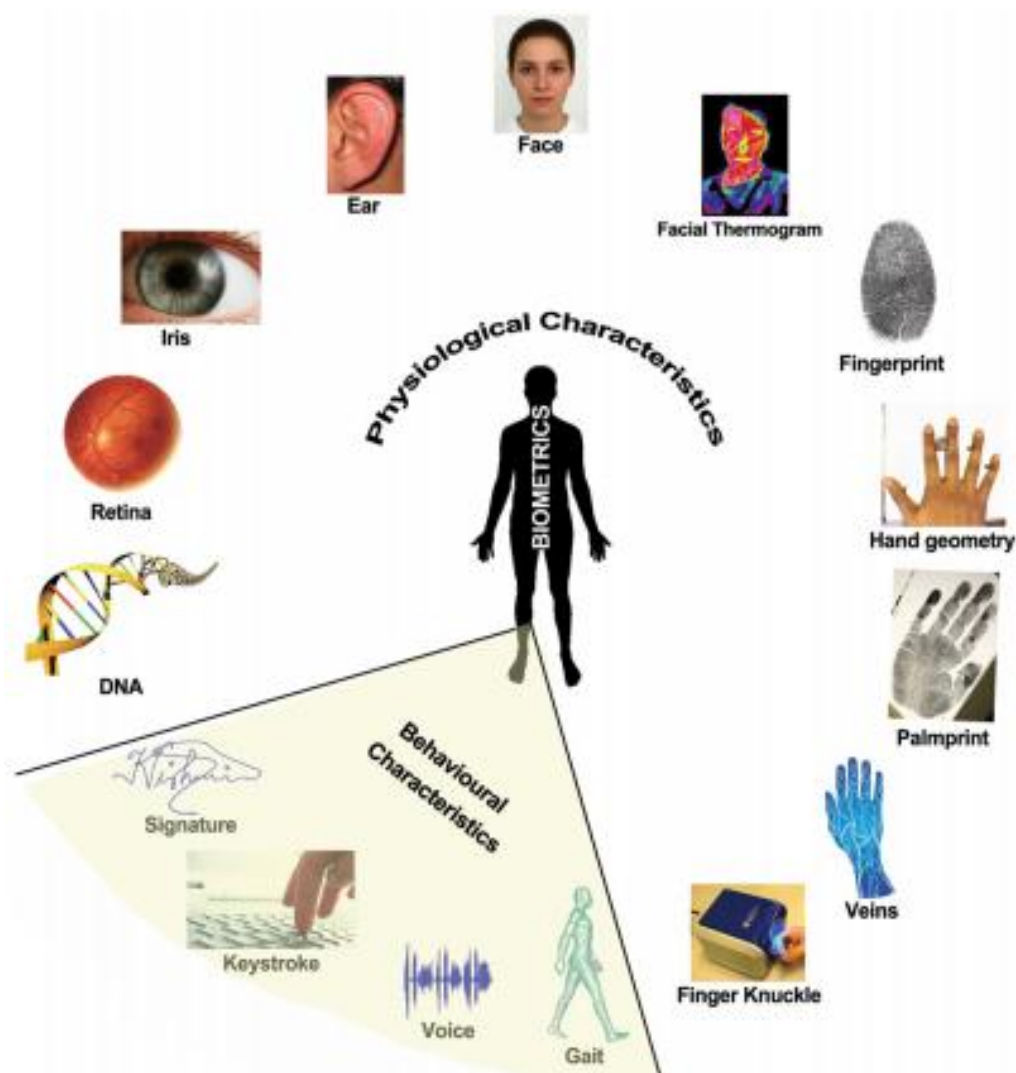


Figure 1.6. Différentes modalités biométriques

1.6 Mesure de la performance d'un système biométrique

En biométrie, nous sommes en face de deux populations: les véritables clients (Genuine) qui sont dûment autorisés à pénétrer dans la zone protégée et les imposteurs (Imposters) qui n'ont aucune autorisation, mais qui vont quand même essayer de rentrer. Le résultat issu du module de correspondance (matching) d'un système biométrique est un score de similarité compris dans

l'intervalle [0,1]. En effet, plus le score est proche de 1 plus le système est sûr de l'identité proclamée. Plus le score est proche de 0 moins le système est confiant en vers l'identité proclamée. La décision du système est arbitrée par un seuil « t »: les échantillons biométriques qui génèrent des scores supérieurs à t sont classifiés comme client. En revanche, les échantillons qui génèrent des scores inférieurs à t sont classifiés comme imposteurs. Malheureusement, ce n'est pas toujours le cas. En pratique, cette décision pourrait être erronée de deux façons: fausse acceptation si un imposteur est accepté ou faux rejet si un client authentique est rejeté.

FAR : Taux de fausses acceptations ("False Accept Rate" en anglais), c'est le pourcentage de fausses acceptations que produit le système, une fausse acceptation se produit lorsqu'un imposteur est accepté par le système.

FRR : Taux de faux rejets ("False Reject Rate" en anglais), c'est le pourcentage de faux rejets que le système produit, un faux rejet se produit lorsque le système reconnaît un utilisateur autorisé comme un imposteur.

GAR: Taux d'acceptations véritables (Genuine Accept Rate en anglais) : Est la fraction des scores authentiques dépassant le seuil t. Par conséquent, $GAR = 1 - FRR$.

Si la performance d'un système biométrique doit être résumée avec un seul nombre, le point de fonctionnement où $FAR = FRR$, appelé EER le taux d'erreur égal ("Equal Error Rate" en anglais) est un candidat commun.

La figure 1.7 illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs.

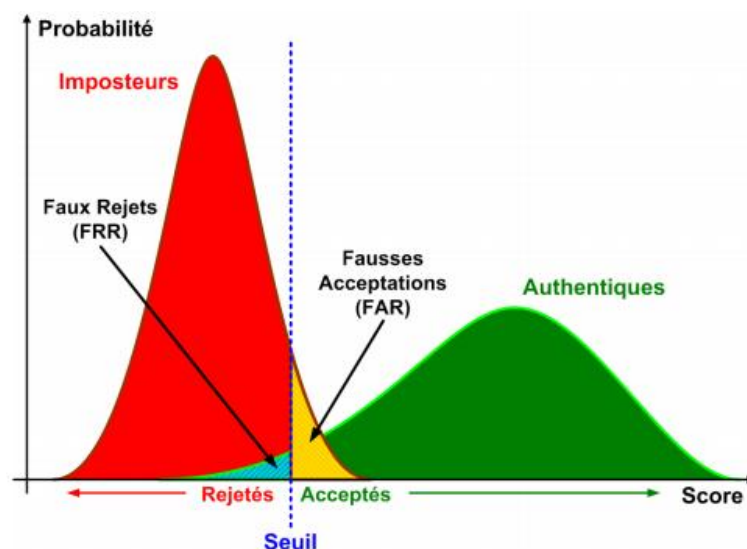


Figure 1.7. Distributions des scores authentiques et imposteurs

La figure 1.8 illustre la variation FRR et le FAR en fonction du seuil de décision.

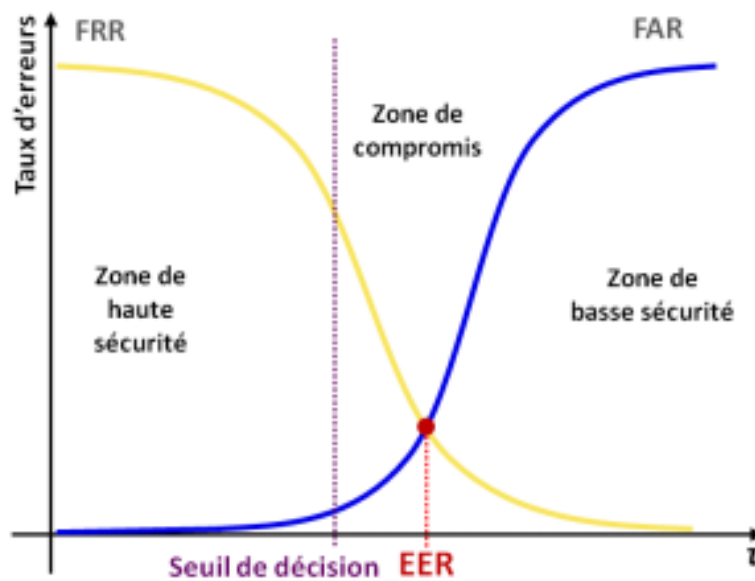


Figure 1.8. FAR et FRR à travers leur variation en fonction du seuil de décision.

Selon la nature (authentification ou identification) du système biométrique, il existe deux façons d'en mesurer la performance.

Lorsque le système opère en mode authentification (vérification), on utilise ce que l'on appelle une courbe DET ou ROC pour présenter les performances, la courbe trace le FRR en fonction du FAR et prend le nom DET ("Detection Error Trade-off" en anglais) si les axes sont sur une échelle de déviation normale ou bien ROC ("Receiver Operating Characteristic" en anglais) si d'autres échelles sont utilisées [Ross 2006].

La figure 1.9 présente Les courbes de performances DET et ROC en utilisant les scores de correspondance du Face-G matcher de la base de données NIST BSSRI.

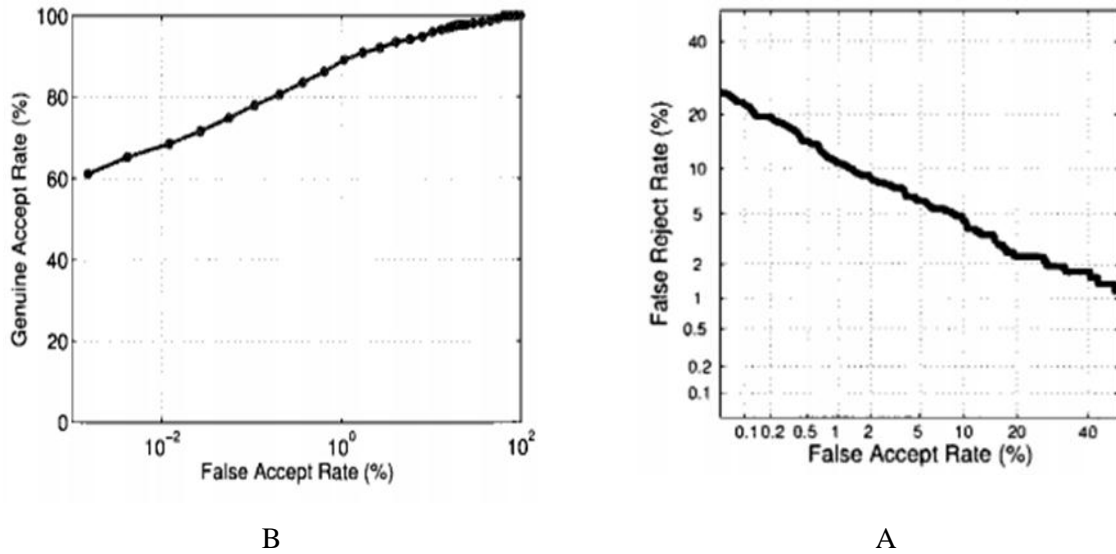


Figure 1.9. (A) une courbe DET qui trace GAR en fonction de FAR dans l'échelle de déviation normale. (B) une courbe ROC trace les FRR en fonction de FAR dans une échelle semi-logarithmique [Ross 2006].

En revanche, dans le cas d'un système utilisé en mode identification, on utilise ce que l'on appelle une courbe CMC ('Cumulative Match Characteristic' en anglais). La courbe CMC (Figure 1.10) donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction du rang [Beveridge 2005]. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le système est moins fiable. La figure 1.10 montre un exemple d'une courbe CMC.

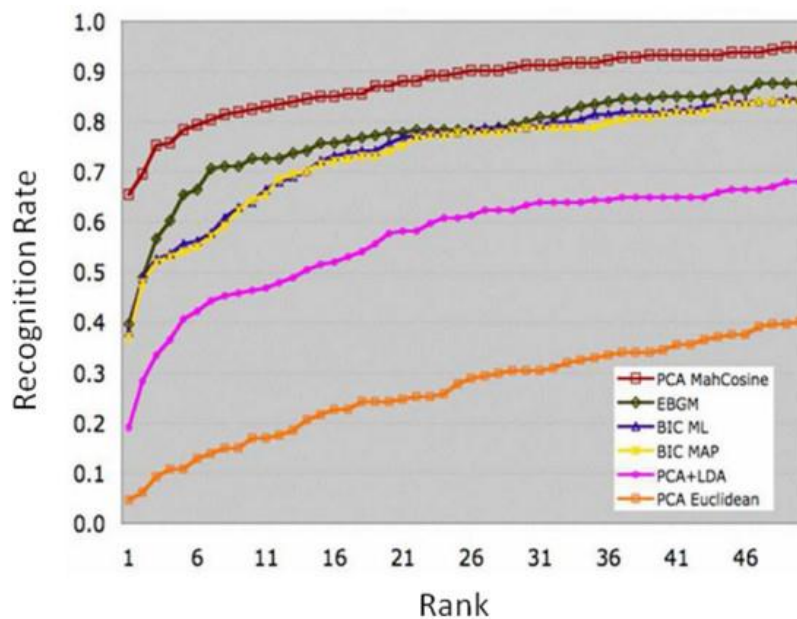


Figure 1.10. Courbes CMC du CSU System 5.0 pour le "FERET Probe Set FC" et pour différents algorithmes de reconnaissance faciale [Beveridge 2005].

1.7 Les limitations des systèmes biométriques monomodaux

Les systèmes biométriques qui utilisent une seule modalité (systèmes biométriques monomodaux) ont les limites suivantes [Jain 2004]:

1. Le bruit sur la donnée capturée

La donnée capturée peut-être bruyante ou endommagée par exemple lorsqu'on a un capteur défectueux ou mal entretenu, une empreinte digitale avec une cicatrice, ou bien, du maquillage sur le visage, ou bien un œil fermé pendant la phase de l'acquisition.

2. Les variations d'intra-classe

Les données biométriques d'un individu acquises pendant l'authentification peuvent être très différentes des données enrôlées (Templates) dans la base de données.

Il s'agit par exemple des grandes variations intra-classe causées par l'acquisition dans différentes conditions (changements d'éclairage, pose, expression faciale) ou causées par des effets de vieillissement.

3. Unicité

Tandis qu'on s'attend à ce qu'un trait biométrique change de manière significative à travers les individus ce n'est pas toujours le cas, ce qui augmente le taux de fausse acceptation du système.

4. Non-universalité

Ce n'est pas toujours possible d'acquérir tous les traits biométriques d'un individu à cause de maladie ou de handicap

5. Problèmes d'interopérabilité

La plupart des systèmes biométriques fonctionnent sous l'hypothèse que les données biométriques à comparer sont obtenues en utilisant le même capteur et par conséquent leur capacité de comparer des données biométriques provenant de différents capteurs est limitée.

6. Les attaques

On parle d'attaques lorsqu'un individu falsifie un trait biométrique et présente ensuite cette information falsifiée au système biométrique.

D'autre part, les systèmes biométriques par rapport aux moyens d'identification classiques (mot de passe, badge, carte,...) ne peuvent être pas annulés et renouvelés à tout moment et donc cette caractéristique constitue un «handicap» considérable de la biométrie. Par conséquent, une fois compromise, les caractéristiques biométriques deviennent inutiles et sont perdues pour toujours. Heureusement des recherches actives et récentes de la biométrie annulable (« cancellable» en anglais), ont proposé des solutions importantes pour surmonter ce problème [Patel 2015].

1.8 Les applications et le marché de la biométrie

La croissance mondiale de la biométrie depuis quelques années est incontestable, des recherches récentes par Tractica forecasts confirment que le marché de la biométrie passerait de 2 milliards de dollars en 2015 à environ 14.9 milliards de dollars en 2024 enregistrant une croissance annuel de 25,3% entre 2014 et 2019 [Biometrics market]. La figure 1.11 présente une estimation du revenu biométrique annuel par région entre 2015 et 2024.

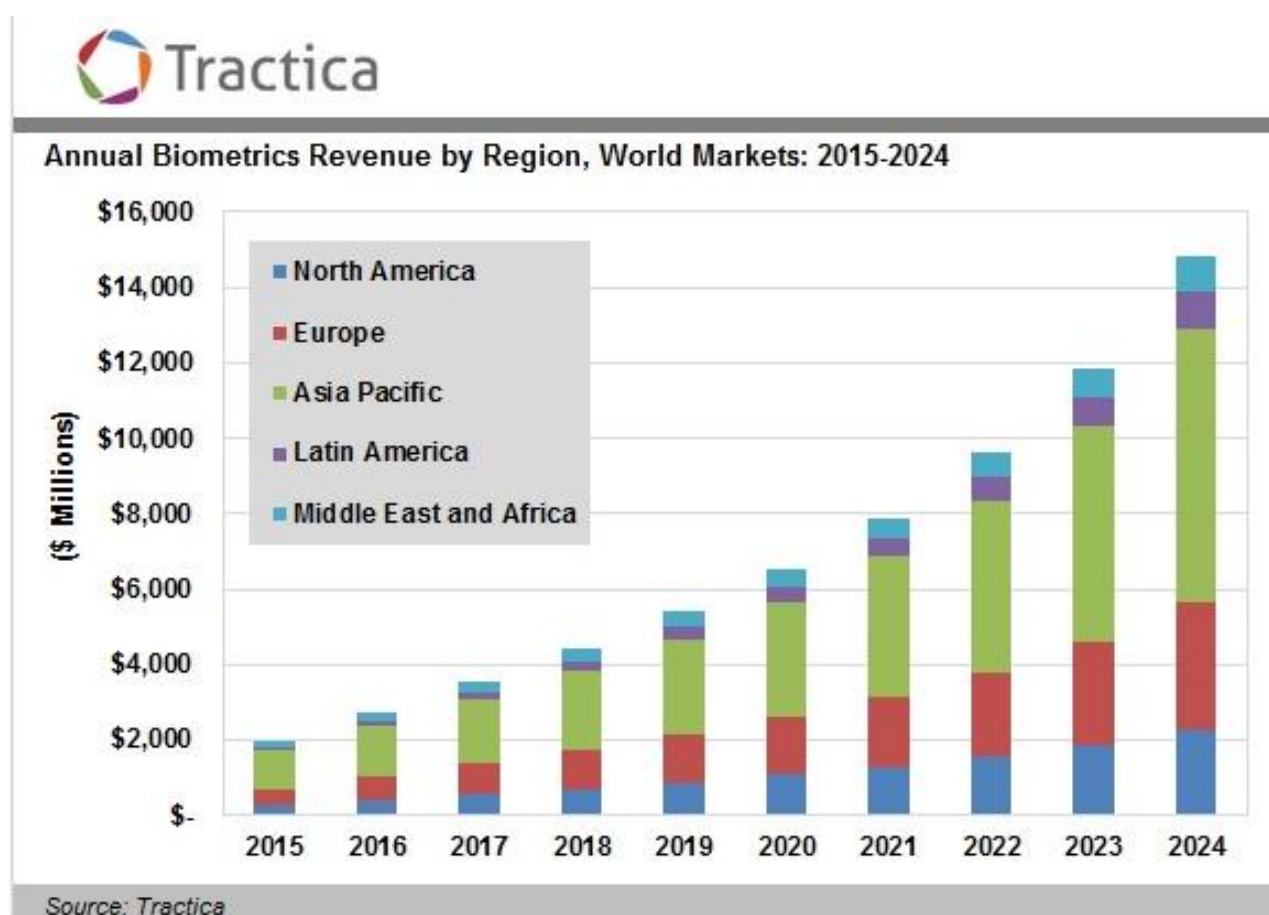


Figure 1.11. Revenu biométrique annuel par région [Biometrics market]

Cette accélération est justifiée par la prolifération des services électroniques qui nécessitent une identification. En plus de cela, l'adoption des documents électroniques, en particulier les passeports biométriques et les cartes d'identité nationales par les principaux gouvernements a augmenté considérablement son utilisation.

Voici une liste non-exhaustive des applications pouvant utiliser la biométrie :

- 1. Applications gouvernementales:** carte d'identité nationale biométrique, passeport biométrique, contrôle aux frontières, sécurité sociale, etc.
- 2. Contrôle d'accès:** il peut s'agir de la sécurité des portes (salle de contrôle de satellite...), ou logiques tels que l'accès à des ressources informatiques distantes et à des systèmes d'information.
- 3. Applications mobiles:** les mobiles récents sont équipés de technologies biométriques permettant d'identifier le propriétaire, de déverrouiller l'appareil, de réaliser des transactions commerciales, etc...
- 4. Applications commerciales:** la plupart des produits intègrent la biométrie pour améliorer l'expérience de l'utilisateur (Accès aux ordinateurs, aux applications Internet, au commerce électronique, aux transactions bancaires, etc.)
- 5. Applications médico-légales:** les laboratoires médico-légaux utilisent généralement la biométrie dans leurs enquêtes criminelles et la détermination de la parentalité, ainsi que pour identifier les cadavres.
- 6. Applications militaires:** elles comprennent des systèmes d'identification pour une utilisation sur le terrain, le contrôle d'accès et la surveillance d'applications dans des zones sensibles, ainsi que des déploiements de bases de données de grande envergure.

Quelques applications de la biométrie sont présentées sur la figure 1.12.

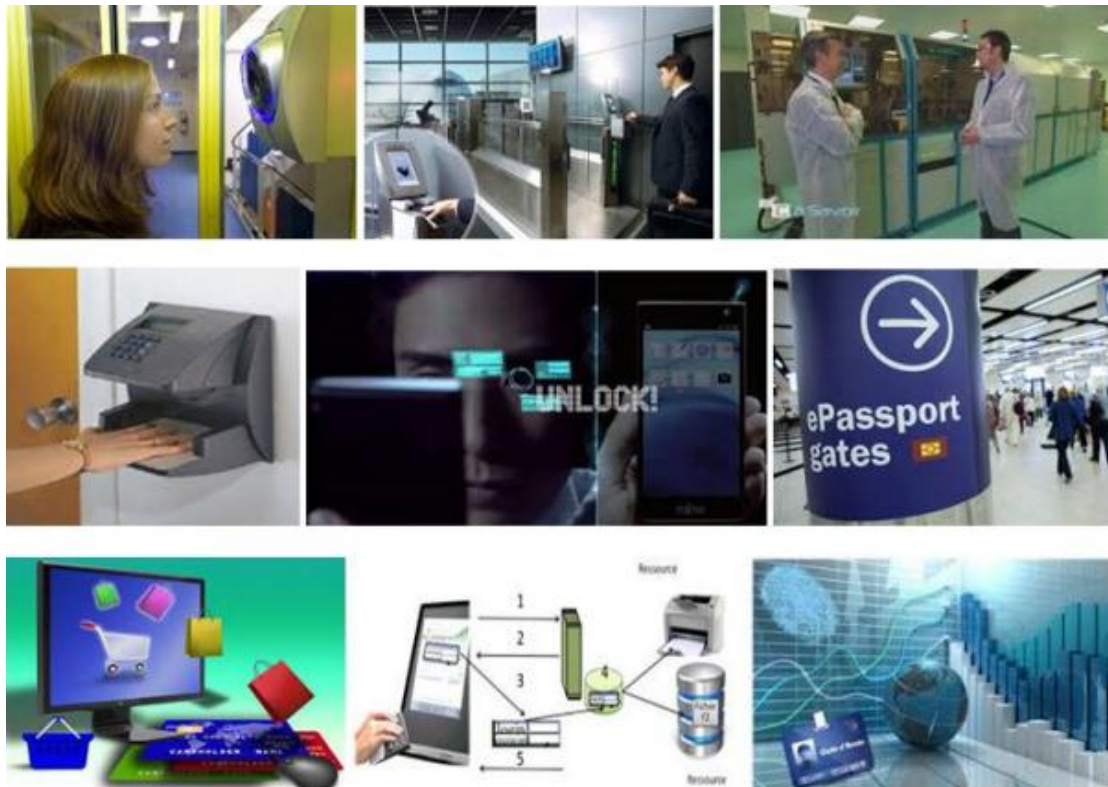


Figure 1.12. Applications de la biométrie

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques généralités sur la biométrie. Nous avons détaillé les modules d'un système de reconnaissance biométrique ainsi que les limitations que rencontre le système biométrique monomodal.

Dans le chapitre qui suit nous allons procéder à l'étude de la reconnaissance faciale et la reconnaissance par l'iris puisque nous avons choisi de fusionner ces deux modalités.

Chapitre 2 : Reconnaissance du Visage & Reconnaissance de l'Iris

2.1	Introduction.....	20
2.2	Reconnaissance biométrique par iris	20
2.2.1	Description de l'iris.....	21
2.2.2	Conception d'un système de reconnaissance par Iris.....	22
2.2.3	Principales approches de la reconnaissance par l'iris	28
2.3	Reconnaissance biométrique par visage	30
2.3.1	Système de reconnaissance faciale typique:.....	31
2.3.2	Difficultés de reconnaissance de visage.....	31
2.3.3	Les principales approches de la reconnaissance de visage	33
2.4	Conclusion	37

2.1 Introduction

Les deux modalités que nous avons choisies pour la conception de notre approche biométrique multimodale sont l'iris et le visage, car ces deux modalités, contrairement aux autres, ont plusieurs caractéristiques qui favorisent leurs choix.

La biométrie par l'iris a la réputation d'être parmi les plus sûres. Selon les estimations de Daugman, la texture de l'iris possède une densité d'information très élevée, avec une entropie d'environ 3.2 bits/mm² [Daugman 2001 b]. Cette probabilité reste valable même entre iris provenant de vrais jumeaux et entre iris gauche et droit d'une même personne.

En complément de cette singularité, la texture de l'iris a l'avantage d'être stable au cours du temps. De plus, elle possède une signature de petite taille qui est difficile à pirater grâce à une vérification de la réactivité de la pupille (dilatation-contraction) face à une lumière d'intensité variable qui peut être conduite en parallèle avec l'acquisition. Ainsi la biométrie par visage est naturelle et non intrusive et moins coûteuse.

Nous consacrons ce chapitre à l'étude des étapes typiques de chacun des deux systèmes monomodaux. Ensuite, une étude de l'état de l'art sera présentée.

2.2 Reconnaissance biométrique par iris

La reconnaissance de l'iris est l'une des méthodes d'identification biométrique adoptée dans le monde entier. Dans cette partie, nous présentons l'anatomie de l'iris et les caractéristiques de cette modalité. En outre, nous identifions les étapes les plus typiques pour un système de reconnaissance par l'iris. Nous citons quelques travaux qui portent sur le développement des systèmes de reconnaissance biométrique par l'iris.

2.2.1 Description de l'iris

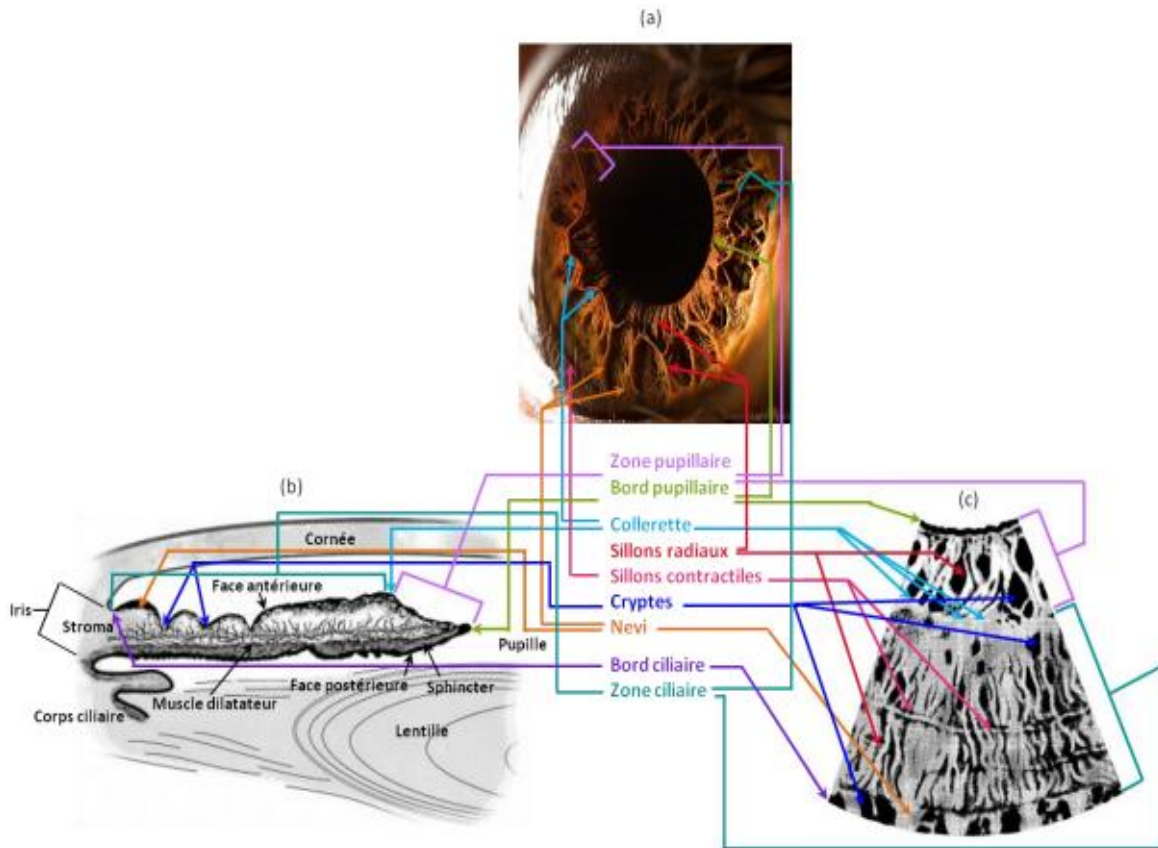


Figure 2.1. Anatomie de l'iris : (a) photographie en gros plan, (b) coupe transversale, (c) secteur frontal [Khiari-hili 2016 a]

L'origine du nom iris vient du grec ancien qui veut dire arc-en-ciel et vient du fait que les iris sont de couleurs très variées.

L'iris, la partie colorée de l'œil humain, est un diaphragme mince circulaire contractile qui entoure la pupille et qui est entouré à son terme par le blanc de l'œil (sclera). Il est situé entre la cornée et le cristallin de l'œil humain ce qui en fait un organe interne visible et bien protégé de l'extérieur.

La texture de l'iris est très riche et contient une quantité d'information particulièrement importante.

Au cours du troisième mois de la croissance du fœtus, on dit que l'iris se développe à travers un processus de formation et de repliement des membranes tissulaires [Hill 2003]. Avant la naissance de l'enfant, une dégénérescence survient, ce qui entraîne l'ouverture de la pupille et les schémas aléatoires uniques de l'iris [Westmoreland 1998].

Dilatateur et sphincter sont deux muscles présents dans l'iris, responsables du contrôle de la quantité de lumière entrant dans la pupille en ajustant sa taille [Oyster 1999]. Bien que la pigmentation

et la structure de l'iris soient génétiquement liées, elles possèdent plus de 200 caractéristiques distinctes, qui pourraient être utilisées à des fins d'identification ou de reconnaissance comme les anneaux, les sillons, les cryptes, les collerettes, etc. [Daugman 2001 a].

La figure 2.1 représente la structure de l'iris avec ses caractéristiques distinctes où la figure 1-b montre que l'iris est constitué de plusieurs couches superposées : la face antérieure, le stroma, le sphincter irien, le muscle dilatateur irien et la face postérieure, alors que les figures 1-a, c montrent une vue de face de l'iris.

La texture de l'iris est unique et parmi l'une des caractéristiques distinctives et la plus riche du corps humain [Daugman 2001 b]. Cette probabilité reste valable même entre iris provenant de vrais jumeaux et entre iris gauche et droit d'une même personne.

2.2.2 Conception d'un système de reconnaissance par Iris

Un système de reconnaissance d'iris typique contient les blocs suivants: (1) acquisition de l'image de l'iris, (2) segmentation de l'iris, (3) normalisation, (4) extraction de la texture de l'iris, (5) correspondance des caractéristiques. La figure 2.2 montre un système de reconnaissance d'iris typique.

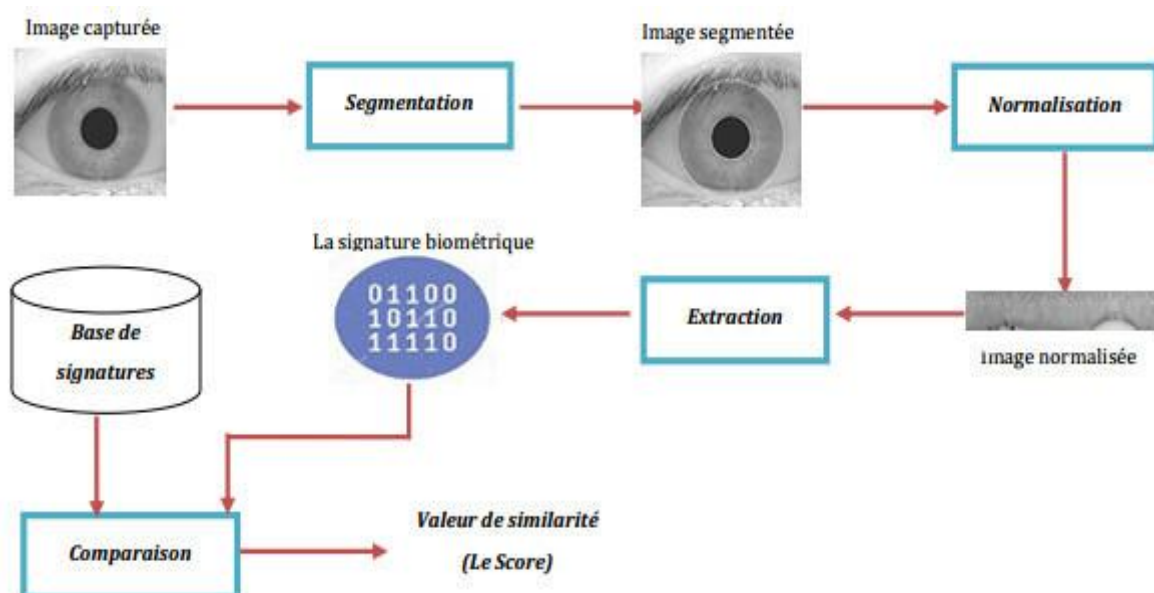


Figure 2. 2. Système de reconnaissance par l'iris.

1) Acquisition

La capture d'iris peut présenter certaines difficultés, les conditions d'acquisitions nécessaires doivent être toujours contrôlées afin d'obtenir des images de bonnes qualités qui limitent la variabilité associée à l'acquisition (distance, focus, luminosité). De plus, les systèmes requièrent des conditions d'illuminations spécifiques et la coopération du sujet.

Pour extraire des caractéristiques significatives, Daugman a suggéré que l'iris devrait avoir un diamètre d'au moins 140 pixels [Daugman 2004], alors qu'un rapport de l'organisation internationale de normalisation (ISO) Iris Image Standard publié en 2005 est plus exigeant, spécifiant un diamètre de 200 pixels [SO/IEC Standard 19794-6 2005].

On peut généralement classer les travaux faits sur l'une de deux catégories, la première catégorie étant l'acquisition d'images pour la rendre moins intrusive pour l'utilisateur, le projet «Iris en mouvement» en est un exemple majeur [Matey 2006]. L'autre catégorie est le développement des métriques pour analyser la qualité de l'image de l'iris comme l'occlusion de l'iris, la focalisation de l'image, l'éclairage de l'iris et la réflexion de la lumière [Chen 2005 a] [Kalka 2006], afin de permettre une détermination plus précise des " bonnes " et " mauvaises " images.

La nécessité que l'image d'iris soit de bonne qualité pour une reconnaissance robuste, souligne l'importance du dispositif d'acquisition de l'iris. Un bon dispositif d'imagerie doit capturer toutes les informations texturales détaillées de l'iris. Trois modèles différents d'acquisition de l'iris seront introduits. Chacun d'entre eux a ses avantages et ses inconvénients en matière de qualité d'image ainsi que de non-intrusion.

✓ Dispositifs traditionnels d'acquisition d'iris:

Un dispositif d'acquisition d'iris traditionnel consiste généralement en un dispositif d'imagerie à haute résolution (appareil photo numérique ou caméscope), une ou plusieurs sources de lumière (illuminateurs) et un support mécanique réglable pour positionner la tête du sujet.

L'avantage d'un tel dispositif est que l'objet cible (l'iris du sujet) est situé à une position prédéfinie, avec un mouvement minimal puisque la tête du sujet est maintenue en position. Évidemment, ce modèle d'acquisition de l'iris exige un très haut niveau de coopération des sujets. La figure 2.3 montre Dispositif d'acquisition d'iris traditionnel.



Figure 2. 3. Dispositif d'acquisition d'iris traditionnel

✓ **Dispositifs de capture d'iris à distance moyenne:**

La plupart d'entre eux ont la capacité de détecter l'emplacement d'un visage humain et des yeux dans une image. Par conséquent, il ne nécessite pas que les utilisateurs placent leurs têtes dans un endroit fixe et permettent une distance plus grande entre les utilisateurs et l'appareil photo. La figure 2.4 montre une photographie du LG iCAM4000.

Ce dispositif de capture est plus convivial parce que les utilisateurs peuvent se tenir à distance de la caméra et regarder fixement pour capturer l'image d'iris à haute résolution.



Figure 2. 4. Dispositif d'acquisition d'iris LG iCAM4000.

✓ **Capture d'iris à grande vitesse:**

De telles applications sont le contrôle des frontières et le contrôle d'accès dans les transports publics ou les lieux de travail où les nombres des sujets à tester dans un délai relativement court sont élevés. Par conséquent, la vitesse d'acquisition devient critique. Ces appareils sont capables de capturer des images de l'iris des deux yeux en moins de 3 s par personne. Un exemple de systèmes à grande vitesse est l'Iris-on-the-Move (IOM) fabriqué par Sarnoff Corporation, illustré dans la Figure 2.5.

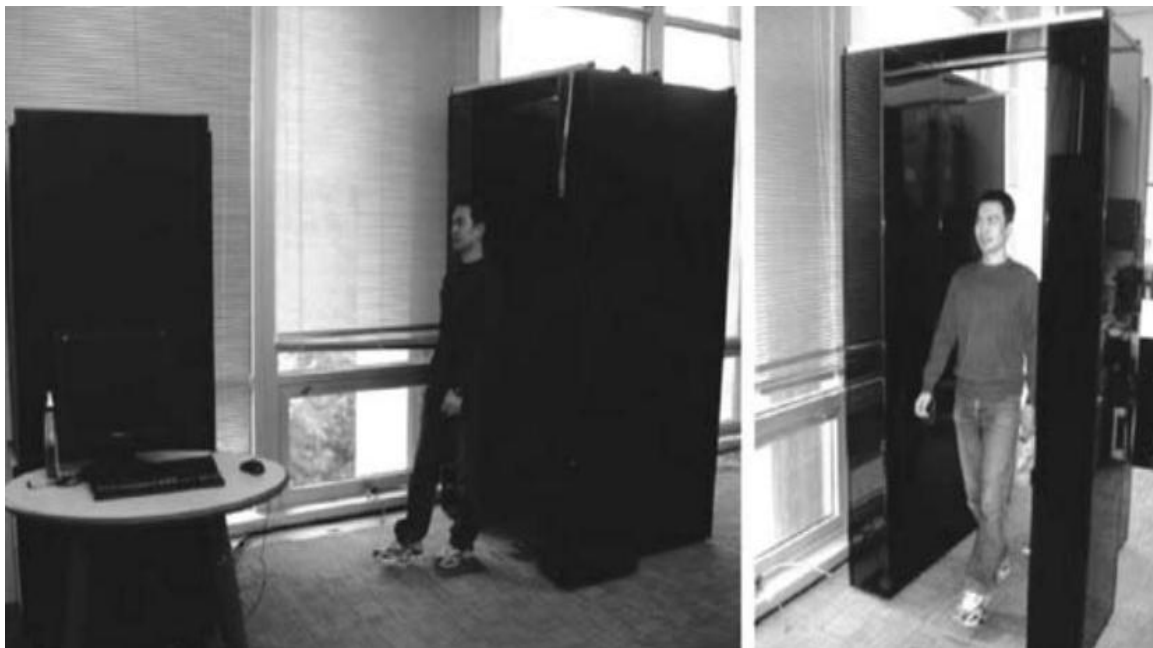


Figure 2. 5. Système IOM.

2) Segmentation

Après l'acquisition d'une image d'œil, l'étape suivante consiste à localiser l'iris dans l'image, puis le rogner. Ceci est appelé "segmentation de l'iris" ou "localisation de l'iris".

Le processus de segmentation consiste à déterminer les deux frontières, interne et externe de l'iris.

L'occlusion des paupières dans les parties supérieures et inférieures de l'iris et les réflexions spéculaires se produisant à l'intérieur de la région de l'iris et de la région pupillaire sont considérées comme du bruit et doivent être traitées correctement. Ainsi, dans tout système de reconnaissance de l'iris, la qualité de la sortie produite dans l'étape de segmentation entraîne une meilleure performance du système final. Cependant, on peut classer les principales méthodes développées pour la segmentation de l'iris en deux groupes : les méthodes à base d'approximation circulaire ou elliptique

[Daugman 2004] [Wildes 1997] [Tan 2010] [Zuo 2010] [Ryan 2008] et les méthodes à base de détection des contours en forme libre [Shah 2009].

La figure 2.6 montre un exemple d'iris segmenté.



Figure 2. 6. Iris segmenté.

3) Normalization

La deuxième étape est le processus de normalisation, dans lequel la région d'iris segmentée est transformée pour avoir des dimensions fixes, de sorte que l'extraction de caractéristiques et l'appariement deviennent plus faciles. Les incohérences dans les dimensions de la région d'iris segmentée entre les images d'iris sont dues à sa fonctionnalité, c'est-à-dire la taille de la pupille change avec la luminosité (petite par forte lumière, grande dans la faible lumière). D'autres raisons peuvent être citées, mais ne sont pas limitées à :

- ✓ La distance caméra-œil,
- ✓ Inclinaison de la tête par le sujet,
- ✓ La rotation de l'œil dans sa cavité,
- ✓ la puissance de l'illumination de l'iris,
- ✓ L'état biologique et psychologique de la personne.

Ainsi, en effectuant le processus de normalisation, deux régions d'iris isolées avec des dimensions constantes auront les mêmes caractéristiques spatialement localisées. Dans ce contexte, plusieurs approches ont été proposées, la plus connue est la méthode de Daugman "Daugman's rubber sheet model" [Daugman 1993] [Daugman 2004]. (Voir figure 2.7).

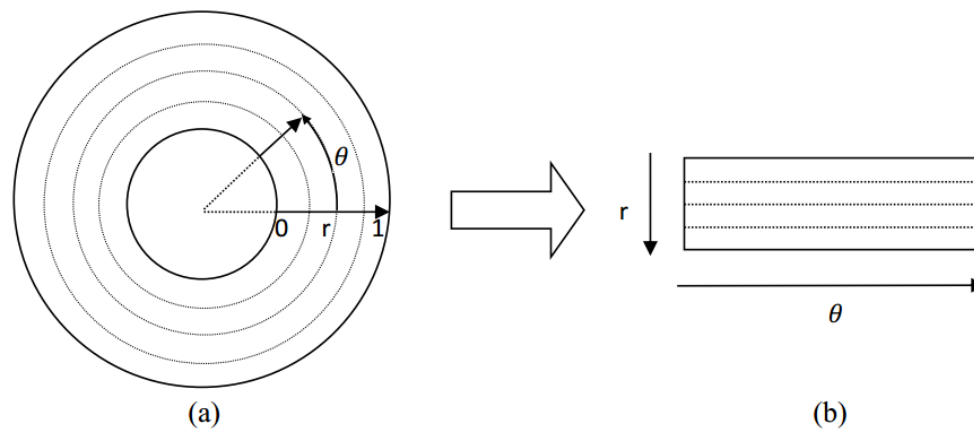


Figure 2. 7. Modèle de normalisation de Daugman ; l'image de l'iris segmenté (a) forme rectangulaire après projection (b).

4) Extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques est un processus dans lequel les informations les plus exigeantes de la texture de l'iris normalisée doivent être extraites et ensuite utilisées à des fins de comparaison pour une authentification personnelle ou une identification basée sur la nature de l'application. Divers algorithmes d'extraction de caractéristiques sont proposés dans la littérature, filtre Gaussien 2D, un codage en ondelettes, des filtres Gabor multicanaux, des filtres Log-Gabor, les ondelettes DWT Haar, des filtres laplaciens de Gauss, une analyse en composantes principales et une analyse indépendante des composants. Généralement les méthodes utilisées peuvent être regroupées en quatre grandes catégories:

- ✓ Calcul de phase : la phase est choisie, par certains, comme une caractéristique de la texture de l'iris. plusieurs méthodes d'encodage ont été développées comme celle de [Daugman 1993] [Daugman 2004], [Tisse 2002] et [Miyazawa 2008].
- ✓ Représentation en passages par zéro : les passages par zéro d'une transformée appliquée à l'image de l'iris peuvent aussi être utilisés pour encoder l'iris [Boles 1998] et [Tian 2006].
- ✓ Analyse de texture : de nombreuses méthodes d'analyse de textures ont été adaptées pour encoder l'iris telles que les filtres de type Laplaciens ou filtres gaussiens [Wildes 1997] et les filtres multi-channel de Gabor [Yu 2007].
- ✓ Représentation de la variation d'intensité locale : des méthodes ont été développées caractérisant les variations locales de la texture de l'image de l'iris telles que la méthode dans [Ma 2004] utilisant les ondelettes dyadiques.

5) Comparaison

Après que la comparaison est effectuée entre les templates, une valeur numérique de similarité ou de dissimilarité est obtenue. Généralement le résultat de la comparaison est un score qui représente le degré de similarité compris entre 0 (différence totale) et 1 (correspondance parfaite) qui permet au système de prendre la décision appropriée selon les exigences de l'application.

2.2.3 Principales approches de la reconnaissance par l'iris

L'ophtalmologiste américain Frank Burch est la première personne qui a proposé l'idée d'utiliser la texture de l'iris en tant qu'outil d'identification en 1936. En 1987, deux autres ophtalmologistes américains, Leonard Flom et Aron Safir, ont tenté de réaliser l'idée de Burch en voulant développer un système de reconnaissance opérationnel. En 1994 un prototype fonctionnel breveté pour la reconnaissance des personnes par l'iris était le fruit d'une collaboration entre les deux ophtalmologistes et J.Daugman, professeur à l'université de Harvard.

Daugman a proposé une technique basée sur un opérateur intégro-différentiel afin de segmenter l'iris. Ainsi, l'image segmentée d'iris est normalisée en convertissant les coordonnées cartésiennes d'image en coordonnées polaires. Un filtre de Gabor 2D est appliqué sur la texture de l'iris normalisé et l'information de phase est extraite pour former la signature, une distance de Hamming est calculée entre l'iris en question et la template enrôlée [Daugman 1994].

En 1997, Wildes a été le premier à proposer une approche pour la segmentation de l'iris totalement différente à celle de Daugman. Les frontières circulaires de l'iris interne et externe sont calculées à l'aide d'une carte de bord binaire basée sur le gradient, suivie d'une transformation de Hough circulaire. Aussi, ce système utilise une décomposition en bande passante isotrope dérivée du Laplacien gaussien à plusieurs échelles pour coder les modèles de texture d'iris. Il adopte la corrélation normale pour déterminer la similitude entre deux codes d'iris. Wildes a utilisé près de 60 iris acquis auprès de 40 sujets dans son expérience. Il a également fait une étude comparative avec le travail de Daugman dans cet article. Il a inclus la détection des paupières dans la phase de segmentation, ce qui est considéré comme l'un des avantages de cet article [Wildes 1997].

En 2002, Tisse et al, ont constaté que l'opérateur intégro-différentiel est sensible aux réflexions spéculaires surtout lorsque ces dernières sont proches de la frontière interne de l'iris. Afin de s'assurer d'une segmentation efficace de l'iris, ils ont combiné l'opérateur de Daugman avec la transformée de Hough. Ils ont appliqué, en premier, la transformée de Hough pour donner une localisation rapide de la pupille. Ensuite l'opérateur intégro-différentiel a été appliqué pour localiser avec précision les deux

frontières de l'iris. Puis, la transformée 2D de Hilbert a été utilisée pour encoder l'image d'iris. Dans une étape d'assortiment, la distance de Hamming a été employée pour la prise de la décision finale.

En 2004, Daugman a proposé une approche qui est une amélioration à ses premiers travaux dans [Daugman 1994]. Ce modèle est destiné à travailler avec les perturbations de bruit qui se produisent lors de l'acquisition d'une image d'iris d'un œil humain. En plus de l'opérateur Intégré-différentiel décrit précédemment, un algorithme a été introduit pour détecter les paupières. Ce travail fournit une amélioration par rapport à ses premiers travaux en fournissant une solution pour détecter l'occlusion de la paupière [Daugman 2004].

En 2007, D. Zhang et al, ont partitionné l'image normalisée de l'iris en 16 blocs de taille fixée à 32×32 pixels. Ensuite, un ensemble de 32 points-clés (les pixels qui ont les valeurs d'intensité maximales) est défini sur chaque bloc filtré par les ondelettes de Gabor bidimensionnelles. Après avoir calculé le centre de masse des points-clés sur chaque bloc, un vecteur de $(32 \times 16) = 512$ valeurs a été construit à partir des distances de points clés par rapport à leur centre de masse [Zhang 2007].

En 2011, Farouk a proposé un système basé sur la décomposition en ondelettes de Gabor et elastic graph matching. Dans cette méthode, l'iris est segmenté en utilisant une transformée circulaire de Hough et les ondelettes de Gabor ont été utilisées pour décomposer l'information de texture suivie d'une technique appelée elastic graph matching pour déterminer la similarité et la dissimilarité entre deux codes d'iris. L'expérience a été testée en utilisant la base de données CASIA V3 et UBIRIS [Farouk 2011].

En 2012, Sathish a proposé un système de reconnaissance de l'iris multi-algorithmique, dans lequel l'iris est segmenté en effectuant les étapes suivantes. Initialement, une fonction de lissage gaussienne est effectuée et ensuite l'égalisation de l'histogramme est appliquée pour améliorer le contraste de l'image de l'iris. Canny filter et Hough Transform ont été ensuite utilisés pour segmenter l'iris. L'iris segmenté est ensuite normalisé en utilisant le modèle de feuille de caoutchouc de Daugman puis les caractéristiques ont été extraites en appliquant les filtres Gabor 2-D sur l'image normalisée. La base de données CASIA a été utilisée pour les tests [Sathish 2012].

En 2014, Himanshu et al, ont proposé une technique pour effectuer l'appariement de codes en fonction de la combinaison de deux techniques afin d'obtenir un meilleur taux de précision. La transformée circulaire de Hough est utilisée pour isoler l'image de l'iris, puis pour trouver la zone de la collerette en zigzag, puis détecter et enlever les paupières et les cils en utilisant la technique de détection parabole et les filtres médians coupés. Les ondelettes de Haar et les filtres 1-d Log Gabor sont utilisés pour extraire les caractéristiques de la région de la collerette en zigzag de l'iris. L'appariement de codes est achevée par la combinaison de deux techniques appelée machine à

vecteurs de support et l'approche par distance de Hamming. Les résultats expérimentaux montrent un excellent taux de reconnaissance [Himanshu 2014].

2.3 Reconnaissance biométrique par visage

Les empreintes digitales, l'iris et les techniques de reconnaissance faciale sont à ce jour devenus progressivement les technologies de reconnaissance biométrique grand public. La question à poser est 'quel trait est le plus approprié pour construire un système biométrique?'. Alors que les techniques de reconnaissance d'empreintes digitales et de l'iris ont pu atteindre des résultats fiables, elles sont physiquement et socialement intrusives. Cependant, la technologie de reconnaissance faciale est généralement «passive» et contourne ces problèmes naturellement, car elle ne nécessite pas la coopération des gens pour regarder dans un scanner d'iris, placer leurs mains sur un lecteur d'empreintes digitales, ou parler à un microphone proche. La nature discrète de la reconnaissance faciale la rend plus adaptée à un grand nombre d'applications de surveillance et de sécurité.

en comparant les performances des six traits biométriques (visage, empreinte digitale, géométrie de la main, voix, iris et signature) considérés par Hietmeyer [Hietmeyer 2000], les statistiques comprenant les caractéristiques faciales marquent le score de compatibilité le plus élevé dans un système MRTD (Machine Readable Travel Documents), ce score étant basé sur plusieurs facteurs d'évaluation tels que l'enrôlement, le renouvellement des données, les requis matériels et la perception des utilisateurs (voir Figure.2.8).

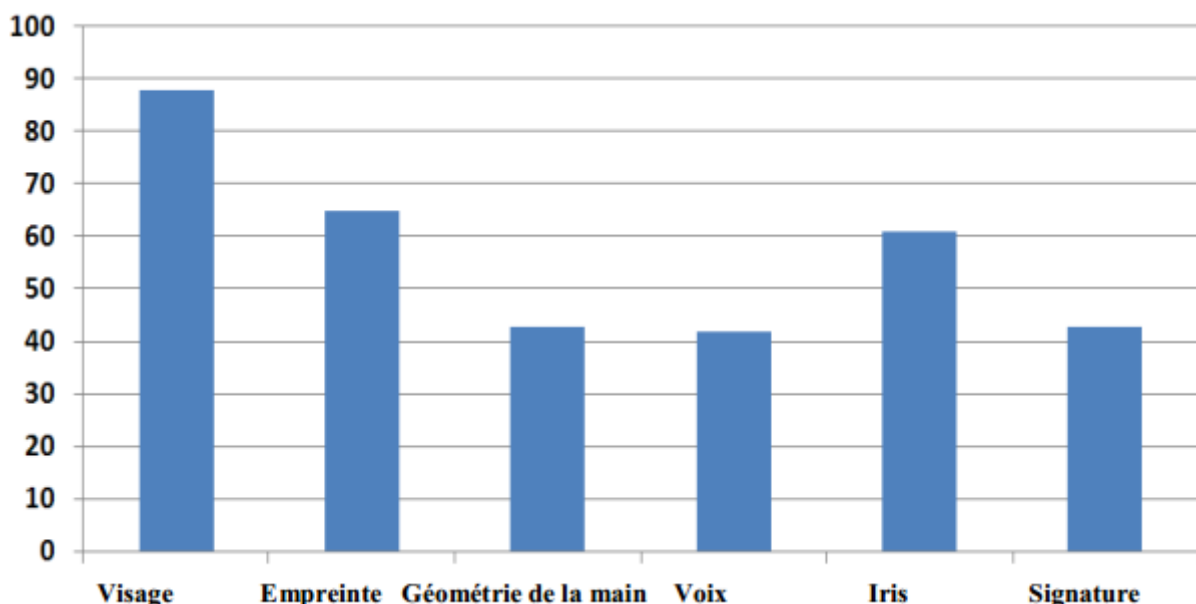


Figure 2. 8. Scores de compatibilité pour différentes technologies biométriques dans un système MRTD [Hietmeyer 2000]

2.3.1 Système de reconnaissance faciale typique:

Le principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale (Figure 2.9) peut être résumé en quatre étapes : les deux premières (module de détection et module de normalisation du visage) s'effectuent en amont du système, et les deux dernières représentent la reconnaissance (module d'extraction et module de comparaison des caractéristiques).

Étant donné une image capturée par une caméra ou une vidéo enregistrée, le module de détection de visage procède à la détection de la région de visage et la sépare de l'arrière-plan. La technique de suivi (tracking) du visage est nécessaire pour localiser la position du visage dans chaque image de la vidéo. La normalisation du visage vise à normaliser l'échelle, la pose et / ou l'illumination du visage pour simplifier la tâche du module suivant. L'image du visage normalisé est transférée au module d'extraction de caractéristiques qui la transforme en vecteurs de caractéristique mesurable avec une représentation discriminante. Le module de comparaison compare les caractéristiques extraites de l'image du visage de test avec celles des visages inscrits dans la base de données. Le système de reconnaissance de visage sort finalement l'identité du visage de test (identification) et / ou l'autorisation d'accès (vérification) lorsqu'une concordance de confirmation est obtenue.

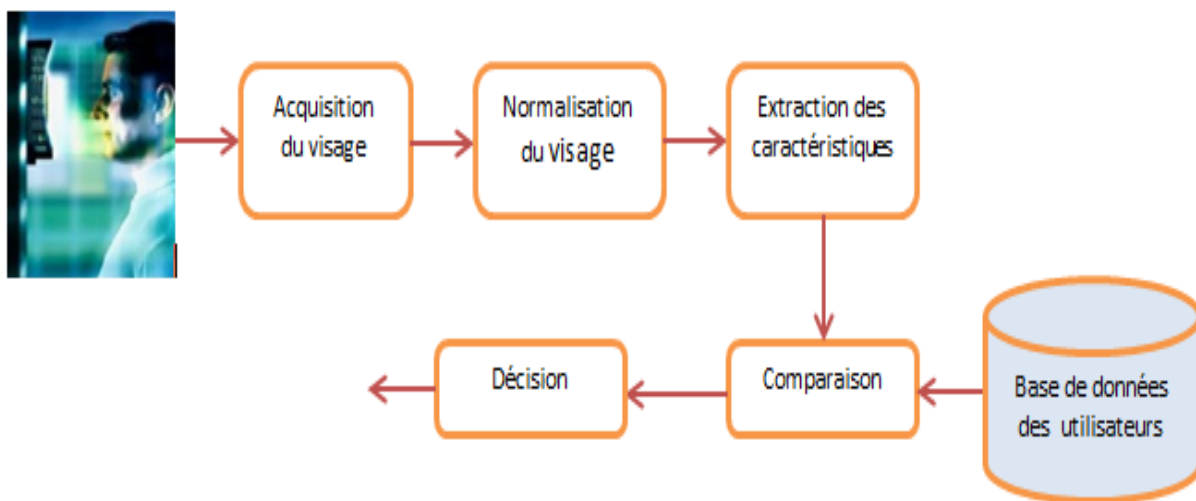


Figure 2. 9. Principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale

2.3.2 Difficultés de reconnaissance de visage

L'identification et/ou la vérification des visages ont attiré l'attention des chercheurs depuis quelques décennies, et restent encore et toujours un sujet de recherche attractif et très ouvert. Idéalement, un système de reconnaissance faciale doit pouvoir identifier des visages présents dans une image ou une vidéo de manière automatique.

Même si les humains peuvent détecter et identifier les visages dans une scène avec peu ou aucun effort, la construction d'un système automatisé qui accomplit de tels objectifs est très difficile. Les défis sont encore plus profonds quand on considère les grandes variations du stimulus visuel dues aux conditions d'illumination, aux variations de la pose, à l'expression faciale, au vieillissement et aux déguisements tels que les cheveux, les lunettes ou les cosmétiques. Les figures 2.10, 2.11, 2.12 et 2.13 présentent des exemples de ces variations.



Figure 2. 10. Exemple de variations de l'expression faciale de Leonardo DiCaprio

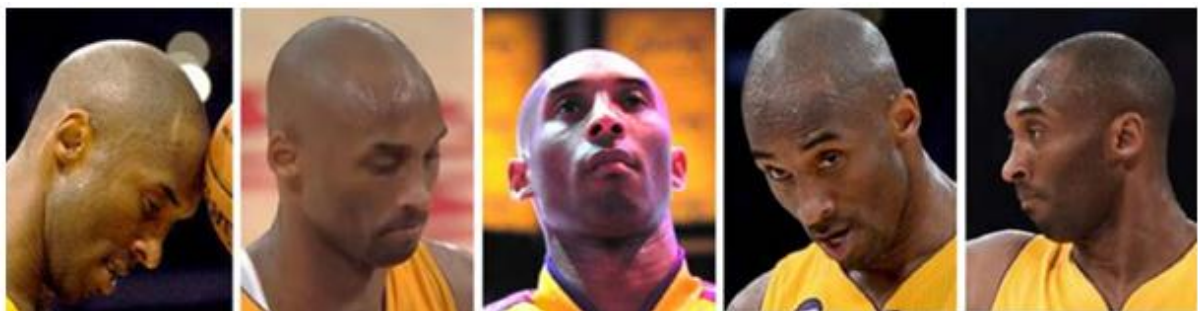


Figure 2. 11. Exemple de variations de pose de tête de Kobe Bryant



Figure 2. 12. Exemples de variations d'occlusion faciale d'Antonio Banderas



Figure 2. 13. Les variations d'illumination combinées avec les changements de pose de la tête de la même personne [Sim 2002]

2.3.3 Les principales approches de la reconnaissance de visage

La performance des systèmes de reconnaissance faciale s'est significativement améliorée depuis les premiers travaux qui ont été menés dans les années 1960-70 et de nombreux algorithmes de reconnaissance du visage ont été proposés depuis [Bledsoe 1964] [Kelly 1970] [Kanade 1977].

Nous avons utilisé des bases de données qui contiennent des images 2D du visage dans notre travail, par conséquent, nous nous focalisons sur l'étude des méthodes 2D. Jusqu'à maintenant, de nombreuses techniques ont été proposées pour la reconnaissance de visage à l'aide des images faciales 2D. Dans l'état de l'art, trois catégories d'algorithmes ressortent selon la manière dont l'image du visage est traitée.

La première catégorie comprend les approches globales (holistiques), qui utilisent l'ensemble du visage comme données d'entrée pour le système de reconnaissance proposé. Ces données seront ensuite projetées sur un sous-espace de petite dimension. La deuxième catégorie implique des

approches de reconnaissance locales. Ils ne considèrent pas l'ensemble du visage, mais seulement certaines caractéristiques ou zones du visage qui sont classées selon des statistiques bien définies. Les approches hybrides et les méthodes basées sur des modèles statistiques représentent la troisième catégorie. Cette classe comprend des approches hybrides qui utilisent simultanément des caractéristiques globales et locales afin d'exploiter les avantages des deux catégories mentionnées ci-dessus pour améliorer le taux de reconnaissance de visage 2D. Elle inclut également des approches basées sur des modèles statistiques qui formalisent les relations entre les variables sous la forme d'équations mathématiques qui décrivent comment une ou plusieurs variables aléatoires sont liées à une ou plusieurs variables aléatoires.

1) Méthodes globales

Dans ces approches, également appelées méthodes basées sur l'apparence, les images de visage sont globalement traitées, c'est-à-dire qu'il n'est pas nécessaire d'extraire des points caractéristiques ou des régions faciales (bouche, yeux, etc.). Ainsi, une image de visage est représentée par une matrice de pixels, et cette matrice est souvent transformée en vecteurs de pixels pour faciliter leur manipulation.

L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont faciles à mettre en œuvre, bien qu'elles soient sensibles aux variations (pose, éclairage, expressions faciales et orientation). En effet, tout changement dans l'image du visage entraîne un changement des valeurs de pixels. Ces méthodes utilisent principalement une analyse de sous-espaces de visages. Cette expression repose sur un fait relativement simple : une classe de "formes" qui nous intéresse (dans notre cas, les visages) réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée. Selon la technique utilisée pour modéliser les sous-espaces de visages, cette catégorie peut elle-même être divisée en approches linéaires et non linéaires. Les techniques linéaires utilisent une projection linéaire des données d'entrée (images) à partir d'un espace de grande dimension sur un sous-espace de taille relativement plus petite (le sous-espace visage). Cependant, une telle projection a deux inconvénients majeurs.

Premièrement, les variations du visage non convexes, qui permettent de distinguer différents individus, ne peuvent être préservées. Ainsi, pour comparer les vecteurs des pixels d'un sous-espace linéaire, les distances euclidiennes utilisées ne sont pas très efficaces pour classifier les formes faciales / non faciales et les individus. Par conséquent, le taux de détection et de reconnaissance de ces méthodes est généralement insatisfaisant. Plusieurs techniques peuvent être classées en tant que techniques linéaires:

Eigenface [Turk 1991]: une approche très populaire utilisée pour la reconnaissance faciale. Basée sur la technique ACP (analyse en composantes principales), elle est une méthode de réduction de dimension linéaire. Son principe est le suivant: étant donné un ensemble d'images de visages, elle vise

essentiellement à trouver les composantes principales de ces visages. Ceci revient à déterminer les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par l'ensemble des images échantillons. Chaque exemple échantillons sera ensuite décrit par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres.

2D PCA (two-dimensional PCA) [Jian 2004]: pour ne pas perdre les informations de voisinage lors de la transformation de l'image en vecteur (méthode ACP), la méthode ACP bidimensionnelle a été proposée. Cette méthode prend en entrée des images plutôt que des vecteurs.

Independent Component Analysis (ICA) [Bartlett 2002]: L'ICA d'un vecteur représentant une image recherche une transformation linéaire qui minimise la dépendance statistique entre ses composants:

$$S = a_1 C_1 + a_2 C_2 + \dots + a_n C_n = \sum_{i=1}^n a_i C_i \dots \dots \dots (2.1)$$

Où C_i sont les n composants indépendants.

L'analyse discriminante linéaire (LDA) [Belhumer 1997]: tandis que la PCA construit un sous-espace pour représenter de manière "optimale" seulement "l'objet" visage, la LDA construit un sous-espace discriminant pour distinguer de façon "optimale" les visages de différentes personnes. Appelée également "Fisher Linear Discriminant", la LDA est parmi l'une des méthodes les plus utilisées pour la reconnaissance de visage. Elle utilise le critère de réduction qui se base sur la notion de séparabilité des données par classe qui date de 1936. Cette méthode fut appliquée aux visages en 1996. Elle comporte deux étapes: une réduction de l'espace d'origine par le PCA, puis les vecteurs de l'espace de projection finale, appelés "Fisher faces", sont calculés sur le critère de séparabilité des classes mais dans l'espace réduit.

Plusieurs efforts ont été faits pour améliorer les techniques linéaires comme : l'analyse null-space LDA [Liu 2004], Block LDA [Nhat 2005], Enhanced FLD [Zhou 2004], Incremental LDA [Zhang 2004], Discriminants Vecteurs Communs (DCV) [Cevikalp 2005], Gabor features LDA and ANN classifier [Kumar 2011].

Les méthodes linéaires précédentes trouvent un espace de représentation fidèle aux données lorsque la structure de ces données est linéaire, cependant, lorsque les données sont non-linéaires, la stratégie adoptée par plusieurs chercheurs pour transformer les caractéristiques non-linéaires en celles linéaires se caractérise par le mappage du sous-espace de visage original à un espace de plus grandes dimensions en utilisant une fonction de noyau, le Kernel PCA [Schölkopf 1998] et le Kernel LDA [Mika 1999] étant deux méthodes typiques.

2) Approches locales:

Elles s'appuient en général sur des points caractéristiques du visage. Les méthodes d'extraction de caractéristiques locales analysent les informations de texture dans une région partielle du visage, et représentent de manière compacte les caractéristiques de l'ensemble du visage.

Les méthodes populaires sont basées sur Gabor Filter [Wiskott 1997], la transformation de caractéristiques invariantes à l'échelle (SIFT) [Bicego 2006] et Local Binary Pattern (LBP) [Ahonen 2006]. D'autres méthodes sont aussi proposées dans la littérature comme par exemple LPQ (Local Phase Quantization) [Ojansivu 2008], WLD (Weber Law Descriptor) [Chen 2010], et BSIF (BinarizedStatistical Image Features) [Kannala 2012].

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage alors que les méthodes globales ne nécessitent de connaître que la position des yeux afin de normaliser les images, ce qui peut être fait automatiquement et de manière assez fiable par un algorithme de détection [Arca 2006]. Pour plus d'informations sur les algorithmes de détection voir l'état de l'art dans [Brahmbhatt 2017].

3) Méthodes hybrides:

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurales) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales. Les méthodes les plus connues sont basées sur des modèles statistiques comprenant le modèle actif d'apparence (Active Appearance Model, AAM) [Edwards 1998], GMM (Gaussian Mixture Model) [Cardinaux 2003] [Lucey 2004] et plus récemment Discriminant analysis on Riemannian manifold of Gaussian distributions (DARG) [Wang 2015], PCA and Gabor wavelets [Cho 2014] et Multilayer perceptron-PCA-LBP [Sompura 2015].

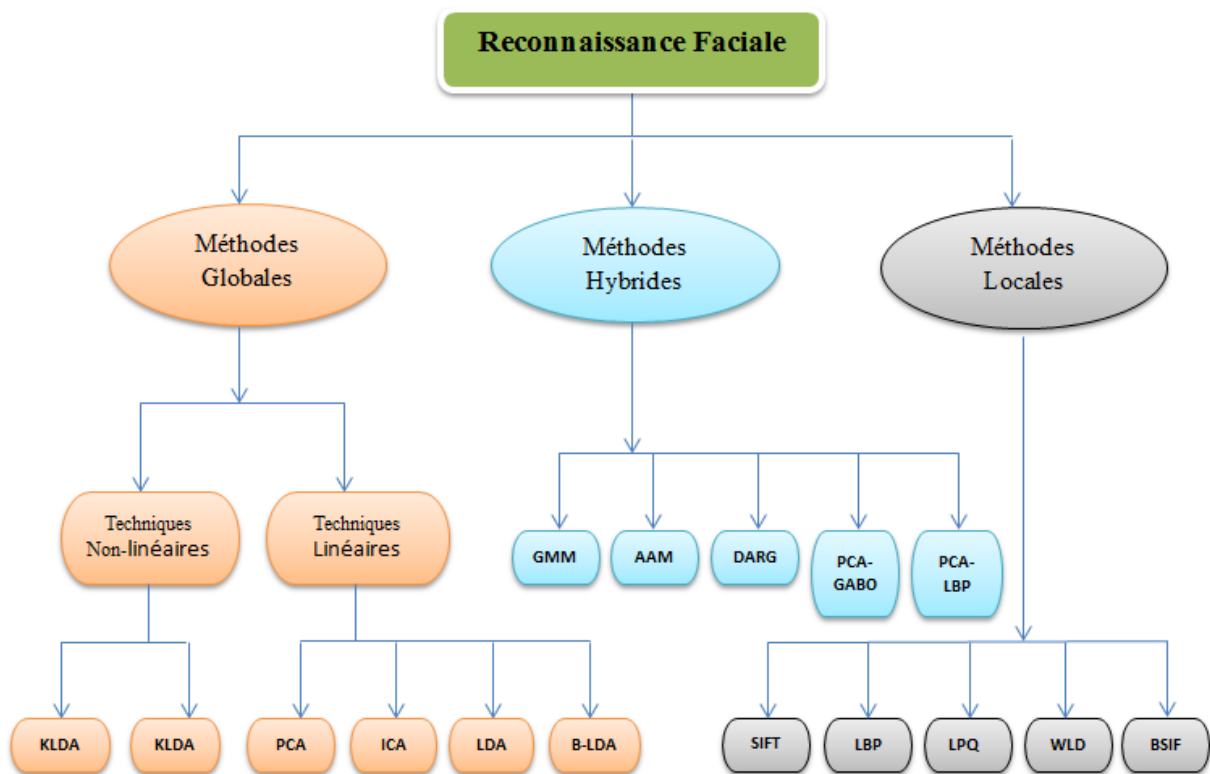


Figure 2. 14. Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la reconnaissance faciale et la reconnaissance par iris en détaillant les modules ainsi la conception de chacun des deux systèmes monomodaux. Aussi, un état de l'art des principales approches est présenté.

Dans le chapitre qui suit nous allons procéder à l'étude de la multimodalité.

Chapitre 3: La Multi-modalité

3.1	Introduction.....	39
3.2	Les avantages de la multi-modalité.....	39
3.3	Conception d'un système biométrique multimodal	40
3.4	Les différentes formes de multi-modalité.....	41
3.5	Stratégies et modes de fonctionnement.....	42
3.6	Les niveaux de fusion	43
3.6.1	Fusion avant la correspondance.....	44
3.6.2	Fusion après la correspondance.....	45
3.6.3	Les différentes techniques de normalisation de scores.....	47
3.6.4	Méthodes de combinaison de scores.....	50
3.7	Défis dans la conception des systèmes multi-biométriques.....	50
3.8	Travaux existants.....	51
3.8.1	Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données virtuelles	52
3.8.2	Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données réelles	53
3.9	Bases de données multimodal réelles.....	54
3.10	Conclusion	55

3.1 Introduction

La biométrie multimodale désigne l'utilisation de plus d'une source d'information pour la reconnaissance d'un individu [Hong 1999] [Nandakumar 2005]. Par exemple, un système biométrique multimodal peut utiliser la reconnaissance de l'iris et la reconnaissance de visage pour confirmer l'identité d'un utilisateur. L'utilisation de sources d'information multiples aide à résoudre certains des problèmes et limitations rencontrés précédemment par les systèmes unimodaux (systèmes monomodaux). On peut donc s'attendre à ce que les déploiements des systèmes biométriques multimodaux soient de plus en plus courants dans le futur.

3.2 Les avantages de la multi-modalité

Les avantages des systèmes multimodaux proviennent du fait qu'il existe de multiples sources d'information. Les systèmes multimodaux offrent les avantages suivants par rapport aux systèmes monomodaux [Ross 2006] [Jain 2004] [Ross 2009], certains de ces avantages sont énumérés ci-dessous :

1) Précision

Combiner les preuves obtenues de différentes sources d'information en utilisant une fusion efficace peut considérablement améliorer la précision globale du système biométrique et ainsi, réduire simultanément le FAR et le FRR du système.

2) Non-universalité

La multi-biométrie aborde le problème de la non-universalité ou de la couverture insuffisante de la population. Par exemple si une personne ne peut pas être enrôlé dans un système d'empreintes digitales en raison de cicatrice ou bien empreinte essuyée, il peut toujours être identifié en utilisant d'autres traits biométriques comme le visage ou l'iris.

3) La flexibilité

Les systèmes multi-biométriques peuvent également fournir un certain degré de flexibilité dans l'authentification de l'utilisateur. Supposons qu'un utilisateur s'inscrive dans le système en utilisant plusieurs traits différents. Plus tard, au moment de l'authentification, seul un sous-ensemble de ces caractères peut être acquis en fonction de la nature de l'application considérée et de la commodité de l'utilisateur.

4) Données bruyantes

Si la donnée biométrique obtenue à partir de l'une des sources n'est pas d'une qualité suffisante, les données provenant d'autres sources peuvent encore fournir suffisamment d'informations discriminatoires pour permettre la détermination de l'identité d'un individu.

5) Sécurité

Il devient de plus en plus difficile (voire impossible) pour un imposteur d'usurper plusieurs traits biométriques d'un individu légitimement enrôlé.

3.3 Conception d'un système biométrique multimodal

Une variété de facteurs doit être prise en compte lors de la conception d'un système biométrique multimodal [Ross 2006]:

1) Interface Homme-Machine (IHM) :

Permettre une acquisition efficace des informations biométriques d'un individu, tout en minimisant l'inconvenance pour l'utilisateur [Oviatt 2003], par exemple une seule camera pour obtenir l'image de l'iris et du visage en même temps.

2) Facteur de coût :

Compromis entre Le coût correspondant par rapport à la performance du système, au nombre de capteurs déployés, au temps pris pour acquérir les données biométriques, aux exigences de stockage, et au degré de commodité perçue par l'utilisateur.

3) Détermination et choix des modalités biométriques de base :

Selon le type d'application on choisit les différentes sources d'information les plus pertinentes.

4) Acquisition et séquence de traitement :

Les modalités biométriques doivent-elles être acquises simultanément ou en série ? De la même manière, les informations acquises doivent-elles être traitées en même temps ou bien séquentiellement?

5) Type d'information:

Définit le niveau de fusion des informations fournies par multiples sources biométriques (caractéristiques, scores de correspondance, décision, etc.).

6) Méthode de fusion:

Quel schéma de fusion choisir pour combiner les informations présentées par de multiples sources biométriques ? Est-il possible de prédire le gain de performance obtenu en utilisant différentes méthodes de fusion dans le but d'en déterminer une optimale ?

Finalement on peut dire qu'un système biométrique multimodal est souvent évalué à partir de sa précision de reconnaissance, du nombre d'utilisateurs qui peuvent être pris en compte par le système, du coût résultant par l'ajout de nouveaux capteurs et du temps supplémentaire requis pour acquérir et traiter plusieurs modalités pendant la phase d'enrôlement et de reconnaissance.

3.4 Les différentes formes de multi-modalité

Selon les sources d'information qui peuvent être considérées dans un système biométrique multimodal, il existe de nombreux scénarios possibles (voir Figure 3.1) :

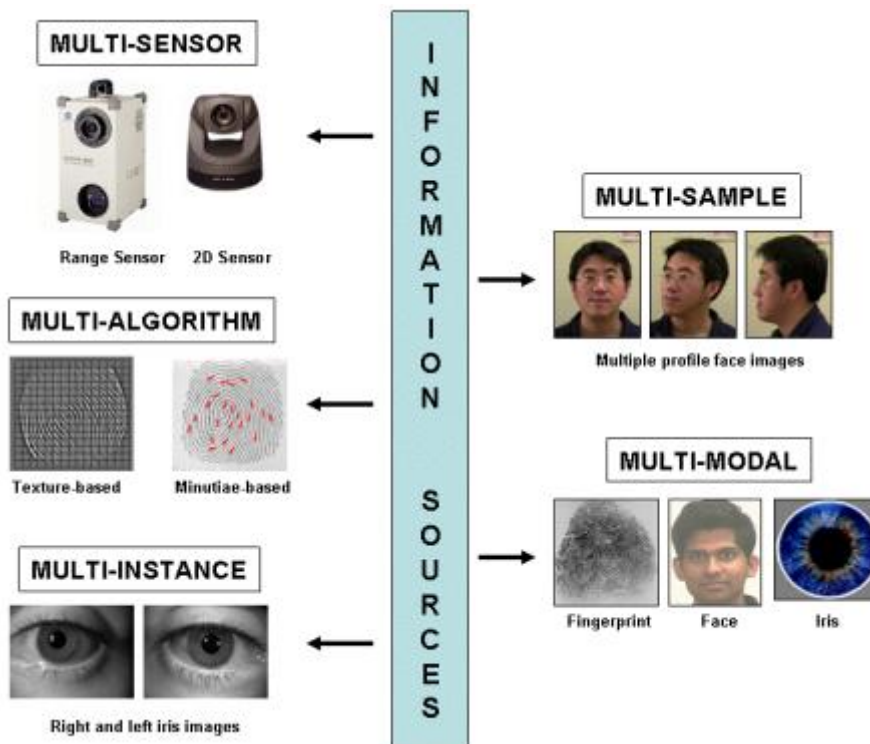


Figure 3. 1. Sources d'information pour la fusion biométrique [Ross 2009].

1) Systèmes multi-échantillons:

Acquièrent plusieurs échantillons du même trait biométrique dans le but de prendre en compte les variations qui peuvent se produire au sein de ce trait. On peut citer par exemple, l'acquisition du profil frontal du visage d'une personne ainsi que les profils gauches et droits afin de tenir compte des variations de la pose faciale.

2) Systèmes multi-captures:

Utilisent au moins deux capteurs pour capturer un seul trait biométrique d'une personne. Par exemple L'acquisition d'une image 2d d'un visage se fait à l'aide d'une caméra classique alors que la même acquisition en 3D s'effectue avec une autre caméra plus sophistiquée.

3) Systèmes multi-instances:

Ce système utilise différentes instances du même trait biométrique (L'acquisition de plusieurs empreintes digitales via le même capteur ou les deux iris gauche et droite).

4) Multi-algorithmes:

Les mêmes données biométriques sont traitées à travers plusieurs algorithmes, afin d'extraire diverses caractéristiques qui peuvent améliorer la performance du système.

5) Systèmes multi-biométries:

Lorsqu'on considère plusieurs traits biométriques, par exemple les veines, l'empreinte digitale et l'empreinte d'articulation.

Les quatre premiers systèmes combinent des informations issues d'une seule et même modalité ce qui permet d'améliorer les performances de la reconnaissance en réduisant l'effet de la variabilité intra-classe. Cependant ces systèmes ne permettent pas de traiter le problème de la non-universalité de certaines biométries ainsi que la résistance aux fraudes, contrairement aux systèmes "multi-biométries".

Enfin, on peut noter que l'on utilise le terme de systèmes hybrides [[Chen 2005 b](#)] pour se référer aux systèmes qui intègrent un sous-ensemble des 5 scénarios que nous venons d'évoquer.

3.5 Stratégies et modes de fonctionnement

Comme nous l'avons déjà vu, un système multimodal combine plusieurs sources d'informations, donc il est nécessaire de définir la stratégie dans laquelle ces données sont acquises et traitées.

Il existe deux différents modes de fonctionnement: mode série, mode parallèle.

En mode série, l'acquisition et le traitement se font d'une façon séquentielle. On peut citer deux avantages, premièrement le temps de traitement peut être réduit efficacement et deuxièmement améliorer le confort de l'utilisateur. Par exemple un système multimodal qui combine plusieurs traits face, iris et empreinte digitale n'a pas besoin de les traiter tous, si le système a suffisamment confiance de l'identité de l'utilisateur après le traitement de la première modalité choisie par l'utilisateur, l'utilisateur peut ne pas être tenu de fournir d'autres traits.

En mode parallèle les informations provenant de multiples modalités sont traitées indépendamment et simultanément, ensuite leurs résultats sont combinés en utilisant une fusion appropriée. Par exemple, acquérir l'image du visage et de l'iris simultanément par un capteur. Cependant les systèmes parallèles ont une plus grande précision car ils utilisent toutes les modalités du système multimodal proposé pour aboutir à la reconnaissance.

Il est également possible d'avoir une architecture hiérarchique (arborescente) pour combiner les avantages des architectures en cascade et parallèles [Maltoni 2003].

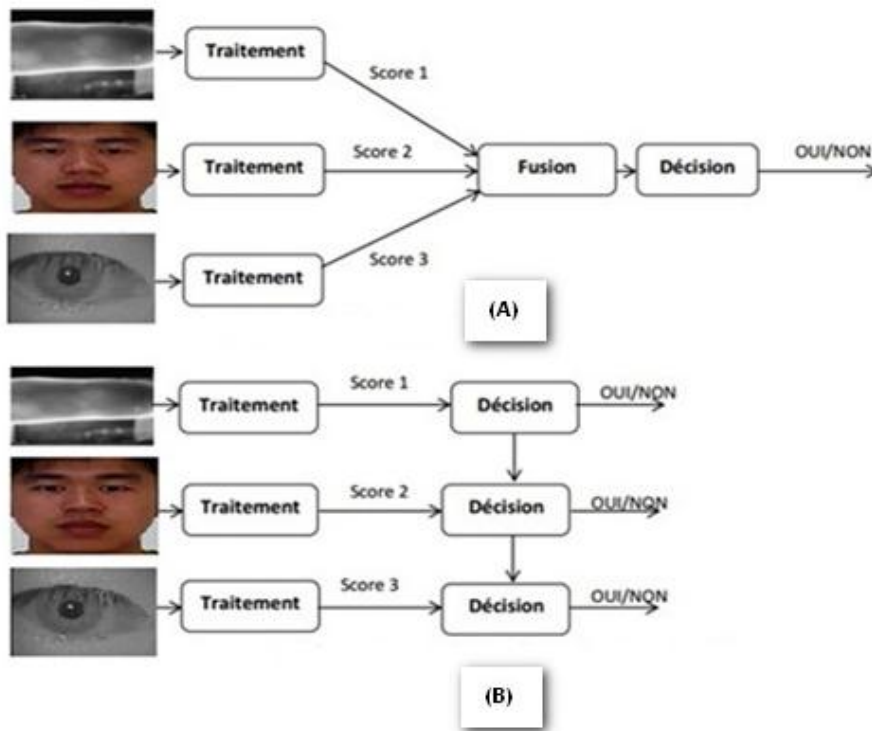


Figure 3. 2. Architecture d'un système multimodal, (A) en parallèle, (B) en série

3.6 Niveaux de fusion

Dans un système biométrique typique, on trouve quatre modules de base, le module d'acquisition ou capture; le module d'extraction; le module de comparaison (matching) et le module de décision. Bien que la quantité d'informations disponibles devienne réduite à mesure que l'on progresse du module de capture vers le module de décision, la fusion peut être accomplie en utilisant l'information disponible dans l'un de ces modules. Selon Sanderson and Paliwal [Sanderson 2002], ces quatre niveaux de fusion peuvent être répartis en deux larges catégories, la fusion avant la correspondance ("matching") et la fusion après la correspondance.

3.6.1 Fusion avant la correspondance

Avant la correspondance (matching), l'intégration d'informations peut avoir lieu soit au niveau capteur (images brutes), soit au niveau caractéristique (caractéristiques extraites par le module d'extraction).

1) Fusion au niveau du capteur

Bien que la fusion des données brutes ("raw data") soit relativement peu utilisée car elle nécessite une homogénéité entre les données, elle peut être achevée uniquement si les diverses captures sont des instances du même trait biométrique obtenu à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux ou plusieurs instances du même trait biométrique obtenu à partir d'un seul capteur [Zhang 2014 b]. Le but de combiner plusieurs données brutes est d'avoir une donnée plus représentative et qui contient plus d'information. La figure 3.3 illustre la fusion au niveau du capteur.

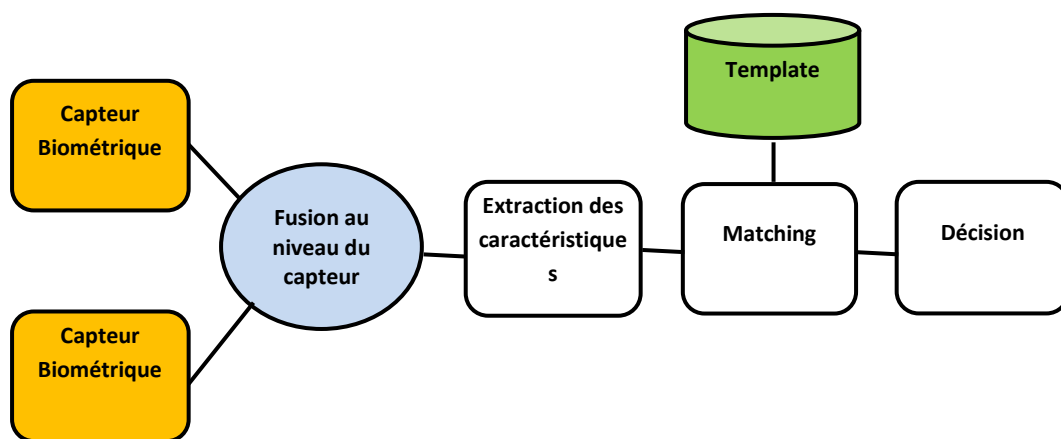


Figure 3. 3. Fusion aux niveau du capteur

2) Fusion au niveau des caractéristiques

La fusion au niveau caractéristique consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques obtenus soit par l'utilisation de multiples capteurs, employant plusieurs algorithmes d'extraction de caractéristiques sur les mêmes données du capteur, plusieurs instances du même trait biométrique, ou encore plusieurs traits biométriques [Rattani 2007].

En général, de meilleures performances peuvent être atteintes par la fusion au niveau des caractéristiques que du niveau score ou bien par la fusion au niveau de décision, puisque la quantité d'informations disponibles à ce niveau est plus riche à mesure que l'on progresse vers le module de décision.

Cependant, il y a quelques difficultés qui rendent la fusion au niveau des caractéristiques difficile et moins commune que d'autres méthodes. Premièrement les ensembles de caractéristiques sont incompatibles, et deuxièmement, en concaténant simplement les caractéristiques des différentes sources, on engendre le problème de sur-dimensionnalité (connu comme la "malédiction de la dimensionnalité"). Enfin, la plupart des systèmes commerciaux ne fournissent pas l'accès aux vecteurs de caractéristiques. La figure 3.4 illustre la fusion au niveau des caractéristiques.

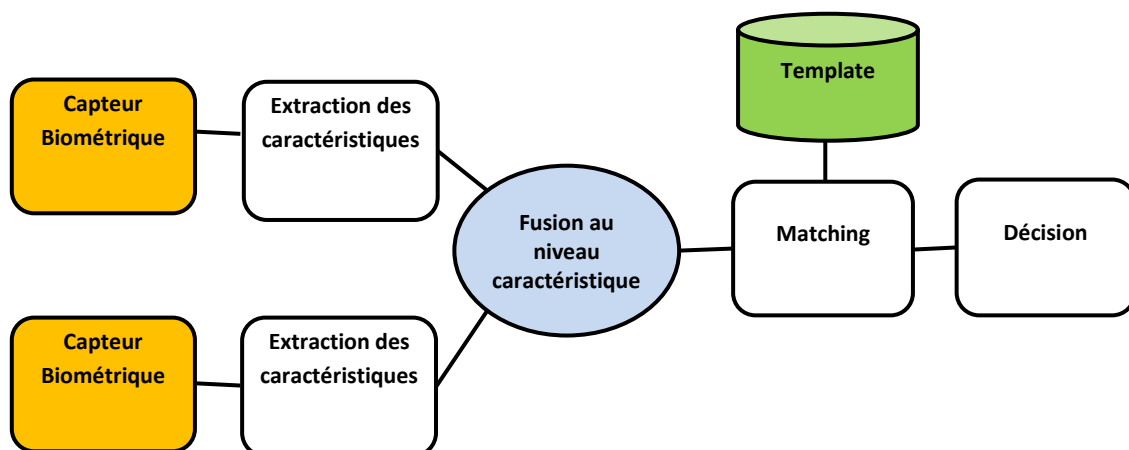


Figure 3. 4. Fusion au niveau des caractéristiques

3.6.2 Fusion après la correspondance

L'intégration d'information peut être divisée en trois catégories : fusion au niveau décision, fusion au niveau rang et fusion au niveau score.

1) Fusion au niveau rang

La fusion au niveau du rang est la méthode qui consolide plus de deux résultats d'identification pour améliorer la fiabilité de l'identification des personnes. Quand la sortie de chaque "matcher" (module de reconnaissance) biométrique est un sous-ensemble de correspondances possibles triées dans un ordre décroissant de confiance, la fusion peut se faire au niveau rang. Ho et al. [Ho 1994] décrivent un système biométrique multimodal fondé sur la fusion au niveau du rang en utilisant les approches highest rank, Borda count et logistic regression.

2) Fusion au niveau décision

L'intégration d'information au niveau décision est le plus haut niveau de fusion où chaque modalité est d'abord identifiée de façon indépendante (par exemple, accepter ou rejeter dans un système de vérification, ou l'identité d'un utilisateur dans un système d'identification). Pour arriver à la décision finale, plusieurs méthodes peuvent être utilisées comme celle de la majorité de votes « majority voting » [Lam 1997], les règles « ET et OU » [Daugman 2000] ou Weighted Majority Voting [Kuncheva 2004]. La figure 3.5 illustre la fusion au niveau décision.

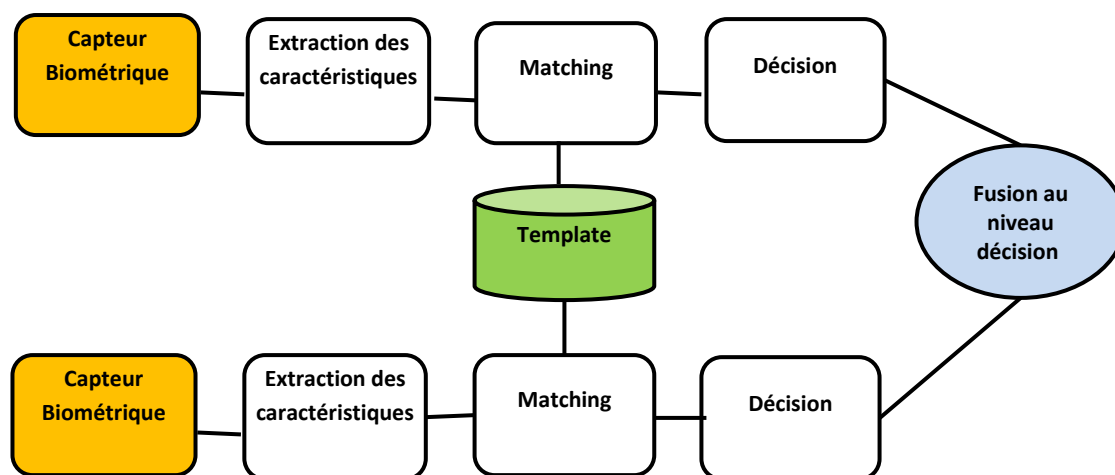


Figure 3. 5. Fusion au niveau de la décision.

3) Fusion au niveau des scores

Le score de correspondance donné en sortie par les matchers est une mesure de la similarité entre le modèle d'entrée et le modèle biométrique enrôlé (Template). L'intégration d'information au niveau score est l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux. En fait, la fusion au niveau score (Figure.3.6) donne le meilleur compromis entre la richesse d'information et la facilité d'implémentation. Aussi, il est relativement facile d'accéder et de combiner les scores générés par les différents matchers. Ce niveau de fusion peut être classé en deux catégories: La première approche est de voir cela comme un problème de classification, tandis que l'autre approche est de traiter le sujet comme un problème de combinaison. Les approches par combinaison sont plus performantes que la plupart des méthodes de classification [Jain 2005] [Ross 2003]. La figure 3.6 illustre la fusion au niveau des scores.

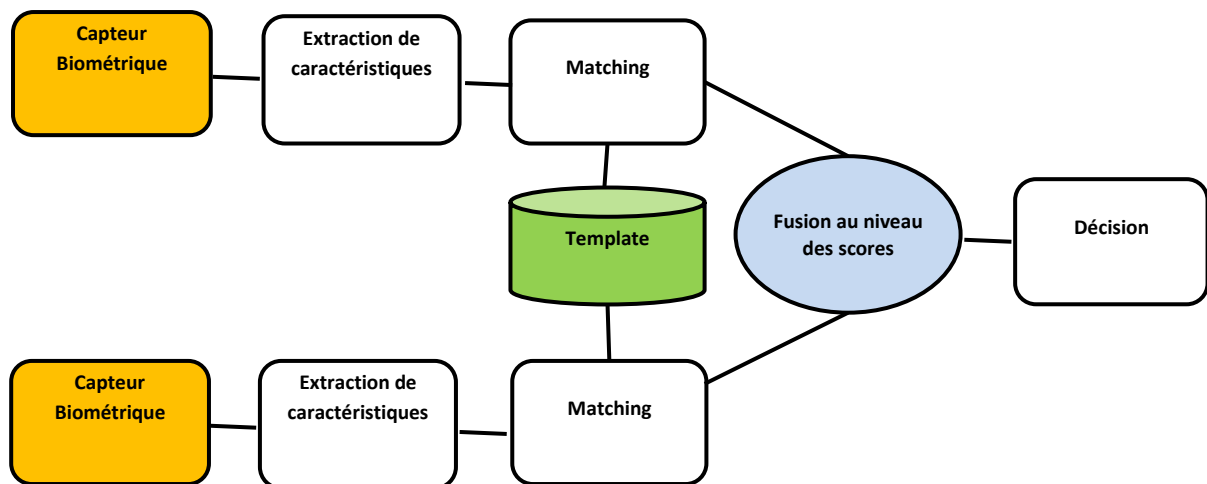


Figure 3. 6. Fusion au niveau des scores.

✚ Approche par classification

Dans l'approche par classification, un vecteur de caractéristiques est généré à partir des scores produits par les classificateurs individuels, ce vecteur est considéré comme entrée pour un deuxième problème de classification dans une des deux classes : accepter (geniune user) ou rejeter (impostor). Généralement, le classificateur utilisé pour cette opération est capable d'apprendre la frontière de décision sans avoir besoin de connaître la façon dont le vecteur de caractéristiques est généré. Ainsi, les scores à la sortie des différentes modalités peuvent être non-homogènes [Wang 2009].

✚ Approche par combinaison

Dans l'approche par combinaison, les scores de correspondance individuels issus des modules de comparaison sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. Afin de s'assurer que la combinaison de scores provenant de différentes modalités soit cohérente, les scores doivent d'abord être transformés dans un domaine commun : on parle alors de normalisation de score [Dass 2005] [Slobodan 2008].

3.6.3 Les différentes techniques de normalisation de scores

Une étape de normalisation est généralement nécessaire avant que les scores bruts provenant de différents classificateurs puissent être combinés dans l'étape de fusion. En effet, trois points essentiels doivent être considérés, premièrement les scores de correspondance au niveau des sorties des matchers individuels peuvent ne pas être homogènes (similarité ou distance). Ensuite, les sorties

des matchers individuels ne sont pas nécessairement inclus dans le même intervalle. Enfin, les scores de correspondance en sortie des matchers peuvent suivre différentes distributions statistiques.

Nous présentons dans la suite, les méthodes de normalisation les plus connues [Jain 2005].

1) Normalisation par la méthode Min-Max

Accomplie par une transformation linéaire des données d'origine. C'est l'une des techniques de normalisation les plus simples, elle est le plus utile lorsque les limites des scores produits sont connues. Cette méthode n'est pas robuste (sensible aux valeurs aberrantes). La normalisation MinMax conserve la distribution des scores originaux à un facteur d'échelle près et transforme tous les scores dans l'intervalle [0,1].

Étant donné un ensemble de scores de correspondance S_k , $k = 1, 2, \dots, n$, les scores normalisés sont donnés par :

$$S'_k = \frac{S_k - \min}{\max - \min} \dots \dots \dots (3.1)$$

2) Normalisation par la méthode "decimal-scaling"

Lorsque les scores de différents matchers évoluent selon une échelle logarithmique. Par exemple, si un matcher a des scores dans l'intervalle [0, 1] et l'autre matcher a des scores dans l'intervalle [0, 1000], la normalisation suivante peut être appliquée :

$$S'_k = \frac{S_k}{10^{\log_{10}(\max)}} \dots \dots \dots (3.2)$$

Il ya deux problèmes avec cette approche, le manque de robustesse et l'hypothèse que les scores de différents matchers varient d'un facteur logarithmique.

3) Normalisation par la méthode Z-Score :

Est l'une des techniques de normalisation les plus couramment utilisées. Elle utilise la moyenne arithmétique et l'écart-type pour normaliser les données. Par conséquent, une connaissance préalable concernant le score moyen et les variations des scores d'un matcher est nécessaire.

Les scores normalisés sont donnés par :

$$S'_k = \frac{S_k - \mu}{\sigma} \dots \dots \dots (3.3)$$

où μ est la moyenne arithmétique et σ l'écart-type des données. Cette méthode conservera la distribution originale des scores correspondants seulement si la distribution des scores d'entrée est gaussienne. Cette méthode n'est pas non plus robuste, car les paramètres μ et σ sont tous les deux sensibles aux valeurs aberrantes.

4) Normalisation par la méthode médiane et l'écart absolu médian (MAD) :

C'est une méthode robuste insensible aux valeurs aberrantes et aux points aux extrémités d'une distribution. Cependant, les estimateurs issus de la médiane et de la MAD ont une faible efficacité comparés aux estimateurs issus de la moyenne et de l'écart-type.

Les scores normalisés sont donnés par :

$$S'_k = \frac{S_k - median}{MAD} \dots\dots\dots (3.4)$$

où $MAD = median(|S_k - median|)$

5) Normalisation par la méthode estimateurs tanh:

Cette méthode introduite par Hampel et al [Hampel 1986] est généralement efficace et robuste dans la gestion des valeurs aberrantes. La normalisation est donnée par:

$$S'_k = \frac{1}{2} \left\{ \tanh \left(0.01 \left(\frac{S_k - \mu_{GH}}{\sigma_{GH}} \right) \right) + 1 \right\} \dots\dots\dots (3.5)$$

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

Les caractéristiques des différentes techniques de normalisation que nous venons de détailler sont résumées dans le tableau 3.1.

Tableau 3. 1. Résumé des techniques de normalisation de scores [Jain 2005]

Technique de Normalisation	Robustesse	Efficacité
MinMax	Non	N/A
Decimal Scaling	Non	N/A
Z-Score	Non	Elevée (optimale pour des données gaussiennes)
Médiane et MAD	Oui	Modérée
Estimateurs tanh	Oui	Élevée

3.6.4 Méthodes de combinaison de scores

Les méthodes de combinaison de scores sont des méthodes très simples dont l'objectif est d'obtenir un score final à partir des N scores disponibles S_i pour $i = 1$ à N issus de N systèmes. Les méthodes les plus utilisées sont le produit, la somme, le minimum, le maximum ou la médiane.

1) La règle produit (Product rule) :

La règle de produit simple combine les scores en multipliant tous les scores individuels.

$$S = S_1 * S_2 * \dots * S_n \dots \dots \dots (3.6)$$

2) La règle somme (Sum rule) :

La règle de somme combine les scores en tant que transformation linéaire.

$$S = \sum_{i=1}^N w_i * S_i \dots \dots \dots (3.7)$$

La somme pondérée permet de donner des poids différents W_i à chacun des sous-systèmes en fonction de leur performance individuelle ou de leur intérêt dans le système multimodal.

3) La règle maximum (Max rule) :

La règle Max Simple est le score maximum des différentes modalités.

$$S = \max(S_1 S_2 \dots S_n) \dots \dots \dots (3.8)$$

4) La règle minimum (Min rule) :

La règle Min Simple est le score minimum des différentes modalités.

$$S = \min(S_1 S_2 \dots S_n) \dots \dots \dots (3.9)$$

3.7 Défis dans la conception des systèmes multi-biométriques

Nous avons vu précédemment que les systèmes multi-biométriques offrent plusieurs avantages, cependant la conception d'un système multi-biométrique n'est pas une tâche facile car il est très difficile de prédire les sources d'information biométriques optimales et la stratégie de fusion optimale pour une application particulière. Cette difficulté est due aux facteurs suivants [Nandakumar 2008] :

1) Hétérogénéité des sources d'information:

La fusion d'information dans les premières étapes est plus efficace parce que la quantité d'informations disponibles pour le module de fusion diminue au fur et à mesure que nous passons du niveau du capteur au niveau de décision. Cependant, la fusion au niveau du capteur ou caractéristique n'est pas toujours possible en raison de l'hétérogénéité ou de l'incompatibilité du contenu de l'information. Par exemple, dans un système multi-biométrique utilisant le visage et les empreintes digitales, on ne peut pas fusionner les images brutes ou les caractéristiques qui y sont extraites.

2) Complexité de la fusion:

Même lorsque les sources d'information sont compatibles (par exemple deux impressions d'un même doigt, jeux de minuties de deux doigts différents d'un individu, etc.), la complexité de l'algorithme de fusion peut annuler les avantages de la fusion. Par exemple, la fusion au niveau du capteur ou des caractéristiques implique des complexités de traitement supplémentaires telles que l'enregistrement et la conception de nouveaux algorithmes pour faire correspondre les données fusionnées. En outre, les données brutes provenant du capteur et des ensembles de caractéristiques extraits sont habituellement corrompues par divers types de bruit. Par conséquent, la fusion au niveau du capteur et des caractéristiques peut ne pas entraîner d'amélioration des performances.

3) Capacité discriminative variée:

La quantité d'informations discriminatoires fournies par chaque source biométrique peut être assez différente. Considérons un système multi-biométrique avec deux matchers (A) et (B), où le matcher (A) a une très grande précision par rapport à matcher B. Si une règle de fusion simple qui assigne des poids égaux aux résultats des deux matchers est utilisée, la précision du système multi-biométrique est susceptible d'être inférieure à la précision du matcher individuel A.

4) Corrélacion entre les sources:

Dans de nombreux systèmes multi-biométriques les différentes sources biométriques peuvent ne pas être statistiquement indépendantes, comme par exemple un système multi-biométrique qui utilise plusieurs échantillons du même trait biométrique (par exemple, deux empreintes de l'index droit d'une personne). En général, la fusion des sources d'information indépendantes est subjective de donner des résultats meilleurs par rapport à la fusion de sources corrélées.

3.8 Travaux existants

Généralement, le choix et le nombre de modalités biométriques sont largement déterminés par la nature de l'application, les frais consommés par multiples modalités, et la corrélation entre les modalités considérées. Les informations non corrélées sont préférées pour l'amélioration de la performance, par exemple dans un téléphone portable équipé d'une caméra, il pourrait être plus facile

de combiner les modalités de visage et de la voix d'un utilisateur, et pour une application ATM, il serait plus facile de combiner les modalités de l'empreinte digitale et du visage de l'utilisateur. Tandis que dans une application de contrôle aux frontières combinée, les modalités du visage et de l'iris de l'utilisateur sont sollicitées.

Dans cette thèse, nous optons pour un système biométrique multimodal qui utilise les modalités du visage et de l'iris pour construire un système biométrique fiable, car la reconnaissance faciale est amicale et non invasive, tandis que la reconnaissance de l'iris est la plus précise. Dans la littérature, une diversité de systèmes biométriques multimodaux qui intègre les modalités de visage et de l'iris a été proposée.

3.8.1 Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données virtuelles

La méthode la plus courante de la fusion multi-biométrique est la fusion au niveau du score. Wang et al. ont combiné les scores de correspondance du visage et de l'iris en tant que vecteur caractéristique bidimensionnel. L'analyse de discrimination linéaire (LDA) et le réseau neuronal basé sur la fonction de base radiale (NNRBF) sont utilisés comme classificateurs [Wang 2003].

Wang et al. ont employé un classifieur basé sur une Machine à Vecteurs de Support (SVM) qui incorporait la fonction de base radiale comme noyau pour leur système biométrique de visage-iris. Leur résultat a montré que la méthode de fusion de score basée sur le SVM surpasse la méthode LDA et la règle de somme pondérée [Wang 2009].

Heng Fui Liao et al. ont proposé une méthode de sélection de caractéristiques pour sélectionner un sous-ensemble optimal de caractéristiques tandis que les scores d'appariement sont intégrés pour devenir un vecteur de caractéristiques 2D et un classifieur basé sur une machine à vecteurs de support (SVM) est utilisé comme classificateur [Liao 2011].

Eskandari et al. les caractéristiques du visage et de l'iris sont extraites à l'aide de méthodes d'extraction de caractéristiques locales et globales telles que principal component analysis (PCA), Subspace Linear Discriminant Analysis (LDA), subpattern-based PCA, modular PCA and Local binary patterns (LBP). Une fusion de score basée sur la transformation et une fusion de score basée sur un classificateur sont ensuite impliquées dans le processus pour obtenir, concaténer et classer les scores de correspondance [Eskandari 2013].

Une autre approche commune à la fusion biométrique est la fusion au niveau des caractéristiques par concaténation :

Dans Rattani et al. les caractéristiques du visage et de l'iris sont extraites par la méthode Scale Invariant Feature Transform (SIFT), ensuite les vecteurs caractéristiques résultants ont été concaténés. Le score résultant de la comparaison entre deux vecteurs (mesurés par la distance euclidienne) est utilisé comme score de correspondance [Rattani 2009].

Son et al. ont extrait les caractéristiques des images de visage et d'iris en utilisant la transformée en ondelettes de Daubechies. La concaténation est utilisée pour former un vecteur de caractéristique conjoint tandis que la distance euclidienne entre les vecteurs de caractéristiques est utilisée pour générer les scores correspondants [Son 2005].

Zhifang Wang et al. normalise les caractéristiques originales de l'iris et du visage en utilisant la z-score normalisation et les fusionnées en série, puis utilise la distance euclidienne pour les classifier [Wang 2011].

La fusion au niveau décisionnel est la moins étudiée dans la littérature.

Kapale et al. ont extrait les caractéristiques des images de visage et d'iris en utilisant la méthode principal component analysis (PCA) et la transformée en ondelettes, et puis la fusion est performée au niveau décisionnel [Kapale 2011].

3.8.2 Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données réelles

Dans la littérature, seuls quelques articles utilisant de bases de données multimodales réelles intégrant le visage et l'iris de la même personne ont été trouvés.

Zhang et al. ont construit une base de données de 930 NIR (Near-infrared Resolution) images de visage provenant de 112 personnes capturées à l'aide d'une caméra haute résolution NIR. Les caractéristiques du visage et des iris ont été extraites par PCA et les ondelettes de Gabor 2D, respectivement. Les résultats obtenus après la normalisation ont été fusionnés en utilisant différentes règles [Zhang 2007].

Kim et al. ont proposé un dispositif de capture qui comprend une caméra pour le visage et deux caméras pour l'iris afin de capturer des images de visage NIR. Les caractéristiques du visage détecté et des deux iris ont été extraites respectivement par PCA et un filtre Gabor 1-D. Les scores de correspondance ont été fusionnés en utilisant différents types de noyaux SVM, la règle de normalisation "min" et "max" a été utilisé. Le SVM a donné le meilleur résultat avec un EER = 0,131% [Kim 2012].

KHIARI-HILI et al. ont intégré une métrique de qualité basée sur l'occlusion de l'iris dans un schéma de fusion pour optimiser les résultats de performance en termes d'EER. La base de données multimodale réelle IV2 a été utilisée pour les expériences [Khiari-Hili 2016 b].

Dans Sharifi et al. les caractéristiques du visage et les deux iris ont été extraites en utilisant Log-Gabor. Différents schémas à différents niveaux de fusion ont été proposés et le Backtracking Search Algorithm (BSA) a été utilisé pour améliorer les résultats de performance. La base de données CASIA Iris Distance a été utilisée dans les expériences [Sharifi 2016].

Zoubida et al ont proposé une méthode qui utilise une approche par combinaison pour générer un score unique final du visage et des deux iris et l'utilise comme entrée pour l'approche de classification (SVM). Les caractéristiques des images du visage et de l'iris ont été extraites en utilisant les ondelettes de Daubechies tandis que la base de données multimodale réelle SDUMLA-HMT a été utilisée pour les expériences. La méthode proposée a conduit à un résultat meilleur que ceux du système mono-modal [Zoubida 2017].

Dans Miao et al. les scores ont été premièrement générés à partir de différentes données biométriques ont été concaténés et le vecteur de score résultant a été utilisé comme entrée dans le classifieur bin. Les auteurs ont utilisé trois types différents de classificateurs bin et ont utilisé la base de données multimodale CASIA-Iris-Distance pour les expériences. Le meilleur résultat obtenu était un EER = 0,35% [Miao 2017].

3.9 Bases de données multimodales réelles

La disponibilité des bases de données de référence est cruciale pour évaluer les nouveaux systèmes biométriques. Recueillir des données biométriques est une tâche onéreuse, surtout lorsque des bases de données multimodales sont nécessaires, en raison de l'effort supplémentaire pour l'acquisition de plusieurs traits biométriques. Pour cette raison, dans la littérature, la plupart des premières bases de données multimodales ont été générées synthétiquement en définissant un "utilisateur chimérique" obtenu en couplant différents traits biométriques non acquis par la même personne. Néanmoins, pour la plupart des systèmes biométriques multimodaux existants, des expériences sont encore menées en utilisant les bases de données multimodales virtuelles. Récemment, un nombre relativement important de bases de données biométriques multimodales réelles sont apparues, dont certaines parmi les plus récentes sont résumées dans le tableau 3.2.

Tableau 3. 2. Bases de données biométriques multimodales réelles.

Référence	Nom de la base	année	Les traits biométriques	Utilisateurs
[Poh 2006]	XM2VTS-Benchmark	2000	Visage, Locuteur	295
[Nist 2004]	NIST-Multimodal database	2004	Empreinte digitale, Visage	517
[Khiari-Hili 2016 a]	IV2 Multimodal Biometric Database	2007	Iris, 2D Visage, 3D Visage	315
[NIST MBGC 2010]	MBGC	2009	Visage, Iris	114
[Fierrez 2010]	BiosecurID	2010	Visage, locuteur, Iris, Signature, écriture manuscrite, empreintes digitales, main, Key-stroking	400
[Ortega-Garcia 2010]	BMDB	2010	Visage, Locuteur, Signature, empreintes digitales, main, Iris	600
[Yilong-Yin 2011]	SDUMLA-HMT	2011	Visage, démarche, iris, empreintes digitales	106
[McCool 2012]	MOBio	2012	Visage, Locuteur	152
[Ho 2013]	MMU GASPPFA	2013	Visage, démarche, Locuteur	82
[Sequeira 2014]	MobBIO	2014	Visage, Iris, Voix	105
[Rios-Sanchez 2015]	gb2s μ MOD	2015	Main (géométrie, palmprint et veines), Iris, Visage	60
[Miao 2017]	CASIA-Iris-Distance	/	Base de données iris / visage de haute qualité	142
[Basak 2017]	CMBD	2017	Iris, empreinte digitale	100

3.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les avantages, la conception et l'architecture des systèmes multimodaux, les différentes formes de source d'information ainsi que les différents niveaux de fusion. La plupart des travaux de recherche en fusion dans les systèmes biométriques multimodaux se sont concentrés sur la fusion au niveau score, en particulier, l'approche par combinaison de scores a reçu une attention considérable. Ainsi un état de l'art des systèmes multimodaux qui combine l'iris et le visage est présenté. Finalement, nous pensons qu'une approche de fusion hybride qui exploite les

avantages de plusieurs niveaux de fusion est aussi un choix optimal. Pour cela dans les deux chapitres qui suivent nous avons proposé deux systèmes multi-biométriques le premier système basé sur la fusion des scores, bien que le deuxième système basé sur une architecture hybride.

Chapitre 4 : Un Système Multi-Biométrique Iris-Visage Basé sur La Fusion au Niveau des Scores

4.1	Introduction.....	58
4.2	Système de reconnaissance par l'iris.....	58
4.2.1	Caractéristiques de la base de données iris utilisé.....	58
4.2.2	Segmentation de l'iris.....	60
4.2.3	Normalisation et amélioration	60
4.2.4	Extraction des caractéristiques	61
4.2.5	Distance de Hamming	63
4.3	Système de reconnaissance par le visage	63
4.3.1	Caractéristiques de la base de données visage utilisée	64
4.3.2	Extraction des caractéristiques	64
4.3.3	Correspondance et décision	66
4.4	Architecture du système multi-biométrique.....	66
4.4.1	Résumé de l'algorithme.....	66
4.4.2	Base de donnée multi-biométrique	67
4.5	Résultats des expériences et discussion.....	68
4.6	Conclusion	70

4.1 Introduction

Nous avons vu que l'authentification des personnes par un système biométrique qui combine plusieurs biométries représente un avantage majeur. La raison la plus importante de combiner différentes modalités biométriques est d'améliorer les taux de performance de ces systèmes biométriques. La conception de notre approche biométrique multimodale est basée sur l'iris et le visage. Ce chapitre est consacré à l'étude de notre premier système multi-biométrique proposé en détaillant les méthodes utilisées et l'architecture adoptée. Nous exposerons ensuite les résultats expérimentaux de l'évaluation du système proposé.

Notre premier système multi-biométrique iris-visage est basé sur la fusion au niveau du score. L'intégration d'information au niveau score est l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux. Le système de reconnaissance de l'iris proposé est composé de plusieurs modules : la segmentation, la normalisation, l'extraction de caractéristiques et la correspondance. La transformée en ondelettes de Haar est utilisée pour l'extraction des caractéristiques de l'iris, un vecteur de caractéristiques compact d'une longueur de 128 bits est généré; ceci réduit le temps de calcul et le stockage du code de l'iris. Le système de reconnaissance de visage est composé du module prétraitement, de l'extraction de caractéristiques et de la comparaison. La méthode appelée «Phase-Based Gabor Fisher Classifier (PBGFC)» est utilisée dans l'extraction de caractéristiques; le PBGFC emploie seulement 16 filtres de Gabor, c'est-à-dire des filtres à 2 échelles et huit orientations. Ce fait rend le vecteur caractéristique résultant de la méthode PBGFC très compact. Les scores de l'iris et du visage sont ensuite combinés en utilisant plusieurs techniques de normalisation et de fusion des scores. Pour valider notre approche, des expériences sont menées sur les images de l'iris et du visage obtenues à partir des deux bases de données CASIA V1 et ORL, respectivement.

4.2 Système de reconnaissance par l'iris

Premièrement, nous localisons l'iris par un processus de segmentation, puis nous normalisons l'image de l'iris pour obtenir une image d'iris rectangulaire (512x64). Deuxièmement, les caractéristiques de l'iris sont extraites avec la transformée en ondelettes de Haar à différents niveaux, les coefficients verticaux de la 4ème décomposition sont retenus et codés pour donner un vecteur de caractéristiques compact d'une longueur de 128 bits. Enfin, la mesure de similarité de distance de Hamming est utilisée pour la reconnaissance.

4.2.1 Caractéristiques de la base de données iris utilisé

Nous avons utilisé la base de données biométriques publique CASIA V1 distribuée par l'institut «Chinese Academy of Science Institute of Automation» [Casia-V1 2010] afin de mener nos tests

expérimentaux. La base de données CASIA version 1.0 contient 756 images d'iris (de taille 320x280 pixels) capturées à partir de 108 personnes différentes. Pour chaque personne, 7 images ont été acquises en deux sessions séparées de quelques semaines. La base de données est considérée comme étant très propre, c'est-à-dire que les images sont toutes nettes, les Iris sont faiblement couvertes de paupières et de cils. Les images ont aussi subi plusieurs prétraitements avant d'être mises à la disposition des chercheurs. La figure 4.1 montre un exemple d'image de la base donnée CASIA et la figure 4.2 montre la caméra développée pour la collecte de CASIA-IrisV1.

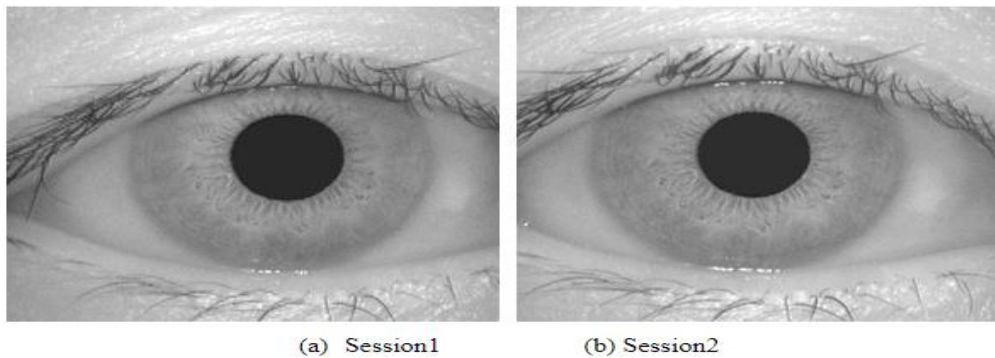


Figure 4. 1. Exemples des images d'iris de la base de données CASIA V1 [Casia-v1 2010].

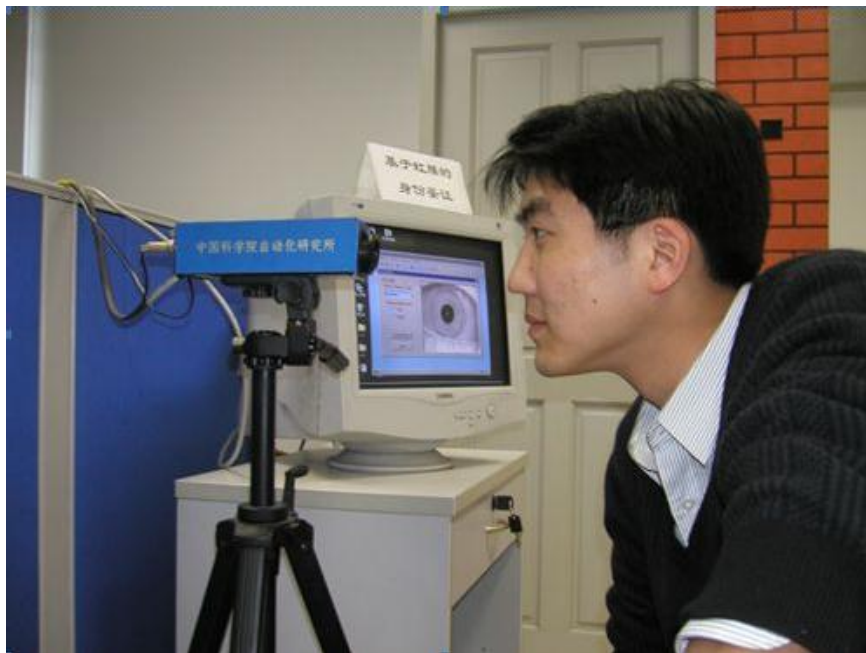


Figure 4. 2. Caméra développée pour la collecte de CASIA-IrisV1 [Casia-v1 2010].

4.2.2 Segmentation de l'iris

La première étape est d'isoler la région d'iris à partir d'une image numérique de l'œil. Pour cela, nous avons utilisé la partie du code open source de Libor Masek [Masek 2003] correspondant à la détection des cercles de l'iris par la méthode de Hough.

La transformée de Hough est un algorithme de vision par ordinateur standard qui peut être utilisé pour déterminer les paramètres d'objets géométriques simples tels que des lignes et des cercles présents dans une image.

Le processus de segmentation est basé sur la transformée circulaire de Hough qui définit un cercle, selon l'équation (1).

$$x_c^2 + y_c^2 - r = 0 \dots\dots\dots (4.1)$$

Les bords interne et externe de l'anneau de l'iris peuvent être approximés par deux cercles non concentriques qui sont déterminés en deux étapes selon la transformée de Hough : (1) trouver les points candidats pouvant appartenir au cercle ; (2) garder le cercle qui rassemble le maximum de vote dans l'espace paramétrique des cercles. L'iris localisé est montré dans la figure 4.3.

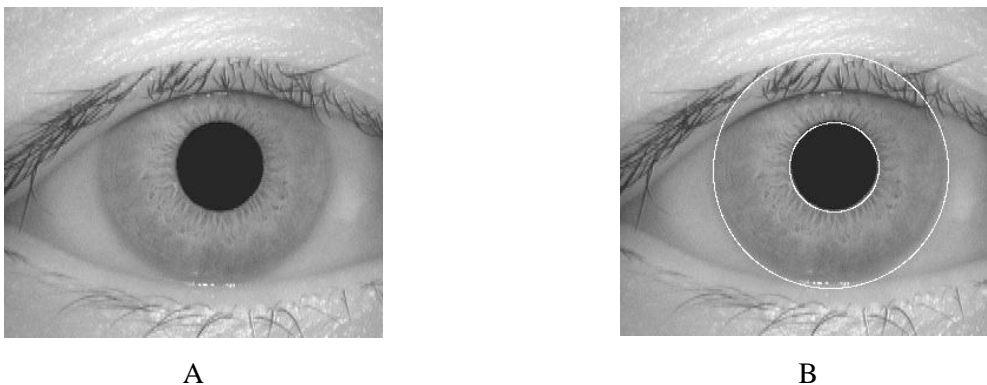


Figure 4. 3. Image d'iris localisée.

4.2.3 Normalisation et amélioration

La deuxième étape est le processus de normalisation, dans lequel la région d'iris segmentée est transformée pour avoir des dimensions fixes, de sorte que l'extraction de caractéristiques et l'appariement deviennent plus faciles. Le modèle 'Feuille de caoutchouc' proposé dans [Daugman 1993] est adopté dans ce travail.

La méthode de normalisation de Daugman transforme les coordonnées cartésiennes d'une texture d'iris localisée en coordonnées polaires (r, θ), où «r» se situe dans l'intervalle unitaire [0,1] et «θ» est la

quantité angulaire cyclique sur $[0, 2\pi]$. La procédure de cette transformation est expliquée dans [Daugman 2004].

La figure 4.4 montre un modèle rectangulaire d'iris obtenu après le déroulement de l'anneau.

Finalement après la transformation de Daugman et un prétraitement par égalisation d'histogramme, on obtient une image de taille 512*64 représentée dans la figure 4.5.

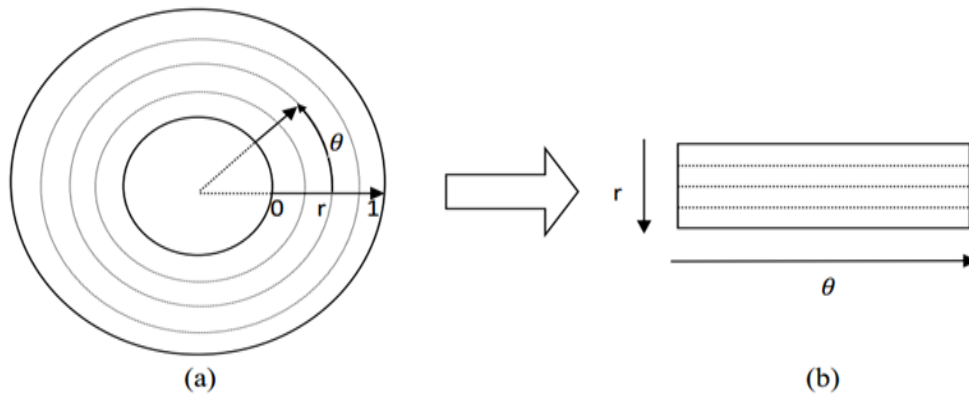


Figure 4. 4. Processus de linéarisation selon le modèle ‘Feuille de caoutchouc’ de Daugman.

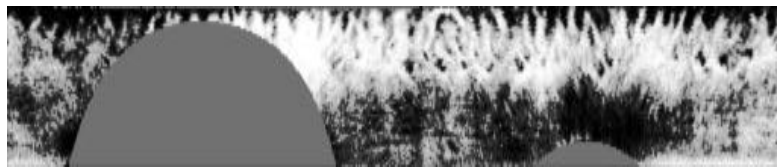


Figure 4. 5. Iris normalisé après amélioration.

4.2.4 Extraction des caractéristiques

Notre objectif est d’avoir une représentation compacte (vecteur caractéristique) de la texture de l’iris. Pour cela nous avons adopté la méthode d’extraction par ondelettes de Haar [Graps 1995] illustrées dans la figure 4.6 et l’équation 4.2.

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \text{si } \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \dots\dots\dots (4.2)$$

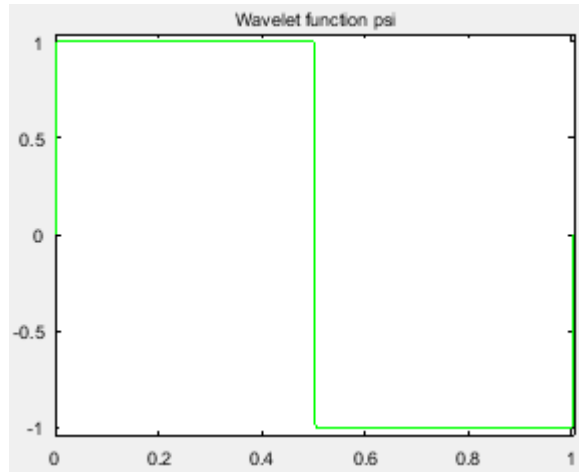


Figure 4. 6. Ondelette de Haar

Les désignations H et L représentent respectivement le filtre passe-haut et le filtre passe-bas et HH indique que le filtre passe-haut est appliqué aux signaux des deux axes (lignes puis les colonnes de la matrice associée à l'image). La première décomposition a donné comme résultats les quatre sous-bandes LL1 (approximation d'image), HL1(les détails horizontaux), LH1 (détails verticaux) et HH1(les détails diagonaux) (voir la figure.4.7).



Figure 4. 7. Décomposition en ondelettes en 4 niveaux.

Dans notre cas, la texture de l'iris est décomposée en 4 niveaux et le vecteur de caractéristiques d'un iris est construit en gardant seulement les coefficients verticaux LH₄, ce qui donne une longueur de vecteur de 128 bits. La figure 4.8 montre la décomposition en 4 niveaux de l'image d'iris rehaussée (enhanced) on utilisant la boîte à outils d'ondelettes.

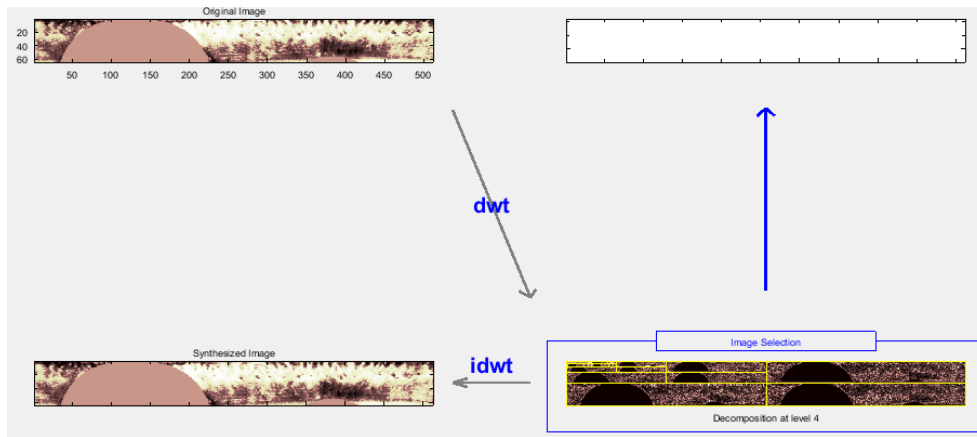


Figure 4. 8. Décomposition en 4 niveaux de l’image d’iris rehaussée (enhanced).

4.2.5 Distance de Hamming

Le dernier module pour le système de reconnaissance d’iris est le module de correspondance. Une fois les caractéristiques extraites à l’aide de l’ondelette Haar, les coefficients sont convertis en binaire à l’aide de la quantification des signes. L’algorithme suivant est utilisé pour la conversion:

$$\begin{cases} \text{if } Coeff(i) \geq 0 \text{ then } Coeff(i) = 1 \\ \text{if } Coeff(i) < 0 \text{ then } Coeff(i) = 0 \end{cases} \dots \dots \dots (4.3)$$

Nous avons utilisé la distance de Hamming (HD) pour mesurer les similitudes entre deux codes d’iris données par la formule:

$$HD = \frac{1}{B} \sum_1^B X_i \otimes Y_i \dots \dots \dots (4.4)$$

Où X_i et Y_i représentent le i ème bit dans les séquences X et Y , respectivement, \otimes désigne le OR exclusif (XOR) et c’est l’opérateur booléen connu qui donne un binaire 1 si les bits de position i dans X et Y sont différents et 0 s’ils sont similaires, B est le nombre total de bits dans chaque séquence.

4.3 Système de reconnaissance par le visage

Le système est composé d’un certain nombre de modules. Tout d’abord et avant d’extraire les caractéristiques d’image du visage, une procédure de prétraitement est appliquée à l’image, une égalisation d’histogramme et une normalisation de moyenne-variation (MVN) ont été utilisées. Ensuite, la méthode appelée «Gabor Fisher classifier à base de phase (PBGFC)» de Struc et al [Struc 2010] a été utilisée pour extraire les caractéristiques du visage, tandis que l’analyse discriminante

linéaire (LDA) a été utilisée dans la deuxième étape pour projeter les vecteurs de caractéristiques sur un sous-espace de petites dimensions. Enfin, la distance de Mahalanobis-cosinus a été utilisée pour la comparaison entre deux vecteurs de caractéristiques.

4.3.1 Caractéristiques de la base de données visage utilisée

Conçue par AT&T laboratoires de l'université de Cambridge en Angleterre, la base de données ORL (Olivetti Research Laboratory) [Orl 1994] est une base de données de référence pour les systèmes de reconnaissances automatiques des visages. La base de données ORL est constituée de 40 individus, chaque individu possède 10 images de taille 92x112 pixels. Les images présentent des variations d'illumination, d'expressions faciales (yeux ouverts / fermés, souriant / non souriant), de détails faciaux (lunettes / pas de lunettes) et de pose de la tête (inclinaison et rotation jusqu'à 20 degrés). La figure 4.9 montre un exemple des images ORL.



Figure 4.9. Exemple d'images du visage de la base de données ORL.

4.3.2 Extraction des caractéristiques

Pour l'extraction des caractéristiques, nous avons adopté la méthode proposée par Struc [Struc 2010] appelée «Gabor Fisher Classifier à base de phase (PBGFC)» qui a donné les meilleurs résultats avec 2 échelles et 8 orientations. Cette méthode est robuste même dans des conditions d'éclairage variables et elle réduit considérablement l'intensité de calcul requis pour l'extraction des caractéristiques du visage. Cependant, elle est différente des autres méthodes basées sur les ondelettes de Gabor car elle exploite les informations de la phase plutôt que les informations de magnitude de Gabor. Premièrement, un vecteur de caractéristiques augmentées qui contient les informations de phase de Gabor dérivées d'une nouvelle représentation des images de visage est construit (oriented Gabor phase congruency image (OGPCI)). Ensuite, on applique LDA [Belhumeur 1997] pour réduire la taille des vecteurs de caractéristiques utilisés dans la procédure d'appariement.

La construction d'un vecteur de caractéristiques augmentées (à base de phase) à partir d'une image de visage donnée est obtenue en suivant les étapes suivantes:

- pour chaque image de visage donnée, on calcule OGPCI, pour toutes les orientations ν et pour un nombre d'échelles de filtre égal à 2.
- On sous-échantillonne les OGPCI résultantes à l'aide d'une grille d'échantillonnage rectangulaire avec 16 lignes horizontales et 16 lignes verticales.
- On construit le vecteur caractéristique final X on concaténant les lignes (ou colonnes) des vecteurs D_ν^T construits à partir des OGPCIs sous-échantillonnées, c'est-à-dire:

$$X = (D_1^T D_2^T \dots D_{r-1}^T)^T \dots \dots \dots (4.5)$$

où T désigne l'opérateur de transformation et D_ν représente le vecteur dérivé de l'OGPCI à l'orientation ν ($\nu = 0, 1, \dots, r - 1$).

L'image de congruence de phase orientée de Gabor (OGPCI) est donnée par:

$$OPGCI_\mu(y, x) = \frac{\sum_{\mu}^{p-1} A_{\mu,\nu}(y,x) \Delta\Phi_{\mu,\nu}(y,x)}{\sum_{\mu}^{p-1} (A_{\mu,\nu}(y,x) + \epsilon)} \dots \dots \dots (4.6)$$

où ϵ dénote une petite constante qui empêche la division par zéro et $\Delta\Phi_{\mu,\nu}(Z)$ représente la mesure d'écart de phase suivante:

$$\Delta\Phi_{\mu,\nu}(Z) = \cos(\Phi_{\mu,\nu}(Z) - \bar{\Phi}_\nu(Z)) - \left| \sin(\Phi_{\mu,\nu}(Z) - \bar{\Phi}_\nu(Z)) \right| \dots \dots \dots (4.7)$$

$\Phi_{\mu,\nu}(Z)$ indique ici l'angle de phase du filtre de Gabor (avec une fréquence f_μ et une orientation θ_ν) à l'emplacement spatial $z = (y, x)$, tandis que $\bar{\Phi}_\nu(Z)$ représente l'angle de phase moyen à l'orientation ν orientation. Plusieurs exemples d'OGPCI pour un échantillon d'image sont montrés dans la figure 4.10.

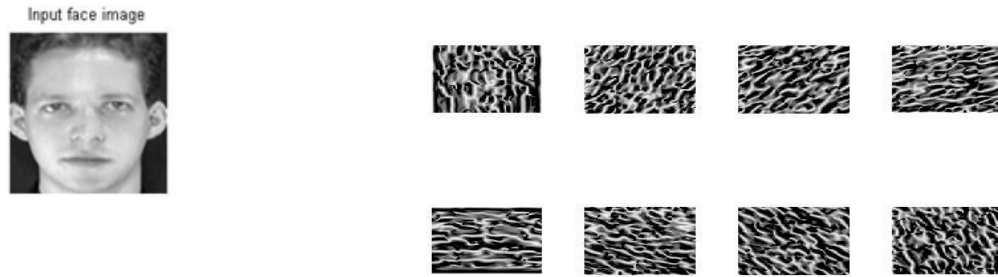


Figure 4. 10. Exemple d’OGPCI pour une image avec $\mu = 8$ orientations et un nombre d’échelles $p = 2$

4.3.3 Correspondance et décision

La correspondance est le processus dans lequel les vecteurs des caractéristiques extraites sont comparés aux modèles stockés pour générer des scores de correspondance. Nous avons utilisé la distance MahCosine pour mesurer les similitudes. La mesure MahCosine est le cosinus de l'angle entre les images après qu'elles ont été transformées dans l'espace de Mahalanobis et normalisées par les estimations de la variance. La mesure MahCosine entre les images i and j et avec les projections a et b dans l'espace de Mahalanobis est calculée comme suit:

$$MahCosin_Distance(i, j) = \cos(\theta_{i,j}) = \frac{|a|*|b|*\cos(\theta_{i,j})}{|a|*|b|} \dots\dots\dots (4.8)$$

4.4 Architecture du système multi-biométrique

Les scores de correspondance individuels produits par les deux systèmes biométriques iris et visage proposés sont combinés pour générer un nouveau score de correspondance (un scalaire) qui est ensuite comparé à un seuil pour prendre la décision finale. Pour assurer une combinaison significative des scores, ces derniers doivent être transformés en un domaine commun. Les méthodes de normalisation et les approches de combinaison discutées dans le 3ème chapitre ont été appliquées pour choisir la meilleure combinaison, la normalisation et l’approche de fusion.

4.4.1 Résumé de l'algorithme

L’algorithme de notre système biométrique multimodal visage-iris est comme suit:

1. Prétraitement d'image de visage / iris (égalisation d'histogramme (HE) + normalisation de moyenne-variation (MVN)).
2. Extraction des caractéristiques de l'iris à l'aide de la transformée en ondelettes de Haar.
3. Extraction des caractéristiques du visage à l'aide de la méthode Gabor Fisher Classifier basée sur la phase (PBGFC).
4. Obtention des scores de correspondance d'iris en utilisant la mesure de distance de Hamming.

5. Obtention des scores de correspondance de visage en utilisant la mesure de distance de Mahanalobis.
6. Les scores des deux systèmes Visage / Iris sont normalisés en utilisant différentes méthodes de normalisation.
7. Fusion des scores visage / iris en utilisant différentes règles de combinaison.
8. Comparaison des scores fusionnés à un seuil pour prendre la décision finale.

La figure 4.11 résume la structure de l'algorithme de notre système biométrique multimodal de l'iris et du visage.

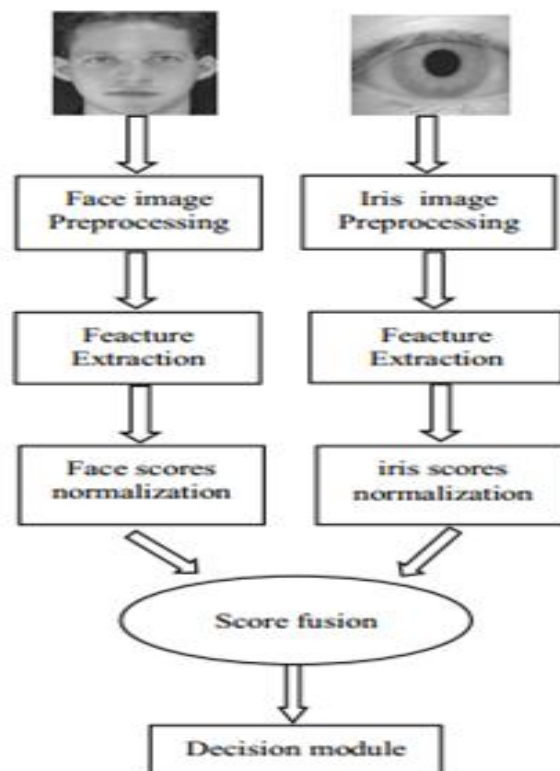


Figure 4. 11. Structure de l'algorithme pour fusionner la biométrie du visage et de l'iris.

4.4.2 Base de donnée multi-biométrique

Nos expériences sont menées sur des bases de données indépendantes du visage et de l'iris qui aboutissent à la création d'utilisateurs chimériques (utilisateurs virtuels) (voir figure 4.12). Pour valider les performances des algorithmes et des méthodes de fusion utilisées dans notre système biométrique multimodal, une base de données biométrique multimodale utilisant la base de données ORL face [Orl 1994] et la base de données CASIA iris [Casia-v1 2010] est construite. Dans notre système multimodal, les 40 sujets de la base de données ORL sont pris en compte. Pour chaque sujet, parmi les sept premières images, nous avons assigné aléatoirement 4 images en tant qu'échantillons d'apprentissage et les 3 images restantes en tant qu'échantillons de test. Ainsi pour CASIA iris

database, 40 sujets sont sélectionnés aléatoirement et pour chaque sujet; quatre images sont choisies au hasard en tant qu'échantillons d'apprentissage et les trois autres images en tant qu'échantillons de test. Chaque sujet dans CASIA est apparié de manière aléatoire avec chaque sujet dans la base de données de visages ORL. La matrice de similarité a été générée et contient des scores authentiques: $480 = 4 * 3 * 40$ et des scores d'imposteur: $18720 = 40 * 39 * 4 * 3$.

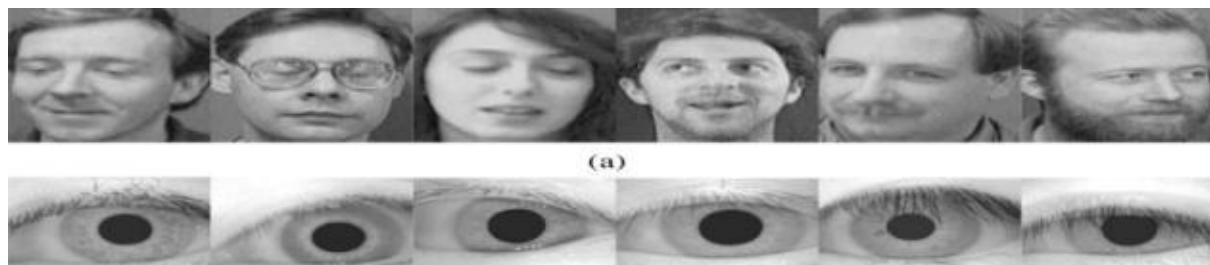


Figure 4. 12. Exemple de création de sujet virtuel.

4.5 Résultats des expériences et discussion

Dans cette partie, on va présenter et discuter les différents résultats obtenus avec les systèmes monomodaux du visage et de l'iris ainsi que les performances du système multi-biométrique. Les mesures de performance utilisées dans notre analyse sont le taux d'acceptation véritable (GAR), le taux d'acceptation erroné (FAR), le taux de faux rejet (FRR) et le taux d'erreur égal (EER). Nous avons utilisé les différentes normalisations mentionnées précédemment dans le chapitre 3 pour normaliser les scores de correspondance issus du module de comparaison du visage / de l'iris, tandis que pour la fusion, nous utilisons différentes techniques de fusion mentionnées aussi dans le chapitre 3 pour combiner les scores normalisés.

Le tableau 4.1 montre le taux d'acceptation véritable (GAR) lorsque le taux de fausse acceptation (FAR) est de 0,01% pour les deux systèmes monomodaux du visage et de l'iris.

Tableau 4. 1. Résultats des systèmes monomodaux pour l'iris et le visage.

Modalité	GAR à 0.01 %FAR
Visage	84.2
Iris	92.5

Le tableau 4.2 montre les résultats obtenus avec notre système multi-biométrique en appliquant différentes techniques de normalisation et règles de fusion.

Tableau 4. 2. Résultats obtenus avec différentes règles de normalisation et de fusion.

Règles de combinaison de scores	techniques de normalisation de scores				
	Min-max	Z-score	decimal	TanH	median
Règle Somme	99.2	98.5	90	98.2	97.6
Règle Produit	99.1	96.7	16	99.2	96.7
Règle Maximum	92.5	93.3	92.5	84.2	94.1
Règle Minimum	98.3	95.8	84.2	92.5	94

La figure 4.13 montre les courbes ROC pour la fusion du niveau de score obtenue avec différentes techniques de normalisation du visage et de l'iris. La normalisation min-max avec la règle Sum et la normalisation TanH avec la règle du produit ont donné les meilleurs résultats avec un GAR de 99.2 à 0.01% FAR, ce qui veut dire une très bonne amélioration du taux d'acceptation véritable (GAR) avec 6.7% pour la modalité Iris et de 15% pour la modalité visage.

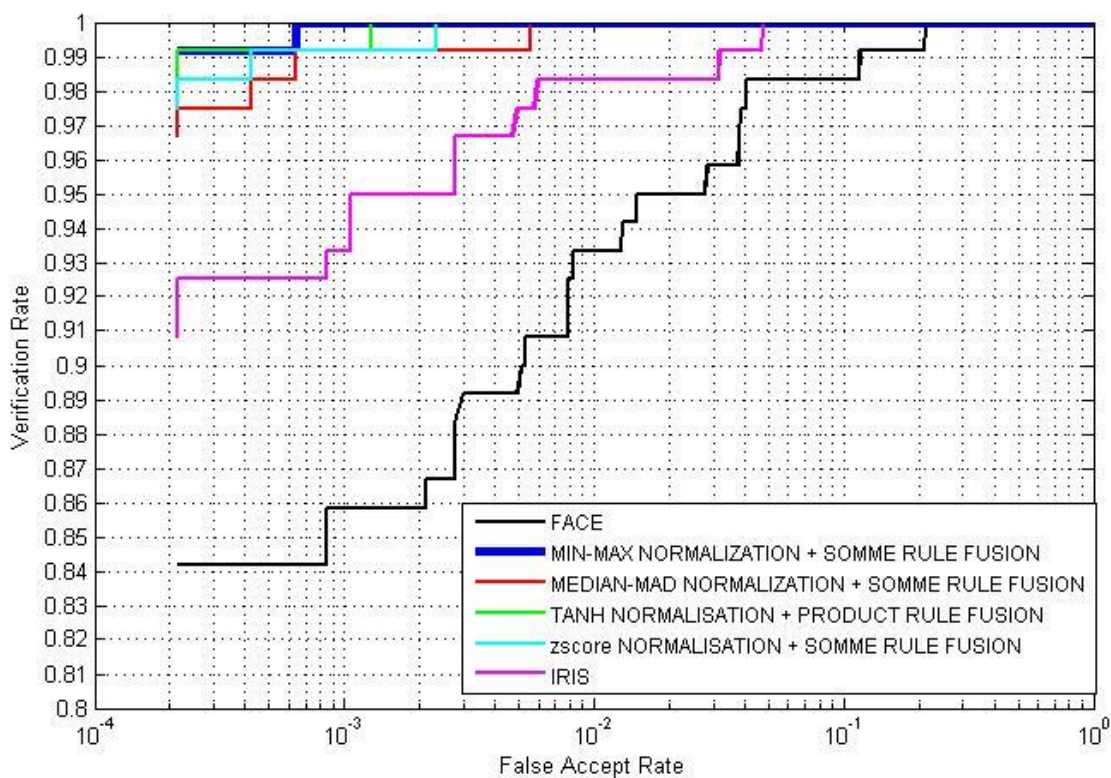


Figure 4. 13. Courbes ROC pour la meilleure combinaison «normalisation + règle de fusion».

La figure 4.14 montre les courbes DET qui tracent FAR en fonction de FRR pour les systèmes monomodaux ainsi que pour le système multimodal proposé. Les résultats obtenus montrent clairement une amélioration significative du taux de performance de la méthode proposée pour la fusion du visage et l'iris (normalisation min-max avec la règle de fusion somme) qui atteint une performance de 0,032% en terme EER par rapport aux systèmes monomodaux (visage et iris) atteignent une performance de (3.97% et 1,68%) EER, respectivement. On constate aussi que le système biométrique d'iris est plus performant que le système biométrique du visage.

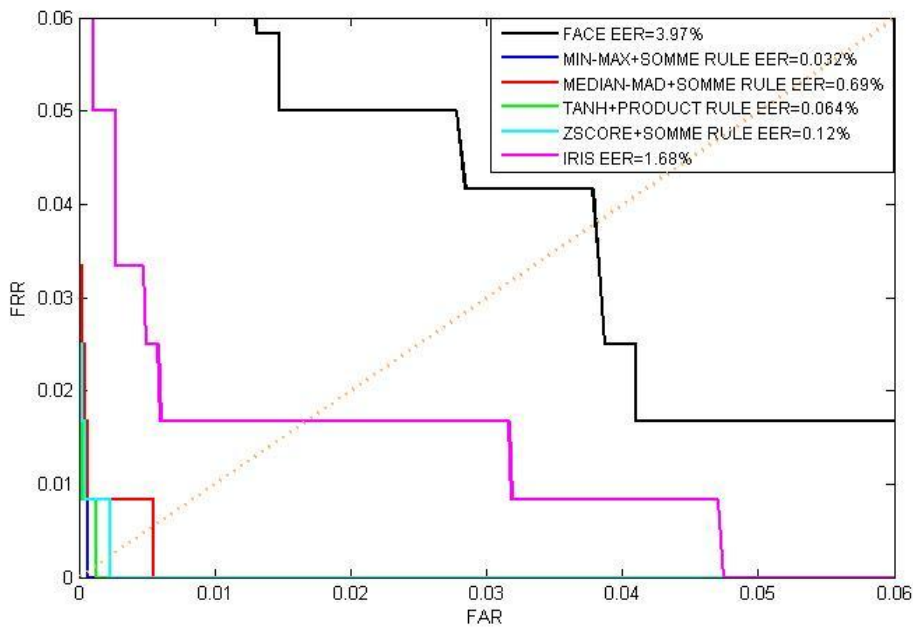


Figure 4. 14. Courbes ROC de FAR et FRR des méthodes unimodales et de la méthode multimodale proposée.

4.6 Conclusion

Les résultats obtenus montrent que le système multi-biométrique proposé permet d'obtenir une meilleure précision de reconnaissance par rapport aux systèmes unimodaux avec une performance de 99,2% à 0,01 % FAR, ce qui signifie une très bonne amélioration du GAR de 6,7 % pour la modalité iris et de 15 % pour la modalité visage. Les résultats montrent également que notre système est mieux que d'autres systèmes multi-biométriques existants basés sur la fusion de l'iris et du visage à différents niveaux de fusion (caractéristiques, décision ou score).

Chapitre 5 : Un Système Multi-Biométrique Hybride Basé sur la Fusion au Niveau des Caractéristiques et des Scores

5.1	Introduction.....	72
5.2	Approche proposée pour le système monomodal visage et iris.....	72
5.2.1	Prétraitement des images du visage et de l'iris.....	73
5.2.2	Amélioration (Enhancement).....	74
5.2.3	Extraction des caractéristiques	74
5.2.4	Procédé de fusion des caractéristiques.....	76
5.2.5	Correspondance	76
5.3	Système multimodal hybride proposé	77
5.3.1	Base de données.....	77
5.3.2	Résultats expérimentaux.....	80
5.4	Conclusion	90

5.1 Introduction

Ce chapitre présente le deuxième système multi-biométrique dans lequel nous proposons une nouvelle approche qui fusionne les caractéristiques extraites de l'iris et du visage en utilisant la transformée de Gabor-wigner et l'information de phase orientée de Gabor dans un schéma hybride composé de systèmes Multi-algorithme, Multi-instance et Multi-modal qui intègre le visage et les iris gauche et droit d'un même sujet. La base de données réelle SDUML-AHMT a été utilisée pour évaluer l'approche proposée.

5.2 Approche proposée pour le système monomodal visage et iris

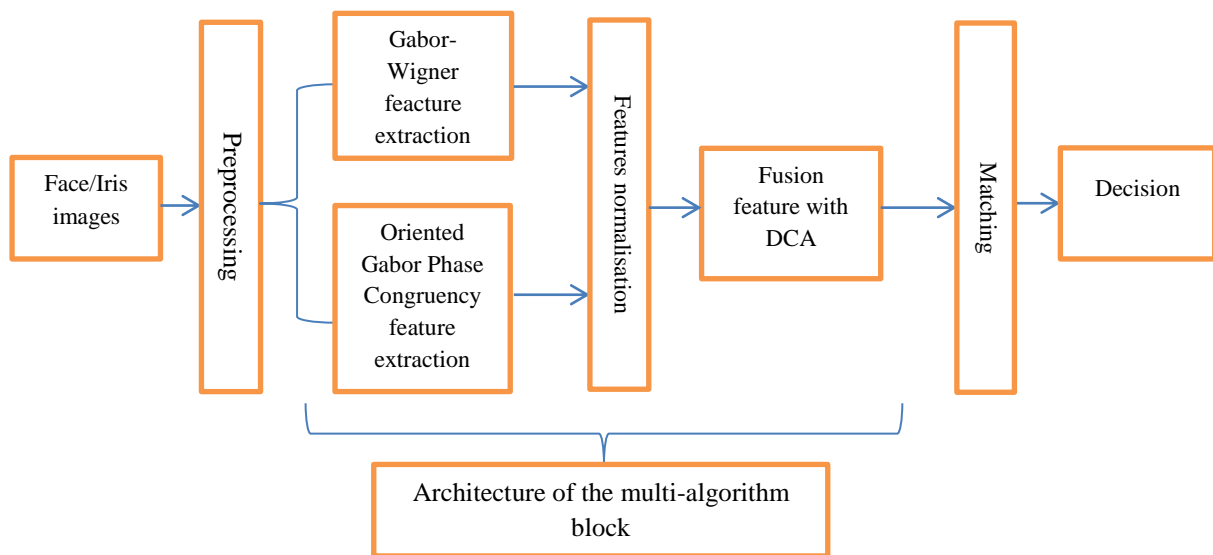


Figure 5. 1. Approche proposée pour le système monomodal.

La figure 5.1 montre la structure du système biométrique monomodal proposé qui se compose des blocs suivants :

1. Prétraitement de l'image visage / iris (détection du visage + segmentation et normalisation de l'iris).
2. Amélioration (enhancement) des images extraites du visage et de l'iris (égalisation de l'histogramme (HEQ) + algorithme débruitage par morceaux (patches) adaptatifs (ANLM)).
3. Extraction des caractéristiques de l'iris et du visage à l'aide de la transformée de Gabor - Wigner (GWT).
4. Extraction des caractéristiques de l'iris et du visage en utilisant la congruence de phase de Gabor orientée (OGPC).
5. Normalisation des caractéristiques extraites en utilisant la normalisation min-max.

6. Fusion des vecteurs de caractéristiques extraits d'images (iris et visage) par l'analyse de corrélation discriminante (DCA).
7. Correspondance entre deux modèles du visage ou d'iris basée sur le classificateur de voisin le plus proche.
8. Comparaison des scores générés par le classificateur avec un seuil fixé pour décider si un utilisateur est accepté ou rejeté.

5.2.1 Prétraitement des images du visage et de l'iris

1) Détection du visage

Il est important de segmenter le visage à partir de l'image pour ensuite l'utiliser dans le reste des étapes du système biométrique du visage. Dans notre cas, le visage est détecté manuellement. La figure 5.2 montre un exemple du visage segmenté.

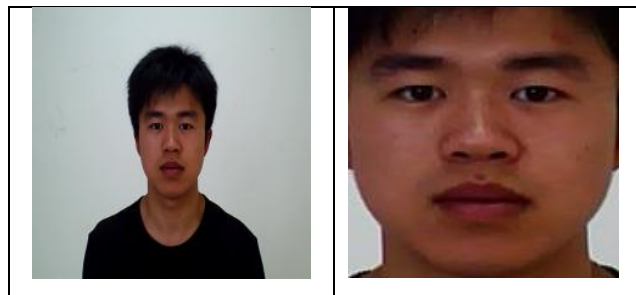


Figure 5. 2. Visage localisée

2) Détection d'iris

➤ *Segmentation*

Pour la segmentation de l'iris, nous avons choisi d'utiliser la nouvelle méthode proposée dans [Gangwar 2016]. Les auteurs ont démontré que cette méthode offre des résultats meilleurs même si les images d'iris sont non-idéales et sans qu'il soit nécessaire de fixer les paramètres de la base de données. La méthode est composée de quatre étapes:

Étape 1: Prétraitement des réflexions spéculaires et lissage de l'image de l'iris.

Étape 2: Segmentation de la pupille par la construction d'une banque de candidats (PCB) contenant des objets obtenus par l'intermédiaire d'un processus de seuillage dynamique et itératif, ensuite choisissant dans la banque la pupille la plus optimale en fonction de quatre caractéristiques locales définies, et enfin on affinant la limite de la pupille.

Étape 3: Localisation grossière de l'iris dans l'espace polaire.

Étape 4: Détection des paupières et raffinement de la limite externe de l'iris.

➤ *Normalisation*

L'objectif de la normalisation est de compenser les variations telles que la distance, la position angulaire et l'éclairage. Dans cette étape, nous avons utilisé le modèle de feuille de caoutchouc de Daugman, la taille de l'image obtenue après la transformation est 512*64.

5.2.2 Amélioration (Enhancement)

L'illumination est un problème crucial dans la reconnaissance biométrique. Pour surmonter cela, nous avons utilisé un processus HEQ combiné avec l'algorithme ANLM plutôt que d'utiliser simplement HEQ pour les images du visage et de l'iris après la segmentation et la normalisation.

À notre connaissance, c'est la première fois qu'un tel prétraitement est utilisé pour les images d'iris. Un exemple est montré dans la figure 5.3, et l'expérience montre qu'il donne une meilleure performance que lorsqu'on utilise simplement HEQ avec notre algorithme d'extraction.

L'algorithme ANLM est une version modifiée de l'algorithme des moyens non locaux, qui considère les valeurs des pixels de l'image entière pour la tâche de réduction du bruit [Buades 2005]. L'adaptabilité du lissage est contrôlée par le contraste local des images où, dans les régions à faible contraste, l'image devrait être lissée davantage, tandis que dans les régions à contraste élevé, l'image devrait être lissée moins [Struc 2009].

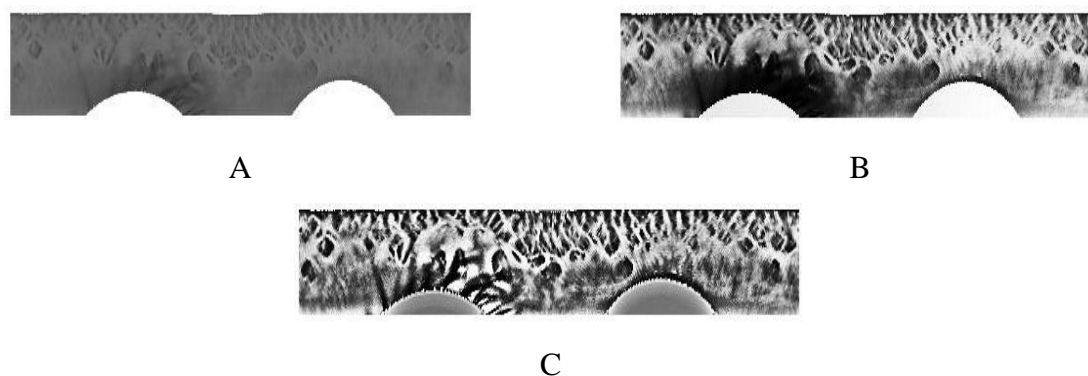


Figure 5. 3. (A). Iris normalisé, (B).Iris amélioré avec égalisation de l'histogramme, (C).Iris amélioré avec la méthode d'amélioration proposée.

5.2.3 Extraction des caractéristiques

Pour l'extraction de caractéristiques, nous avons proposé une méthode multi-algorithme qui utilise la méthode de fusion nouvellement proposée appelée analyse de corrélation discriminante (DCA) [Haghighat 2016] pour fusionner les caractéristiques extraites par GWT et la transformation OGPC.

1) La transformée de Gabor –Wigner (Gabor –Wigner Transform)

Dans tout système biométrique, l'extraction de caractéristiques est une étape fondamentale qui permet de représenter des informations distinctives et utiles d'images pour l'étape correspondante.

Nous avons trouvé dans la littérature différentes transformations qui permettent différentes représentations d'images biométriques, qui peuvent ensuite être utilisées pour l'étape de correspondance. La transformation de Gabor (GT) peut représenter une image biométrique dans les domaines spatial et fréquentiel simultanément. Les caractéristiques de l'image peuvent être extraites par convolution de l'image d'entrée $I(x,y)$ avec les filtres de Gabor $\varphi_{\alpha,\beta}(x,y)$. $G_{\alpha,\beta}(x,y)$ est l'image filtrée.

$$G_{\alpha,\beta}(x,y) = I(x,y) * \varphi_{\alpha,\beta}(x,y) \dots\dots\dots (5.1)$$

Les filtres 2D de Gabor peuvent être définis comme suit [Shen 2006]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi_{\alpha,\beta}(x,y) = \frac{f_u^2}{\pi\gamma\delta} e^{-\left(\frac{f_u^2}{\gamma^2}x'^2 + \frac{f_u^2}{\delta^2}y'^2\right)} e^{j2\pi f_u x'} \\ \quad x' = x \cos \theta_\beta + y \sin \theta_\beta \\ \quad y' = -x \sin \theta_\beta + y \cos \theta_\beta \\ \quad f_u = \frac{f_{max}}{2^{\alpha/2}} \text{ and } \theta_\beta = \beta\pi/8 \end{array} \right. \dots\dots\dots (5.2)$$

La transformée de Wigner a également la capacité de représenter des images dans les domaines spatial et fréquentiel, l'idée est de scanner l'image par une fenêtre de 1-d de N pixels à chaque position; le résultat est un PWD de l'image entière en pixels. L'explication détaillée se trouve dans [Cristobal 1989] [Cristobal 2011].

La distribution pseudo Wigner discrète (DPWD) est donnée par:

$$W_v(n,k) = 2 \sum_{m=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} v[n+m]v^*[n-m]e^{-2j\left(\frac{2\pi m}{N}\right)k} \dots\dots\dots (5.3)$$

où:

n est la variable discrète spatiale.

K est la variable discrète de fréquence.

M est un paramètre de décalage.

La transformée de Gabor -Wigner (GWT) est une combinaison de la transformation de Gabor et de la distribution de Wigner; elle présente les avantages des deux transformations et peut extraire des informations fréquence-spatiale utiles d'une image biométrique [Cristobal 2011] [Saini 2015].

Quatre combinaisons de GWT ont été proposées, les propriétés détaillées peuvent être trouvées dans [Cho 2010] [Szmajda 2010]:

$$\begin{cases} \text{GWT}(t, f) = \text{GT}(t, f) \cdot \text{WVD}(t, f) \\ \text{GWT}(t, f) = \min\{|\text{GT}(t, f)|^2 \cdot |\text{WVD}(t, f)|\} \\ \text{GWT}(t, f) = \text{WVD}(t, f)\{|\text{GT}(t, f)| > 0.25\} \\ \text{GWT}(t, f) = \text{GT}^{2.6}(t, f) \cdot \text{WVD}^{0.6}(t, f) \end{cases} \dots\dots\dots (5.4)$$

2) La congruence de phase de Gabor orientée (The Oriented Gabor Phase Congruency OGPC)

Proposée par V.Struc et al, cette approche utilise un modèle de congruence de phase modifiée. Premièrement, les auteurs ont utilisé le filtre de Gabor plutôt que le filtre logarithmique de Gabor.

Deuxièmement, pour chaque échelle fixe et pour toutes les orientations, ils ont construit un vecteur de caractéristiques. Pour plus de détails, voir [Struc 2010]. L'OGPC d'une image est donnée par:

$$\text{OGPCI}(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^{p-1} A_{u,v}(x,y) \Delta\Phi_{u,v}(x,y)}{\sum_{u=0}^{p-1} (A_{u,v}(x,y) + \epsilon)} \dots\dots\dots (5.5)$$

où:

$A_{u,v}(x, y)$ est la réponse d'amplitude du filtre de Gabor à l'échelle u et l'orientation v .

$\Delta\Phi_{u,v}(x, y)$ est la mesure de l'écart de phase.

5.2.4 Procédé de fusion des caractéristiques

La fusion des caractéristiques extraites d'images (iris ou visage) en utilisant GWT et l'OGPC a été réalisée en utilisant une nouvelle méthode appelée Analyse de corrélation discriminante (DCA) basée sur le principe de l'analyse de corrélation de l'ensemble de caractéristiques et intégrant les associations de classes, il a été démontré que la DCA convient aux ensembles de caractéristiques multimodaux ou aux modalités uniques qui utilisent des algorithmes multiples pour l'extraction de caractéristiques [Haghighat 2016].

5.2.5 Correspondance

Le score d'appariement a été calculé en fonction du classificateur du voisin le plus proche qui utilise la mesure de distance cosinus pour calculer la distance entre les données du test et les données enrôlées.

5.3 Système multimodal hybride proposé

L'architecture du système multimodal proposé est illustrée dans la figure 5.4.

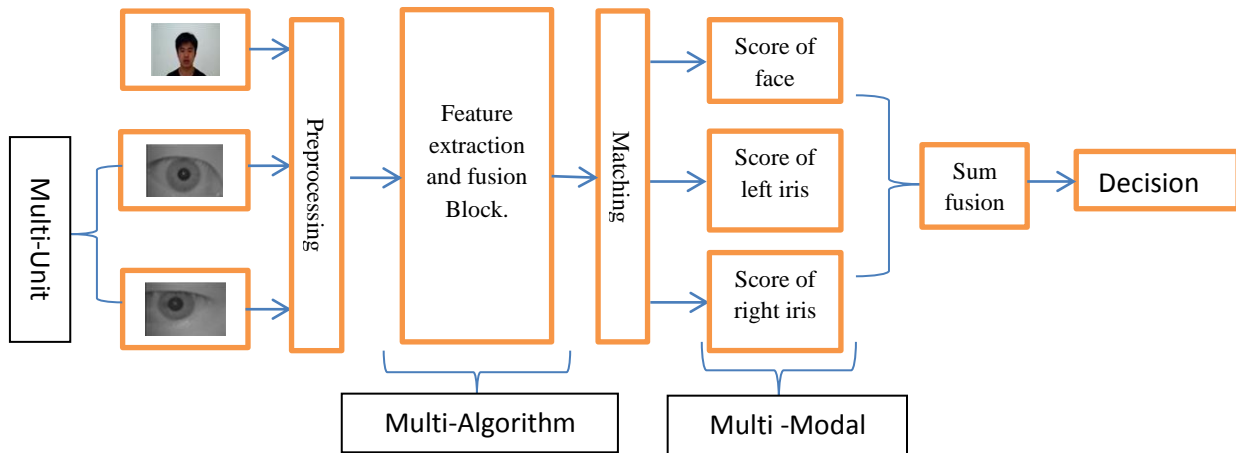


Figure 5. 4. Système multimodal hybride proposé

La multi-biométrie hybride indique la présence de plus d'une source de preuves. Dans le présent travail, nous utilisons trois sources de preuves (multi-algorithmes, multi-instances et multi-modal) et deux niveaux de fusion (niveau des caractéristiques et niveau des scores).

1. Multi-algorithmes: la méthode GWT combinée avec la méthode OGPC, cette partie est décrite dans la section (5.2.3).
2. Multi-instances: l'iris gauche et l'iris droit.
3. Multi-modal: le visage et les deux modalités d'iris.

Les scores de chaque modalité (Visage, Iris gauche, Iris droite) ont été normalisés avec la méthode de normalisation min-max, puis les scores finaux obtenus ont été fusionnés à l'aide de la règle de la somme.

5.3.1 Base de données

Pour évaluer notre système multimodal proposé, nous avons utilisé la base de données multimodale réelle SDUMLA-HMT [Sdumla-hmt 2011], notre choix d'utiliser des données utilisateurs réels plutôt qu'une base de données chimérique est motivé par l'enquête menée dans [Scheidat 2007]. La base de données des utilisateurs réels a été recueillie à l'université de Shangdong en 2010 auprès de 106 personnes (61 hommes et 45 femmes) et comprenait cinq sous-bases de données (visage, iris, veine digitale, empreintes digitales, démarche). Dans notre travail, nous utilisons deux sous-bases de données visage et iris.

1) Base de données visages SDUMLA-HMT-Face

Des images de visages de taille 640*480 pixels ont été capturées par sept appareils photo numériques avec quatre variations :

1. Expressions: (sourire, froncement, surprise et les yeux fermés)
2. Pose: (regarde vers le haut, vers l'avant et vers le bas)
3. Accessoires: (lunettes et chapeau)
4. Illuminations: (Illumination une, Illumination deux, Illumination trois).

Dans notre expérience, nous avons divisé la base de données SDUMLA-HMT-Face en 13 sous-bases de données. où chaque sous-base (Accessoire lunette, Accessoire Chapeau, Froncement d'Expression, Expression les Yeux Fermer, Expression Souriante, Expression Surprise , Illumination Un, Illumination Deux, Illumination Trois, Pose Bas, Pose Normal, pose vers le haut, Frontale) est combinée avec la base de données d'iris pour former respectivement les bases de données SubDB1, SubDB2, SubDB3, SubDB4, SubDB5, SubDB6, SubDB7, SubDB8, SubDB9, SubDB10, SubDB11, SubDB12 et SubDB13:

1. SubDB1: Visage (accessoire lunette) + base de données iris
2. SubDB2: Visage (accessoire chapeau) + base de données iris
3. SubDB3: Visage (froncement d'expression) + base de données iris
4. SubDB4: Visage (Expression les yeux fermer) + base de données iris
5. SubDB5: Visage (expression souriante) + base de données iris
6. SubDB6: Visage (expression surprise) + base de données iris
7. SubDB7: Visage (illumination un) + base de données iris
8. SubDB8: Visage (illumination deux) + base de données iris
9. SubDB9: Visage (illumination trois) + base de données iris
10. SubDB10: Visage (pose vers le bas) + base de données iris
11. SubDB11: Visage (pose normal) + base de données iris
12. SubDB12: Visage (pose vers le haut) + base de données iris
13. SubDB13: Visage (frontale) + base de données iris

La figure 5.5 montre les images frontales du second sujet pour toutes les variations.



Figure 5. 5. Exemple d'images frontales du second sujet pour chaque variation

2) Base de données Iris SDUMLA-HMT-Iris

Cette base de données a été recueillie à partir de 106 sujets (5 images pour chaque œil): le nombre total d'images est: $2 * 5 * 106 = 1060$ et la taille des images d'iris est $(768 * 576)$ pixels. La figure 5.6 montre les iris gauche et droit du troisième sujet.

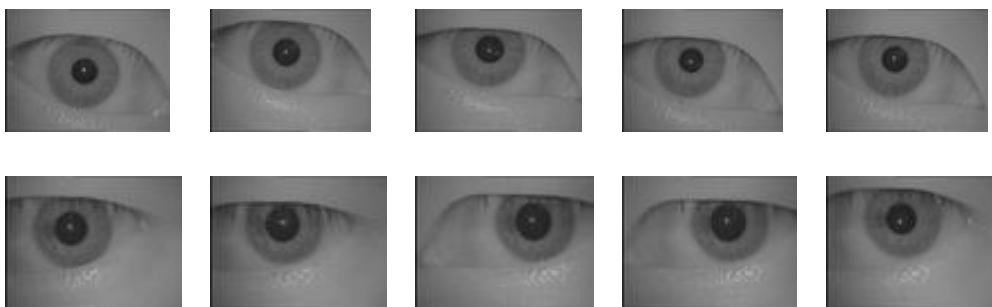


Figure 5. 6. Exemples d'iris gauche (en haut) et droit (en bas) du troisième sujet.

5.3.2 Résultats expérimentaux

Dans cette partie on va présenter et discuter les différents résultats obtenus avec les systèmes monomodaux visage/iris ainsi que les performances du système multi-biométrique. Les mesures de performance utilisées dans notre analyse sont le taux d'acceptation véritable (GAR), le taux d'acceptation erroné (FAR), le taux de faux rejets (FAR) et le taux d'erreur égal (EER).

Nos expériences ont été implémentées en utilisant Matlab R2016a sur un ordinateur PC @ 2,4 GHz Intel® Core™ I3 M370 avec 4 Go de mémoire DDR3.

5.3.2.1 Résultats expérimentaux pour le système monomodal

La même architecture du système proposé comprend l'amélioration de l'image, l'extraction de caractéristiques et la correspondance est appliquée pour les systèmes biométriques Visage et Iris.

1) Première expérience

Le but de la première expérience est de prouver l'amélioration obtenue lorsque nous utilisons l'approche multi-algorithme proposé.

Pour le système mono-modal du visage, nous avons choisi la Sub-DB13 qui ne contient que les images frontales avec la plupart des variations (Accessoire lunette, Accessoire Chapeau, Froncement d'Expression, Expression les yeux fermés, Expression Souriante, Expression Surprise, Illumination Un, Illumination Deux, Illumination Trois, Pose Bas, Pose Normale, pose vers le haut, Frontale), 12 images pour chaque sujet. Un exemple est montré dans la figure 5.5, le nombre total d'images est 1272 ($12 * 106$). Pour chaque sujet, quatre échantillons sont choisis au hasard pour l'apprentissage et quatre échantillons sont choisis au hasard parmi le reste pour le test.

Pour les systèmes mono-modaux de l'iris gauche et droit, tous les 106 sujets sont considérés et chaque sujet a dix 10 images (5 images pour chaque œil), trois images sont choisies au hasard pour l'apprentissage et le reste pour le test. Un exemple est montré dans la figure 5.6 Pour notre expérience, toutes les images du visage et l'iris sont redimensionnées à ($64 * 64$).

Le tableau 5.1 montre les résultats en termes d'EER et GAR à 0,01% FAR lorsque nous utilisons uniquement la méthode GT, GWT ou OGPC pour l'extraction de caractéristiques par rapport à la méthode multi-algorithme.

Tableau 5. 1. Performances de reconnaissance pour les systèmes mono-modaux visage, Iris gauche et Iris droit pour toutes les méthodes d'extraction en termes d'EER et de GAR.

		Gabor Transform	Gabor-wigner transform	Oriented Gabor Phase Congruency	Multi-Algorithm Fusion by DCA method
Système Monomodal Visage	EER	3.32 %	3.07 %	5.43 %	1.64 %
	GAR at 0.01%FAR	70.1 %	73.33 %	76.65 %	90.30 %
Système Monomodal Iris gauche	EER	5.18 %	4.09 %	5.50 %	3.14 %
	GAR at 0.01%FAR	62.58 %	69.97 %	63.52 %	77.04 %
Système Monomodal Iris droit	EER	5.21%	4.72%	5.03%	4.56%
	GAR at 0.01%FAR	70.75%	80.66%	77.09%	87.74%

Les figures 5.7, 5.8 et 5.9 montrent la courbe DET et la courbe ROC des méthodes GT, GWT, OGPC et multi-algorithme appliqué au visage, iris gauche et iris droit.

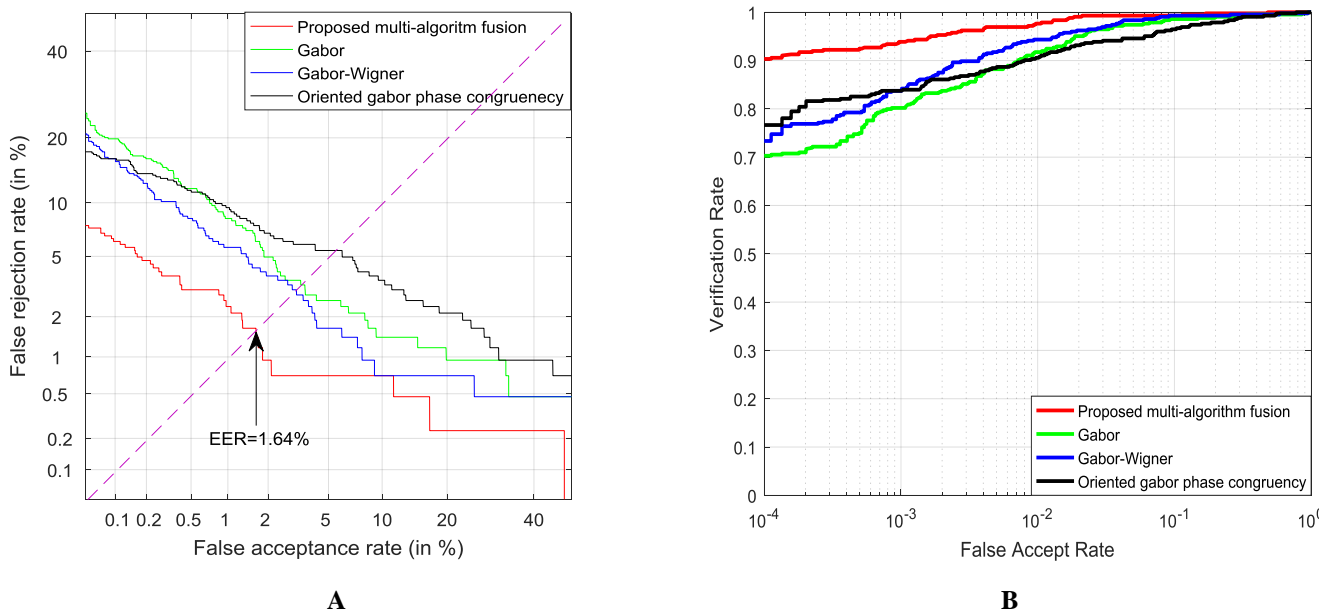


Figure 5. 7. Résultats des performances de Gabor, Gabor-Wigner, Oriented Gabor Phase Congruency et multi-algorithme proposés comme méthodes d'extraction pour le visage, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.

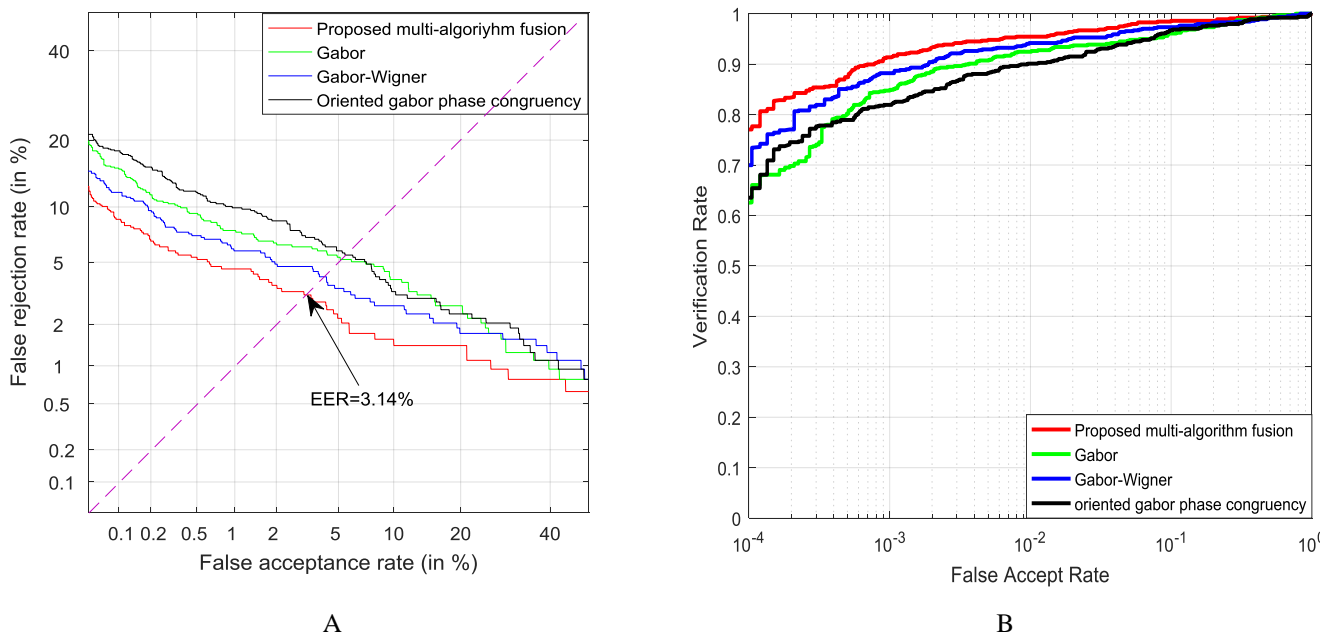


Figure 5. 8. Résultats des performances de Gabor, Gabor-Wigner, Oriented Gabor Phase Congruency et multi-algorithme proposés comme méthodes d'extraction pour l'iris gauche, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.

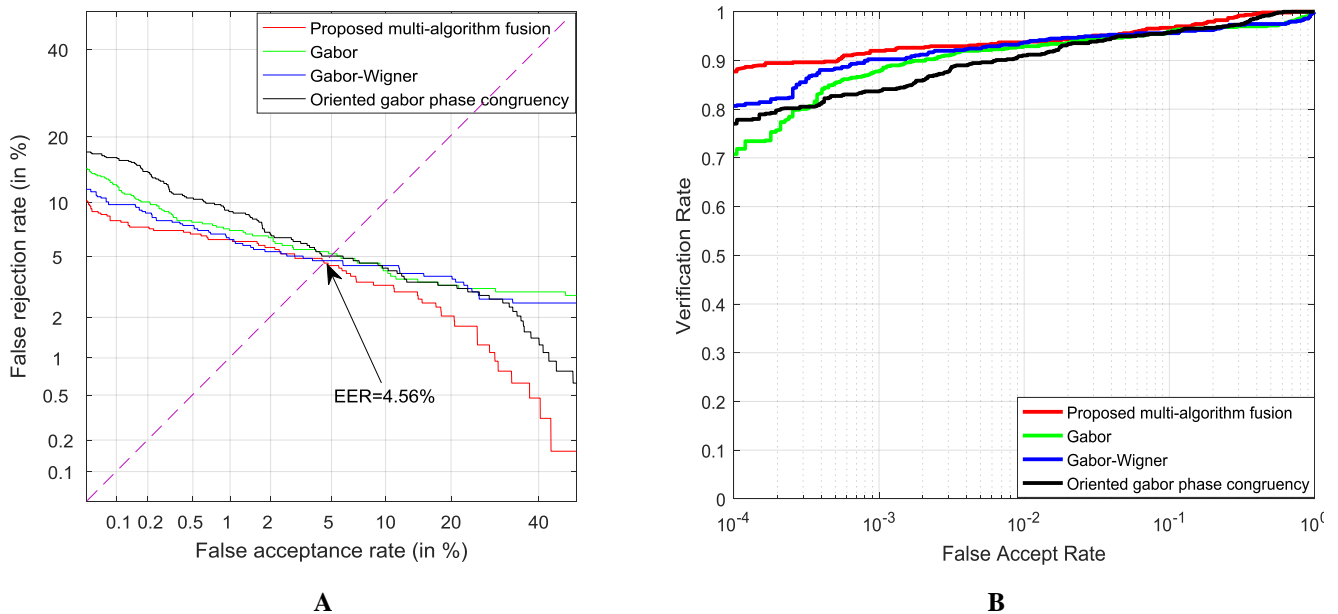


Figure 5. 9. Résultats des performances de Gabor, Gabor-Wigner, Oriented Gabor Phase Congruency et multi-algorithme proposés comme méthodes d'extraction pour l'iris droit, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.

Les résultats présentés dans le tableau 5.1 et les figures 5.7, 5.8 et 5.9 démontrent, d'abord que la méthode proposée d'extraction des caractéristiques multi-algorithmes surpasse les méthodes utilisant seulement GT, GWT ou OGPC et a conduit à une amélioration remarquable atteignant un EER de (1,64%, 3,14%, 4,56%) et un GAR à 0,01% FAR de (90,30%, 77,04%, 87,74%), respectivement pour

les systèmes monomodaux visage, iris gauche et iris droit. Il est à noter également que la méthode de Gabor-Wigner est plus performante que la méthode de Gabor.

2) Deuxième expérience

Le processus de reconnaissance est influencé par des problèmes tels qu'un faible contraste et un éclairage non uniforme des images d'entrée. La deuxième expérience vise à prouver l'efficacité de la méthode d'amélioration (enhancement) proposée pour le système biométrique Iris.

Pour cette expérience, nous avons utilisé la base de données SDUMLA-HMT Iris où chaque sujet a 10 images, 5 pour la gauche et 5 pour la droite, tous les 106 sujets sont considérés. Le nombre total d'images utilisées est $(2 * 5 * 106) = 1060$ (iris gauche et droit).

Après segmentation et normalisation, nous avons obtenu des images de taille $(64 * 512)$ pixels, et pour notre expérience, nous avons redimensionné les images en $(64 * 64)$ pixels.

Au meilleur de notre connaissance, c'est la première fois que cette méthode est utilisée pour l'amélioration des images d'iris, tandis que l'égalisation de l'histogramme est la méthode d'amélioration la plus utilisée.

Le tableau 5.2 montre les résultats en termes d'EER et GAR à 0,01% FAR pour le système biométrique Iris (gauche et droite) avec HEQ et la méthode d'amélioration proposée.

Tableau 5. 2. Comparaison des performances de la méthode d'amélioration proposée avec la méthode HEQ pour le système Iris en termes d'EER et de GAR.

IRIS SDMUH	EER	GAR at 0.01%
Iris gauche avec la méthode d'amélioration proposée.	3.14 %	77.04 %
Iris gauche avec la méthode HEQ	5.05 %	59.43%
Iris droit avec la méthode d'amélioration proposée.	4.56 %	87.74%
Iris droit avec la méthode HEQ	5.51%	65.25%

Les figures 5.10 et 5.11 montrent la courbe DET et la courbe ROC du système biométrique pour les iris gauche et droit avec HEQ et la méthode d'amélioration proposée.

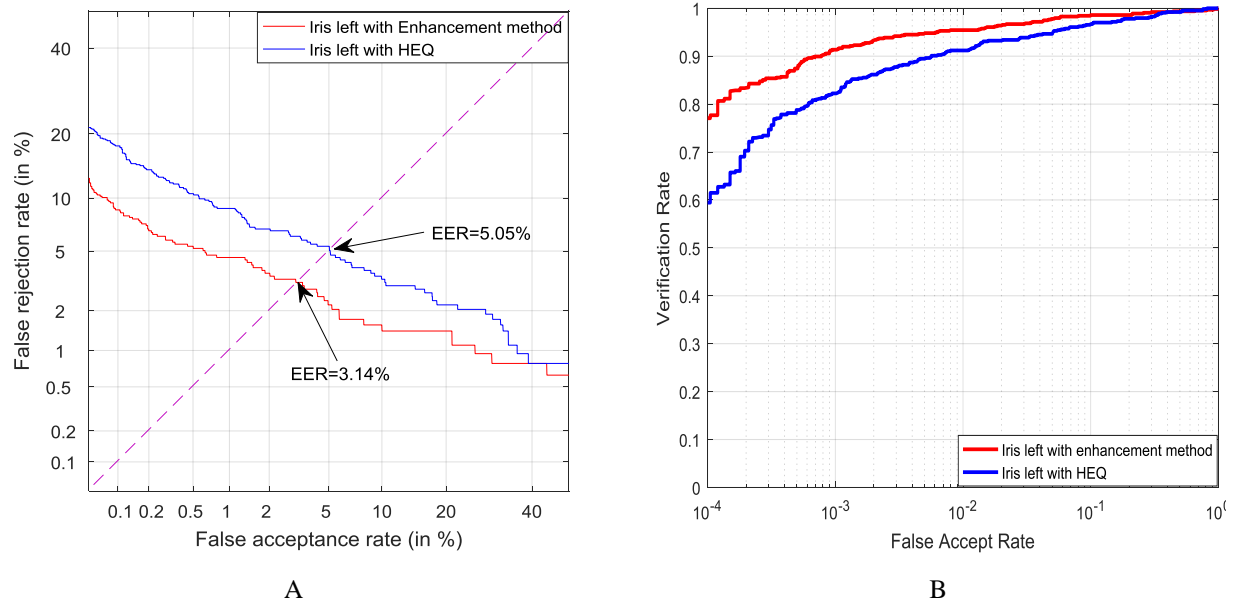


Figure 5. 10. Résultats et performances obtenus pour l'iris gauche avec la méthode d'amélioration proposée et la méthode HEQ, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.

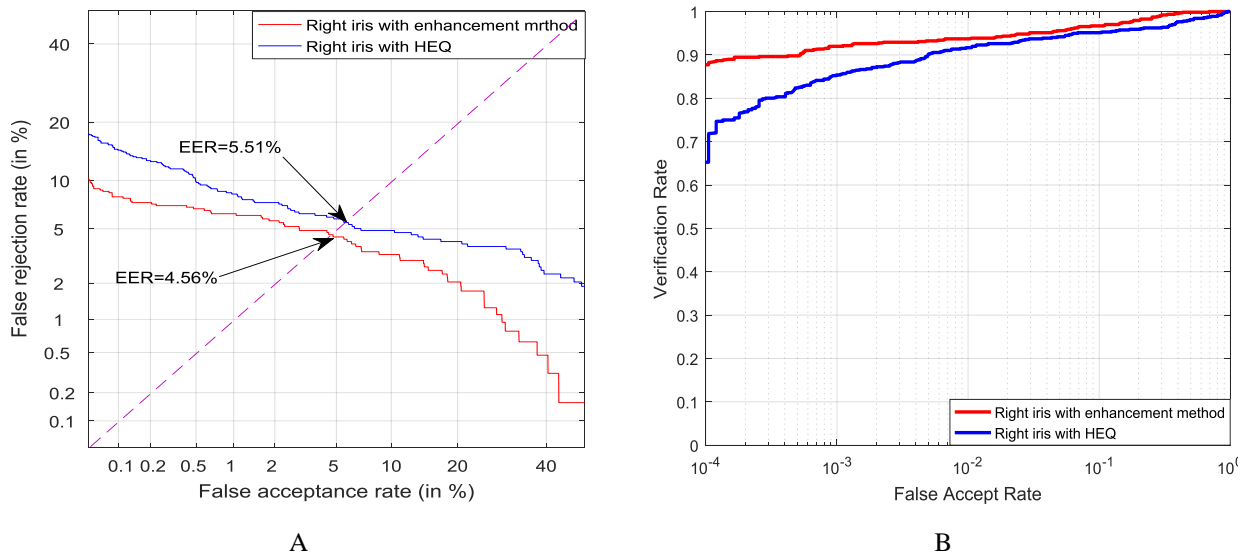


Figure 5. 11. Résultats et performances obtenus pour l'iris droit avec la méthode d'amélioration proposée et la méthode HEQ, (A) courbe DET et (B) courbe ROC.

Le tableau 5.2 et les figures 5.10 et 5.11 montrent que notre méthode d'amélioration proposée a donné de meilleurs résultats que ceux de l'égalisation de l'histogramme en termes d'EER et de GAR à 0,01% FAR.

Pour l'iris gauche, l'EER passe de 5,05% à 3,14% et le taux de GAR augmente de 59,43% à 77,04%, tandis que pour l'iris droit, l'EER passe de 5,51% à 4,56% et le taux GAR augmente de 65,25% à 87,74%.

5.3.2.2 Résultats expérimentaux pour le système multimodal

Pour évaluer notre schéma hybride proposé, nous avons utilisé la configuration proposée dans la section (5.3.1) en utilisant 13 sous-bases (SubDB1, SubDB2, SubDB3, SubDB4, SubDB5, SubDB6, SubDB7, SubDB8, SubDB9, SubDB10, SubDB11, SubDB12 et SubDB13). Chaque sous-base de données contient 7 images de visage pour chaque sujet et 5 images pour chaque œil.

Les images du visage et de l'iris (après segmentation et normalisation) ont été redimensionnées pour avoir des images de taille (64 * 64) pixels. Tous les 106 sujets sont considérés, et pour chaque sujet et modalité, nous avons assigné au hasard 3 images pour l'apprentissage et le reste pour le test.

Le tableau 5.3 montre les résultats obtenus en termes d'EER et de GAR à 0,01% FAR pour le système monomodal (iris droit, iris gauche et toutes les 13 sous-bases de données du visage) et pour le système multimodal hybride proposé qui combine chaque sous-base du visage et l'iris (gauche et droite).

Tableau 5. 3. Les résultats pour le système mono-modal et le schéma hybride proposé en termes d'EER et GAR à 0,01%.

		Visage	Iris gauche	Iris droit	Approche Multi-modale Hybride
SubDB1	GAR at 0.01%	69.81%	77.04 %	87.74%	98.58 %
	EER	3.77 %	3.14 %	4.56%	0.31%
SubDB2	GAR at 0.01%	65.09 %	77.04 %	87.74%	99.21%
	EER	3.3 %	3.14 %	4.56%	0.18%
SubDB3	GAR at 0.01%	72.67 %	77.04 %	87.74%	98.90%
	EER	4.42 %	3.14 %	4.56%	0.28%
SubDB4	GAR at 0.01%	73.58 %	77.04 %	87.74%	98.74%
	EER	2.83 %	3.14 %	4.56%	0.16%
SubDB5	GAR at 0.01%	58.49 %	77.04 %	87.74%	98.43%
	EER	4.46 %	3.14 %	4.56%	0.31%
SubDB6	GAR at 0.01%	59.43%	77.04 %	87.74%	98.74%
	EER	6.13%	3.14 %	4.56%	0.31%
SubDB7	GAR at 0.01%	66.51%	77.04 %	87.74%	98.43%
	EER	3.3%	3.14 %	4.56%	0.17%
SubDB8	GAR at 0.01%	67.45%	77.04 %	87.74%	98.90%
	EER	4.71%	3.14 %	4.56%	0.16%
SubDB9	GAR at 0.01%	85.85%	77.04 %	87.74%	98.58%
	EER	2.82%	3.14 %	4.56%	0.44%
SubDB10	GAR at 0.01%	50.94%	77.04 %	87.74%	99.06%
	EER	3.30%	3.14 %	4.56%	0.16%
SubDB11	GAR at 0.01%	75.74%	77.04 %	87.74%	98.90%
	EER	3.73%	3.14 %	4.56%	0.16%
SubDB12	GAR at 0.01%	83.02%	77.04 %	87.74%	99.37%
	EER	2.36%	3.14 %	4.56%	0.16%
SubDB13	GAR at 0.01%	92.64%	77.04 %	87.74%	99.84%
	EER	1.42%	3.14 %	4.56%	0.16%

Dans la figure 5.12, chaque courbe DET représente les performances des trois systèmes monomodaux (iris gauche, iris droit et chaque sous-base du visage) et le schéma hybride proposé pour le système multimodal.

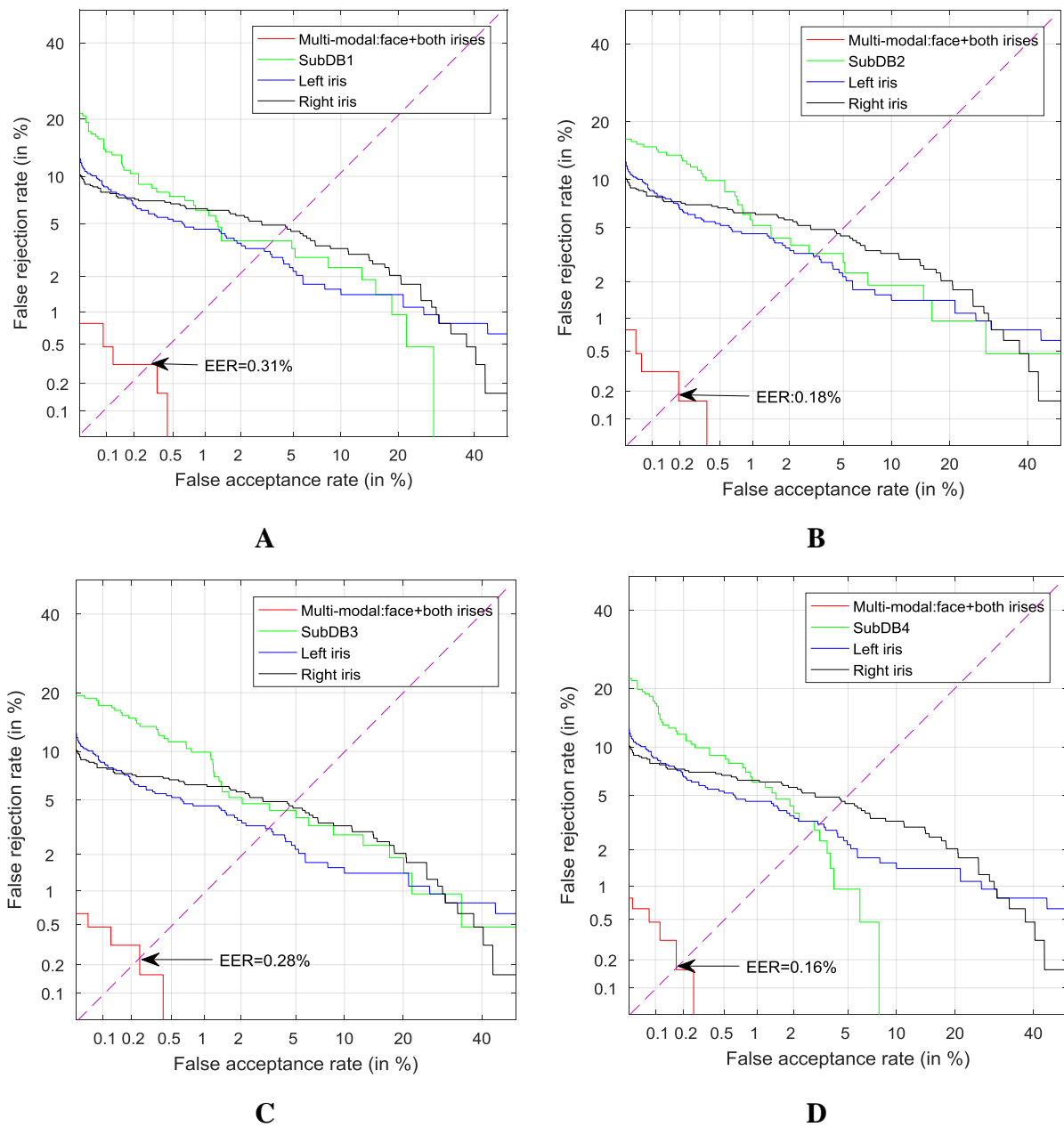


Figure 5. 12. Courbe DET montrant les performances de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance de l'iris gauche, de la reconnaissance de l'iris droit et du système multimodal hybride sur la base de données SDUMLA-HMT, (A): SubDB1, (B): SubDB2,(C): SubDB3, (D): SubDB4.

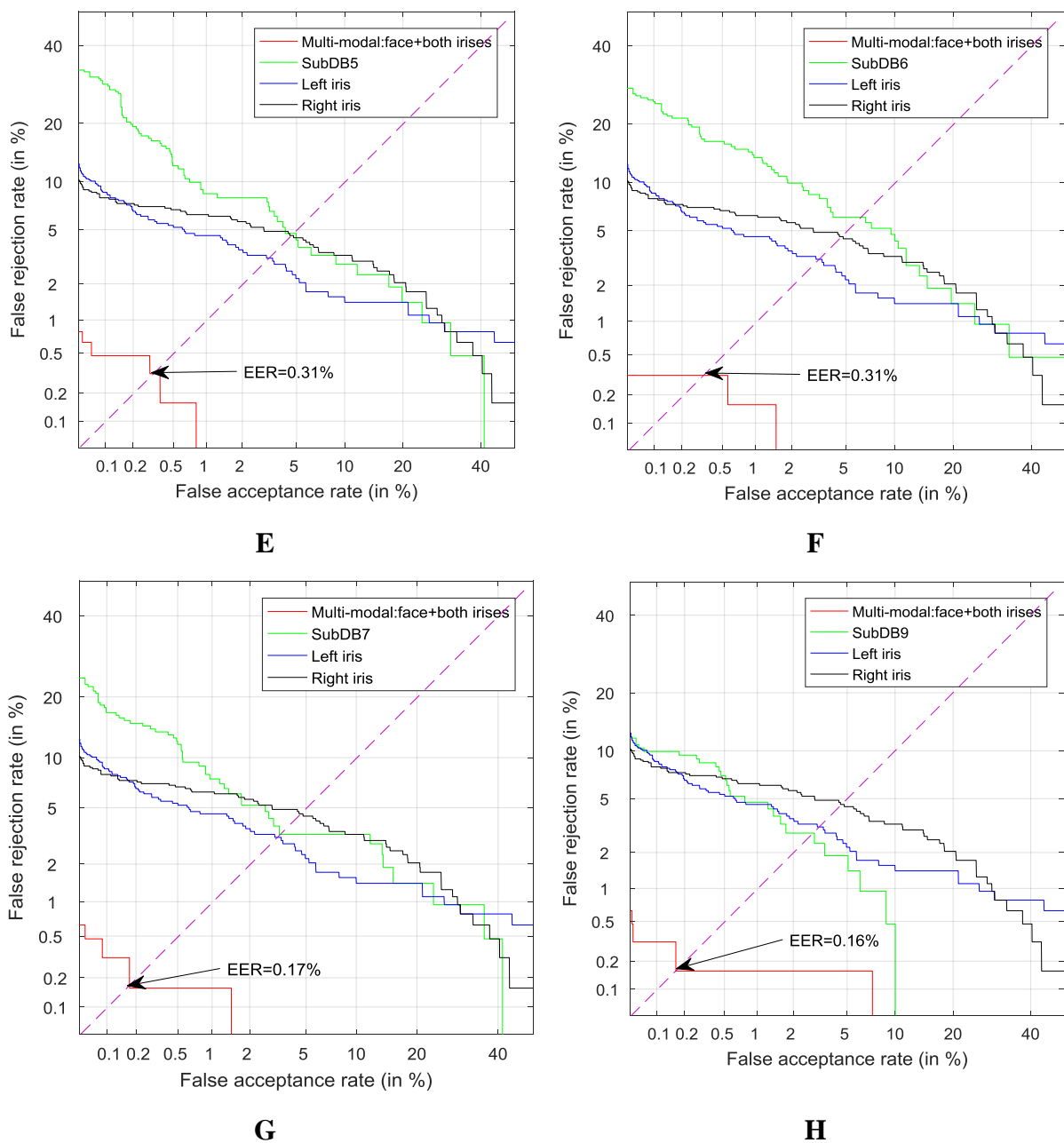


Figure 5.12 (Suite 1). Courbe DET montrant les performances de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance de l'iris gauche, de la reconnaissance de l'iris droit et du système multimodal hybride sur la base de données SDUMLA-HMT, (E): SubDB5, (F): SubDB6, (G): SubDB7, (H): SubDB8.

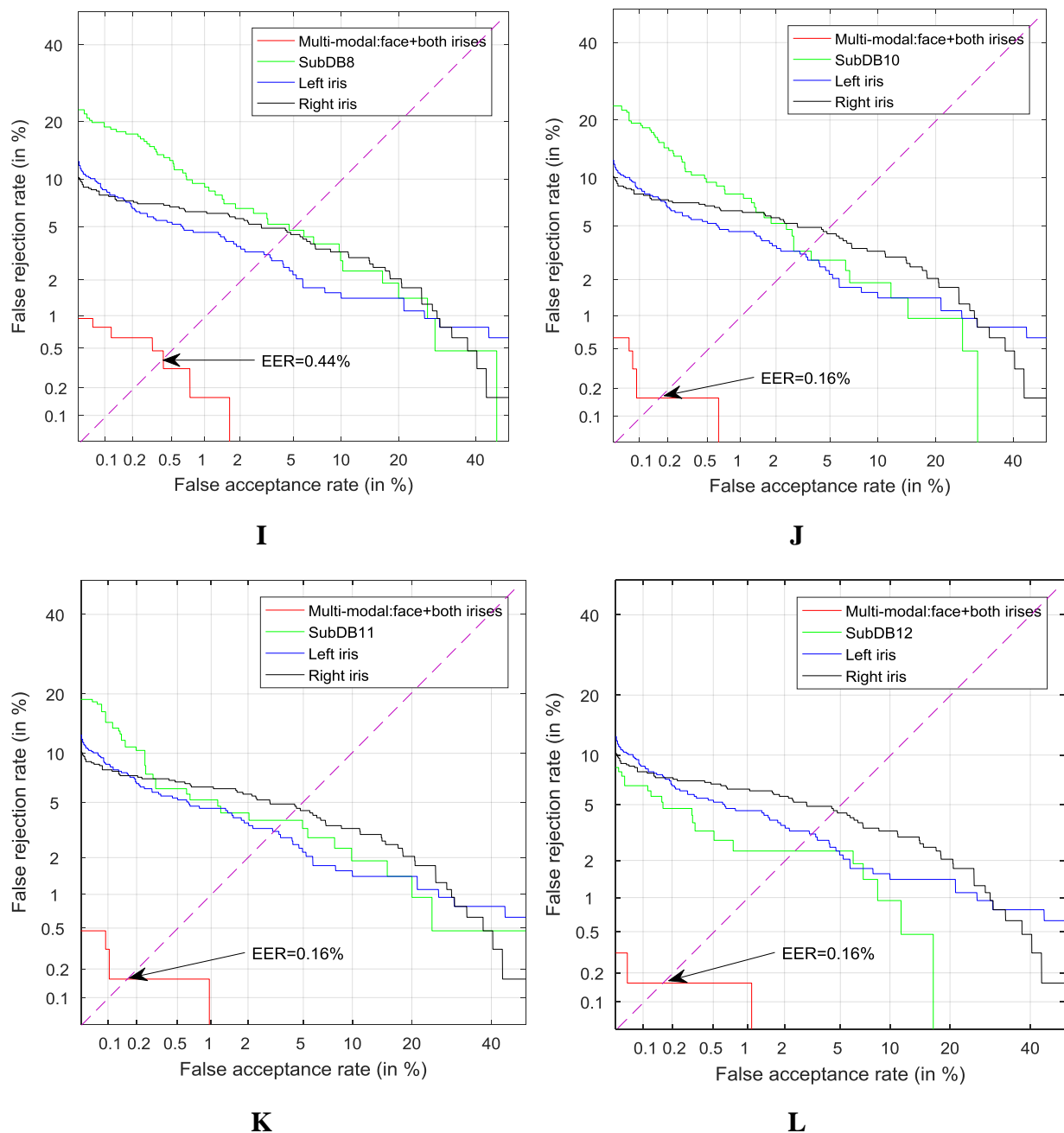
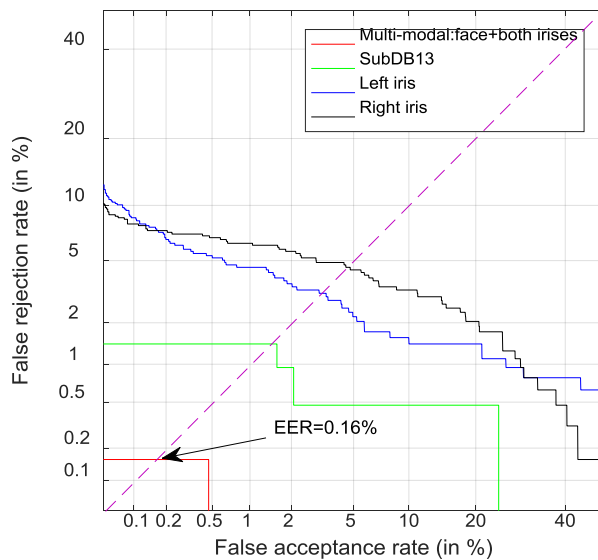


Figure 5.12 (Suite 2). Courbe DET montrant les performances de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance de l'iris gauche, de la reconnaissance de l'iris droit et du système multimodal hybride sur la base de données SDUMLA-HMT, (I): SubDB9, (J): SubDB10, (K): SubDB11, (L): SubDB12



M

Figure 5.12 (Suite 3). Courbe DET montrant les performances de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance de l'iris gauche, de la reconnaissance de l'iris droit et du système multimodal hybride sur la base de données SDUMLA-HMT, (M): SubDB13

À partir du tableau 5.3 et de la figure 5.12 nous remarquons que le système multimodal hybride proposé donne d'excellents résultats en termes d'EER (de 0,16% à 0,44%) et de GAR à 0,01% FAR (de 98,43% à 99,84%) pour l'ensemble des 13 sous-bases de données et présente une amélioration significative par rapport à la biométrie monomodale. Par exemple, pour la SubDB1, l'EER est de 0,31% et le GAR est de 98,58 à 0,01% FAR pour le multi-modal, tandis que pour les systèmes monomodaux (visage, iris gauche, iris droit) l'EER est de (3,77%, 3,14%, 4,56%) et le GAR est de (69,81%, 77,04%, 87,74%), respectivement.

5.4 Conclusion

Plusieurs conclusions peuvent être tirées de ces travaux. Premièrement, les expériences ont démontré que la méthode d'amélioration proposée dans la section (5.2.2) est utile pour les images normalisées de l'iris même lorsqu'on redimensionne l'image à (64*64) pixels et donne une amélioration significative par rapport à l'utilisation de la méthode HEQ. Deuxièmement, l'approche multi-algorithme proposée qu'utilise la méthode DCA pour fusionner les caractéristiques extraites à la fois par la méthode GWT et la méthode OGPC donne de meilleurs résultats que ceux obtenus en utilisant la méthode GWT ou l'OGPC seule. Troisièmement, les courbes DET ont montré que le système hybride multimodal proposé apporte des améliorations significatives par rapport au système monomodale.

Conclusion Générale et Perspectives

Au cours de ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à la biométrie multimodale qui intègre l'iris et le visage afin de créer un système multi-biométrique performant. Nous avons commencé par situer dans le chapitre I le contexte du sujet de thèse en introduisant des notions de base sur les systèmes biométriques en général, leurs caractéristiques, leurs limitations et les outils permettant leur évaluation. Dans le chapitre II, nous nous sommes ensuite focalisés sur l'étude des deux systèmes monomodaux choisis, à savoir l'iris et le visage en présentant les modules typiques de chaque système ainsi que l'état de l'art des principales approches utilisées. Dans le chapitre III, nous avons présenté les différents aspects des systèmes biométriques multimodaux de par leurs architectures, leurs sources d'information et leurs niveaux de fusion et nous avons présenté un état de l'art des travaux qui combinent l'iris et le visage en spécifiant deux catégories ; la première qui utilise des bases de données chimériques et la deuxième qui utilise des bases de données réelles. Les deux derniers chapitres IV et V ont été consacrés à l'étude des deux systèmes multi-biométriques que nous avons proposés en détaillant les méthodes utilisées et l'architecture adoptée.

Cette thèse apporte plusieurs contributions dans le domaine de la biométrie monomodale et multimodale. La première contribution présentée dans le chapitre IV concerne notre premier système multi-biométrique iris-visage. Les algorithmes utilisés pour l'extraction des caractéristiques sont la transformée en ondelettes de Haar pour l'iris où un vecteur de caractéristiques compact d'une longueur de 128 bits est généré en gardant seulement les coefficients verticaux de la quatrième décomposition alors que la méthode appelée «Phase-Based Gabor Fisher Classifier (PBGFC)» est utilisée pour le visage. La PBGFC emploie seulement 16 filtres de Gabor, c'est-à-dire des filtres à deux échelles et huit orientations. Les deux méthodes d'extraction nous ont permis d'avoir des vecteurs de caractéristiques compacts et la fusion au niveau des scores des deux modalités avec une simple règle de somme nous a permis d'obtenir un taux de reconnaissance encourageant de 99.2 % à 0.01% FAR ce qui signifie une très bonne amélioration par rapport aux systèmes biométriques monomodaux proposés et d'autres systèmes multi-biométriques existants. Les expériences ont été menées sur une base données chimérique (indépendante) par l'association des images de l'iris et du

visage obtenues à partir des deux bases de données CASIA V1 et ORL, respectivement. Nous avons présenté et publié ce travail dans [Nouar 2018 a].

Les autres contributions sont présentées dans le chapitre V et concernent notre deuxième système multi-biométrique iris-visage. Nous avons proposé une nouvelle approche qui fusionne deux méthodes : la transformée de Gabor-wigner et l'information de phase orientée de Gabor pour l'extraction de caractéristiques de l'iris et le visage, ainsi qu'un schéma hybride composé de systèmes Multi-algorithme, Multi-instance et Multi-modal qui intègre le visage et les iris gauche et droit d'une même personne. La base de données réelles SDUML-AHMT a été utilisée pour évaluer l'approche proposée. Notre première contribution concerne la méthode d'amélioration (enhancement) proposée qui combine la méthode égalisation de l'histogramme (HEQ) + l'algorithme d'algorithme débruitage par morceaux (patches) adaptatifs (ANLM). Au meilleur de notre connaissance, c'est la première fois que cette méthode est utilisée pour l'amélioration des images d'iris, tandis que l'égalisation de l'histogramme est la méthode d'amélioration la plus utilisée. Les résultats obtenus prouvent l'efficacité de la méthode d'amélioration (enhancement) proposée par rapport à la méthode égalisation de l'histogramme.

La deuxième contribution a pour but de confirmer l'intérêt du scénario multi-algorithmes face aux méthodes individuelles. Nous avons combiné deux algorithmes d'extraction de caractéristiques GWT et la transformation OGPC par la méthode de fusion nouvellement proposée appelée d'analyse de corrélation discriminante (DCA) par (Haghighat et al. 2016) et les résultats obtenus prouvent l'efficacité de la méthode proposée.

La troisième contribution est la proposition d'un schéma hybride en utilisant trois sources d'information (multi-algorithmes, multi-instances et multi-modale) et deux niveaux de fusion (niveau des caractéristiques et niveau des scores). Les résultats obtenus de la configuration proposée en utilisant treize sous bases (SubDB1, SubDB2, SubDB3, SubDB4, SubDB5, SubDB6, SubDB7, SubDB8, SubDB9, SubDB10, SubDB11, SubDB12 et SubDB13) sont très prometteurs et confirment l'intérêt du scénario multimodal par rapport aux biométries individuelles. Ces travaux ont été publiés dans [Nouar 2018 b].

On peut aussi citer quelques perspectives et d'éventuelles orientations de recherche pour ce travail :

Tout d'abord, pour les systèmes monomodaux on peut intégrer les critères de qualité dans le processus de la reconnaissance, par exemple pour les images d'iris une somme pondérée faisant intervenir un critère de qualité basé sur le taux d'occlusion de l'iris par les paupières peut être utilisé. Nous pouvons également améliorer les performances du système monomodal par une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques ou combiner différentes techniques pour améliorer les performances du système d'authentification.

Une autre perspective intéressante de ce travail est de comparer les performances d'un système biométrique multimodal utilisant des bases de données chimériques avec celles d'un système se servant de bases de données d'utilisateurs réels. En plus, l'utilisation d'autres approches de classification ou de réseaux de neurones artificiels peut améliorer les résultats et la précision du système multi-biométrique.

Nous devons mentionner en terminant que pour plus de sécurité, il serait intéressant d'étudier des techniques de cryptage pour crypter les données biométriques.

En conclusion de ce travail de recherche, nous pensons que la biométrie multimodale est imposée comme la solution future pour la construction des systèmes de reconnaissance performants et de haute précision, bien qu'il reste beaucoup de choses à explorer dans ce domaine de recherche.

Liste des publications

Article de journal

Nouar LARBI, Nasreddine TALEB. A Robust Multi-Biometric System with Compact Code for Iris and Face. International Journal on Electrical Engineering and Informatics, Vol. 10 No. 1, March 2018. DOI: 10.15676/ijeei.2018.10.1.1.

Larbi Nouar, Nasreddine Taleb, Miloud Chikr El Mezouar. (*In press*). A hybrid multimodal biometric scheme based on face and both irises integration for person authentication. International Journal of Biomedical Engineering and Technology, 2018.

Conférences nationales

Larbi Nouar, Nasreddine Taleb. An iris recognition system using wavelet transform. JEESI 14, Ecole nationale supérieure d'informatique Alger, 2014.

Références Bibliographiques

- [Ahonen 2006] T. Ahonen, A. Hadid and M. Pietikainen. Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(12):2037-2041, 2006.
- [Arca 2006] S. Arca, P. Campadelli, and R. Lanzarotti. A Face Recognition System Based On Automatically Determined Facial Fiducial Points. *Pattern Recognition*, 39(3):432–443, 2006.
- [Bartlett 2002] M. Bartlett, J. Movellan, T. Sejnowski. Face recognition by independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(6) :1450-1464, 2002.
- [Basak 2017] P. Basak, S. De, M. Agarwal, A. Malhotra, R. Singh, and M. Vatsa. Multimodal Biometric Recognition for Toddlers and Pre-School Children, In *IEEE International Joint Conference on Biometrics*, 2017.
- [Belhumeur 1997] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, D.J. Kriegman. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 19, 711–720, 1997.
- [Beveridge 2005] R. Beveridge, M. Kirby, *Biometrics and Face Recognition*, IS&T Colloquium, p.25, 2005.
- [Bicego 2006] M. Bicego, A. Lagorio, E. Grosso, M. Tistarelli. On the use of SIFT features for face authentication. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, 35-40, 2006.
- [Biometrics market] Biometrics market [En ligne]. <https://www.tractica.com/newsroom/press-releases/biometrics-market-revenue-to-total-67-billion-worldwide-over-the-next-10-years/>. Consultée en 14/01/2018.
- [Bledsoe 1964] W. Bledsoe. The model method in facial recognition. Tech. Rep. PRI: 15, Stanford University, Palo Alto, CA, USA, 1964.
- [Boles 1998] W. W. Boles, and B. Boashash. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 46(4):1185-1188, Apr. 1998.
- [Brahmbhatt 2017] N. R. Brahmbhatt, H. B. Prajapati. V. K. Dabhi. Survey and analysis of extraction of human face features. *2017 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT)*, Vellore, 1-8, 2017.
- [Buades 2005] A. Buades, B. Coll, J.M. Morel. A Non-Local Algorithm for Image Denoising. In *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, San Diego, CA, USA, 2:60-65,2005.

- [Cardinaux 2003] F. Cardinaux, C. Sanderson and S. Marcel. Comparison of MLP and GMM classifiers for face verification on XM2VTS. In International on Audio and Video Based Biometric Person Authentication,964-974, 2003.
- [Casia-v1 2010] CASIA Iris Image Database (ver 1.0) [En ligne], <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=1>.
- [Cevikalp 2005] H. Cevikalp, M. Neamtu, M. Wilkes, A. Barkana. Discriminative common vectors for face recognition. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*,27(1):4-13, 2005.
- [Chen 2005 a] Y. Chen, S.C. Dass, A.K. Jain. Localized iris image quality using 2-D wavelets, in: Springer LNCS: International Conference on Biometrics, 3832: 373–381, 2005.
- [Chen 2005 b] Y. Chen, S. Dass, and A. Jain. Fingerprint Quality Indices for Predicting Authentication Performance. In: Proceedings of Fifth International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA), New York, NY, USA, 160–170, July 2005.
- [Chen 2010] J. Chen,S. Shan, C. He, G. Zhao, M. Pietikainen, X. Chen, W. Gao. WLD: A robust local image descriptor. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 32: 1705–1720, 2010.
- [Chen 2012] C.K. Chen, C.L. Lin, C. Chiang, S. Lin. Personalized information encryption using ECG signals with chaotic functions. *Information Sciences*, 193: 125–140, 15, June2012.
- [Cho 2010] S.H. Cho, G. Jang, S.H. Kwon. Time-Frequency Analysis of Power-Quality Disturbances via the Gabor-Wigner Transform. *IEEE Trans. Power Deliver*, 25(1):494–499.2010.
- [Cho 2014] H. Cho, R. Roberts, B. Jung, O. Choi, S. Moon. An efficient hybrid face recognition algorithm using PCA and GABOR wavelets. *Int. J. Adv. Robot. Syst*, 80, 2014.
- [Cole 2001] S. Cole, *Suspect Identities: A History of Fingerprinting and Criminal Identification*. Harvard university press, 2001.
- [Crane 1983] H. D. Crane, J. S. Ostrem. Automatic signature verification using a three axis force-sensitive pen. *IEEE Trans on Systems Man and Cybernetics*, SMC-13(3): 329–337, 1983.
- [Cristobal 1989] G. Cristobal, J. Bescos, J. Santamaria. Image analysis through the Wigner distribution function. *Appl Opt*, Vol.28, No.2, pp. 262–271, 1989.
- [Cristobal 2011] G. Cristobal, P. Schelkens, H. Thienpont. *Optical and Digital Image Processing: Fundamentals and Applications*. John Wiley & Sons, 988, 2011.
- [Dass 2005] S. C. Dass, K. Nandakumar, A. K. Jain, A principled approach to score level fusion in multimodal biometric systems, In Proceedings of the 5th international conference on audio- and video-based biometric person authentication, 3546:1049–1058,2005.
- [Daugman 1993] J. D. Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11): 1148–1161, 1993.
- [Daugman 1994] J. Daugman. Biometric personal identification system based on iris analysis. United States Patent Number: 5291560, 1994.

- [Daugman 2000] J. Daugman. Combining Multiple Biometrics, 2000. Disponible sur <http://www.cl.cam.ac.uk/users/jgd1000/combine/combine.html>.
- [Daugman 2001 a] J. Daugman, C. Downing. Epigenetic randomness, complexity and singularity of human iris patterns. *Proc. R. Soc. Lond. B*268, 1737–1740, 2001.
- [Daugman 2001 b] J. Daugman. Statistical Richness of Visual Phase Information: Update on Recognizing Persons by Iris Patterns. *International Journal of Computer Vision*, 45(1): 25-38. Octobre 2001.
- [Daugman 2004] J. Daugman. How iris recognition works. *IEEE Trans. Circ. Syst. Video Technol.* 14 (1):21-30,2004.
- [Daugman 2007] J. Daugman. New methods in iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 37(5) :1167–1175, 2007.
- [Edwards 1998] G. J. Edwards, T. F. Cootes and C. J. Taylor. Face recognition using active appearance models. In *European Conference on Computer Vision*, 581 -595, 1998.
- [Eskandari 2013] M. Eskandari, A. Toygar, H. Demirel. A new approach for face-iris multimodal biometric recognition using score fusion. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 27(3):15, 2013.
- [Farouk 2011] R. M. Farouk. Iris recognition based on elastic graph matching and Gabor wavelets. *Computer Vision and Image Understanding*, 115(8): 1239-1244, 2011.
- [Faulds 1880] H. Faulds. On the skin furrows of the hand. *Nature*, 22:605, October 1880.
- [Fejfar 1977] A. Fejfar, J. Myers. The testing of 3 automatic ID verification techniques for entry control. *2nd Int. Conf. on Crime Countermeasures*, Oxford, July 1977.
- [Fierrez 2010] J. Fierrez, J. Galbally, J. Ortega-Garcia, M.R. Freire, F. Alonso-Fernandez, D. Ramos, et al., BiosecuRID: A multimodal biometric database, *Pattern Anal. Appl.* 13:235–246.2010. doi:10.1007/s10044-009-0151-4
- [Galton 1888] F. Galton, Personal identification and description. *Nature*, 38: 173–177, 201–202, June 1888.
- [Gangopadhyay 2013] A. Gangopadhyay, O. Chatterjee, A. Chatterjee. Hand shape based biometric authentication system using radon transform and collaborative representation based classification. In *Image Information Processing (ICIIP)*, 2013 IEEE Second International Conference on, 635–639, 2013.
- [Gangwar 2016] A. Gangwar, A. Joshi, A. Singh, F. Alonso-Fernandez, F., J. Bigun. IrisSeg: A fast and robust iris segmentation framework for non-ideal iris images. *International Conference on Biometrics (ICB)*, Halmstad, Sweden, 1-8, 2016.
- [Graps 1995] A. Graps. An Introduction to Wavelets. *IEEE Computational Science and Engineering*, summer, 2(2):50-61, 1995.

- [Guesmi 2014] Hanène Guesmi. Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques. Traitement du signal et de l'image. Télécom Bretagne; Université de Rennes 1, 2014.
- [Haghighat 2016] M. Haghighat, M. Abdel-Mottaleb, W. Alhalabi. Discriminant Correlation Analysis: Real-Time Feature Level Fusion for Multimodal Biometric Recognition. *Information Forensics and Security IEEE Transactions on*, 11(9):1984-1996, 2016.
- [Hampel 1986] F. Hampel, P. Rousseeuw, E. Ronchetti, W. Stahel. *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. John Wiley & Sons, 1986.
- [Harmon 1981] L. D. Harmon, M. K. Khan, R. Lasch, P. F. Ramig. Machine recognition of human faces. *Pattern Recognition*, 31 (2): 97–110, 1981.
- [Hasan 2013] M. Hasan, S. N. H. S Abdullaha, Z. A. Othman. Efficient face recognition technique with aid of active appearance model. In *Intelligent Robotics Systems: Inspiring the NEXT, FIRA 2013. Communications in Computer and Information Science*, Springer, 379:101–110, 2013.
- [Herschel 1880] W. Herschel, Skin furrows of the hand. *Nature*, 23: 76, November 1880.
- [Hietmeyer 2000] R. Hietmeyer. Biometric identification promises fast and secure processing of airline passengers. *The International Civil Aviation Organization Journal*, 17(9):10–11, 2000.
- [Hill 2003] M. Hill. "ANAT2310: Eye Development," The University of South Wales, 2003 [http://anatomy.med.unsw.edu.au/cbl/teach/anat2310/Lecture06Senses\(print\).pdf](http://anatomy.med.unsw.edu.au/cbl/teach/anat2310/Lecture06Senses(print).pdf)
- [Himanshu 2014] R. Himanshu, A. Yadav. Iris recognition using combined support vector machine and Hamming distance approach." *Expert Systems with Applications*, 41(2): 588-593,2014.
- [Ho 1994] T. K. Ho, J.J. Hull, S.N. Srihari. Decision Combination in Multiple Classifier Systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(1):66-75, 1994.
- [Ho 2013] C.C. Ho, H. Ng, W.H. Tan, K.W. Ng, H.L. Tong, T.T.V. Yap, et al., MMU GASPF: A COTS multimodal biometric database, *Pattern Recognit. Lett.* 34:2043–2050,2013 doi:10.1016/j.patrec.2013.01.027.
- [Holland 2013] C. Holland, O. V. Komogortsev. Complex Eye Movement Pattern Biometrics: Analyzing Fixations and Saccades. In *Proceedings of the IEEE/IARP International Conference on Biometrics (ICB)*, 1-8, 2013.
- [Hong 1999] L. Hong, A. Jain, and S. Pankanti. Can multibiometrics improve performance?" In: *Proceedings of the IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*, 59–64, 1999.
- [Jabin 2015] S. Jabin. Biometric signature verification. *International Journal of Biometrics*, 7(2) : 97-118,2015.
- [Jain 2004] R. Jain and A. Ross. Multibiometric systems. *Communications of the ACM*, 47:34–40, 2004.

- [Jain 2005] A. Jain, K. Nandakumar, A. Ross. Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern Recognition*, 38(12):2270–2285, December 2005.
- [Jain 2016] A.K. Jain, K. Nandakumar, A. Ross. 50 years of biometric research: Accomplishments, challenges, and opportunities. In *Pattern Recognition Letters*, 79: 80-105, 2016.
- [Jian 2004] Y. Jian, D. Zhang, A. Frangi, J.Y Yang. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 26, 131–137. 2004.
- [Kalka 2006] N.D. Kalka, J. Zuo, N.A. Schmid, B. Cukic. Image quality assessment for iris biometric, in: *SPIE: Biometric Technology for Human Identification III*, 6202:D1–D11, 2006.
- [Kanade 1977] T. Kanade. *Computer Recognition of Human Faces*. Interdisciplinary Systems Research, 47, 1977.
- [Kannala 2012] J. Kannala, E. Rahtu. BSIF: Binarized statistical image features. In *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition ICPR*, Tsukuba Science City, Japan, 1363–1366, 11–15 November 2012.
- [Kapale 2011] N.D Kapale, R.N Kankarale, D.G Lokhande. Iris and face verification using decision level fusion technique. *International Journal of Computer Applications*, 1:5–9, 2011.
- [Karnan 2011] M. Karnan, M. Akila, N. Krishnaraj. Biometric personal authentication using keystroke dynamics: A review. *Applied Soft Computing*, 11(2):1565–1573, 2011.
- [Kelly 1970] M. Kelly. Visual identification of people by computer. Tech. Rep. AI-130, Stanford University, Stanford University, Palo Alto, CA, USA, 1970.
- [Khiari-Hili 2016 a] N. Khiari-Hilli. Biométrie multimodale basée sur l’iris et le visage. Thèse de doctorat, Traitement du signal et de l’image. Université Paris-Saclay; Université de Tunis El Manar, 2016.
- [Khiari-Hili 2016 b] N. Khiari-Hili, C. Montagne, S. Lelandais. Quality dependent multimodal fusion of face and iris biometrics. 6th International Conference on Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA), Oulu, Finland, 12-15, 2016.
- [Kim 2012] Y.G. Kim, K.Y. Shin, E.C. Lee, K.R Park. Multimodal Biometric System Based on the Recognition of Face and Both Irises. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 9(3): 1 -6, 2012.
- [Korotkaya 2003] Z. Korotkaya. Biometric person authentication: Odor. Inner report in Department of Information Technology, Laboratory of Applied Mathematics, Lappeenranta University of Technology. In *Advanced Topics in Information Processing: Biometric Person Authentication*, 2003.
- [Kumar 2011] M. Kumar, R. hiyagarajan, S.P. Natarajan, S. Arulselvi. Gabor features and LDA based face recognition with ANN classifier. In *Proceedings of the 2011 International Conference on IEEE Emerging Trends in Electrical and Computer Technology (ICETECT)*, Nagercoil, India, 23–24 March 2011.

- [Kuncheva 2004] L. I. Kuncheva. Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms. 1Edition, Wiley, 2004.
- [Lam 1997] L. Lam, C.Y. Suen. Application of Majority Voting to Pattern Recognition: An Analysis of its Behavior and Performance. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 27(5):553-568, 1997.
- [Li 1966] K. P. Li, J. E. Dammann, W. D. Chapman. Experimental studies in speaker verification using an adaptive system. J. Acoust. Soc. Am, 40: 966–978, 1966.
- [Liau 2011] H. F. Liau and D. Isa, Feature selection for support vector machine-based face-iris multimodal biometric system, Exp. Syst. Appl. 38(9):11105_11111, 2011.
- [Liu 2004] W. Liu, Y. Wang, S. Z. Li, and T. Tan. Null Space Approach of Fisher Discriminant Analysis for Face Recognition. In Biometric Authentication, Lecture Notes in Computer Science: Springer, 3087:32-44, 2004.
- [Lucey 2004] S. Lucey and T. Chen. A GMM parts based face representation for improved verification through relevance adaptation. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2:855-861, 2004.
- [Ma 2004] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang. Efficient iris recognition by characterizing key local variations. IEEE Transactions on Image Processing, 13(6):739-750, Jun. 2004.
- [Maltoni 2003] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar. Handbook of Fingerprint Recognition. Springer-Verlag, 2003.
- [Maltoni 2009] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, S. Prabhakar. Handbook of Fingerprint Recognition .2nd Ed. Springer Publishing Company, 2009.
- [Man 2006] Ju Man and BirBhanu. Individual recognition using gait energy image. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 28(2) :316–322, 2006.
- [Masek 2003] L. Masek. Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification. Ph.D. dissertation, The University of Western California, 2003.
- [Matey 2006] J.R. Matey, O. Naroditsky, K. Hanna, R. Kolczynski, D. LoIacono, S. Mangru, M. Tinker, T. Zappia, W.Y. Zhao. Iris on the Move: acquisition of images for iris recognition in less constrained environments. Proc. IEEE, 94(11): 1936–1946, 2006.
- [McCool 2012] C. McCool, S. Marcel, A. Hadid, M. Pietikäinen, P. Matějka, J. Černocký, N. Poh, J. Kittler, A. Larcher, C. Lévy, D. Matrouf, J.F. Bonastre, P. Tresadern, T. Cootes. Bi-Modal Person Recognition on a Mobile Phone: using mobile phone data. in IEEE ICME Workshop on Hot Topics in Mobile Multimedia, 2012.
- [Miao 2017] D. Miao, M. Zhang, Z. Sun, T. Tan, Z. He. Bin-based classifier fusion of iris and face biometrics. In Neurocomputing, 224(8):105-118, 2017.
- [Mika 1999] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Schölkopf, K.R. Müller. Fisher Discriminant Analysis with Kernels. In :Neural Networks for Signal Processing IX, 41–48, 1999.

- [Miller 1988] B. Miller. Everything you need to know about biometric identification. Personal Identification News 1988 Biometric Industry Directory, Warfel& Miller,Inc., Washington DC. January 1988.
- [Miyazawa 2008] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi. An effective approach for iris recognition using phase-based image matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(10):1741-1756, Oct. 2008.
- [Nandakumar 2005] K. Nandakumar. Integration of Multiple Cues in Biometric Systems. Master's thesis, Michigan State University, May 2005.
- [Nandakumar 2008] K. Nandakumar. Multibiometric Systems: Fusion Strategies and Template. These Michigan State University. Department of Computer Science and Engineering, 2008.
- [Nhat 2005] V. D. M. Nhat, S. Lee. Block LDA for Face Recognition. In *Computational Intelligence and Bioinspired Systems, Lecture Notes in Computer Science: Springer Berlin / Heidelberg*, 3512:899-905, 2005.
- [Nist 2004] National Institute of Standards and Technology. NIST Biometric Scores Set. Available at http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/biometric_scores, 2004.
- [NIST MBGC 2010] Multiple Biometric Grand Challenge [En ligne]. <https://www.nist.gov/programs-projects/multiple-biometric-grand-challenge-mbgc>.
- [Nouar 2018 a] Nouar LARBI, Nasreddine TALEB. [A Robust Multi-Biometric System with Compact Code for Iris and Face](#). *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, Vol. 10 No. 1, March 2018. DOI: 10.15676/ijeei.2018.10.1.1.
- [Nouar 2018 b] Larbi Nouar, Nasreddine Taleb, Miloud Chikr El Mezouar. (*In press*). A hybrid multimodal biometric scheme based on face and both irises integration for person authentication. *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 2018.
- [Ojansivu 2008] V. Ojansivu, J. Heikkila. Blur insensitive texture classification using local phase quantization. In *Proceedings of the International Conference on Image and Signal Processing*, Cherbourg-Octeville, France, 236–243, 1–3 July 2008.
- [Orl 1994] ORL face database [En ligne] <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>.
- [Ortega-Garcia 2010] J. Ortega-Garcia, J. Fierrez, F. Alonso-Fernandez, J. Galbally, M.R. Freire, J. Gonzalez-Rodriguez, et al., The multi scenario multi environment biosecure multimodal database (BMDB), *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 32 : 1097–1111, 2010 doi:10.1109/TPAMI.2009.76.
- [Oviatt 2003] S. Oviatt. “Advances in Robust Multimodal Interface Design”. *IEEE Computer Graphics and Applications*, Vol. 23, No. 5, pp. 62–68, 2003.
- [Oyster 1999] C. Oyster. *The Human Eye Structure and Function*. Sinauer Associates, 1999.
- [Patel 2015] V. M. Patel, N. K. Ratha, R. Chellappa. Cancelable Biometrics: A review. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 32(5), 54–65, 2015.

- [Phua 2008] K. Phua, J. Chen, T. H. Dat, and L. Shue. Heart sound as a biometric. *Pattern Recognition*, 41(3):906–919, 2008.
- [Poh 2006] N. Poh and S. Bengio. Database, Protocol and Tools for Evaluating Score Level Fusion Algorithms in Biometric Authentication. *Pattern Recognition*, 39(2):223–233, February 2006.
- [Rattani 2007] A. Rattani, D.R. Kisku, M. Bicego, M. Tistarelli. Feature level fusion of face and fingerprint biometrics, in: *Proceedings of the 1st IEEE International Conference Biometrics: Theory, Applications and Systems*, 1–6, 2007.
- [Rattani 2009] A. Rattani, M. Tistarelli. Robust multi-modal and multi-unit feature level fusion of face and iris biometrics. In: M. Tistarelli, M. Nixon (eds.) *Advances in Biometrics, Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, 5558:960–969, 2009.
- [Rios-Sanchez 2015] B. Ríos-Sánchez, M.F. Arriaga-Gómez, J. Guerra-Casanova, D. de Santos-Sierra, I. de MendizábalVázquez, G. Bailador, et al., gb2 μ MOD: A multimodal biometric video database using visible and IR light, *Inf. Fusion.* (2015). doi:10.1016/j.inffus.2015.09.003.
- [Ross 2006] A. Ross, K. Nandakumar, A.K. Jain. *Handbook of Multibiometrics*. 1sted. international series on biometrics, 2006
- [Ross 2003] A. Ross and A. Jain. Information fusion in biometrics. *Pattern Recognition Letters*, 24(13): 2115–2125, 2003.
- [Ross 2009] A. Ross, N. Poh. Multibiometric Systems: Overview, Case Studies, and Open Issues. *Handbook of Remote Biometrics. Advances in Pattern Recognition*, 273- 292, 2009.
- [Ryan 2008] W. Ryan, D. Woodard, A. Duchowski, and S. Birchfield. Adapting starburst for elliptical iris segmentation. *2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, Arlington, VA, Sep 2008.
- [Saini 2015] N. Saini, A. Sinha. Face and palmprint multimodal biometric systems using Gabor–Wigner transform as feature extraction. *Pattern Anal Applic*, 18(4):921-932, 2015.
- [Sanderson 2002] C. Sanderson and K. K. Paliwal. *Information Fusion and Person Verification Using Speech and Face Information*. Technical Report IDIAP-RR 02-33, IDIAP, September 2002.
- [Sathish 2012] G. Sathish ,S. Narmadha ,S.V. Saravanan, S.U Maheswari. Multialgorithmic IRIS Recognition. *International Journal of Computer Applications*, 38(11), January 2012.
- [Scheidat 2007] T. Scheidat, C. Vielhauer. Analyzing a multimodal biometric system using real and virtual users. In *Proc. of SPIE Security, Steganography. And Watermarking of Multimedia Contents*, 6505:2007.
- [Schölkopf 1998] B. Schölkopf, A. Smola, and K.-R. Müller. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem. *Neural Computation*, 10(5):1299–1319, 1998.
- [Sdumla-hmt 2011] SDUMLA-HMT Multi-modal database: <http://mla.sdu.edu.cn/info/1006/1195.htm> (accessed 21 January 2018).

- [Sequeira 2014] A.F. Sequeira, J.C. Monteiro, A. Rebelo, H.P. Oliveira, MobBIO: A Multimodal Database Captured with a Portable Handheld Device, in: 9th Int. Jt. Conf. Comput. Vision, Imaging Comput. Graph. Theory Appl., 1–14, 2014.
- [Shah 2009] S. Shah, A. Ross. Iris segmentation using geodesic active contours. *IEEE Transactions on Information Forensics Security*, 4(4): 824-836, 2009.
- [Sharifi 2016] O. Sharifi, M. Eskandari. Optimal Face-Iris Multimodal Fusion Scheme. *Symmetry*, 8(6), 2016.
- [Shen 2006] L. Shen, L. Bai, L. A review of Gabor wavelets for face recognition. *Pattern Analysis and Applications*, 9(2), 273–292, 2006.
- [Sim 2002] T. Sim, S. Baker, M. Bsat. The CMU pose, illumination, and expression (PIE) database. In *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 46–51, 2002.
- [Slobodan 2008] R. Slobodan, F. Ivan, K. Kristina. A novel biometric personal verification system based on the combination of palmprints and faces. *INFORMATICA*, 19: 81–100, 2008.
- [SO/IEC Standard 19794-6 2005] SO/IEC Standard 19794-6. Information technology – biometric data interchange formats, part 6: Iris image data. Technical report, International Standards Organization, 2005.
- [Sompura 2015] M. Sompura, V. Gupta. An efficient face recognition with ANN using hybrid feature extraction methods. *Int. J. Comput.*, 117: 19–23, Appl. 2015.
- [Son 2005] B. Son, Y. Lee. Biometric authentication system using reduced joint feature vector of iris and face. *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, 3546:513-522, 2005.
- [Soram 2010] R. Soram, M. Khomdram, et al. Biometric dna and ecdlp-based personal authentication system: a superior posse of security. *Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur*, 10(1):1–9, 2010.
- [Struc 2009] V. Štruc, N. Pavešić. Illumination Invariant Face Recognition by Non-Local Smoothing’, *Biometric ID Management and Multimodal Communication, Lecture Notes in Computer Science*, 5707:1-8,2009.
- [Struc 2010] V. Štruc, and N. Pavešić, The Complete Gabor-Fisher Classifier for Robust Face Recognition, *EURASIP Advances in Signal Processing*, 2010:2010.doi:10.1155/2010/847680.
- [Szmajda 2010] M. Szmajda, K. Gońrecki, J. Mroczka, J. Gabor transform, SPWVD, Gabor–Wigner transform and wavelet transform—tools for power quality monitoring. *Metrol Meas System* 27:383–396, 2010.
- [Tan 2010] T. Tan, Z. He, Z. Sun. Efficient and robust segmentation of noisy iris images for non-cooperative iris recognition. *Image Vision Computing*, 28(2):223- 230, 2010.
- [Tian 2006] Q. Tian, Z. Liu, L. Li and Z. Sun. A Practical Iris Recognition Algorithm. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, Kunming, China, Dec. 2006

- [Tisse 2002] C. Tisse L. Martin L. Torres and M. Robert. Person Identification Technique Using Human Iris Recognition. Proceedings of Vision Interface, 294-299, 2002.
- [Trauring 1963] M. Trauring. Automatic comparison of finger-ridge patterns. Nature, 197:938-940, 1963.
- [Turk 1991] A. Turk, A.P. Pentland. Face recognition using eigenfaces. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Maui, HI, USA, 586-591, 3-6 June 1991.
- [Wang 2003] Y. Wang, T. Tan, A.K. Jain. Combining face and iris biometrics for identity verification. In: 4th International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA'03), Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 805-813, 2003.
- [Wang 2007] J. c. Wang, C. h. Yang, J. f. Wang and H. p. Lee. Robust Speaker Identification and Verification. In IEEE Computational Intelligence Magazine, 2(2): 52-59, 2007.
- [Wang 2009] F. Wang, J. Han. Multimodal biometric authentication based on score level fusion using support vector machine. Opto-electronics review, 17 (1):59-64, 2009.
- [Wang 2011] Z. Wang, E. Wang. Multimodal Biometric System Using Face-Iris Fusion Feature. JOURNAL OF COMPUTERS, 6(5), MAY 2011.
- [Wang 2015] W. Wang, R. Wang, Z. Huang, S. Shan. Discriminant analysis on riemannian manifold of Gaussian distributions for face recognition with image sets. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, MA, USA, 2048-2057, 7-12 June 2015.
- [Wayman 2000] J. Wayman. A definition of biometrics National Biometric Test Center Collected Works, 1997-2000, San Jose State University, 2000.
- [Westmoreland 1998] B. Westmoreland, M. Lemp, R. Snell. Clinical Anatomy of the eye. 2nd edition, Oxford: Blackwell Science Inc., 1998.
- [Wildes 1997] R.P. Wildes. Iris recognition: An emerging biometric technology. Proceedings of the IEEE, 85(9):1348-1363, September 1997.
- [Wiskott 1997] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger, C. Malsburg. Face recognition by elastic bunch graph matching. IEEE Trans. PAMI, 19(7):775-779, July 1997.
- [Yilong-Yin 2011] X.S. Yilong Yin, L. Liu. SDUMLA-HMT: A Multimodal Biometric Database, in: Proceeding CCBP'11 Proc. 6th Chinese Conf. Biometric Recognit., Springer, 260-268, 2011.
- [Yu 2007] L. Yu, D. Zhang and K. Wang. The relative distance of key point based iris recognition. Pattern Recognition, 40(2):423-430, February 2007.
- [Zhang 2004] W. C. Zhang, S. G. Shan, W. Gao, Y. Z. Chang, and B. Cao. Component-based cascade linear discriminant analysis for face recognition. In Advances In Biometric Person Authentication, Proceedings, 3338:288-295, 2004.

- [Zhang 2007] N.Z. Zhang, R. Wang, K. Pan, S.Z Li, P. Zhang. Fusion of Near Infrared Face and Iris Biometrics, International Conference on Biometrics, Springer, Berlin, Heidelberg, 4642:172–180,2007.
- [Zhang 2014 a] X. Zhang , J. Yang, S. Dong, C. Wang, Y. Chen, C. Wu. Thermal Infrared Face Recognition Based on the Modified Blood Perfusion Model and Improved Weber Local Descriptor. In: Sun Z., Shan S., Sang H., Zhou J., Wang Y., Yuan W. (eds) Biometric Recognition. CCBR 2014. Lecture Notes in Computer Science, (8833), Springer, Cham, 2014.
- [Zhang 2014 b] Z. Zhang, Y. Wang, Z. Zhang. Face synthesis from low-resolution near-infrared to high-resolution visual light spectrum based on tensor analysis, In Neurocomputing, 140:146-154, September 2014.
- [Zhou 2004] D. Zhou, X. Yang. Face Recognition Using Enhanced Fisher Linear Discriminant Model with Facial Combined Feature. In PRICAI 2004: Trends in Artificial Intelligence, 3157: 769-777, 2004.
- [Zoubida 2017] L. Zoubida, R. Adjoudj. Integrating Face and the Both Irises for Personal Authentication. International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA), 9(3):8-17, 2017.
- [Zunkel 1999] R. Zunkel. Hand geometry based verifications, in A. Jain, et al. (eds) Biometrics: Personal Identification in Networked Society. Kluwer Academic Press, 1999.
- [Zuo 2010] J. Zuo, A. Natalia. On a methodology for robust segmentation of nonideal iris images. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetic B, 40(3):703-718, 2010.