

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Électronique et Télécommunications

THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT EN SCIENCE

Filière : Génie Électrique

Présentée par

Boualleg Abdelhalim

Intitulée

Reconnaissance Automatique des Personnes

Soutenue le : 11/06/2020

Devant le Jury composé de :

Mr. Younsi Abdelaziz	Professeur	Univ de Guelma	Président
Mr. Sedraoui Moussa	Professeur	Univ. de Guelma	Rapporteur
Mr. Lachouri Abderrazek	Professeur	Univ. de Skikda	Examineur
Mr. Med Cherif Amara Korba	Maître de Conférences 'A'	Univ. de Souk Ahras	Examineur

Année Universitaire : 2019/2020

Remerciements

Je tiens, de prime abord, à me prosterner en remerciant Allah le Tout-Puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour terminer ce travail.

Je remercie ensuite mon encadreur Monsieur **Moussa SEDRAOUI**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, de m'avoir fait l'honneur de diriger ce travail, de ses précieux conseils, de sa disponibilité, de sa confiance scientifique en moi et de ses discussions.

Je tiens également à remercier les membres du jury d'avoir accepté d'y participer et l'honneur qu'ils me font en voulant bien expertiser mon travail :

Je remercie vivement Monsieur **Abdelaziz YOUNSI**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, pour le plaisir qu'il me fait, en acceptant la présidence de ce jury.

Je remercie également Messieurs, **Abderrazek LACHOURI**, Professeur à l'Université de Skikda, **Mohamed Cherif AMARA KORBA** Maître de Conférences à l'Université de Souk Ahras pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse et l'intérêt qu'ils ont accordé à mon travail en acceptant de l'examiner.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance et mon profond respect à mon ancien directeur de thèse Monsieur **Hicham TEBBIKH** professeur à l'université de Guelma de m'avoir proposé ce sujet avant de partir à la retraite.

Je voudrais remercier aussi Monsieur **Mohamed DERICHE** professeur à l'Université King Fahd du pétrole et des minéraux en Arabie saoudite Pour la confiance qu'il m'a accordée, ainsi que sa volonté et sa patience pour ses qualités humaines et scientifiques. Je ne pourrai jamais oublier son esprit de recherche et ses commentaires efficaces pour l'accomplissement de ce travail.

Enfin, j'adresse un grand merci à Monsieur **Hocine BOUROUBA** et Monsieur **Hakim DOGHMANE**, enseignants à l'Université de Guelma pour leurs soutiens et leurs précieux conseils.

ملخص

نقدم في هذه الأطروحة نظامًا جديدًا قويًا للتعرف على الوجوه مع وجود اختلافات في الإضاءة وانسداد معتدل. وناقش مساهمتين رئيسيتين. أولاً ، نقدم طريقة تعتمد على معادلة التباين (CE) لتحسين تقنية Weberface (WF) التقليدية وجعلها أكثر قوة. ثانياً ، نستخدم واصفات الأنماط الثنائية المحلية (LBP) وتقدير المرحلة المحلية (LPQ) لجعل طريقة Weberface أكثر مرونة للتغيرات الشديدة في الإضاءة من خلال استغلال معلومات المجال المكاني ومجال التردد. أخيراً ، من خلال الجمع بين مخرجات الواصفين ، يتم الحصول على ميزات محسنة للوجه تظهر أنها تمتلك قوة تمييزية أكبر ، ليس فقط لظروف الإضاءة المتغيرة ولكن أيضاً للانسداد. بمجرد استخراج الميزات ، يتم استخدامها مع مصنف جار Knearest بسيط. يعد مفهوم استخدام نموذج (WF) مع واصفات نطاقات التردد والترددات رواية وثبت أنها تؤدي إلى نظام قوي مرن لظروف الإضاءة المختلفة وتغيرات صغيرة إلى معتدلة في التشكل ، وانسداد معتدل. يتم التحقق في هذه الأطروحة إلى مدى صحة فعالية الطريقة ومقارنتها بالعديد من تقنيات تعويض الإضاءة الكلاسيكية عبر ثلاث مجموعات بيانات عامة ؛ وهي Yale B و Yale B الموسعة وAR وأخيراً يظهر أن الخوارزمية المقترحة تتفوق باستمرار على التقنيات الموجودة في بيانات صعبة مختلفة.

الكلمات المفتاحية: التعرف على الوجوه؛ تطبيع الإضاءة. ؛ أنماط الملمس المحلية؛ تحسين السطوح؛ تصنيف النمط

Abstract

This thesis presents a new face recognition system robust to illumination variations and moderate occlusion. Two main contributions are discussed. First, we introduce an approach based on Contrast Equalization (CE) to improve the traditional Weberface (WF) technique and make it more robust. Second, we use the Local Binary Patterns (LBP) and Local Phase Quantization (LPQ) descriptors to make the Weberface method more resilient to extreme variations in illumination by exploiting both spatial-domain and frequency-domain information. Finally, by combining the outputs of the two descriptors, enhanced facial features are obtained which are shown to possess more discriminating power not only for variable lighting conditions but also for occlusion. Once the features are extracted, these are used with a simple Knearest neighbor classifier.

The concept of using the (WF) model together with spatial and frequency domains descriptors is novel and proven to result in a robust system resilient to varying lighting conditions and small to moderate variations in pose, and moderate occlusion. The effectiveness of the method is validated and compared to many classical illumination compensation techniques over three public datasets; namely the Yale B, the extended Yale B, and the AR databases. The proposed algorithm is shown to consistently outperform the existing techniques under different challenging environments.

Keywords: face recognition; illumination normalization; local texture patterns; contrast enhancement; pattern classification

Résumé

Cette thèse présente un nouveau système de reconnaissance des visages robuste aux variations d'éclairage et à l'occlusion modérée. Deux contributions principales sont discutées. Premièrement, nous introduisons une approche basée sur l'égalisation de contraste (CE) pour améliorer la technique traditionnelle Weberface (WF) afin de la rendre plus robuste. Deuxièmement, nous utilisons les descripteurs de motifs binaires locaux (LBP) et de quantification de phase locale (LPQ) pour rendre la méthode Weberface plus résistante aux variations extrêmes d'illumination en exploitant, à la fois, le domaine spatial et le domaine fréquentiel de l'information. Enfin, en combinant les sorties des deux descripteurs, on obtient des traits faciaux améliorés qui possèdent un pouvoir discriminant plus important non seulement pour les conditions d'éclairage variables mais aussi pour l'occlusion.

Une fois les caractéristiques extraites, elles sont utilisées avec un simple classificateur du plus proche voisin. Le concept d'utilisation du modèle (WF) avec le descripteur des domaines spatial et fréquentiel est nouveau et a fait ses preuves pour aboutir à un système robuste résistant aux variations d'éclairage et aux variations de pose faibles à modérées, ainsi qu'à une occlusion modérée. L'efficacité de la méthode est validée et comparée à de nombreuses techniques classiques de compensation de l'éclairage sur trois ensembles de données publiques, à savoir les bases de données Yale B, Yale B étendues et AR. Il est démontré que l'algorithme proposé est constamment plus performant que les techniques existantes dans différents environnements difficiles.

Mots-clés : reconnaissance faciale ; normalisation de l'éclairage ; modèles de texture locale ; amélioration du contraste ; classification des motifs

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1: Scanner d'empreintes digitales et un échantillon d'une empreinte.....	7
Figure 1.2 : Biométrie par l'empreinte palmaire.....	8
Figure 1.3 : Biométrie de la géométrie de la main.....	8
Figure 1.4 : Biométrie de l'oreille.....	9
Figure 1.5 : Biométrie de l'iris.....	10
Figure 1.6 : Biométrie de la rétine.....	10
Figure 1.7 : Biométrie des veines des mains.....	11
Figure 1.8 : Biométrie du visage.....	11
Figure 1.9 : Signature biométrique.....	12
Figure 1.10 : Biométrie vocale.....	13
Figure 1.11 : Biométrie de la démarche	14
Figure 1.12 : Biométrie de la dynamique des frappes sur le clavier.....	15
Figure 1.13 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique.....	16
Figure 1.14 : Authentification d'une personne dans un système biométrique.....	17
Figure 1.15 : Identification d'une personne dans un système biométrique.....	17
Figure 1.16 : Distribution des scores des personnes légitimes et des imposteurs.....	19
Figure 1.17 : (a) La courbe ROC, (b) La courbe CMC.....	20
Figure 1.18 : Les différents systèmes multimodaux.....	23
Figure 1.19 : Applications biométriques	24
Figure 2.1 : Exemples de visages de personnes capturés selon différentes modalités.....	27
Figure 2.2 : Le principe de fonctionnement d'un système de reconnaissance faciale.....	28
Figure 2.3 : Un visage d'une même personne subissant un changement d'illumination.....	31
Figure 2.4 : Exemples de variation de poses	32
Figure 2.5 : Exemple de variation dans les expressions	32
Figure 2.6 : Exemple de variation du visage causé par l'avancée dans l'âge	33
Figure 2.7 : Variabilité intra-classe due à la présence d'occultations partielles	34
Figure 2.8 : Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale.....	37

Figure 3.1 : Cinq images originales de la base Yale B et leurs correspond weberface.....	46
Figure 3.2 : Trois voisinages pour des R et P différents.....	47
Figure 3.3 : Principe de calcul d'opérateur LBP.....	47
Figure 3.4 : Les étapes de calcul du code LPQ	49
Figure 4.1 : Méthode proposée.....	53
Figure 4.2 : Cinq sous-ensembles correspondant à une personne de la base de données de Yale B avec différentes conditions d'illumination	55
Figure 4.3 : Images du visage d'une personne de la base de données AR pour deux sessions	57
Figure 4.4 : Images du visage d'une personne tirées de la base de données AR pour deux séances	58
Figure 4.5 : Effets du paramètre sur la précision de la reconnaissance (RWF+LBP _{8,1} + LPQ).....	59
Figure 4.6 : Résultats des différentes méthodes de prétraitement sur des images de visage tirées de la base de données Yale B et subissant différents types d'illuminations.....	60
Figure 4.7 : Comparaison des méthodes proposées avec les techniques existantes en termes de taux d'erreur (a) et de précision de reconnaissance (b)	67

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Comparaison des modalités biométriques.....	25
Tableau 3.1 : Sous-programme de l'algorithme WF original.....	45
Tableau 4.1 : Scénarios de combinaison de caractéristiques pour le système proposé.....	60
Tableau 4.2 : Taux de reconnaissance obtenus avec le système proposé sur la base de données Yale B.....	61
Tableau 4.3 : Les méthodes actuelles et leurs principales caractéristiques (toutes les méthodes utilisent l'estimation de l'éclairage dans l'étape de prétraitement)	62
Tableau 4.4 : Comparaison entre les résultats (taux de reconnaissance) obtenus à l'aide des techniques actuelles d'une part et ceux obtenus par notre technique d'autre part sur les images extraites de la base de données de Yale B.....	63
Tableau 4.5 : Taux de reconnaissance obtenus à l'aide des algorithmes de reconnaissance proposés sur la base de données Yale B étendue	64
Tableau 4.6 : Techniques existantes et leurs principales caractéristiques utilisant la base de données Yale B étendue	65
Tableau 4.7 : Les taux de reconnaissance pour chaque sous-ensemble et le taux moyen	66
Tableau 4.8 : Répartition des images pour différentes expériences sur la base de données AR ...	69
Tableau 4.9 : Méthodes récente et leurs caractéristiques importantes dans la base de données AR.....	70
Tableau 4.10 : Comparaison des taux de précision obtenus pour la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 1	71
Tableau 4.11 : Comparaison des taux de reconnaissance (%) obtenus sur la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 2.....	72
Tableau 4.12 : Comparaison des taux de précision (%) obtenus sur la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 3	73
Tableau 4.13 : Comparaison des taux de précision (%) obtenus sur la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 4	74
Tableau 4.14 : Scénarios de combinaison des caractéristiques pour le système proposé	75

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	i
LISTE DES TABLEAUX	ii
INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1 SYSTEME BIOMETRIQUE.....	4
1.1 INTRODUCTION	4
1.2 DEFINITIONS	4
1.3 PROPRIETES D'UNE MODALITE BIOMETRIQUE.....	5
1.4 LES MODALITES BIOMETRIQUES	5
<i>1.4.1 Les modalités physiologiques (morphologiques).....</i>	<i>6</i>
1.4.1.1 Les empreintes digitales.....	6
1.4.1.2 L'empreinte palmaire	7
1.4.1.3 La géométrie de la main	8
1.4.1.4 Biométrie de l'oreille	8
1.4.1.5 L'iris	9
1.4.1.6 La biométrie de la rétine	10
1.4.1.7 La structure des veines.....	10
1.4.1.8 Reconnaissance du visage	11
<i>1.4.2 Les modalités comportementales.....</i>	<i>12</i>
1.4.2.1 La signature	12
1.4.2.2 La biométrie vocale	12
1.4.2.3 La démarche	13
1.4.2.4 La dynamique de frappe au clavier	14
1.5 LES SYSTEME BIOMETRIQUES	15
<i>1.5.1 Mode de fonctionnement d'un système biométrique</i>	<i>15</i>
1.5.1.1 Enrôlement.....	15
1.5.1.2 Vérification (Authentification).....	16
1.5.1.3 Identification	17
<i>1.5.2 Critères d'évaluation des systèmes biométriques</i>	<i>18</i>
1.5.2.1 Les critères d'évaluation des systèmes de vérification biométriques	18
1.5.2.2 Les critères d'évaluation des systèmes d'identification biométriques	19
<i>1.5.3 Avantages et inconvénients des systèmes biométriques :.....</i>	<i>21</i>
<i>1.5.4 Système biométrique uni et multi modale.....</i>	<i>22</i>
1.5.4.1 Système biométrique uni-modale.....	22
1.5.4.2 Système biométrique multimodale.....	22
<i>1.5.5 Domaines d'application.....</i>	<i>23</i>
1.6 CONCLUSION :	24
CHAPITRE 2 BIOMETRIE PAR LE VISAGE	25
2.1 INTRODUCTION	25
2.2 AVANTAGES	25
2.2.1 <i>Processus non intrusif.....</i>	<i>26</i>

2.2.2 Facilité de mise en œuvre	26
2.2.3 Multiples modalités	26
2.2.4 Amélioration des performances	27
2.3 STRUCTURE GENERALE D'UNE METHODE BIOMETRIQUE FACIALE 2D	28
2.3.1 Le module de capture	28
2.3.2 Le module de détection	29
2.3.3 Le module de prétraitement	29
2.3.4 Le module d'extraction des caractéristiques	29
2.3.5 Le module de comparaison (matching)	30
2.3.6 Le module de décision	30
2.4 LES DIFFICULTES MAJEURES DE LA RECONNAISSANCE DES VISAGES EN 2D	30
2.4.1 Changement d'illumination	31
2.4.2 Variation de pose	31
2.4.3 Expressions faciales	32
2.4.4 L'âge	33
2.4.5 Occultations partielles	33
2.5 LES APPROCHES EXISTANTES DE LA RECONNAISSANCE FACIALE	34
2.5.1 Les approches globales :	34
2.5.2 Les approches locales	35
2.5.2.1 Les techniques basées sur l'apparence locale	36
2.5.2.2 Les techniques basées sur des points d'intérêt.	36
2.5.3 Les approches hybrides	36
2.5.4 Deep learning	37
2.6 CONCLUSION	38
CHAPITRE 3 METHODES DE TRAITEMENT DE L'ILLUMINATION	39
3.1 INTRODUCTION	39
3.2 LES TECHNIQUES DE TRAITEMENT DE LA VARIATION D'ILLUMINATION	39
3.2.1 Les techniques de prétraitement et de normalisation	39
3.2.2 Les techniques basées sur le modèle du visage	40
3.2.3 Les techniques d'extraction des caractéristiques invariantes	40
3.2.4 Les techniques basées sur la représentation invariante de l'illumination	41
3.2.5 Méthodes basées sur l'apprentissage profond	42
3.3 FONDEMENTS THEORIQUES DE LA METHODE PROPOSEE	43
3.3.1 La technique de Weber face (WF)	44
3.3.2 Egalisation des contrastes	46
3.3.3 Méthodes de textures locales	47
3.3.3.1 Motif Binaire Local (LBP)	47
3.3.3.2 Le descripteur de Quantification de Phase Locale (LPQ)	48
3.3.4 Classification	50
3.3.4.1 La méthode des K plus proches voisins	50
3.3.4.2 La distance chi-square (χ^2)	50
3.5 CONCLUSION	51
CHAPITRE 4 RESULTATS EXPERIMENTAUX ET DISCUSSIONS	52

4.1 INTRODUCTION.....	52
4.2 METHODE PROPOSEE	52
4.3 RESULTATS EXPERIMENTAUX ET DISCUSSION	54
4.4.1 <i>Description des bases de données</i>	54
4.4.1.1 La base de données Yale B.....	54
4.4.1.2 La base de données Yale B étendue	55
4.4.1.3 La base de données AR.....	57
4.4.2 <i>Réglage des paramètres</i>	58
4.4.3 <i>Résultats expérimentaux sur la base de données Yale B.....</i>	60
4.4.4 <i>Résultats expérimentaux sur la base de données Yale B étendue.....</i>	64
4.4.5 <i>Résultats expérimentaux sur la base de données AR</i>	68
4.4.5.1 Expérimentation 1 (Protocole 1)	68
4.4.5.2 Expérimentation 2 (Protocole 2)	68
4.4.5.3 Expérimentation 3 (Protocole 3)	68
4.4.6 <i>Coût du calcul</i>	75
4.5 CONCLUSION.....	76
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	77
BIBLIOGRAPHIE.....	78

Introduction générale

Contextes de l'application

Avec la naissance de la finance électronique, du commerce électronique, des cartes à puce et grâce à l'importance croissante accordée à la protection de la vie privée et à la sécurité des informations stockées dans diverses bases de données, l'identification automatique des personnes est devenue un sujet très important. Une identification personnelle automatique précise est maintenant nécessaire dans un large éventail d'applications civiles impliquant l'utilisation de passeports, de téléphones portables, de guichets automatiques et de permis de conduire.

Dans le passé, les individus utilisaient généralement des cartes d'identité, des clés et des mots de passe pour l'identification personnelle. Avec le développement rapide des technologies de l'information et des activités financières en ligne, les problèmes liés aux méthodes d'identification traditionnelles, tels que la perte, la fraude et le vol, ont conduit à rendre ces méthodes incapables de répondre aux exigences d'une reconnaissance précise et fiable. Cependant, la biométrie basée sur les caractéristiques physiologiques et comportementales d'un être humain offre une solution pratique et stable [1].

Un système de reconnaissance d'identité parfait nécessite une composante biométrique. La biométrie est une représentation d'une partie ou d'une caractéristique unique d'un individu qui a la capacité potentielle de distinguer entre une personne autorisée et un imposteur. Etant donné que les caractéristiques biométriques sont distinctives, elles ne risquent pas d'être oubliées ou perdues, et que la personne à identifier doit être physiquement présente au moment de la procédure de reconnaissance. La biométrie est intrinsèquement plus fiable et plus performante que les techniques traditionnelles basées sur les connaissances et les certifications (carte, badge, ...etc.).

A ce jour, les chercheurs ont utilisé l'iris [2], l'oreille [3], la veine palmaire [4], l'empreinte palmaire [5], le visage [6] ainsi que d'autres caractéristiques [7] pour la vérification et l'identification des personnes. A noter que le visage est l'une des

caractéristiques biométriques les plus appréciés parce qu'elle présente des avantages exceptionnels par rapport aux autres caractéristiques biologiques [8].

Bien que certaines méthodes de reconnaissance (comme les empreintes digitales ou la lecture de l'iris) passent pour être plus précises, la reconnaissance des visages est toujours restée un sujet de recherche important en raison de sa nature non intrusive et de son caractère prioritaire pour les personnes. En plus, par rapport aux autres caractéristiques biométriques le visage est reconnu de manière non corporelle. Sans toucher au sujet, l'image du visage peut être acquise à distance et la personne sera identifiée [7].

Motivations et solutions

La reconnaissance des visages a suscité un intérêt considérable au cours de ces dernières décennies en raison de son large champ d'application, notamment la sécurité de l'information, la vidéosurveillance, les applications de coopération entre utilisateurs, etc. [8]. De nombreux efforts de recherche ont été concentrés sur le problème de la reconnaissance des visages dans des conditions relativement bien contrôlées, en utilisant suffisamment des données d'apprentissage [7].

Cependant, dans la pratique, la performance du système de reconnaissance des visages est largement affectée par les variations d'illumination [9]. Celle-ci peuvent provoquer des effets d'éclairage imprévisibles sur les visages tels que des zones d'ombre atypiques, ce qui peut rendre la reconnaissance des visages assez difficile [10].

La reconnaissance des visages dans une large gamme de variations d'illumination est restée une question ouverte, surtout lorsqu'il n'y a qu'un seul échantillon disponible pour chaque personne, ce qui est un scénario courant dans de nombreux systèmes de sécurité.

Cette thèse a pour but de développer un système de reconnaissance automatique des visages fonctionnant dans un environnement non contrôlé, qui soit efficace et approprié pour des applications en temps réel. En même temps, le système doit prendre en considération les coûts de calcul et de mémoire. Une fois que l'algorithme proposé de reconnaissance aura été testé de manière exhaustive par rapport à un certain nombre de bases de données différentes et que ses performances auront été maximisées, il sera mis en œuvre en tant que composante d'un système de reconnaissance automatique des visages, avec un module de détection des visages.

Structure de la thèse

Cette thèse est organisée de la manière suivante :

Après l'introduction du contexte de cette thèse, le chapitre 1 présente des généralités sur la biométrie et les modalités biométriques existantes dans la littérature. Puis, il introduit des notions de base sur le système biométrique et les catégories des techniques employées pour la reconnaissance biométrique des visages.

Dans le chapitre 2, nous exposons tout ce qui concerne le système de reconnaissance faciale robuste telles que : les modes de fonctionnement, les types d'algorithmes utilisés et les critères d'évaluation, ... etc.

Dans le chapitre 3, les systèmes d'identification faciale automatique des utilisateurs, développés dans le cadre de cette thèse, sont représentés. La conception de chaque système et les modules de fonction sont expliqués.

Dans le chapitre 4, nous commençons par présenter les bases de données des tests élaborées dans le cadre de cette thèse. Ensuite, une validation expérimentale des méthodes proposées est effectuée, avec une évaluation complète aussi bien quantitative que qualitative.

En conclusion de cette thèse, nous résumons les contributions scientifiques et les résultats obtenus, et nous terminons par des perspectives de recherche.

CHAPITRE 1

Systeme biométrique

Chapitre 1 : Système biométrique

1.1 Introduction

Ce chapitre présente la biométrie et ses modalités. Dans un premier temps, nous commençons par la définition et l'utilisation de la biométrie. Ensuite, nous décrivons les différentes modalités biométriques tout en citant leurs avantages et inconvénients. Par la suite, nous présentons les métriques d'évaluation des systèmes biométriques, leurs limitations ainsi que les enjeux liés à leur évaluation.

1.2 Définitions

Une définition exacte de la biométrie est donnée par Jain et al. qui la définit comme étant la science visant à déterminer automatiquement l'identité d'un individu sur la base de caractéristiques physiologiques ou comportementales [11].

Toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif peut être employé pour identifier un individu. A ce propos, il ne suffit pas à une personne, qui se présente devant une porte, d'avoir en main la clé, ou bien la carte magnétique ou bien encore le mot de passe pour pouvoir ouvrir cette porte. Tous ces outils traditionnels ne sont plus efficaces devant un intrus ingénieux. Par contre, il est impossible à ce même intrus, aussi ingénieux soit-il, de forcer une porte si cette dernière est munie d'un système d'identification automatique du visage ou plus fort encore si cette porte est équipée d'un dispositif de reconnaissance de l'iris, il est alors absolument impossible de forcer cette porte à moins de récupérer ... l'œil du propriétaire de l'iris !!

Comparés aux différents moyens d'authentification mentionnés ci-dessus, la biométrie présente des avantages certains au regard d'une série, non exhaustive, d'attributs suivants [12] :

- **Convivialité** : Les utilisateurs n'auront plus besoin de mémoriser une longue liste de mots de passe ou de porter un jeu de clés. Il suffit de présenter ses données biométriques et de laisser le système gérer le reste.
- **Compréhensibilité** : L'identification des personnes par des moyens biométriques intrinsèques tels que le visage et la voix est essentiellement une habitude humaine intuitive, ce qui rend l'authentification biométrique facile à comprendre et à interpréter.
- **Sécurité** : Contrairement aux mots de passe et aux clés, l'authentification biométrique a été largement prouvée comme étant la plus difficile à falsifier ou à imiter.

- **Précision** : La précision de l'identification de haut niveau peut être assurée par une intégration au maximum de la biométrie multimodale.

1.3 Propriétés d'une modalité biométrique

En théorie, la plupart des caractéristiques biologiques peuvent être considérées comme étant des modalités biométriques. Néanmoins, pour pouvoir s'intégrer dans un système biométrique potentiellement précis, pratique et rentable, la caractéristique biométrique utilisée a besoin de répondre à une série d'exigences. Jain et al. 2006, propose à ce propos sept exigences principales énumérées dans ce qui suit [13] :

- **Universelles** : Chaque personne, indépendamment de tout facteur externe, doit avoir son propre trait biométrique au cours d'un processus d'authentification.
- **Uniques** : Le plus important est que chaque élément biométrique soit suffisamment unique pour pouvoir distinguer une personne d'une autre. En d'autres termes, s'assurer avec une erreur quasi nulle que deux personnes soient les mêmes selon une même caractéristique biométrique,
- **Permanentes** : L'authentification biométrique garantit une stabilité de ses résultats dans la durée. En clair, la robustesse de la caractéristique biométrique sélectionnée doit être invariante chez tout individu sur une longue période.
- **Mesurables** : Cette caractéristique se rapporte à la facilité d'acquisition ou à la mesure des traits. Cela signifie qu'il existe une méthode, ou un dispositif adapté, qui permet de mesurer (ou de capturer) facilement et quantitativement le trait biométrique permettant l'extraction de l'ensemble des caractéristiques biométriques.
- **La performance** : Elle est liée à la précision et à la vitesse de la reconnaissance à travers la caractéristique biométrique. Ils doivent être assez satisfaisants pour les demandes d'authentification.
- **L'acceptabilité** : La technique de mesure de la caractéristique biométrique doit être largement acceptée par le public.
- **La non-circonvension** : le degré de facilité/difficulté avec laquelle le système peut être trompé en falsifiant la caractéristique biométrique.

1.4 Les modalités biométriques

Différentes modalités biométriques ont été utilisées et testés dans des institutions publiques et privées, par le gouvernement ou les personnes qui cherchent à se mettre en conformité avec les mesures de sécurité les plus strictes. Avec l'émergence du marché et la

prise de conscience de la nécessité d'un environnement sécurisé, le développement dans le domaine de la sécurité et de la vie privée est inévitable, et c'est pourquoi les recherches visant à mettre en évidence le caractère inviolable de la sécurité sont devenues une nécessité à maintenir. Les recherches et résultats actuels ont permis de découvrir plusieurs caractéristiques de la sécurité biométrique que l'on peut classer en deux catégories selon leur implication dans leur acquisition [14] :

- Les modalités biométriques avec contact.
- Les modèles biométriques sans contact.

Comme le nom de la catégorie l'indique, les modèles avec contact nécessitent de toucher physiquement le dispositif d'acquisition des échantillons, alors que les modèles sans contact n'impliquent pas de toucher un dispositif. Peu de ces dispositifs utilisent des capteurs, tandis que d'autres utilisent des appareils photo de types et de fonctionnalités différents selon la catégorie choisie pour l'acquisition des modèles.

Les modalités biométriques peuvent être classées en trois catégories, appelées modalités physiologiques, modalités comportementales et modalités biologiques [15] :

- Les modalités physiologiques (morphologiques) sont les traits physiques d'un individu, tels que les empreintes des doigts, la géométrie de la main et de la paume, l'oreille, le visage, la rétine, les veines de la paume et du doigt, l'ECG, l'iris. Ces caractéristiques sont largement acceptées en raison de leur caractère unique, permanent et peu coûteux pour réaliser la vérification et l'identification.
- Les modalités comportementales sont les attributs qui décrivent la personnalité et le comportement d'un individu, par exemple la démarche, la dynamique de frappe, la signature et la parole.
- Les modalités biologiques sont des analyses de données biologiques relatives à l'individu (salive, odeur, sang, urine, ADN, etc.).

Nous présentons ci-dessous quelques caractéristiques déjà développées et qui ont fait leurs preuves, ainsi que quelques caractéristiques moins développées.

1.4.1 Les modalités physiologiques (morphologiques)

1.4.1.1 Les empreintes digitales

La technologie des empreintes digitales est la plus ancienne des sciences biométriques et utilise les caractéristiques distinctives de l'empreinte digitale pour vérifier l'identité des

personnes [16]. Toutes les empreintes digitales ont des caractéristiques et des motifs uniques. Une empreinte digitale normale est constituée de lignes et d'espaces. Ces lignes sont appelées des crêtes, tandis que les espaces entre les crêtes sont appelés des vallées, figure 1.1.a. C'est à travers le motif de ces crêtes et de ces vallées qu'une empreinte est en soi unique et qu'elle est extensivement utilisée pour vérification et identification. Ces motifs ont été extraits en créant une impression encrée du bout du doigt sur le papier. Aujourd'hui, des capteurs compacts fournissent des images numériques de ces motifs. Ces caractéristiques uniques des empreintes digitales sont appelées « minutie » et les comparaisons sont effectuées sur la base de ces caractéristiques. Un balayage en direct typique produit, en moyenne, 40 minuties. Le Bureau Fédéral d'Investigation (FBI : Federal Bureau of Investigation) a indiqué que deux personnes ne peuvent partager que des points de détail communs [17].

Puisque le doigt touche l'appareil de balayage, figure 1.1.b, la surface peut devenir huileuse et nuageuse après un usage répété ce qui a pour conséquence de réduire la sensibilité et la fiabilité des scanners optiques. Cette modalité est considérée comme étant une modalité physique. C'est une méthode traditionnelle qui fournit une très bonne précision pour les empreintes digitales dans le domaine de la reconnaissance et de l'authentification [18].



Figure 1.1 : Scanner d'empreintes digitales et un échantillon d'une empreinte.

1.4.1.2 L'empreinte palmaire

L'approche par l'empreinte palmaire concerne la surface intérieure d'une main. Elle étudie en particulier les motifs des lignes et la forme de la surface. Une paume est constituée du même type de peau que le bout des doigts. Par ailleurs, elle est également plus large. Il est donc tout à fait naturel de penser à utiliser une empreinte de paume pour reconnaître une personne [19], figure 1.2.

Les principales caractéristiques de l’empreinte palmaire sont les trois lignes principales, appelées : « *ligne du cœur* », « *ligne de la tête* » et « *ligne de vie* », ainsi que les rides et les crêtes. L’empreinte palmaire appartient à la catégorie des modalités physiques.

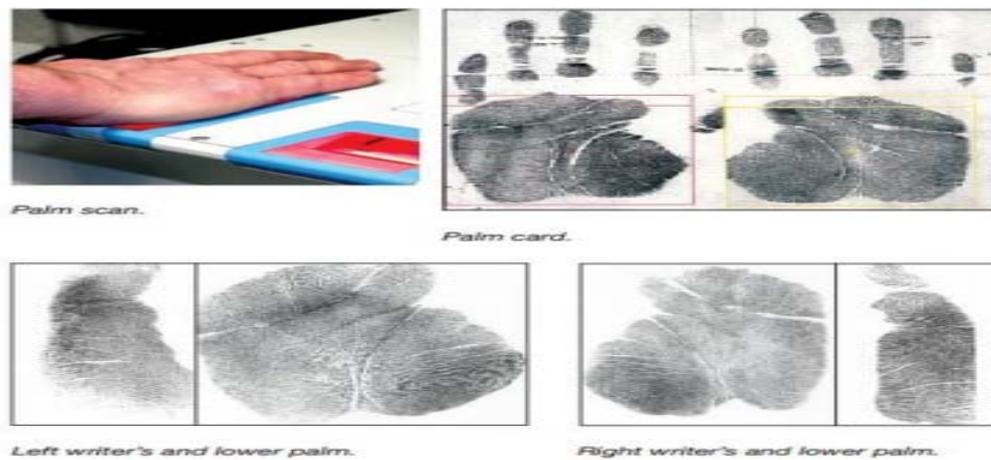


Figure 1.2 : Biométrie par l’empreinte palmaire [14]

1.4.1.3 La géométrie de la main

Dans le cas de la géométrie de la main, l’objectif de la biométrie est d’extraire des caractéristiques géométriques à partir d’images de la main entière. Généralement, les images de la main sont prises par un appareil spécifique, en s’aidant d’outils spéciaux appelés chevilles pour guider le positionnement de la main et des doigts. À partir des images prises de cette manière, des algorithmes de traitement d’images peuvent être utilisés pour la détection des contours. À partir du contour, des caractéristiques géométriques sont extraites. Parmi ces caractéristiques, on peut mentionner la longueur absolue et relative des doigts ou le diamètre de la paume. On peut également prendre en compte des paramètres basés sur le contour, tels que les gradients entre les points de référence sur le contour [20]. Comme l’empreinte palmaire, cette modalité est considérée comme une modalité physique, figure 1.3.



Figure 1.3 : Biométrie de la géométrie de la main [20]

1.4.1.4 Biométrie de l'oreille

Les oreilles, tout comme les autres mesures physiques, ont une longue tradition d'identification du suspect en médecine légale, figure 1.4. Il a été observé, dès la fin du 19^{ème} siècle, que la structure des oreilles est unique pour chaque personne [21]. Apparemment, il a fallu attendre la fin du 21^{ème} siècle pour que l'idée d'utiliser les images de l'oreille comme modalité d'authentification biométrique automatisée soit reprise dans une première conception d'une technique de reconnaissance basée sur la correspondance de graphiques, introduite par Burge et Burger dans [22].



Figure 1.4 : Biométrie de l'oreille [24]

1.4.1.5 L'iris

Pour confirmer l'identité d'une personne de manière précise et fiable, les systèmes de reconnaissance par l'iris utilisent la texture visible dans l'iris de l'œil. L'iris est le muscle de forme circulaire situé entre la cornée et le cristallin, qui contrôle la lumière transmise à la rétine en modifiant la largeur de la pupille. Il s'agit d'un organe interne de l'œil bien protégé, qui est visible de l'extérieur à une distance de quelques mètres au maximum. Le riche motif aléatoire de l'iris, qui se compose de ligaments arqués, de sillons, de crêtes, de cryptes, de la couronne, de taches de rousseur et d'une collerette en zigzag, constitue une caractéristique biométrique performante. D'une manière globale, la biométrie basée sur l'iris consiste à analyser les caractéristiques de l'anneau de tissu coloré qui entoure la pupille [23].

Il a été démontré que la structure de l'iris est très diversifiée dans une population où les iris gauche et droit d'un même individu et même les iris de vrais jumeaux ne sont pas corrélés. Plus important encore, il a été démontré que les évolutions de l'iris sont stables dans le temps.

La figure 1.5 illustre des exemples d'images de l'iris capturées en lumière proche infrarouge (NIR) et dans la bande de lumière visible. Les structures anatomiques de l'œil et le dessin de l'iris sont illustrés de façon schématique.



Figure 1.5 : Biométrie de l'iris [16]

1.4.1.6 La biométrie de la rétine

La biométrie de la rétine est basée sur les motifs distinctifs présents sur la rétine d'une personne, qui sont significativement distinctifs dans la reconnaissance de l'iris. Il est plus ancien que le balayage Iris qui utilise la partie de l'œil. Il existe un modèle unique appelé les vaisseaux sanguins à l'arrière de l'œil, qui couvre les 65% de la surface interne du globe oculaire, figure 1.6. La rétine est un tissu mince, composé de cellules neuronales, et située au plus profond dans la couche interne de l'œil. La biométrie de la rétine est parmi les techniques biométriques celle qui est la plus précise [23].



Figure 1.6 : Biométrie de la rétine [14]

1.4.1.7 La structure des veines

Le système de reconnaissance des veines est l'une des technologies biométriques les plus modernes. Les systèmes de reconnaissance des veines se focalisent principalement sur les veines des mains de l'utilisateur, c'est ce que l'on appelle la biométrie vasculaire. Les systèmes de reconnaissance des veines intéressent les chercheurs en raison de la variété des fonctions

qu'ils offrent et que les autres technologies biométriques n'ont pas. Le niveau de sécurité est élevé. Les veines sont des vaisseaux sanguins qui transportent le sang vers le cœur. Ces modèles de veines sont uniques pour chaque individu. Les veines sont également uniques pour les jumeaux. De plus, la main gauche et la main droite de chaque individu sont distinctes. La précision des systèmes de reconnaissance des veines est très impressionnante. Les veines sont très stables, robustes et développées avant la naissance [24]. Les veines de la main sont représentées sur la figure 1.7.



Figure 1.7 : Biométrie des veines des mains [24]

1.4.1.8 Reconnaissance du visage

La reconnaissance faciale est l'une des méthodes d'identification biométrique les plus prometteuses, probablement parce que c'est le moyen le plus naturel de reconnaître l'identité entre les êtres humains. Les visages humains représentent l'un des modèles visuels les plus courants dans notre environnement. Ainsi, il est habituel pour les gens d'identifier quelqu'un par son visage, alors qu'il serait impossible de le faire au moyen de son empreinte digitale, de l'iris, de la rétine ou même d'une carte personnelle, en raison de la grande quantité de langues existantes qui utilisent des lettres alphabétiques très variées et fort différentes à l'échelle mondiale [25], figure 1.8.



Figure 1.8 : Biométrie du visage [15]

1.4.2 Les modalités comportementales

1.4.2.1 La signature

La vérification de la signature analyse la façon avec laquelle un utilisateur signe son nom. Les caractéristiques de la signature, telles que la vitesse, la dynamique et la pression, sont aussi importantes que la forme statique de la signature finie [19].

La signature est la façon dont une personne signe son nom. En fonction de ce signe, la personne peut être reconnue, figure 1.9. La reconnaissance de la signature traite de la manière unique dont la signature est écrite. Dans le système de reconnaissance des signatures, la signature est comparée en examinant la manière dont elle a été écrite ou vérifiée en estimant la manière dont elle a été créée [26].

Parfois, ce type de biométrie peut être modifié au cours du temps. Une même personne peut signer de différentes manières. En plus, elle est affectée par des conditions physiques telles que la maladie ou l'état sentimental. A l'instar de l'empreinte palmaire, cette modalité est considérée comme une modalité comportementale [26].



Figure 1.9 : Signature biométrique [26]

1.4.2.2 La biométrie vocale

Le traitement de la parole est un domaine de grand intérêt pour les chercheurs et les scientifiques dans le domaine du traitement des signaux depuis de nombreuses décennies.

Au cours des années 90, la révolution micro-informatique orchestrée par le développement effréné des microprocesseurs ont débouché sur la "démocratisation" de l'informatique qui s'est traduite par un essor sans précédent des ordinateurs de bureau, les fameux PC (Personal Computer). Ces derniers n'ont cessé de se développer pour porter très haut leur gamme de performances (puissance de calcul, multimédia, jeux vidéo, ...).

Aujourd'hui, chaque nouveau PC vendu est littéralement équipé d'une unité de traitement audio numérique appelée carte son. Dans le même temps, les ressources informatiques des PC standard sont suffisantes pour le traitement numérique des signaux et l'utilisation de la voix numérisée comme moyen biométrique semble donc très attrayante. Outre la tâche de reconnaissance automatique du locuteur (ASR), il existe d'autres objectifs différents pour le traitement de la voix, notamment la reconnaissance vocale textuelle ou l'estimation des émotions à partir des caractéristiques de la voix [23].

Dans la reconnaissance du locuteur en fonction du texte, chaque utilisateur d'un système d'authentification prononce un texte spécifique pour l'authentification. Un texte peut être un mot ou des structures plus complexes comme des phrases ou des mots de passe. Cette dépendance du texte implique qu'un seul utilisateur peut enregistrer plusieurs caractéristiques auprès d'un système d'authentification, ce qui permet l'utilisation de différents énoncés dans différents contextes.

Le texte, qui constitue la deuxième catégorie de la reconnaissance du locuteur, tente de reconnaître les sujets uniquement par les caractéristiques de leur voix, sans dépendance du contenu textuel ou d'autres caractéristiques comme la durée de la séquence parlée, figure 1.10. Il est évident que cette dernière catégorie présente un intérêt particulier pour la police scientifique, où il peut être souhaitable de reconnaître des personnes sans qu'il soit nécessaire de leur faire prononcer un énoncé spécifique.



Figure 1.10 : Biométrie vocale [14]

1.4.2.3 La démarche

Les systèmes de reconnaissance de la démarche utilisent des images vidéo du sujet qui marche, de côté ou de face, sur une courte distance, provenant d'une caméra 2D, d'une caméra 3D. Dans chaque image, le profil humain est détecté ainsi que les caractéristiques spatiales et temporelles des articulations et des extrémités du corps (tête, épaules, coudes, mains, hanches,

genoux et pieds). Ainsi, en corrélant des mesures séquentielles, cette technique entreprend différentes sur ces caractéristiques telles que l'estimation du mouvement des bras, du rythme de la marche, du rebond, de la longueur des pas, de la distance entre la tête et les pieds et de la distance maximale entre les pieds droits et gauches. Les paramètres intrinsèques au sujet qui peuvent introduire un biais dans la mesure sont la prise de poids, la grossesse, l'état psychologique du sujet au cours de la mesure, etc. Les chaussures, les vêtements ou la surface de marche affectent également le processus [2].

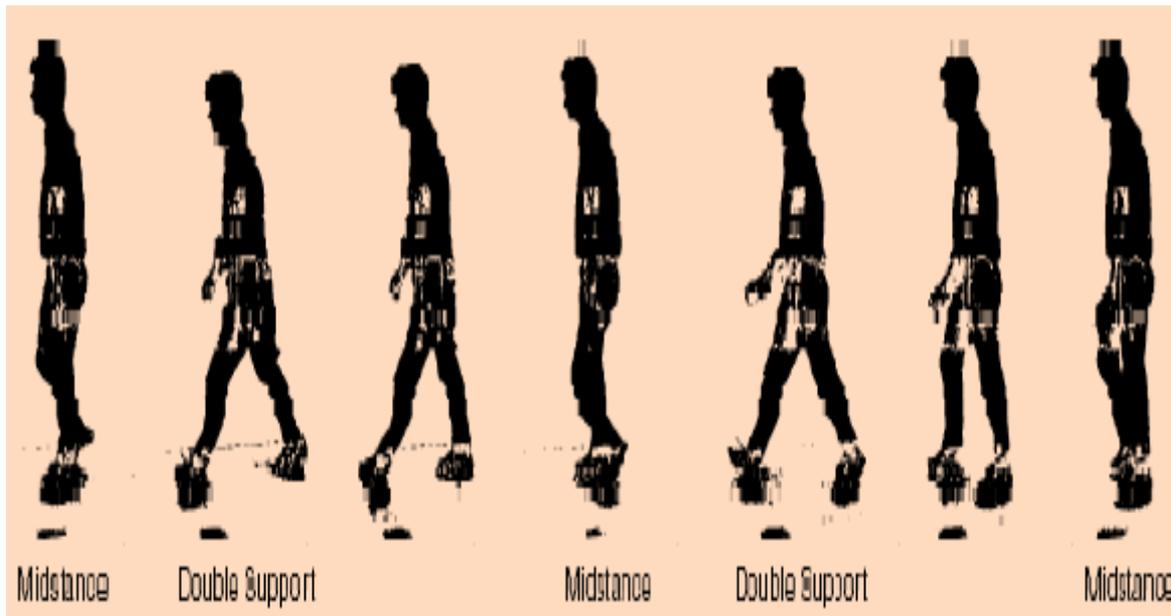


Figure 1.11 : Biométrie de la démarche [26]

1.4.2.4 La dynamique de frappe au clavier

Cette modalité est facile à appliquer car tout système de reconnaissance automatique possède un clavier de saisie. En conséquence, il suffit d'installer un logiciel de calcul qui prendra en charge l'extraction des divers paramètres : la façon d'utiliser ou de taper sur un clavier, la durée entre deux frappes, la fréquence des erreurs et la durée de la frappe, figure 1.12. En revanche, ces caractéristiques dépendent étroitement de l'état moral et psychique de la personne (âge, maladie, etc.) ce qui a pour effet la variation dans la qualité de la frappe.

Ce dispositif biométrique est utilisé comme méthode de vérification pour le commerce électronique et comme mécanisme de contrôle d'accès à certaines bases de données [28].

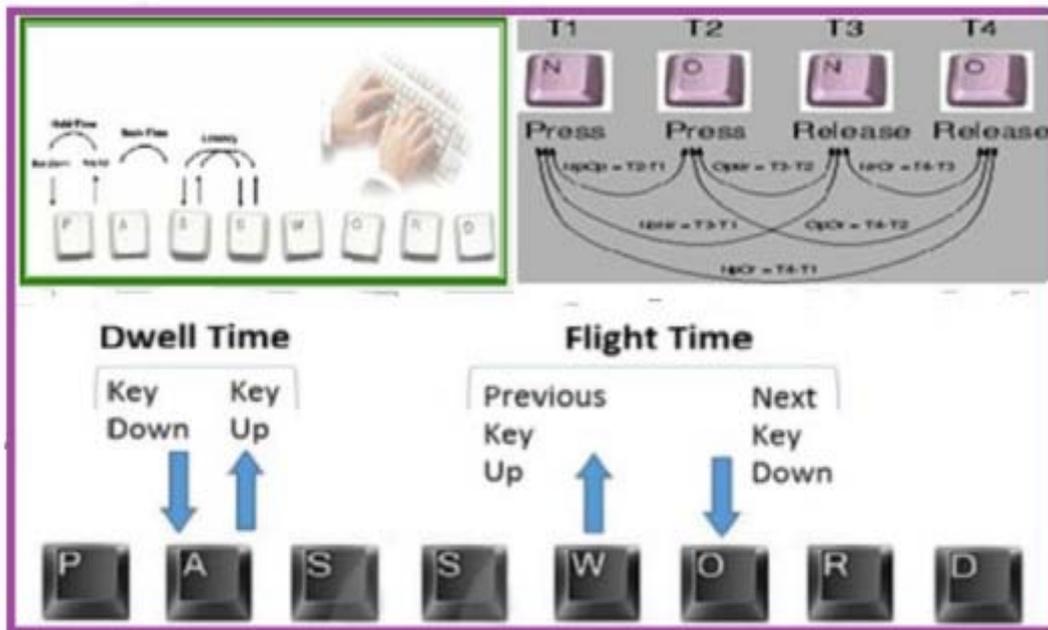


Figure 1.12 : Biométrie de la dynamique des frappes sur le clavier [24]

1.5 Les systèmes biométriques

1.5.1 Mode de fonctionnement d'un système biométrique

En fonction du contexte de l'application, un système biométrique peut opérer dans le mode d'une vérification ou d'une identification. Dans la mesure où chaque méthode est soumise à un certain mode appelé « Enrôlement » ou « Apprentissage ». Quand il y a nécessité de contourner cette procédure, le terme d'authentification ou reconnaissance est alors employé, Jain et Hong [29].

Les figures 1.13, 1.14 et 1.15 illustrent les principaux modules d'une architecture de reconnaissance biométrique typique.

1.5.1.1 Enrôlement

Le mode d'enrôlement correspond à l'étape dans laquelle le système enregistre dans une base de données quelques informations biométriques de référence sur la personne. Ces informations de référence peuvent se présenter sous la forme d'un modèle (caractéristiques extraites de cet échantillon biométrique ou paramètres d'un modèle mathématique qui caractérisent au mieux les caractéristiques extraites) ou de l'échantillon biométrique lui-même (par exemple, visage ou images d'empreintes digitales). Dans de multiples applications, certains critères d'identité de la personne (nom, numéro d'identification, etc.) sont également sauvegardés en même temps que la référence biométrique [30].

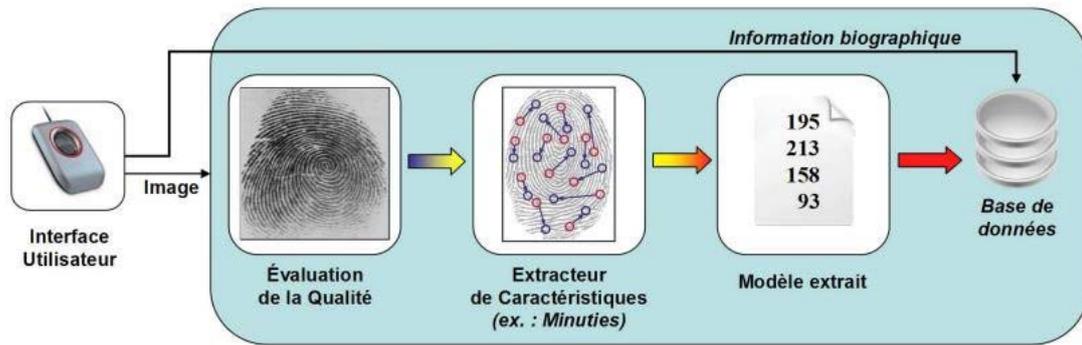


Figure 1.13 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique [43]

1.5.1.2 Vérification (Authentication)

Dans le mode de vérification « *one-to-one* », appelé aussi authentification, l'utilisateur présente son propre nom d'utilisateur ou un code d'accès et sa caractéristique à un capteur biométrique, qui est un dispositif de numérisation biométrique. Par exemple, les capteurs optiques d'empreintes digitales sont utilisés par les autorités administratives pour collecter les empreintes digitales des citoyens pour des applications civiles, telles que les cartes d'identité électroniques [31].

En plus, les données acquises sont soumises à des algorithmes d'amélioration du signal afin de supprimer le bruit et améliorer par la même occasion leur qualité. Puis un module d'extraction des caractéristiques est employé pour extraire des caractéristiques discriminantes et robustes à partir des échantillons biométriques qui sont ainsi évalués afin de déterminer leur adéquation pour les étapes de traitement suivantes. L'ensemble des caractéristiques, composant le nouveau modèle combiné avec les informations biographiques de l'utilisateur (telles que le nom, l'adresse, etc.), sont ensuite transmis de manière sécurisée et stockés dans un référentiel biométrique crypté, tel qu'une carte à puce délivrée à l'utilisateur ou une base de données [1]. Après l'extraction des caractéristiques, le modèle créé est comparé au modèle stocké. Ainsi, le système procède à une comparaison minutieuse trait après trait.

Au cours de la comparaison, un algorithme calcule la similarité ou la distance entre deux caractéristiques pour déterminer un résultat propre. Par exemple, dans un modèle biométrique, le nombre de points caractéristiques correspondants entre les deux modèles est calculé et le score de correspondance est ensuite rapporté. Enfin, le module de décision est utilisé pour comparer le score correspondant au seuil du système afin de valider une identité déclarée [31].

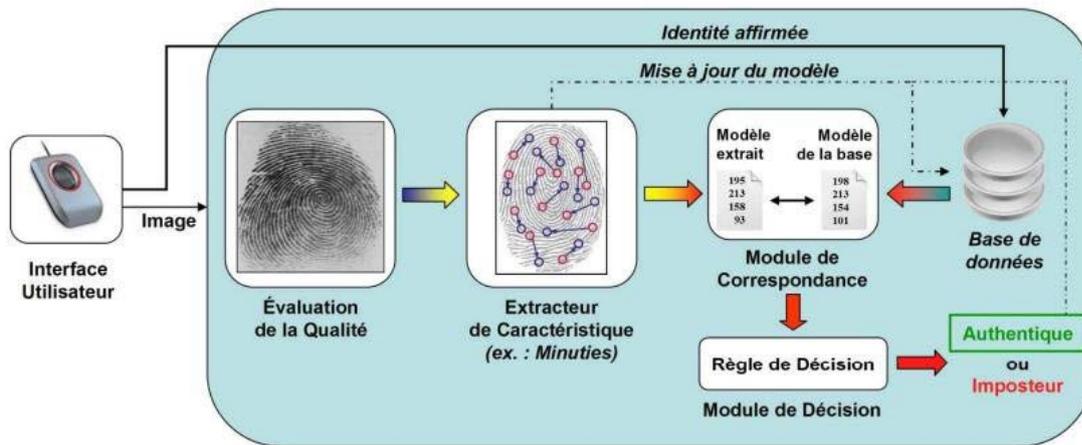


Figure 1.14 : Authentification d’une personne dans un système biométrique [43]

1.5.1.3 Identification

Dans ce domaine, on essaie de reconnaître avec précision l'identité de la personne. Pour l'identification « one-to-many », le système suit les mêmes étapes que dans le mode de vérification. Le système tente de l'identifier en lançant une recherche et en comparant un modèle particulier avec tous les modèles enregistrés dans la base de données. Le système d'identification exécute ainsi la comparaison de tous les traits caractéristiques de la personne à identifier avec les traits de toutes les personnes enregistrées dans la base de données afin de reconnaître l'identité de la personne.

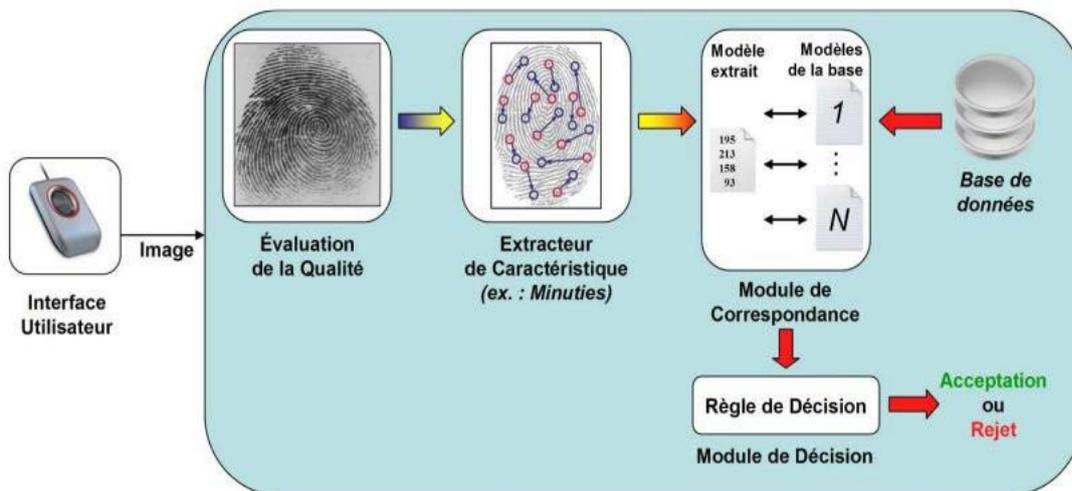


Figure 1.15 : Identification d’une personne dans un système biométrique [43]

Si la procédure d'identification échoue, cela signifie que le modèle de cet utilisateur n'est pas inclus dans la base de données du système, on dit que le processus a

échoué. Par voie de conséquence, nous pouvons affirmer que deux modes d'identification sont possibles : mode d'identification positif et mode d'identification négatif.

L'identification positive est conçue pour déterminer si une personne donnée se trouve réellement dans une base de données spécifique, tandis qu'une identification négative détermine, par contre, si une personne donnée ne se trouve pas dans la base de données [32].

1.5.2 Critères d'évaluation d'un système biométrique

La performance d'un système biométrique est évaluée sur la base de plusieurs critères qui peuvent être classés en deux catégories distinctes selon le mode de fonctionnement du système biométrique (vérification ou identification). Généralement, l'évaluation des performances est basée sur la notion de score. Un score est la valeur obtenue par la comparaison de deux signatures biométriques identiques ou différentes. Dans les paragraphes qui suivent, nous définissons les critères d'évaluation les plus fréquemment utilisés.

1.5.2.1 Les critères d'évaluations des systèmes de vérification biométriques

Il existe trois principaux critères d'évaluation de performance d'un système de vérification biométrique [33] :

- **Taux de faux rejet (False Reject Rate "FRR")** : c'est le premier critère qui représente le pourcentage des individus qui sont supposés (présumés) être reconnus mais qui sont rejetés par le système.

$$FRR = \frac{\text{Nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{Nombre total d'accès de clients}}$$

- **Taux de fausse acceptation (False Accept Rate "FAR")** : c'est le deuxième critère qui désigne le pourcentage des individus acceptés par le système mais qui sont censés ne pas être reconnus.

$$FAR = \frac{\text{Nombre des imposteurs acceptés (FA)}}{\text{Nombre total d'accès imposteurs}}$$

- **Taux d'égale erreur (Equal ErrorRate "EER")** : c'est le troisième critère qui décrit le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations. C'est le point (seuil) où ces derniers taux sont égaux (FRR=FAR).

La figure 1.16 illustre le FRR et le FAR à partir des distributions de scores authentiques et imposteurs tandis que l'EER est représenté sur la figure 1.17.a. La figure 1.17.a illustre les courbes FRR, FAR et EER.

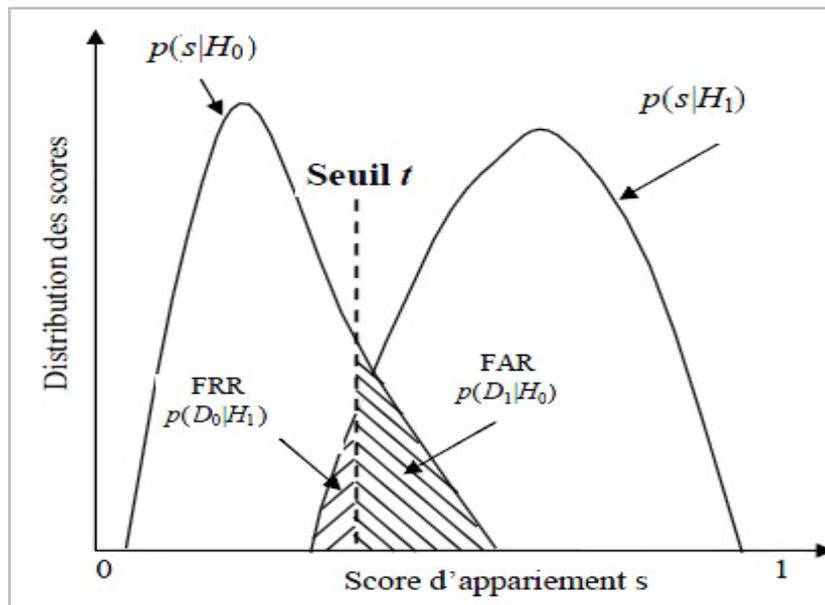


Figure 1.16 : Distribution des scores des personnes légitimes et des imposteurs [1]

De plus, la performance d'un système biométrique pour différents paramètres (seuil de décision) peut être représentée sous forme graphique à l'aide de courbes spécifiques. Elles sont parfois présentées sur une échelle logarithmique pour faciliter la visibilité et l'utilisation, d'une part, et d'autre part pour comparer surtout entre eux des systèmes biométriques aux performances similaires. Parmi ces courbes, on trouve :

➤ **Courbe ROC :**

La Courbe ROC (Receiver Operating Characteristics) ou (Relative Operating Characteristic) trace la variation du FAR en fonction du FRR. Plus la courbe ROC est proche des axes x et y, plus l'erreur de vérification est faible et donc plus le système est plus efficace.

➤ **La courbe (AUC) :**

La Courbe AUC (Area Under ROC Curve) indique la probabilité pour que la fonction score place un positif devant un négatif (dans le meilleur des cas $AUC=1$). C'est l'aire sous la courbe ROC. L'AUC constitue également un bon indicateur pour évaluer et comparer les systèmes biométriques. Autant la courbe l'AUC est grande, autant le système est performant.

1.5.2.2 Les critères d'évaluations des systèmes d'identification biométriques

Pour un système utilisé en mode identification, les applications peuvent être utilisées dans un mode fermé (F) ou ouvert (O). En mode fermé, toute image de la demande est supposée être stockée dans la base de données du système, alors que dans le mode ouvert, les images des personnes inconnues peuvent être présentées au système [34].

➤ **Pour un mode fermé** : le taux d'identification et le taux d'erreur sont les mesures les plus largement utilisées.

- a) Le taux d'identification
- b) Le taux d'erreur
- c) La courbe CMC (Cumulative Match Characteristic)

Toutefois, ces mesures ne sont pas toujours suffisantes. Ainsi, pour évaluer un système d'identification, on évoque la courbe CMC (Cumulative Match Characteristic) qui fournit le pourcentage des individus reconnus en fonction d'une variable appelée rang [33] (Figure 1.17.b). En effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les N premières réponses.

On dit qu'un système reconnaît un rang n , lorsqu'il choisit, parmi n images, celle qui se rapproche le plus de l'image d'entrée.

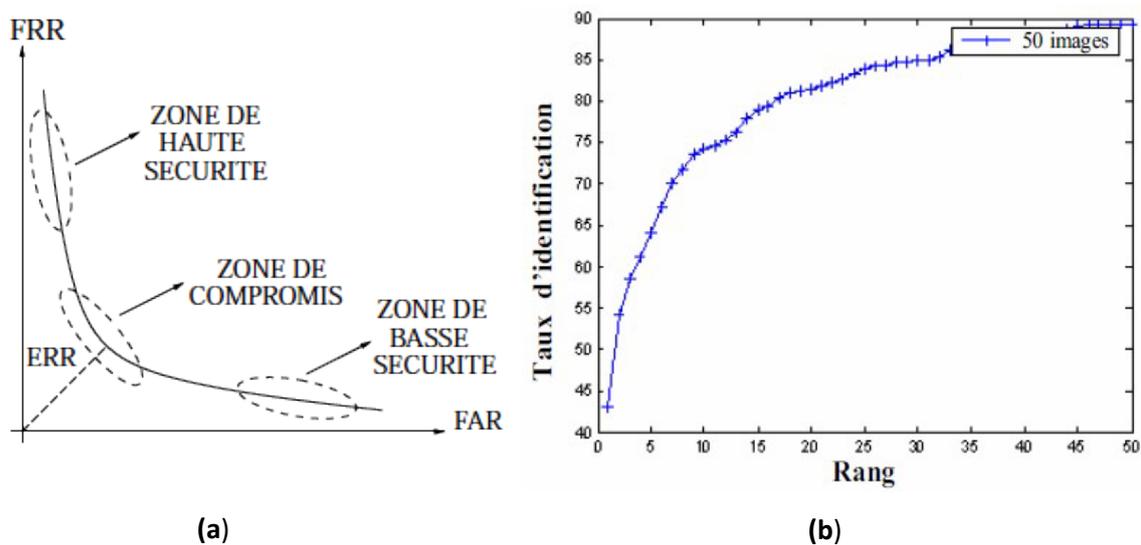


Figure 1.17 : (a) La courbe ROC, (b) La courbe CMC [33]

➤ **Pour un mode ouvert**

Les performances d'un système d'identification dans un monde ouvert se caractérisent par les mesures précédentes ainsi que le taux des fausses alertes. Dans le cas où l'identité souhaitée est enregistrée dans la base de données du système, le taux d'identification est la fraction des images de test qui est correctement détectée et identifiée. Dans l'autre cas, lorsque l'échantillon de test n'appartient pas à une identité enregistrée dans la base de données du système, le taux des fausses alarmes est la fraction des images de test qui sont mal détectées [34].

1.5.3 Avantages et inconvénients des systèmes biométriques :

Les systèmes biométriques offrent aux utilisateurs divers avantages par rapport aux systèmes traditionnels, notamment [24] :

- Répondre aux exigences de sécurité dans le monde numérique.
- Les systèmes sont utilisés pour l'authentification et l'identification dans les applications complexes comme les banques, la défense, la police scientifique, l'identification des personnes et la surveillance.
- Sur la base des informations provenant des traits humains, seule la réalisation des systèmes biométriques est possible.
- Les techniques de reconnaissance biométrique surmontent sans aucun doute les complexités et les échecs des technologies d'identification traditionnelles. Néanmoins, de nouveaux algorithmes et des solutions pour des taux de précision plus élevés sont encore en attente.
- Les systèmes multi-biométriques fusionnent de multiples caractéristiques biométriques provenant de deux sources distinctes ou plus. En conséquence, les chances de succès sont plus grandes avec moins d'effet de *spoofing*.
- Moins de menaces pour la sécurité et la fraude financière.
- Personnalisation des caractéristiques et commodité facilitées.

Les inconvénients des systèmes biométriques sont résumés dans ce qui suit :

- Sensibilité des données biométriques aux conditions d'acquisition.
- Fuite des informations sur l'identité des personnes.
- En raison de la présence de l'huile, de la saleté, de l'humidité sur le capteur d'extraction d'images, le contact direct du doigt avec ce capteur entraîne un déficit en performance.
- Dans les systèmes de reconnaissance Iris/Rétine, la petite distance entre l'œil et le scanner produit des effets inconfortables et nuisibles pour l'utilisateur.
- Dans le cas de la reconnaissance de la forme de la main, des problèmes surviennent avec les maladies arthritiques ou rhumatismales qui affectent la précision du système.
- Le manque de distinction, la faible précision de la reconnaissance, la variation des données et les attaques par *spoofing* sont les problèmes rencontrés par les systèmes biométriques monomodaux.

- Le problème de la haute dimensionnalité entraîne des difficultés dans la classification et rend les exigences de calcul et de stockage très complexes.
- Le problème de reconnaissance des échantillons de petites tailles
- La sécurité dans le cas de modèles multi-biométriques est complexe et cruciale en raison de la manipulation de multiples traits.
- Les risques en matière de confidentialité et de sécurité donnent un accès non autorisé au système.

1.5.4 Système biométrique uni et multi modale

1.5.4.1 Système biométrique uni-modale

L'utilisation d'une seule modalité biométrique dans le processus d'identification ou de vérification des personnes est appelée **système de sécurité biométrique "uni-modal"**. En dépit des améliorations significatives enregistrées ces dernières années grâce à des algorithmes de plus en plus puissants et des capteurs de plus en plus précis, les systèmes de sécurité biométriques à modalité unique présentent néanmoins certains problèmes de fiabilité, notamment en ce qui concerne les critères de contournement et d'unicité, souvent trop faibles selon la modalité.

En conséquence, les systèmes biométriques multimodaux sont au cœur des solutions les plus efficaces en termes de sécurité, permettant la combinaison de plusieurs modes (le plus souvent deux) acquis simultanément avec un ou plusieurs appareils de mesure [57].

1.5.4.2 Système biométrique multimodal

La multimodalité est l'utilisation de plusieurs modalités ou algorithmes biométriques dans le processus d'identification ou de vérification des personnes. Dans un système biométrique multimodal, la fusion peut se faire à différents niveaux [3,4].

➤ *Systèmes multiples biométriques :*

Dans le cas où différents systèmes biométriques sont utilisés (par exemple, le visage et les empreintes digitales), nous parlons dans ce cas de systèmes multiples biométriques [33]. Cette notion est le sens le plus classique du mot "multimodal".

➤ *Systèmes multiples d'acquisition :*

Nous définissons de systèmes multiples d'acquisition, l'utilisation de deux scanners distincts (par exemple, l'un optique et l'autre thermique) pour la reconnaissance d'empreintes digitales.

➤ *Mesures multiples d'une même unité biométrique :*

Plusieurs mesures de la même unité biométrique. En clair, l'association de plusieurs échantillons de même modalité, comme par exemple deux empreintes palmaires provenant des deux différentes mains (la main gauche et la main droite) ou les deux iris.

➤ *Instances multiples d'une même mesure :*

La capture répétée de la même caractéristique biométrique avec le même système de capture, comme la capture de plusieurs images faciales avec des variations de position, d'expression ou d'éclairage, figure 1.18.

➤ *Algorithmes multiples :*

Dans le cas où différents algorithmes permettent de traiter simultanément la même image capturée, une telle variété d'algorithmes peut être introduite soit dans le module d'extraction (en considérant plusieurs types de caractéristiques), soit dans le module de comparaison en employant divers algorithmes de comparaison.

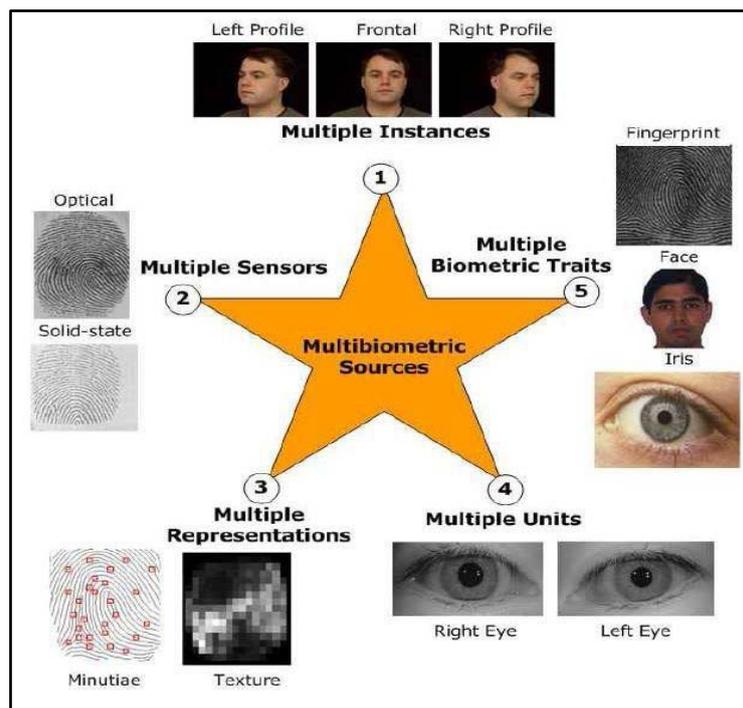


Figure 1.18 : Les différents systèmes multimodaux [33]

1.5.5 Domaines d'application

Les applications des systèmes de reconnaissance biométrique sont nombreuses. Elles sont essentiellement utilisées pour la surveillance, le contrôle d'accès logique et physique, figure 1.19. Parmi les autres applications [1], on peut citer :

- La détermination de la parentalité, le contrôle aux frontières, le commerce électronique, la gestion des dossiers médicaux, le contrôle de la sécurité et le versement de l'aide sociale.
- Amélioration de la sécurité individuelle, Réduction de la fraude et Sécurité nationale.
- Offre un caractère unique, une forte immunité et une stabilité face à la contrefaçon.



Figure 1.19 : Applications biométriques [1]

1.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons abordé la biométrie, qui fournit une alternative aux systèmes traditionnels. Nous avons déterminé ses propriétés, ses principes et ses éléments. Nous avons défini la structure des systèmes biométriques, les critères utilisés pour les évaluer, avant d'introduire la multi modalité. Cette approche vise à réduire les inconvénients des systèmes uni-modaux. Nous allons étudier, dans le chapitre suivant, la reconnaissance faciale.

CHAPITRE 2

Biométrie par le visage

Chapitre 2 : Biométrie par le visage

2.1 Introduction

Le visage est un moyen naturel d'authentification des personnes. Il a un rôle important pour le système de perception humain. Un système de perception humaine utilise différents indices visuels de la région du visage pour identifier une personne (un sujet) dont les plus importants sont l'œil, la bouche, le nez et la mâchoire. Pour toute image de visage donnée, ces attributs sont analysés pour extraire des informations discriminantes. Ces caractéristiques présentent des avantages significatifs pour des applications aussi nombreuses que variées telles que la vidéosurveillance, le contrôle d'accès, les cartes d'identité comme les passeports, les sciences médico-légales, etc.

Parmi toutes les caractéristiques biométriques utilisables pour l'identification des personnes, celle basée sur le visage a récemment fait l'objet d'une grande attention en raison des énormes progrès réalisés dans le domaine du traitement de l'image et de l'apprentissage automatique.

Au-delà de son intérêt scientifique, comparé à d'autres caractéristiques biométriques telles que les empreintes digitales et l'iris, le visage offre un certain nombre d'avantages uniques pour une grande variété d'applications [12].

2.2 Avantages

Le tableau 2.1 présente une comparaison basée sur sept paramètres qui montrent les avantages et les inconvénients du visage ainsi que ceux des autres caractéristiques biométriques [1].

Information	U	N	P	C	A	E
ADN	Oui	Oui	Oui	Faible	Faible	*****
Sang	Oui	Non	Oui	Faible	Non	*
Démarche	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	***
Dynamique de frappe	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Voix	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Iris	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Rétine	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	****
Visage	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	****
Géométrie de la main	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	*****
Oreille	Oui	Oui	Oui	Oui	Moyenne	****
Empreinte digitale	Oui	Oui	Oui	Oui	Moyenne	****

Tableau 2.1 : Comparaison des modalités biométriques selon les propriétés suivantes : (U) universalité, (N) Unicité, (P) Permanence, (C) Collectabilité, (A) Acceptabilité et (E) Performance

Suite à l'examen du tableau ci-dessus, nous pouvons conclure que le visage est supérieur du point de vue efficacité aux autres caractéristiques biométriques pour les raisons suivantes :

2.2.1 Processus non intrusif

Au lieu de demander aux utilisateurs de placer leur main ou leurs doigts sur un lecteur (un processus inacceptable dans certaines cultures et source de transmission de maladies) ou de positionner précisément leur œil devant un scanner, les systèmes de reconnaissance faciale prennent discrètement des photos des visages des personnes à distance. Aucune interférence ou retard n'est décelable et, dans la plupart des cas, les utilisateurs ne sont pas du tout au courant du processus de capture. Ces personnes n'ont pas le sentiment que leur vie privée ait été atteinte ou qu'elle soit "sous surveillance". En outre, l'identification d'une personne à partir de son visage est l'un des types de comportement humain les plus anciens et les plus fondamentaux, ce qui le fait aussi naturellement accepter par le public [12].

2.2.2 Facilité de mise en œuvre

Contrairement à la plupart des caractéristiques biométriques qui nécessitent un équipement professionnel lors de leur mise en application (par exemple, un lecteur et un scanner numériques pour les empreintes digitales, les empreintes palmaires, l'iris et la rétine), les données sur les visages peuvent être facilement acquises par des appareils photo numériques, des caméras sur PC ou même l'utilisation généralisée des téléphones portables intelligents (smartphones).

2.2.3 Multiples modalités

Contrairement aux autres caractéristiques biométriques qui sont normalement uni-modales (principalement des images en couleur/en niveaux de gris), les données sur les visages peuvent être saisies et stockées selon diverses modalités. En fonction de leurs caractéristiques propres, différentes modalités sont exploitées dans des scénarios distincts de reconnaissance des visages. Pour les tâches de reconnaissance normales, les images en couleur sont suffisantes, les images de profondeur et les images en 3D sont plus résistantes aux variations d'éclairage, les croquis de visage sont largement utilisés dans les enquêtes de police sur les crimes graves, pour n'en citer que quelques-uns. Plus précisément, la collaboration entre les images 2D et les modèles 3D améliore nettement les performances de reconnaissance des visages. Plusieurs modalités couramment utilisées sont illustrées dans la figure 2.1 [12].

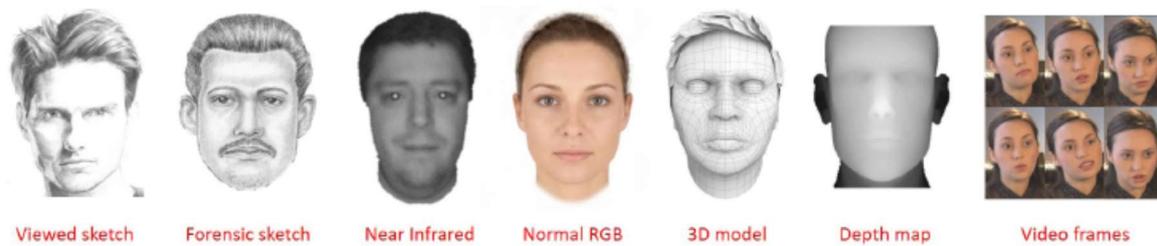


Figure 2.1 : Exemples de visages de personnes capturés selon différentes modalités [12]

2.2.4 Amélioration des performances

Ces dernières années, la performance de la reconnaissance faciale sans contrainte a progressé de manière considérable grâce à la mise en œuvre d'un apprentissage en profondeur, alors qu'auparavant, la performance de la reconnaissance faciale était relativement faible par rapport à la performance basée sur d'autres caractéristiques biométriques telles que l'iris et la rétine [1]. La principale raison réside dans la capacité limitée de distinguer une personne dans un environnement sans contrainte, car les représentations du visage peuvent être plus sensibles aux variations d'éclairage, de pose, d'expression, etc. Par exemple, les résultats de la vérification sans contrainte sur la base (LFW) ont été largement améliorés, passant de 84,45% [35] à 99,53% [36] sur une période de quatre ans.

En plus de ces avantages, la reconnaissance des visages ne présente aucun lien avec la criminalité, comme c'est le cas pour les empreintes digitales (peu de gens s'opposeraient à regarder un appareil photo) et de nombreux systèmes existants stockent déjà des images de visages (comme les photos d'identité judiciaire).

La reconnaissance des visages ne présente aucun point faible, comme le montre le tableau 2.1, ce qui la rend stable et raisonnablement acceptée comme un outil de premier choix dans le domaine de la biométrie.

De nos jours, la technologie de reconnaissance faciale est de plus en plus intégrée dans la vie quotidienne des personnes sous la forme d'applications pertinentes, comprenant entre autres, le contrôle d'accès, la localisation de suspects, la vidéosurveillance et l'interaction homme-machine [12].

2.3 Structure générale d'une méthode biométrique faciale 2D

Idéalement, un système de reconnaissance faciale doit pouvoir identifier des visages présents dans une image ou une vidéo de manière automatique. Le système peut opérer dans

les deux modes suivants : authentification ou identification. On peut également noter qu'il existe un autre type de scénario de reconnaissance faciale mettant en jeu une vérification sur une liste de surveillance ("watch-list"), où un individu est comparé à une liste restreinte de suspects. Le principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale (Figure. 2.2) peut être résumé en quatre étapes : les deux premières s'effectuent en amont du système (détection [37] et normalisation du visage [38]) et les deux dernières représentent la reconnaissance à proprement dit (extraction et comparaison des caractéristiques).

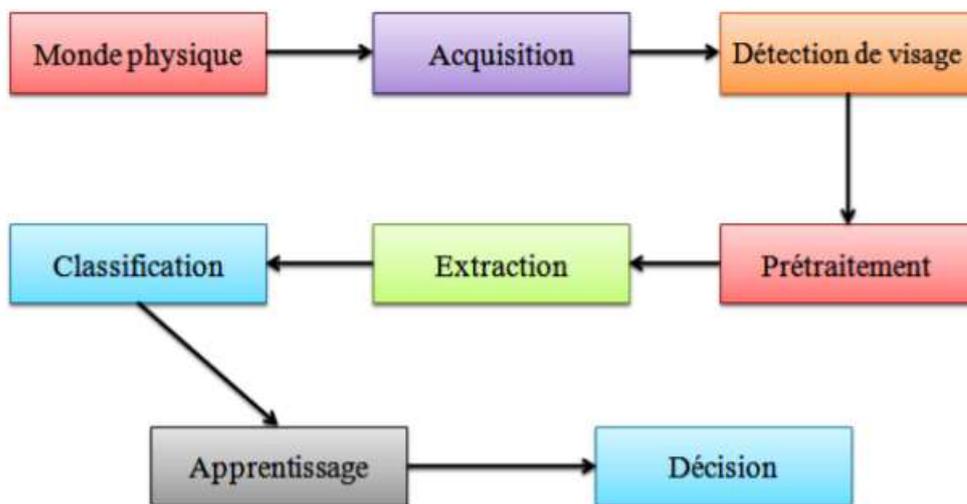


Figure 2.2 : Le principe de fonctionnement d'un système de reconnaissance faciale

Lors des deux premières étapes, la région du visage est détectée à partir de l'image d'entrée. Ensuite, la région faciale détectée est utilisée pour extraire des caractéristiques afin de distinguer les images de différents sujets et de regrouper les images d'un même sujet [39].

2.3.1 Le module de capture

C'est la première phase du processus dans lequel le visage d'une personne est numérisé au moyen de capteurs tels que les appareils photo numériques pour la représentation 2D du visage, les scanners 3D pour obtenir l'information de profondeur de l'image combinée avec l'image de la texture ou encore les capteurs infrarouges ou proche infrarouge. Des informations particulières peuvent aussi être déterminées lors de la prise de vue, comme la position de la personne par rapport à l'appareil photo, l'expression ou encore les conditions d'éclairage lors de la capture de l'image.

2.3.2 Le module de détection

L'image 2D obtenue contient à la fois le visage de la personne et un fond de scène éventuel. Dans le processus de détection, le visage est situé dans l'image. Cela peut se faire

grâce à la détection de la couleur de la peau, ou par des méthodes qui permettent de détecter les différentes caractéristiques du visage à l'aide de descriptions locales (adaboost). Cette opération est plus délicate dans la mesure où l'image acquise contient plusieurs objets du visage ou un fond non uniforme qui produit une texture qui gêne la bonne segmentation du visage. Cette étape dépend de la qualité des images acquises.

2.3.3 Le module de prétraitement

Afin de résoudre les problèmes liés à la mauvaise qualité, il est possible d'effectuer divers prétraitements avant l'étape d'extraction des paramètres. La qualité de l'image joue un rôle important afin d'améliorer les performances de reconnaissance des visages. Une bonne qualité d'image assure un taux de reconnaissance plus élevé que les images bruitées ou mal alignées. Ces prétraitements permettent généralement de réduire les variations de formes du visage (rotation, taille) et de rendre l'image uniformément éclairée telles que la normalisation de l'éclairage, le débruitage et le lissage de l'image, ...etc. Ainsi, l'image du visage apparaît comme une image acquise dans de bonnes conditions, comparables à celles de l'image de référence.

2.3.4 Le module d'extraction des caractéristiques

Cette étape est la plus significative de toute la chaîne de traitement car les représentations discriminantes des visages sont intégrées à ce niveau. En d'autres termes, il s'agit d'extraire les caractéristiques du visage qui peuvent le rendre à la fois différent de celui des autres personnes et robuste aux variations de la personne elle-même. Ce sont les caractéristiques nécessaires pour que le visage d'une personne ne ressemble pas à celui d'une autre personne et, en même temps, pour qu'il se ressemble à lui-même lors qu'il est photographié dans d'autres conditions d'acquisition. Ces méthodes d'extraction de caractéristiques peuvent être classées en :

- Approches basées sur les caractéristiques,
- Approches holistiques,
- Approches hybrides.

Finalement, ces caractéristiques extraites sont utilisées pour effectuer la tâche de classification. Sur la base de la réponse du classificateur, l'identité du sujet réclamé est déterminée.

2.3.5 Le module de comparaison (matching)

Une fois les caractéristiques de toutes les images des visages extraites, les systèmes de reconnaissance des visages, en particulier ceux qui sont destinés à l'identification des visages, comparent chaque caractéristique de l'image du visage de la cible avec toutes les caractéristiques de la base de référence pour déterminer l'identité de cette cible, ce qui est un problème de classification. Cette comparaison fournit un score, représentant la similarité ou la distance de l'image test par rapport à l'image de référence.

2.3.6 Le module de décision

Ce module fonctionne soit en mode de vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode d'identification (pour une identité recherchée). Si le système fonctionne en mode de vérification, le score est comparé à un seuil qui détermine si l'image est acceptée ou rejetée en tant que représentant de l'identité proclamée. En mode d'identification, l'identité de l'image test est celle du sujet enregistré avec la distance minimale de l'image test.

2.4 Les difficultés majeures de la reconnaissance des visages en 2D

Aujourd'hui, les méthodes classiques de reconnaissance des visages en 2D ont atteint des performances quasi-parfaites. Cependant, ces approches ne peuvent être utilisées que dans un nombre très limité de domaines d'application en raison des conditions environnementales non idéales de prise de vue souvent rencontrées dans des cas réels. Dans les applications réelles, les images des visages sont soumises à de nombreuses variations. Celles-ci comprennent la pose ou l'angle de vue, l'éclairage, l'occlusion partielle, l'expression du visage, le délai entre l'acquisition de l'image et les différences individuelles. Les personnes peuvent se présenter sans expression neutre, ou les visages humains comportent des parties cachées imprévues comme les lunettes de soleil. Dans certains autres cas, les images sont prises à partir de la vidéosurveillance ce qui peut entacher cette opération de toutes les difficultés telles que les images en basse résolution, les changements de pose, les variations de conditions d'éclairage, etc. [40].

Pour que les visages deviennent une biométrie utile, les caractéristiques faciales utilisées pour la reconnaissance des visages doivent être invariantes par rapport aux facteurs non liés à l'identité de la personne qui modifient l'apparence de l'image du visage. Si la théorie et certaines données suggèrent que plusieurs de ces facteurs sont difficiles à traiter, on ne sait pas exactement où se situent les difficultés et quelles peuvent être leurs causes.

Pour présenter un aperçu détaillé de ces challenges, on résume et illustre comme suit les principaux problèmes qui y sont associés.

2.4.1 Changement d'illumination

L'effet de l'éclairage sur les images de visage peut être facilement compris car une image de visage en 2D reflète essentiellement l'interaction entre les différents éclairages et les peaux du visage. Toute variation d'éclairage peut générer des changements importants dans les valeurs globales des pixels et rendre beaucoup plus difficile de rester robuste pour de nombreuses techniques de reconnaissance faciale basées sur l'apparence. Il a été démontré de manière convaincante que les variations entre les images d'un même visage dues à l'éclairage et aux directions de vision sont presque toujours plus importantes que les variations d'image dues à un changement d'identité du visage [12]. Comme le montre la figure 2.3, une même personne ayant une pose frontale et une expression neutre peut apparaître de manière étonnamment différente lorsque la direction de la source lumineuse et l'intensité de l'éclairage varient.

Les algorithmes actuels de reconnaissance des visages permettent de bien gérer les changements d'éclairage purs sur le visage. Cependant, les systèmes de reconnaissance des visages ont des difficultés dans des conditions d'éclairage extrêmes où des parties importantes du visage sont invisibles [41]. En outre, cela peut devenir particulièrement difficile lorsque l'éclairage est couplé à une variation de la pose.



Figure 2.3 : Un visage d'une même personne subissant un changement d'illumination

2.4.2 Variation de pose

Certains problèmes apparaissent de manière évidente dans la plupart des applications pratiques, comme par exemple le fait que les personnes ne soient pas toujours face à la caméra. Ce problème de variation des poses s'est particulièrement posé en relation avec les demandes croissantes de reconnaissance de visages sans contrainte dans des applications réelles, par exemple la vidéosurveillance. Dans ces cas, les humains peuvent présenter leurs

visages dans toutes les poses, alors que les visages enregistrés sont principalement des images frontales, ce qui augmente considérablement les différences entre eux. La figure 2.4 montre une illustration intuitive de la manière dont les variations de la pose empiètent sur les images des visages de la même identité [42].

En principe, la différence entre une même personne dans des poses différentes est importante que la différence entre des personnes différentes dans la même pose. Il est donc difficile pour l'ordinateur de faire l'identification du visage lorsque les poses de l'image test et des images de référence sont différentes. Aussi, les images d'entraînement frontales sont plus performantes que les images d'entraînement non frontales pour les nouvelles poses. Pour une pose d'entraînement frontale, les scores peuvent atteindre des taux de reconnaissance raisonnables de plus de 90%. Ce qui fait que le problème de la pose est un obstacle majeur à la généralisation du système de reconnaissance des visages [43].

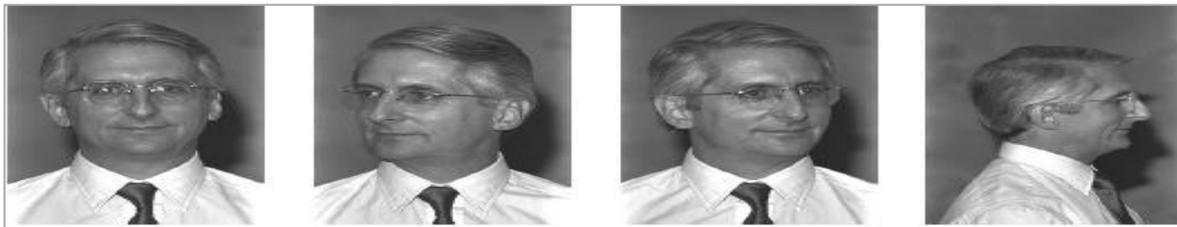


Figure 2.4 : Exemples de variation de poses

2.4.3 Expressions faciales

En général, le visage est considéré comme un mélange d'os, de muscles faciaux et de tissus cutanés. Un visage neutre est un visage détendu sans contraction des muscles faciaux et sans mouvements du visage. Lorsque ces muscles se contractent en conséquence à différentes émotions, des géométries et des traits faciaux déformés sont générés. Lorsque, les visages subissent de grandes déformations en relation avec les expressions faciales, les performances de la reconnaissance des visages diminuent considérablement [12]. Les différentes expressions sont exposées dans la figure 2.5 suivante.



Figure 2.5 : Exemple de variation dans les expressions

2.4.4 L'âge

Avec l'âge, les changements de l'apparence humaine concernent principalement la couleur de la peau, la forme du visage et les rides. Plus précisément, contrairement aux autres problèmes rencontrés qui peuvent être contrôlés manuellement, le problème de la différence d'âge entre une image de visage enregistrée et une image de visage acquise est considéré comme pratiquement irrésolu lors de l'acquisition des données. Par conséquent, l'étude de la reconnaissance des visages en fonction de l'âge reste une exigence omniprésente dans les applications réelles. La figure 2.6 montre l'acteur américain John Travolta à différents âges [43].



Figure 2.6 : Exemple de variation du visage causé par l'avancée dans l'âge

2.4.5 Occultations partielles

Même dans de nombreuses situations où la pose et l'éclairage sont bien contrôlés, les informations sur le visage capturées peuvent être perdues à jamais en raison de toutes sortes d'occultations, telles que les lunettes, les cheveux, les masques et les gestes (voir figure 2.7).

Par rapport aux différentes poses, les occultations ne cachent pas seulement la partie utile du visage, mais introduisent également des bruits irréguliers qui sont toujours difficiles à détecter et à éliminer, ce qui rend la performance des algorithmes de reconnaissance des visages sous occultation en général médiocre. La dissimulation d'une partie du visage peut être volontaire ou involontaire. En effet, le visage peut être occulté par d'autres objets de la scène ou par des lunettes de soleil ou toute autre chose.

Dans de nombreuses situations de la vie réelle, l'objectif de la reconnaissance est de reconnaître des sujets non coopératifs. En clair, ces personnes peuvent être motivées et s'arranger en conséquence pour empêcher leur reconnaissance en couvrant certaines parties de leur visage [44].

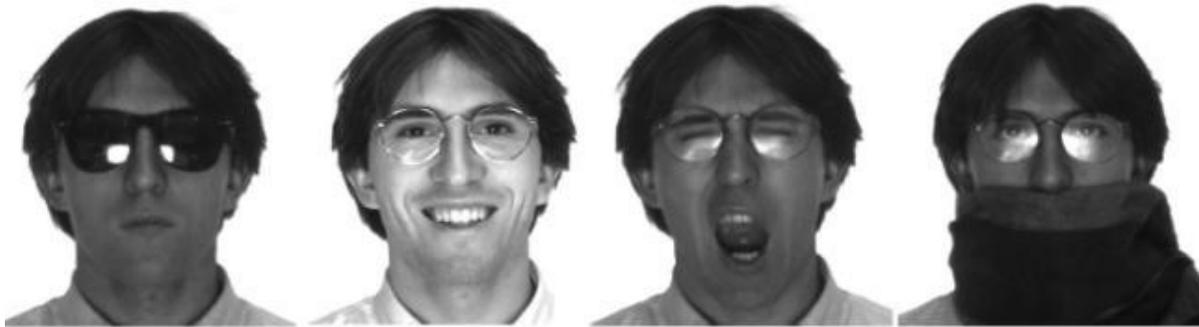


Figure 2.7 : Variabilité intra-classe due à la présence d'occultations partielles [43]

2.5 Les approches existant de la reconnaissance faciale

Dans la littérature, plusieurs approches de la reconnaissance des visages ont été proposées. Celles-ci peuvent être réparties en trois catégories : les approches globales, les approches locales et les approches hybrides. Les premières approches font appel à l'utilisation de l'information dérivée de l'ensemble du visage tandis que les secondes approches tiennent compte des caractéristiques ou des éléments locaux détectés sur le visage. Les approches locales se caractérisent généralement comme étant plus robustes aux variations de l'apparence du visage telles que la rotation de la tête, la dissimulation et les variations importantes dues, par exemple, à la présence ou à l'absence de poils sur le visage nécessitant généralement des calculs plus importants que les calculs relatifs aux approches globales. En combinant les caractéristiques locales et globales, les méthodes hybrides tentent de reproduire une meilleure représentation des images faciales [45] (voire la figure 2.8).

2.5.1 Les approches globales :

La première catégorie inclut les approches globales (holistiques) qui exploitent le visage entier comme données d'entrée pour le système de reconnaissance proposé ; c'est-à-dire qu'il n'est pas nécessaire d'extraire des points caractéristiques ou des régions du visage (bouche, yeux, etc.). Ces données seront ensuite projetées sur un sous-espace de petite dimension [46]. Par conséquent, une image de visage est représentée par une matrice de pixels, et celle-ci est le plus souvent transformée en vecteurs de pixels pour faciliter leur traitement. Bien que ces approches soient faciles à mettre en œuvre, elles sont sensibles aux variations (poses, éclairage, expressions faciales et orientation). En effet, toute modification de l'image du visage entraîne une modification de la valeur des pixels. Selon la technique de projection utilisée, cette catégorie se subdivise elle-même en approches linéaires et non linéaires [47].

Les approches linéaires les plus populaires sont celles des Eigenfaces (Analyse en Composantes Principales, ACP) Fisherfaces (Linear Discriminant Analysis, LDA) et la

technique d'Analyse en Composantes Indépendantes (Independent Component Analysis, ICA).

En outre, des variantes non linéaires de ces méthodes sont employées pour identifier le visage en raison de leur capacité à traiter des données non linéaires. Ces approches sont l'analyse en composantes principales du noyau (KPCA) et l'analyse discriminante généralisée (GDA). Les expériences montrent que la méthode KPCA et la méthode GDA sont capables d'extraire des caractéristiques non linéaires et donc de fournir des taux de reconnaissance meilleurs que dans des applications telles que la reconnaissance des visages.

Les méthodes holistiques d'extraction de caractéristiques mentionnées ci-dessus ne tiennent pas compte de l'information spatiale significative d'une image de visage. En plus, compte tenu de la présence de certains effets tels que la lumière, les gestes et l'âge sur les images prises dans des conditions non contrôlées, le recours uniquement aux méthodes globales n'est pas recommandé pour une reconnaissance optimale des visages. Pour résoudre ces problèmes, les approches locales ont été également introduites dans les systèmes de reconnaissance des visages.

2.5.2 Les approches locales

Dans le cadre des approches locales, également appelées méthodes basées sur les caractéristiques, certaines caractéristiques faciales locales sont utilisées et traitées. Elles sont ensuite classées selon des statistiques bien définies. Elles sont relativement avancées par rapport aux méthodes holistiques. Ces approches peuvent être subdivisées en deux catégories :

2.5.2.1 Les techniques basées sur l'apparence locale

Cette approche consiste à évaluer la description de chaque pixel en se basant uniquement sur son voisinage, puis à combiner les labels obtenus des pixels pour obtenir un descripteur final. Les vecteurs de caractéristiques finales sont généralement construits comme des histogrammes concaténés sous-régionaux de ces étiquettes. Parmi les approches locales récemment développées, le motif binaire local (LBP) et ses variantes ont acquis une grande crédibilité en raison de sa simplicité d'emploi et de son efficacité de calcul.

2.5.2.2 Les techniques basées sur des points d'intérêts

Dans ces approches, le visage est décrit en formulant des caractéristiques spécifiques à des points précis appelés points d'intérêt ou points de référence. Dans ces méthodes, les points d'intérêt doivent d'abord être détectés. Ensuite, des caractéristiques spécifiques à ses points

sont extraites pour permettre l'extraction de caractéristiques reflétant les différentes relations entre ces points, telles que leur distance les uns des autres, l'angle, etc.

Dans cette catégorie, la méthode très connue, appelée Elastic Bunch Graph Matching (**EBGM**), a donné de très bons résultats sur la base de donnée FERET [45]. Cette approche a été encore étudiée et améliorée.

Cette technique est efficacement adaptée à la reconnaissance des visages lorsqu'une seule image de référence est fournie. Toutefois, leur performance nécessite de nombreux algorithmes efficaces pour localiser les points caractéristiques du visage. En pratique, la tâche d'une détection précise des points caractéristiques n'est pas facile et n'a pas été complètement résolue, en particulier dans les cas où la forme ou l'apparence d'une image faciale varie considérablement.

2.5.3 Les approches hybrides

Les approches hybrides qui constituent la troisième catégorie utilisent simultanément des caractéristiques globales et locales de manière à exploiter les avantages des deux catégories précitées pour améliorer les performances du système de reconnaissance des visages en 2D. Elle englobe également les approches basées sur des modèles statistiques qui établissent des relations entre les variables sous la forme d'équations mathématiques qui décrivent comment une ou plusieurs variables aléatoires sont liées à une ou plusieurs autres variables aléatoires. Le modèle est considéré comme statistique lorsque les variables ne sont pas déterministes, mais liées de manière stochastique [44].

Ces algorithmes hybrides sont très performants pour la reconnaissance des visages, mais ils présentent des limites en termes de complexité de calcul et de sensibilité à la résolution de l'image.

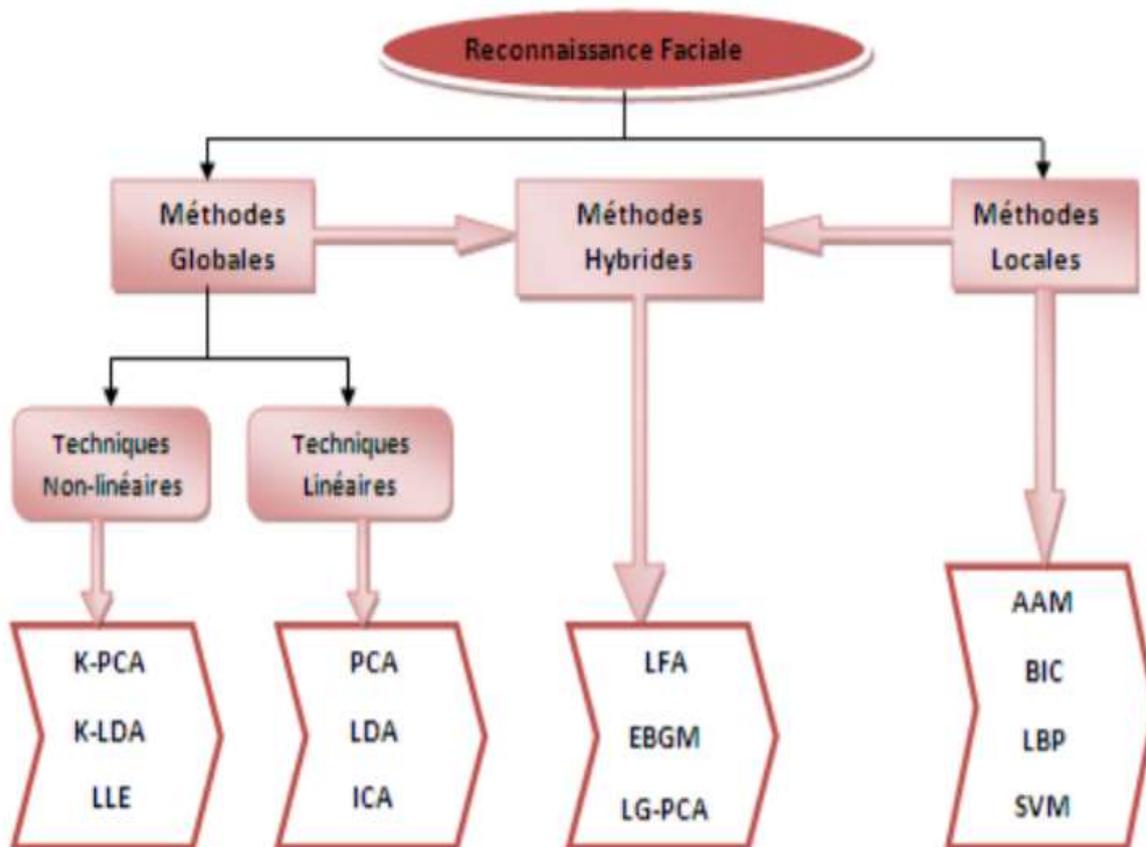


Figure 2.8 : Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale

2.5.4 L'apprentissage en profondeur (Deep Learning)

Ces dernières années, les méthodes d'apprentissage approfondi telles que les réseaux neuronaux convolutifs (CNN : Convolutional Neural Network) ont fait des progrès significatifs grâce à leur remarquable capacité à apprendre des concepts avec un minimum d'ingénierie de caractéristiques et de manière purement basée sur les données. Les CNN et les réseaux neuronaux classiques (NN) se ressemblent beaucoup, du fait qu'ils consistent tous les deux en des neurones dont les poids et les biais peuvent être appris, pourtant, ils se distinguent des NN de deux façons [12] :

- Les CNN utilisent la convolution au lieu de la multiplication matricielle générale au niveau, au moins, de leurs couches.
- Le nombre de paramètres dans les CNN est considérablement réduit par rapport aux NN entièrement connectés en raison du partage des poids.

2.6 Conclusion

Ce chapitre présente principalement les étapes d'un processus de reconnaissance des visages et une analyse bibliographique actuelle des approches liées à ce processus. Nous avons conclu que la reconnaissance des visages attire de plus en plus la communauté scientifique dans la mesure où elle présente plusieurs difficultés et obstacles technologiques. Nous avons également signalé les diverses difficultés relatives à la reconnaissance automatique des visages.

CHAPITRE 3

Méthodes de traitement de l'illumination

Chapitre 3 : Méthodes de traitement de l'illumination

3.1 Introduction

La reconnaissance des visages a attiré l'attention d'une grande partie des chercheurs au cours des dernières décennies en raison de son large champ d'applications, notamment dans les systèmes de surveillance intelligents, l'authentification des identités pour les systèmes de sécurité, la comparaison des bases de données des visages et d'autres systèmes d'identification.

De nombreux travaux de recherche ont porté sur la reconnaissance des visages dans des conditions relativement bien contrôlées en utilisant suffisamment de données d'entraînement [48, 49]. Cependant, des conditions d'éclairage incontrôlées et variées peuvent provoquer des effets d'éclairage imprévisibles sur les visages tels que des zones d'ombre atypiques rendant ainsi la reconnaissance des visages assez difficile [50, 10].

Ces variations des conditions d'éclairage sont fréquentes et les problèmes doivent être résolus. Divers travaux ont été proposés pour traiter cette problématique et ils se divisent généralement en cinq catégories [51, 52] :

- Méthodes traditionnelles basées sur le traitement de l'image,
- Méthodes basées sur le modèle de visage,
- Méthodes basées sur les caractéristiques invariantes,
- Méthodes basées sur la représentation invariante de l'éclairage,
- Méthodes basées sur l'apprentissage profond.

3.2 Les techniques de traitement de la variation d'illumination

3.2.1 Les techniques de prétraitement et de normalisation

La première catégorie consiste à résoudre le problème de la normalisation de l'éclairage en utilisant les méthodes de traitement d'images traditionnelles. Une image de visage originale sous un éclairage variable est directement prétraitée pour obtenir sa représentation sous un éclairage normal [51, 52]. Cet objectif est atteint grâce à certaines méthodes traditionnelles telles que l'égalisation des histogrammes (HE) [53], la transformation logarithmique (LT) [54], la correction gamma (GC) [55], etc. Par ailleurs, dans la même direction, d'autres méthodes similaires ont été proposées. Parmi ceux-ci, Pizer et al. ont proposé un algorithme

basé sur l'égalisation adaptative de l'histogramme (AHE) [53]. Shan et al. ont proposé une technique d'égalisation des histogrammes basée sur les régions (RHE) [55] et Xie et al. ont proposé une technique d'égalisation des histogrammes basée sur les blocs (BHE) [56]. Toutes ces méthodes ont été introduites pour résoudre le problème de l'éclairage non uniforme. Toutefois, les taux de reconnaissance n'ont pas été améliorés de manière significative.

3.2.2 Les techniques basées sur le modèle de visage

La deuxième catégorie permet de résoudre le problème des variations d'éclairage en entraînant un modèle de visage à l'aide d'échantillons d'entraînement basés sur les variations d'éclairage [57-59]. Cette catégorie regroupe de nombreux modèles avancés tels que le modèle du sous-espace linéaire segmenté [57], le modèle du cône d'illumination [58], le modèle des harmoniques sphériques [59], etc. Toutes ces méthodes assurent une bonne reconnaissance de visage. Malheureusement, ils nécessitent beaucoup d'échantillons d'entraînement avec de nombreuses conditions d'éclairage différentes, ce qui rend ces algorithmes plus coûteux en termes de calcul.

3.2.3 Les techniques d'extraction des caractéristiques invariantes

La troisième catégorie consiste à extraire des caractéristiques invariantes de l'éclairage en transformant les images de visage en nouvelles représentations [60-69].

Cette catégorie inclut plusieurs descripteurs de textures tels que :

- Le descripteur LBP [60, 61],
- Le descripteur LTP [62],
- Le descripteur LPQ [63, 64, 69].

Ou bien encore l'analyse des textures telles que :

- La Transformée Cosinus Discrète (DCT) [65],
- La technique AFE (Adaptive Feature Extraction) basée sur la transformée en courbes [66],
- Le complexe à double arbre transformée en ondelettes (DT-CWT : Dual-Tree Complex Wavelet Transform) [67]
- etc.

3.2.4 Les techniques basées sur la représentation invariante de l'illumination

Finalement, la quatrième catégorie regroupe les méthodes basées sur la représentation invariante de l'éclairage. Elle comprend les techniques de représentation invariante des caractéristiques [51,70-81].

En conséquence, un système de reconnaissance des visages robuste est obtenu en extrayant les caractéristiques insensibles à l'éclairage de l'image originale d'un visage donné sous un éclairage variable.

Jobson et al. Ont proposé, par exemple, un modèle de **retinex** à échelle unique (SSR) [70] dans lequel la composante d'éclairage a été estimée comme une image originale lissée avec une fonction Gaussienne normalisée. Plus tard, ce modèle a été amélioré au modèle Multi-Scale Retinex (MSR) avec de très bons taux de reconnaissance [71].

Shashua et al. Ont proposé le modèle de l'image du quotient (QI) qui est défini comme le rapport d'image entre le visage original et la combinaison linéaire de trois images éclairées non coplanaires [72].

Plus tard, Wang et al. Ont amélioré ce modèle au modèle de l'image du quotient (Self-Quotient Image - SQI) [73], défini comme le rapport d'image entre l'image d'entrée et sa version lisse.

Zhang et al. Ont proposé la méthode Gradient-Face (GF) [74], définie comme le rapport d'image entre les gradients x et y . Cette méthode a extrait une mesure insensible à l'éclairage du domaine des gradients.

Là encore, Chen et al. Ont amélioré cette méthode et ont proposé la méthode OGPF (Orthogonal Gradient Phase Faces) [75]. Puis, Hui-xian et al. l'ont modifiée pour en faire la méthode AWOGPB (Adaptively Weighted Orthogonal Gradient Binary Pattern) [76]. Dans ces méthodes, la transformation « Tetrolet » a été effectuée sur l'image du visage pour donner des composantes à la fois basses et hautes fréquences. Ensuite, le traitement du modèle Retina a été appliqué à la composante basse fréquence pour rendre l'image plus robuste aux variations de l'éclairage.

Wang et al. ont proposé la célèbre méthode WF basée sur la loi de Weber qui est définie comme le rapport des changements de perception de l'image sur l'image d'origine [51]. Par la suite, Wu et al. ont amélioré cette méthode et ont proposé la méthode de pondération de la face généralisée de Weber (wGWF) [77] en utilisant une fonction de pondération.

Récemment, d'autres méthodes robustes ont également été proposées pour surmonter le problème des variations d'éclairage. Parmi celles-ci, Roy et al. ont proposé la méthode de l'angle de force gravitationnelle locale (LGFA), basée sur la direction de la force gravitationnelle que le pixel central exerce sur les autres pixels d'un voisinage local [78]. De plus, Lee et al. ont proposé l'image du quotient morphologique dynamique généralisé (GDMQI) basée sur la théorie Retinex et la fermeture morphologique à plusieurs échelles pour résoudre le problème des artefacts des effets d'éclairage [79]. Kim et al. ont proposé la technique du filtre LEP (Local Edge-Preserving), qui a été combinée avec un sous-espace d'éclairage basé sur la classe (CBIS) et une fonction sigmoïde (SF) qui a été appelée la méthode LEP-CBIS-SF [80]. Finalement, Zhu et al. ont proposé la méthode LGM (Logarithm Gradient Magnitude) pour augmenter la précision de la reconnaissance des images du visage dans des conditions d'éclairage variables [81]. Cependant, dans une situation compliquée où les conditions d'éclairage sont extrêmement mauvaises, les performances de la plupart des méthodes existantes deviennent instables [81]. D'un autre côté, ces méthodes ne sont pas non plus robustes lorsque les échantillons testés incluent des dissimulations d'une partie du visage. En effet, l'apprentissage utilisant une seule image par personne ne peut pas aborder efficacement le problème d'occultation et, par conséquent, les méthodes proposées pour résoudre ce problème, comme Azeem et al. [50] ; Iliadis et al. [82] ; Dong et Mi [83] ; Wu et Ding [84] ont concentré leurs efforts vers une intensification des calculs et la considération d'hypothèses supplémentaires.

3.2.5 Méthodes basées sur l'apprentissage profond

Une autre tendance récente dans ce domaine est l'utilisation des techniques d'apprentissage profond. Les réseaux de neurones profonds ont été efficacement utilisés pour les tâches d'extraction et de classification des caractéristiques [85, 86]. Cependant, ces techniques souffrent de deux problèmes principaux [87]. D'abord, ils nécessitent une grande architecture avec beaucoup de couches, ce qui rend l'apprentissage très difficile. Deuxièmement, ils nécessitent une grande quantité de données d'apprentissage, en particulier dans les tâches de reconnaissance faciale. Pour résoudre ce problème, plusieurs méthodes ont été proposées, telles que l'utilisation des réseaux de confrontation générative [88] pour améliorer les données d'apprentissage et l'utilisation de modèles 3D pour générer des vues multiples et divers échantillons d'éclairage [89].

Dans notre travail, nous nous concentrons sur l'étape d'extraction des caractéristiques ; nous visons à extraire les caractéristiques les plus pertinentes et les plus discriminantes dans

les scénarios difficiles de reconnaissance de visage. Plus précisément, contrairement aux méthodes basées sur l'apprentissage profond, nous visons à développer un système plus approprié avec des environnements non contrôlés et des bases de données à petite échelle, et qui sont en mesure de prendre en compte à la fois les informations spatiales et fréquentielles. Les réseaux profonds, bien que puissants dans les représentations de données, n'offrent pas une excellente précision avec les variations d'éclairage, sauf lorsqu'ils sont entraînés avec de grandes quantités de données obtenues dans de tels environnements [90, 91]. Le système proposé est également plus efficace en termes de coût de calcul car il évite la phase d'apprentissage complexe nécessaire dans les approches d'apprentissage profond. De plus, dans le système proposé, le problème du choix du classificateur approprié est simplifié car il est indépendant de la phase d'extraction des caractéristiques [91].

Nous commençons par la méthode WF traditionnelle et montrons qu'elle peut être considérablement améliorée en la combinant avec une étape de prétraitement CE avec deux descripteurs de domaine spatial et fréquentiel, principalement les opérateurs LBP et LQP. La technique proposée peut donc être considérée comme une combinaison d'approches de troisième et quatrième classe d'algorithmes discutées ci-dessus. La différence fondamentale entre la méthode proposée et les travaux de la littérature est la façon dont nous combinons les informations des différentes techniques pour trouver et utiliser les paramètres de réglage optimaux. Il y a eu plusieurs tentatives pour améliorer la méthode WF traditionnelle. La plus récente, proposée par Wu et al. [51], utilise une fonction de pondération. Ici, cependant, nous montrons qu'une meilleure amélioration des performances peut être obtenue en utilisant l'étape de prétraitement CE avec des caractéristiques des domaines spatiaux et fréquentsiels. Nous montrons également que l'approche proposée améliore la précision de reconnaissance non seulement dans le cas d'un éclairage variable, mais aussi dans le cas d'une occultation modérée.

Dans les sections suivantes, les fondements théoriques des différentes méthodes de prétraitement et d'extraction des caractéristiques utilisées dans notre système proposé seront présentés.

3.3 Fondements théoriques de la méthode proposée

Dans cette section, nous discutons des concepts de base de l'approche weberface, suivis de deux descripteurs couramment utilisés, LBP et LPQ, qui seront utilisés dans notre algorithme proposé.

3.3.1 La technique de WeberFace (*WF*)

La loi de Weber est basée sur le concept selon lequel le rapport entre le seuil d'incrément perceptif (ΔI) et l'intensité de fond (I) est une fraction constante (k) [51, 77] ; Wu et al. (2014)) :

$$k = \frac{\Delta I}{I} \quad (1)$$

Cela implique que le rapport $\Delta I/I$ est toujours une constante bien que le terme I varie. Pour une image 2D, $F(x, y)$, il faut calculer les dérivés du premier ordre $\nabla F(x, y)$. Cela peut augmenter la sensibilité à l'éclairage. Pour éviter cet inconvénient, les dérivées sont substituées en utilisant les gradients normalisés comme suit :

$$\nabla F(x, y) = \frac{\nabla F(x, y)}{|F(x, y)| + \varphi} \quad (2)$$

Où $\nabla = \{\partial/\partial x, \partial/\partial y\}$ et φ désignent, respectivement, l'opérateur de gradient et la constante arbitraire utilisée pour éviter la division par zéro. Dans l'étape de traitement d'une image candidate, le descripteur local Weber (*WLD*) est utilisé. Il comporte deux éléments, à savoir l'orientation du *WLD* $\theta(x_c)$ et l'excitation différentielle du *WLD* $\xi(x_c)$. La première composante, $\theta(x_c)$, capte la direction de l'intensité locale tandis que la seconde capte la magnitude. L'expression finale s'écrit alors :

$$\xi(x_c) = \arctan \left(\alpha \sum_{i=0}^p \frac{x_c - x_i}{x_c} \right) \quad (3)$$

Où x_c et p désignent, respectivement, le pixel central et le nombre de voisins. De plus, $x_i (i = 1, 2, \dots, p - 1)$ et α désignent, respectivement, les pixels voisins, et un paramètre positif utilisé pour ajuster (agrandir ou réduire) l'écart d'intensité entre les pixels voisins. Notons que la méthode Weber Face (*WF*) est une représentation invariante de l'éclairage. Elle peut s'exprimer comme suit :

$$WF(x, y) = \arctan \left\{ \alpha \sum_{i \in A} \left(\sum_{j \in A} \frac{F(x, y) - F(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{F(x, y)} \right) \right\} \quad (4)$$

Où $A = \{-1, 0, 1\}$ indique la direction de l'image du visage. Dans l'équation (4), $F(x, y)$ indique la valeur de l'intensité du pixel dans la position (x, y) . Rappelons qu'en utilisant le modèle de réflectance lambertienne, on peut écrire :

$$F(x, y) = R(x, y)I(x, y) \quad (5)$$

Où $R(x, y)$ et $I(x, y)$ désignent respectivement la réflectance et l'illumination dans chaque pixel (x, y) . Sur la base des équations (4) et (5), la nouvelle image peut être exprimée comme suit :

$$(x - i\Delta x, y - j\Delta y) = R(x - i\Delta x, y - j\Delta y).I(x - i\Delta x, y - j\Delta y) \quad (6)$$

Nous savons que la composante d'illumination, $I(x, y)$, varie très lentement, surtout dans les petites régions. Pour cette raison, nous pouvons supposer ce qui suit :

$$I(x, y) \approx I(x - i\Delta x, y - j\Delta y) \quad (7)$$

En substituant l'équation (4) et l'équation (6) dans l'équation (7), l'intensité WF peut être exprimée comme suit :

$$WF(x, y) = \arctan \left\{ \alpha \sum_{i \in A} \left(\sum_{j \in A} \frac{R(x, y) - R(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{R(x, y)} \right) \right\} \quad (8)$$

Selon l'équation (8), il est facile de voir que $WF(x, y)$ dépend uniquement de la composante de réflectance, $R(x, y)$. Comme résultat, $WF(x, y)$ devient une représentation insensible à une illumination de l'image originale du visage, qui est indépendante de la composante d'illumination, $I(x, y)$. De plus, dans l'implémentation de la méthode WF , un filtre gaussien doit être utilisé pour assurer une bonne suppression du bruit et pour atténuer les effets secondaires des limites d'ombre. Nous présentons, dans le tableau 3.1, un sous-programme de l'algorithme WF original [77].

Entrée : Une image du visage F

Résultat : le WF de F

1. Lissez F en utilisant un filtre gaussien

$$F' = F * G(x, y, \sigma),$$

Où $*$ et σ désignent, respectivement, l'opérateur de convolution et

l'écart-type de la fonction gaussienne, $G(x, y, \sigma)$ désigne la fonction gaussienne du noyau

$$\text{donnée par : } G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)}$$

2. Traiter F' avec WLD en utilisant l'expression suivante :

$$WF = WLD(F') \text{ où } WLD(F'(x, y)) = WF(x, y) =$$

$$\arctan \left\{ \alpha \sum_{i \in A} \left(\sum_{j \in A} \frac{F'(x, y) - F'(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{F'(x, y)} \right) \right\} \text{ dans laquelle } A = \{-1, 0, 1\}$$

Tableau 3.1 : Sous-programme de l'algorithme WF original

La figure 3.1 présente cinq images prises avec différentes illuminations et leurs images utilisant la méthode Weberface.



Figure 3.1 : Cinq images originaux empruntée à la base Yale B et leurs correspond Weberface

Cependant, le principal problème de la méthode Weberface réside dans l'extraction d'informations discriminantes à partir d'images présentant un contraste important entre des parties importantes des traits du visage [51].

3.3.2 Egalisation des contrastes

En général, l'égalisation des contrastes est considérée comme une étape d'amélioration post-traitement [62]. L'objectif principal du processus est de réduire la présence de différents contrastes dans les images après normalisation. Cela est dû aux valeurs extrêmes produites par les points forts, les petites régions sombres comme les narines, les déchets sur les bords de l'image, et autres. Le processus d'égalisation du contraste constitue une approximation rapide effectuée en deux étapes :

$$F(x, y) \leftarrow \frac{F(x, y)}{\sqrt[a]{\text{mean}(|F(\acute{x}, \acute{y})|^a)}} \quad (9)$$

$$F(x, y) \leftarrow \frac{F(x, y)}{\sqrt[a]{\text{mean}(\min(\tau, |F(\acute{x}, \acute{y})|^a))}} \quad (10)$$

Où a désigne un exposant qui permet de réduire l'effet des grandes valeurs, τ désigne un seuil qui permet de tronquer les grandes valeurs après la première étape de normalisation, et $F(\acute{x}, \acute{y})$ correspond à l'image entière. Ensuite, une application non linéaire est appliquée pour comprimer les valeurs trop grandes. Ceci peut être réalisé en utilisant :

$$F(x, y) \leftarrow \tau \cdot \tanh\left(\frac{F(x, y)}{\tau}\right) \quad (11)$$

Où, $\tanh(\cdot)$ désigne la fonction tangente hyperbolique. $F(x, y)$ devient limité dans l'intervalle $(-\tau, \tau)$. Cette méthode améliore la qualité de l'image en améliorant les aspects visuels des régions invisibles touchées par de forts contrastes [62].

3.3.3 Méthodes des textures locales

Nous examinerons dans cette section deux descripteurs communs que nous utiliserons dans notre travail à savoir les descripteurs LBP et LPQ.

3.3.3.1 Motif Binaire Local (LBP)

Introduit à l'origine par Ojala et al. [60], le LBP est couramment utilisé pour décrire des textures basées sur des propriétés statistiques. Pour un pixel donné (x_c, y_c) , le descripteur LBP est communément exprimé, au voisinage de (P) points d'échantillonnage sur un cercle de rayon (r) , par l'équation suivante :

$$LBP_{P,r}(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^{P-1} s(g_n - g_c) \cdot 2^n \tag{12}$$

Où $s(x)$ indique la fonction de signe définie par :

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \tag{13}$$

Ici, g_c désigne les valeurs de niveau de gris du pixel central (x_c, y_c) , g_n désigne les (P) pixels adjacents sur le voisinage du cercle de rayon (r) .

Les figures 3.2 et 3.3 illustrent respectivement les ensembles de voisins à symétrie circulaire de rayons différents, et l'opérateur LBP de base appliqué sur une image de visage typique.

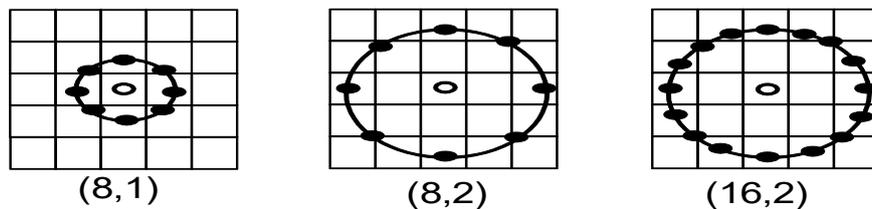


Figure 3.2 : Trois voisinages pour des R et P différents.

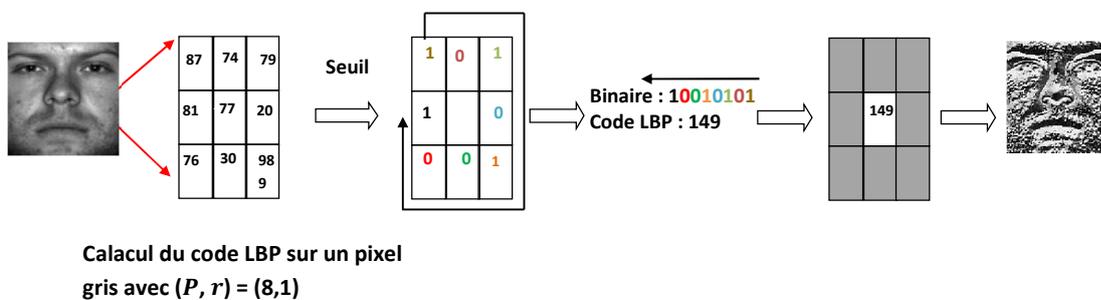


Figure 3.3 : Principe de calcul d'opérateur LBP

3.3.3.2 Le descripteur de Quantification de Phase Locale (LPQ)

Le descripteur LPQ est basé sur une méthode de flou spatial, dans laquelle l'image observée $g(z)$ est considérée comme la convolution entre l'image originale, $f(z)$, et le flou spatial invariant de l'image originale donné par $h(z)$ [92] :

$$g(z) = f(z) \otimes h(z) \quad (14)$$

Où z désigne un vecteur de coordonnées $[x, y]^T$, et \otimes désigne la convolution 2-D. Dans le domaine des fréquences, l'expression (14) devient :

$$G(\gamma) = F(\gamma) \cdot H(\gamma) \quad (15)$$

Où $G(\gamma)$, $F(\gamma)$ et $H(\gamma)$ désignent respectivement les Transformations de Fourier Discrètes (DFT) de $g(z)$, $f(z)$ et $h(z)$, et γ désigne un vecteur de coordonnées de fréquence $[u, v]^T$. Sur la base de l'équation (15), l'amplitude et la phase de $G(\gamma)$ peuvent être écrites sous la forme :

$$\begin{cases} |G(\gamma)| = |F(\gamma)| \cdot |H(\gamma)| \\ \angle G(\gamma) = \angle F(\gamma) + \angle H(\gamma) \end{cases} \quad (16)$$

Étant donné que la fonction d'étalement, $h(z)$, des points (PSF) est symétrique au centre, il en résulte que la phase devient :

$$\angle H(\gamma) = \begin{cases} 0 & \text{if } H(\gamma) \geq 0 \\ \pi & \text{if } H(\gamma) < 0 \end{cases} \quad (17)$$

De sorte que $H(\gamma)$ soit positif à toutes les fréquences où l'image originale et l'image floue ont la même phase. Maintenant, pour le descripteur LPQ, la phase $\angle F(\gamma)$ est analysée dans les voisinages locaux, N_z , à chaque position du pixel. Par conséquent, sur la base de la transformée de Fourier à court terme (STFT), les spectres locaux sont calculés en utilisant l'expression suivante :

$$F(\gamma, z) = \sum_{y \in N_z} f(z - y) e^{-2\pi j \gamma^T y} \quad (18)$$

Les coefficients de Fourier locaux (LFC) sont calculés au niveau de quatre points de fréquence définis par :

$$\begin{cases} \gamma_1 = [a, 0]^T \\ \gamma_2 = [0, a]^T \\ \gamma_3 = [a, a]^T \\ \gamma_4 = [a, -a]^T \end{cases} \quad (19)$$

Où a désigne un scalaire suffisamment petit ; il est choisi de façon à satisfaire l'inégalité suivante: $H(\gamma_i) > 0$. Cela conduit à définir, pour chaque pixel, le vecteur F_z^v donné comme suit :

$$F_z^v = [F(\gamma_1, z), F(\gamma_2, z), F(\gamma_3, z), F(\gamma_4, z)] \quad (20)$$

Dans l'équation (20), considérons :

$$F_z = [Re\{F_z^v\}, Im\{F_z^v\}]^T$$

En conséquence, l'information sur la phase est simplifiée en utilisant la quantification scalaire suivante :

$$q_i = \begin{cases} 1, & F_z(i) \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

Où $F_z(i)$ désigne la i^{th} composante du vecteur F_z . Enfin, l'image étiquetée $f_{LQP}(z)$ est donnée par :

$$f_{LQP}(z) = \sum_{i=1}^8 q_i 2^{i-1} \quad (22)$$

La figure 3.4 illustre les principales étapes nécessaires au calcul du descripteur LPQ qui est ensuite appliqué sur une image d'un visage donné.

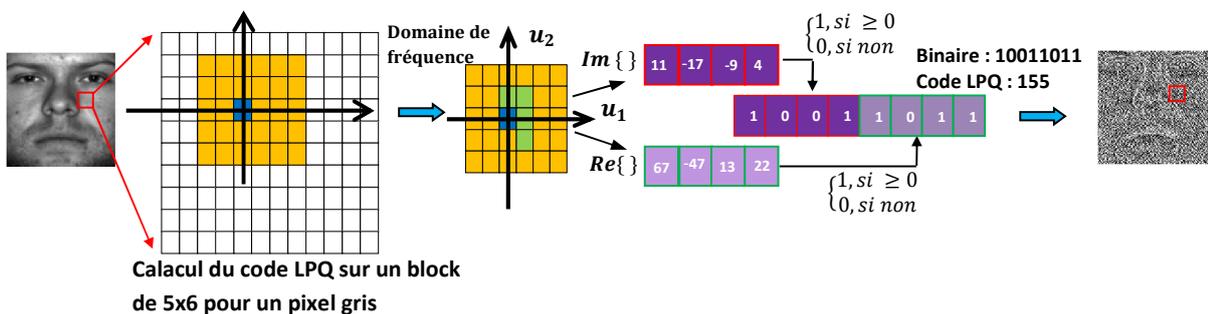


Figure 3.4 : Les étapes de calcul du code LPQ

Au cours des paragraphes suivants, nous présenterons la méthode de classification du « plus proche voisin (KNN) » et la distance de similitude « chi-square » employée dans le système proposé.

3.3.4 Classification

3.3.4.1 La méthode des K plus proches voisins

Les k plus proches voisins KNN est une méthode d'apprentissage simple et efficace basée sur des exemples pour la classification. Elle utilise une mesure de distance pour calculer la distance d'un nouvel échantillon inconnu par rapport aux échantillons existants. La valeur de la distance par rapport à tous les autres échantillons disponibles est ensuite triée et les échantillons qui ont la distance la plus petite, c'est-à-dire les voisins les plus proches, sont pris en compte pour la classification. La variation de la valeur de k a une influence sur la performance du classifieur. En effet, la valeur de K est fixée selon les résultats ayant les meilleures performances avec la valeur de k pour tester l'échantillon de données. On utilise généralement la distance euclidienne. Toutefois, les mesures de distance de « Manhattan », « City block » et Chi-square sont également employées. Pour les échantillons sous la forme d'histogrammes, des distances spécifiques ont été utilisées, telle que la distance chi-square et la distance d'intersection.

3.3.4.2 La distance chi-square (χ^2)

Après l'étape d'extraction des caractéristiques, chaque image du visage est représentée en termes de vecteur de caractéristique et la distance Chi carré (non pondérée) est exploitée pour calculer les similarités entre une image test et toutes les autres images de la galerie. La distance Chi-carré entre deux vecteurs $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ et $Y = [y_1, y_2, \dots, y_M]$ est donné par :

$$dist_x(X, Y) = \sum_{i=0}^M \frac{(x_i - y_i)^2}{(x_i + y_i)}$$

L'identité d'une image test est attribuée à l'étiquette qui présente la plus grande similarité, en d'autres termes cela signifie l'image de la galerie présentant la plus petite distance par rapport à l'image test.

3.5 Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons présenté en premier lieu, les quatre grandes familles de traitement de la variation des illuminations faciales. Pour chacune de ces catégories, nous avons rappelé, à titre d'exemple, les caractéristiques essentielles de quelques méthodes les plus utilisées. Finalement, nous avons examiné les fondements mathématiques des méthodes utilisées dans les travaux proposés.

Les méthodes nouvellement proposées et développées dans notre thèse comprennent quatre méthodes de traitement de variation d'illumination : les deux premières techniques (CE et WF) appartiennent respectivement à la première et à la quatrième catégorie. Par contre, les deux dernières méthodes (LBP et LPQ) font partie de la quatrième catégorie.

CHAPITRE 4

Résultats expérimentaux et discussions

Chapitre 4 : Résultats expérimentaux et discussions

4.1 Introduction

Au cours des deux dernières décennies, des algorithmes et des systèmes de reconnaissance des visages ont été proposés et des améliorations significatives ont été obtenues. Par conséquent, les performances des systèmes de reconnaissance des visages sous conditions contrôlées atteignent actuellement un niveau satisfaisant. Ces systèmes sont toutefois exposés à certains défis dans des environnements où l'illumination, la pose, l'expression, l'occultation, ...etc. changent. La variation d'illumination, avec la pose, est le facteur le plus important qui affecte les résultats de la reconnaissance faciale.

Pour cela, nous proposons au cours de ce chapitre trois architectures différentes où la technique WF [77] est combinée respectivement avec le descripteur LBP [60], le descripteur LPQ [92] et la combinaison des deux descripteurs.

Plusieurs expériences sont menées sur les bases de données Yale B [58], Yale B étendue [58] et AR [94] afin de clarifier la pertinence des architectures proposées pour une reconnaissance faciale efficace compte tenu des variations des illuminations et de l'occultation partielle.

4.2 Méthode proposée

Comme indiqué précédemment, notre objectif est d'introduire une nouvelle méthode Weber Face Robustifié (RWF), qui est encore améliorée en la combinant avec les descripteurs LBP et/ou LPQ. La méthode RWF proposée consiste à effectuer une égalisation du contraste au début et à la fin du processus WF. La combinaison des deux descripteurs LBP et LPQ avec la méthode proposée fournit des informations supplémentaires et de meilleures performances qui ne peuvent pas être obtenues en utilisant chacun de ces descripteurs séparément.

Le LBP est un descripteur du domaine temporel qui est invariant aux changements monotones dans les images du visage au niveau des gris. En effet, la littérature dans ce domaine montre que le LBP est l'un des descripteurs de texture les plus efficaces [92, 93]. Il fournit une discrimination très puissante avec une faible complexité de calcul. En outre, il est moins sensible aux grandes variations d'illumination et permet d'avoir une représentation robuste des informations spatiales locales [60]. D'autre part, le LPQ est un descripteur du domaine fréquentiel qui est invariant aux effets de flou.

Nous analysons d'abord les performances de chaque descripteur pour montrer leurs avantages et inconvénients. Nous analysons en détail ces descripteurs avec différentes tailles des voisinages locaux. Un aperçu du système proposé est illustré à la figure 4.1. Comme le montre cette figure, le système proposé comprend quatre étapes principales.

Premièrement, nous appliquons la méthode RWF sur l'image d'origine du visage. Dans cette étape, l'image d'origine est prétraitée à l'aide de l'égalisation du contraste avant et après l'application de la méthode WF traditionnelle. Ce processus aide à augmenter la marge de robustesse de la méthode proposée contre les variations d'illumination et à améliorer le taux de reconnaissance.

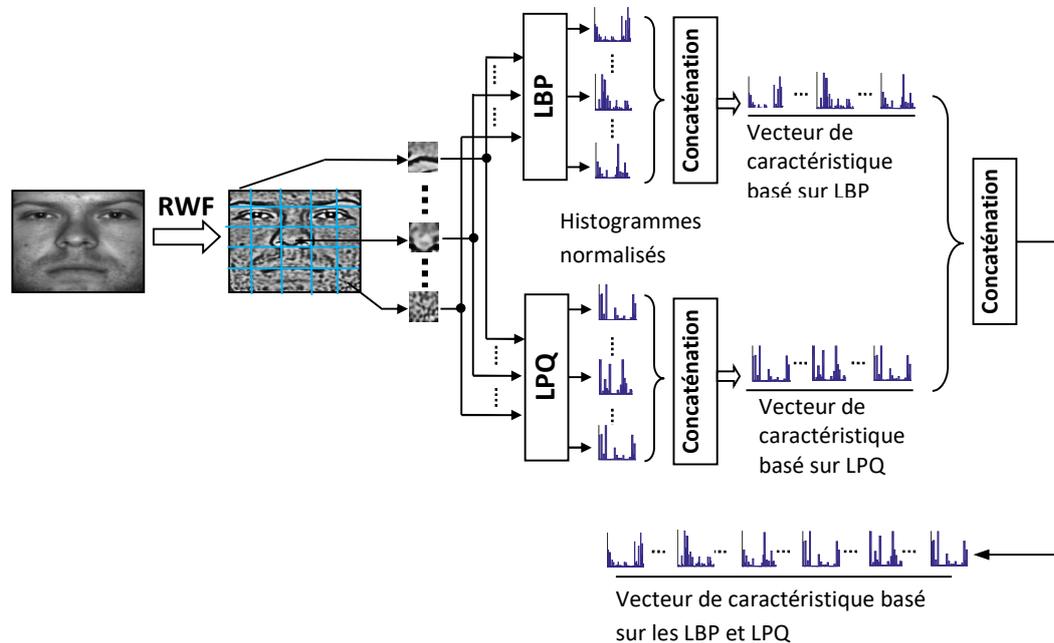


Figure 4.1 : Méthode proposée

Deuxièmement, l'image résultante du visage est divisée en $(k \times k)$ régions qui ne se chevauchent pas, sur lesquelles les descripteurs LBP et/ou LPQ sont obtenus.

Troisièmement, pour chacune de ces régions, un histogramme local est calculé en collectant l'occurrence des codes LBP et/ou LPQ. Le descripteur LBP extrait les informations spatiales tandis que le descripteur LPQ extrait les informations fréquentielles.

Ensuite, les histogrammes, obtenus pour toutes les régions, sont normalisés dans l'intervalle $[0, 1]$ et concaténés en un vecteur caractéristique qui sera finalement utilisé comme descripteur final du visage.

Pour une image candidate de taille $(n \times m)$ et de taille de patch $(k \times k)$, le vecteur final de caractéristiques (V_f) est obtenu par concaténation d'histogrammes $(n \times m)/(k \times k)$. Chaque

histogramme est subdivisé en 256 valeurs. En conséquence, la dimension de V_f est définie par:

$$Dim(V_f) = \left[\frac{(n \times m)}{(k \times k)} \right] \times 256 \quad (4.1)$$

Finalement, lors de l'étape de classification, l'histogramme résultant est comparé à une galerie d'histogrammes à l'aide d'un classificateur des K-plus proches voisins basé sur la distance de Chi-square. Du fait que notre étude se base essentiellement sur l'étape d'extraction des caractéristiques, nous utilisons un classificateur simple pour évaluer correctement les performances de l'approche proposée. D'autres classificateurs plus avancés peuvent également être utilisés afin d'améliorer davantage les performances de cette méthode.

4.3 Résultats expérimentaux et discussion

Avant de discuter nos résultats expérimentaux, nous décrivons brièvement les bases de données que nous avons utilisées ainsi que le réglage des différents paramètres pour nos expériences.

4.4.1 Description des bases de données

Pour l'évaluation de notre méthode, nous avons utilisé trois bases de données publiques : Yale B [58], Yale B étendue [59] et AR [94]. Les tests ont été effectués sous différents scénarios de variations d'illumination.

4.4.1.1 La base de données Yale B

La base de données Yale B contient 5760 images appartenant à 10 individus. Chaque individu est photographié dans 9 positions distinctes. Chacune des poses est capturée dans 64 conditions d'illumination différentes. Les images ont été divisées en 5 sous-ensembles (S1-S5) selon l'angle compris entre la direction de la source lumineuse et l'axe central des caméras : le sous-ensemble S1 (0° - 12°), le sous-ensemble S2 (13° - 25°), le sous-ensemble S3 (26° - 50°), le sous-ensemble S4 (51° - 77°) et enfin le sous-ensemble S5 (au-dessus de 78°). Chaque sous-ensemble contient respectivement 7, 12, 12, 14 et 19 images pour chaque personne.



Sous-ensemble (S1) (0-12°)



Sous-ensemble (S2) (13°-25°)



Sous-ensemble (S3) (26°-50°)



Sous-ensemble (S4) (51°-77°).



Sous-ensemble (S5) (> 78)

Figure 4.2 : Cinq sous-ensembles correspondant à une personne de la base de données de Yale B avec différentes conditions d'illumination

Notons que seules les images frontales (idéales avec la source de lumière la plus neutre (A + 00E + 00)) ont été sélectionnées pour l'apprentissage, à savoir 10 images. Le reste des images (soit 630 images frontales) est réservé pour les tests.

La figure 4.2 montre des exemples d'images de chaque sous-ensemble correspondant à une personne de la base de données Yale B.

4.4.1.2 La base de données Yale B étendue

La base de données Yale B étendue est une version étendue de la base de données originale Yale B. Elle est constituée de 2 414 images frontales de 38 personnes [79]. Similairement à la base de données Yale B, 38 images frontales ont été sélectionnées en tant qu'ensemble de galeries et 2 376 images frontales pour les tests. Dans nos expériences, toutes les images des visages des bases de données Yale B et Yale B étendue ont été alignées, recadrées et redimensionnées à 120×120 pixels.

4.4.1.3 La base de données AR

Enfin, la base de données AR contient environ 4000 images de visages en couleur recueillies auprès de 126 personnes (70 hommes et 56 femmes). Cette base comprend différentes expressions faciales et diverses conditions d'illumination et d'occultations.

Chaque personne a été photographiée lors de deux séances distinctes séparées de 14 jours. Chaque séance contient 13 images : une face neutre ; trois images avec des conditions d'illumination différentes (captées au neutre, lumière gauche allumée, lumière droite allumée et toutes les lumières latérales allumées) ; trois images avec des expressions différentes (sourire, colère et hurlements) ; trois images où le sujet doit porter des lunettes de soleil (occultation supérieure) et finalement trois images où le même sujet doit porter un foulard (occultation inférieure). A noter que chacune des images, dans lesquelles figurent soit les lunettes de soleil soit le foulard, a été prise dans des conditions d'illumination différentes.

Généralement, une version réduite de cette base de données est utilisée ; elle contient 100 personnes (50 hommes et 50 femmes) avec une taille de 165x120 pixels [94]. Un exemple contenant des images, relatives à une personne appartenant à la base de données AR et prises lors de deux sessions différentes, est fourni dans la figure 4.3.

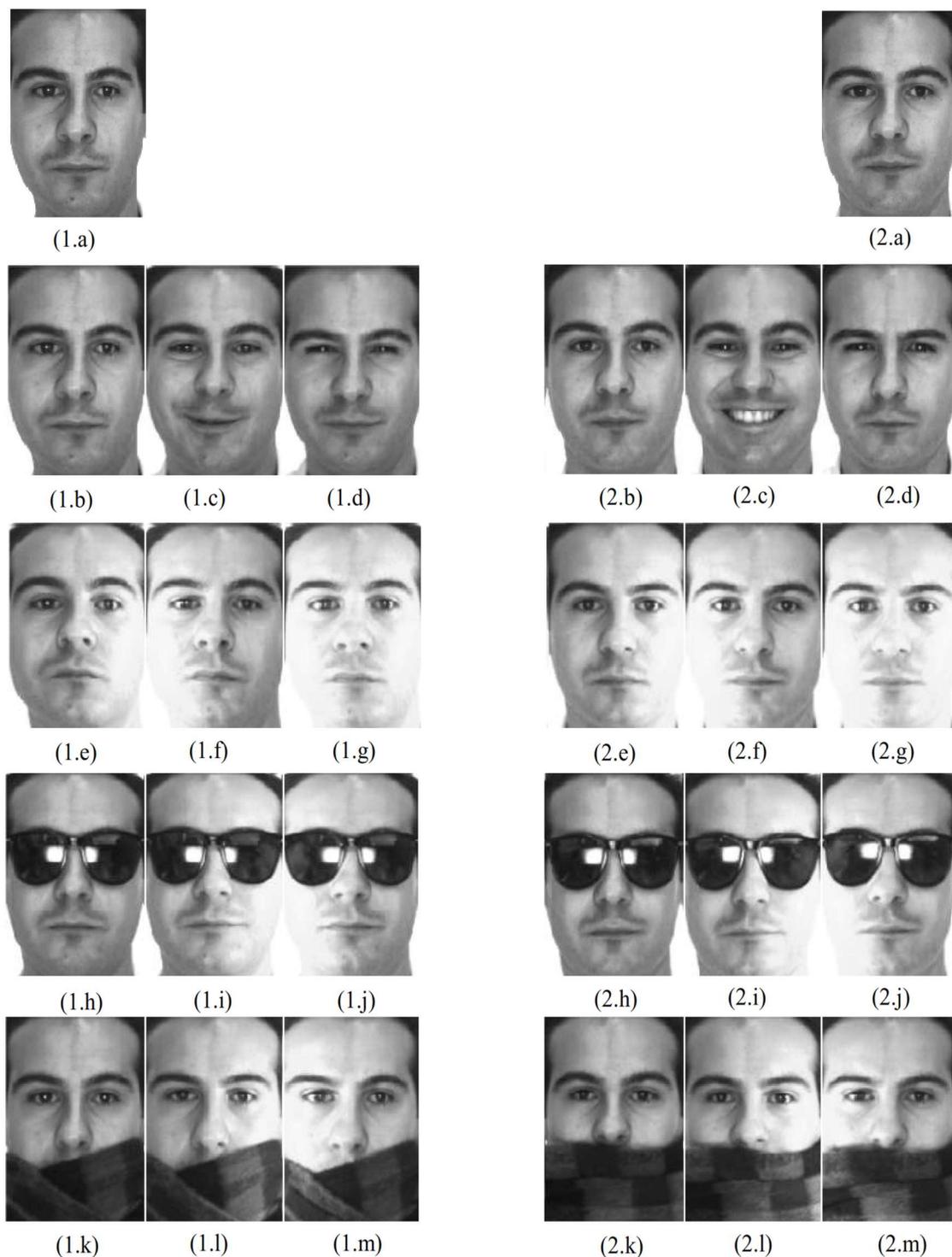


Figure 4.3 : Images du visage d'une personne de la base de données AR pour deux sessions

4.4.2 Réglage des paramètres

Dans la méthode RWF, le paramètre α (présent dans l'expression 8) d'une part et le paramètre σ (contenu dans le Tableau 3.1) d'autre part, doivent être fournis par l'utilisateur [77]. Selon des travaux antérieurs, le premier paramètre α est généralement fixé à 4 [51, 77], tandis que le deuxième paramètre σ est défini expérimentalement.

La figure 4.4 montre les effets du paramètre σ sur les taux de reconnaissance moyens en utilisant le vecteur caractéristique (RWF + LBP_{8,1} + LPQ) sur la base de données Yale B étendue. Dans le filtre gaussien, le paramètre est utilisé pour réduire le bruit aux hautes fréquences, mais ce paramètre ne doit pas être trop important car cela pourrait alors brouiller les informations contenues dans le visage [51]. Comme on peut le voir, le réglage $\sigma = 1.71$, entraîne le taux de reconnaissance le plus élevé.

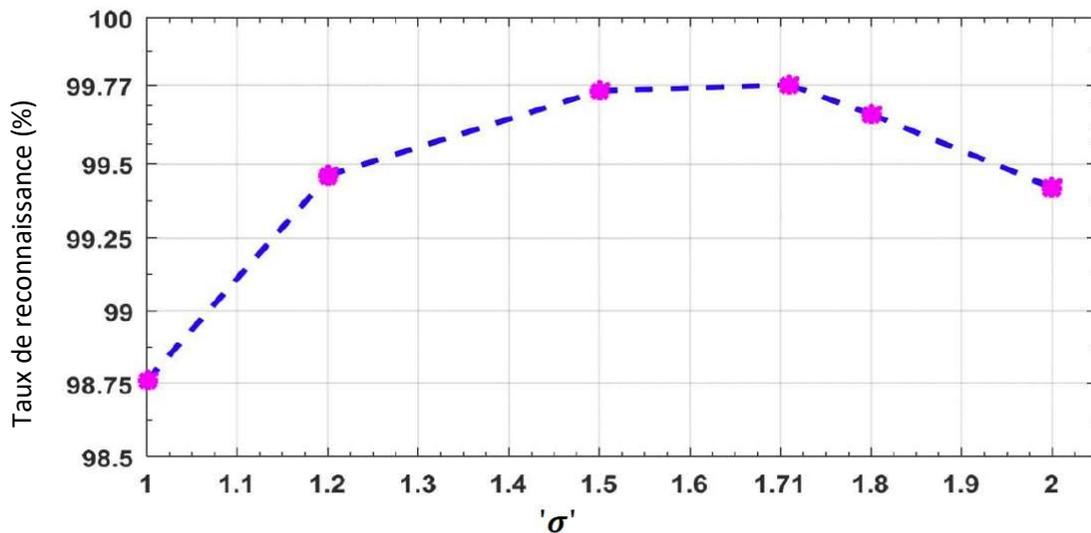


Figure 4.4 : Effets du paramètre σ sur le taux de reconnaissance en utilisant (RWF+LBP_{8,1}+LPQ)

De même, pour l'étape CE, les deux paramètres τ et a d'équations (9) et (11) doivent être fournis. Le premier paramètre τ est fixé à 10 conformément aux développements débattus dans [62]. Alors que le deuxième paramètre a est défini expérimentalement.

La figure 4.5 illustre l'effet du paramètre a sur les taux de reconnaissance sur la base de données Yale B étendue. Cette figure montre que le réglage du paramètre a entre 0.3 et 0.5 permet d'avoir le taux le plus élevé.

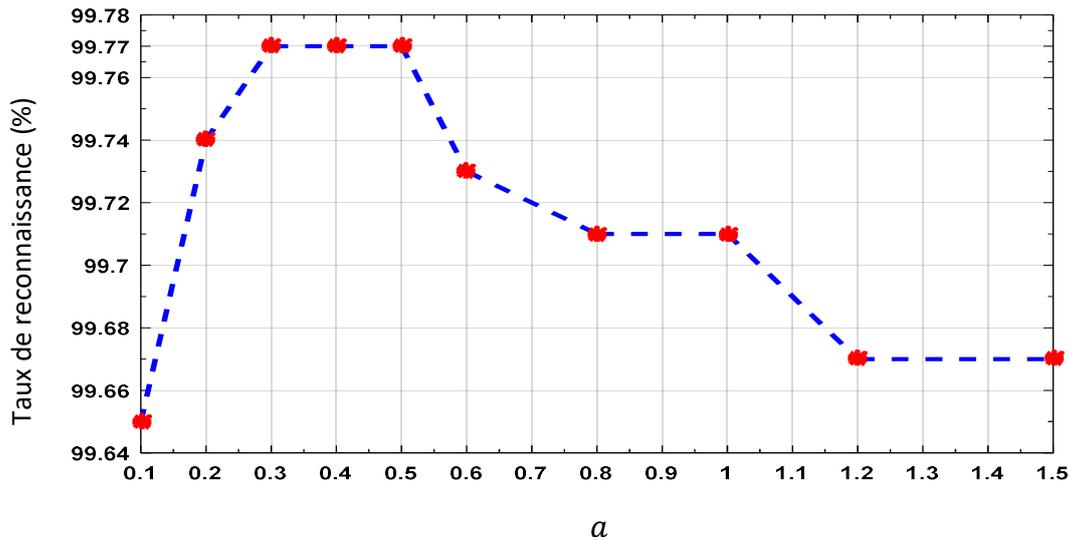


Figure 4.5 : Effets du paramètre α sur le taux de reconnaissance en utilisant (RWF+LBP_{8,1}+LPQ)

Finalement, la définition du nombre optimal de blocs constitue le facteur le plus important pour l'amélioration de la reconnaissance. En effet, la reconnaissance est d'autant plus élevée que le nombre des blocs d'images est plus élevé, car plus de détails utiles peuvent en être extraits. Toutefois, si le nombre de blocs dépasse un certain seuil, la reconnaissance diminue car plus d'informations redondantes seraient ajoutées.

A ce propos, plusieurs expériences ont été menées pour définir le nombre optimal de blocs. Ceci revient à définir la taille optimale des blocs. Un bon compromis reconnaissance-complication a été obtenu avec un bloc de taille 7×7 pour les images de taille inférieure à 64×64 . De même, un bon compromis est également obtenu avec un bloc de taille 10×10 pour les images supérieures à 100×100 .

Après cette analyse sur l'effet des différents paramètres, nous avons sélectionné les valeurs susmentionnées pour chacune des bases de données. Nous avons ensuite mené six expériences avec différentes combinaisons des caractéristiques selon les scénarios résumés dans le tableau 4.1.

Dans toutes les expériences, nous avons utilisé un classificateur KNN basé sur la similitude du Chi- square.

Système proposé	Caractéristique du vecteur utilisé
RWF - basé sur LBP - vecteur simple	RWF + LBP _{8,1}
	RWF + LBP _{8,2}
Vecteur concaténé basé sur RWF- LBP:	RWF + LBP _{8,1} + LBP _{8,2}
RWF - basé sur LPQ - vecteur simple	RWF + LPQ
Vecteur concaténé basé sur RWF- LBP-LPQ	RWF + LBP _{8,2} + LPQ
	RWF + LBP _{8,1} + LPQ

Tableau 4.1 : Scénarios de combinaison des caractéristiques pour le système proposé

4.4.3 Résultats expérimentaux sur la base de données Yale B

La figure 4.6 représente six exemples des images originales de la base de données Yale B ainsi que les images résultantes des différentes méthodes. Les images originales sont présentées dans la première colonne de cette figure, tandis que les images résultant de l'application des méthodes conventionnelles de normalisation de l'illumination, des méthodes de texture locale et de la méthode proposée sont présentées dans les autres colonnes. La septième colonne montre l'image résultante qui correspond à notre méthode (RWF).

L'examen de ces images montre clairement que la méthode RWF génère des images insensibles à l'illumination, car toutes les images RWF sont similaires comme on peut le constater franchement la septième colonne encadré en rouge de la figure 4.6.

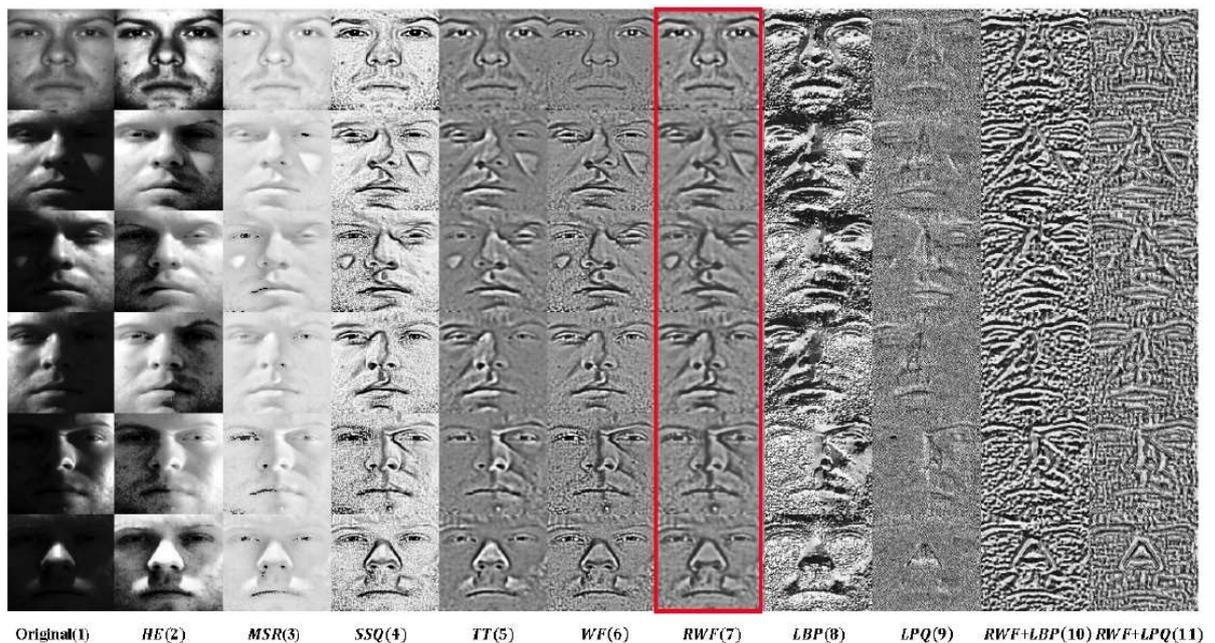


Figure 4.6 : Résultats des différentes méthodes de prétraitement sur des images de visage tirées de la base de données Yale B et subissant différents types d'illuminations

En outre, nous constatons que les autres méthodes de normalisation et notamment les techniques RMS et IQS suppriment l'important facteur de discrimination dans les bandes des basses fréquences.

Il convient de noter également que les résultats obtenus par les techniques LBP et LPQ (colonnes 8 et 9) ne sont pas non plus cohérents, car les descripteurs LBP et LPQ sont sensibles au bruit dans des conditions d'illumination défavorables. En revanche, la combinaison des deux méthodes RWF et de texture locale (LBP, LPQ) permet d'obtenir des **traits** plus reconnaissables et plus cohérents que ceux obtenus par les méthodes existantes dans diverses conditions d'illumination, comme le montrent les colonnes 10 et 11.

Le tableau 4.2 résume les taux de reconnaissance obtenus à l'aide des méthodes proposées pour la base de données Yale B sur les cinq sous-ensembles. Les meilleurs résultats sont soulignés en **gras**.

Systèmes de reconnaissance proposés	Taille de l'image	Taux de reconnaissance (%)					
		S 1	S 2	S 3	S 4	S 5	Moy
<i>RWF + LBP_{8,1}</i>	120×120	100	100	100	99.29	100	99.86
<i>RWF + LBP_{8,2}</i>		100	100	100	97.86	100	99.57
<i>RWF + LBP_{8,1} + LBP_{8,2}</i>		100	100	100	100	100	100
<i>RWF + LPQ</i>		100	100	100	100	100	100
<i>RWF + LBP_{8,2} + LPQ</i>		100	100	100	99.29	100	99.86
<i>RWF + LBP_{8,1} + LPQ</i>		100	100	100	100	100	100

Tableau 4.2 : Taux de reconnaissance obtenus avec le système proposé sur la base de données Yale B

Le tableau 4.2 montre qu'une reconnaissance parfaite (100%) a été obtenue en utilisant les trois combinaisons suivantes : *RWF + LBP_{8,1} + LBP_{8,2}*, *RWF + LPQ* et *RWF + LBP_{8,1} + LPQ*.

Le tableau 4.2 montre qu'une reconnaissance parfaite (100%) a été obtenue en utilisant les trois combinaisons suivantes : *RWF + LBP_{8,1} + LBP_{8,2}*, *RWF + LPQ* et *RWF + LBP_{8,1} + LPQ*. Ces résultats montrent que nous avons bénéficié de la robustesse de la méthode WF et les informations mutuelles entre LBP et LPQ.

Pour évaluer la performance de ces trois méthodes, nous les avons comparées à quelques nouvelles méthodes, présentées dans le tableau 4.3 ainsi que leurs caractéristiques importantes, à savoir : le prétraitement, l'extraction de caractéristiques et la classification

Méthodes (Auteurs)	Année	Ref.	Pre-traitement	Extraction des caractéristiques	Classifieur
Filtre maximum +PCA+WVS (Nabatchian et al.)	2011	[95]	Estimation de l'illumination	PCA	SVM-KNN
DTCWT (Haifeng Hu)	2011	[96]		LDA	KNN-COS
WF (Wang et al.)	2011	[77]		Vecteur d'image amélioré	KNN-L2 norm
PS+LDCT (Mendez-Vazquez et al.)	2013	[97]		MLBP+LDA	KNN-Chi-square
DD-DTCWT (Baradarani et al.)	2013	[98]		PCA	Machine d'apprentissage extrême (ELM: Extreme learning machine)
LGXBP (Song et al.)	2015	[99]		LXP&LBP Histogramme basé sur des blocs	KNN- COS
GWLNN-face (Hu et al.)	2017	[100]		Vecteur d'image amélioré	KNN-distance euclidienne
Notre approche	-	-		LBP&LPQHistogramme basé sur des blocs	KNN-distance Chi-square

Tableau 4.3 : Les méthodes actuelles et leurs principales caractéristiques (toutes ces méthodes utilisent l'estimation de l'éclairage lors de l'étape de prétraitement)

Le tableau 4.4 illustre les différents résultats (les résultats des autres méthodes sont ceux rapportés par les auteurs dans leurs propres articles). On note que les méthodes proposées permettent généralement d'avoir les taux de reconnaissance moyens les plus élevés.

Ces taux ont également été obtenus par les méthodes DD-DTCWT et LGXBP. Il est à noter que sept images avec des variations d'illumination différentes ont été incluses dans l'ensemble d'apprentissage dans ces méthodes. Nous constatons que de nombreux chercheurs ont également obtenu un excellent taux de reconnaissance. Cependant, comme nous le verrons ensuite, la plupart de ces méthodes ne sont pas performantes sur la base de données Yale B étendue qui présente plus de difficultés.

Méthodes, Ref., Année	image(s) d'apprentissage/sujet	Taille de l'image	Taux de reconnaissance (%) utilisant la base de données <i>Yale B</i>						
			S1	S2	S3	S4	S5	Moy.	
Max-filter +PCA+WVS, [95], 2011	7	192 × 168	-	100.0	100.0	100.0	99.47	99.86	
DTCWT[96], 2011	2	128 × 128	-	100.0	100.0	95.28	95.00	97.57	
WF [77], 2011	1	120 × 120	100.0	100.0	100.0	96.40	96.80	98.30	
LGXBP[99], 2015	7	192 × 168	-	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	
	1		100.0	100.0	100.0	98.47	99.92	99.55	
GWLNN-face, [100], 2017	1	100 × 100	100.0	100.0	100.0	98.57	97.37	98.73	
DD-DTCWT, [98], 2013	7	128 × 128	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	
	1		100.0	100.0	100.0	99.29	100.0	99.86	
PS+LDCT, [97], 2013	1	120 × 144	100.0	100.0	100.0	100.0	99.49	99.89	
Systèmes de reconnaissance proposés	RWF + LPQ	1	100 × 100	100.0	100.0	100.0	98.57	100.0	99.71
		1	120 × 144	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
		1	128 × 128	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
	RWF + LBP_{8,2} + LPQ	1	100 × 100	100.0	100.0	100.0	98.57	100.0	99.71
		1	120 × 144	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
		1	128 × 128	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
	RWF + LBP_{8,1} + LPQ	1	100 × 100	100.0	100.0	100.0	98.57	100.0	99.71
		1	120 × 144	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
		1	128 × 128	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

Tableau 4.4 : Comparaison entre les résultats (taux de reconnaissance) obtenus à l'aide des techniques actuelles d'une part et ceux obtenus par notre technique d'autre part sur les images extraites de la base de données de Yale B (Moy. : Moyen)

4.4.4 Résultats expérimentaux sur la base de données Yale B étendue

Les images des visages issues de la base de données étendue Yale B sont capturées dans des environnements plus complexes et plus difficiles. Nous avons mené des expériences approfondies pour évaluer la performance de notre système de reconnaissance proposé dans le cadre de cette thèse par rapport aux systèmes existants.

Systèmes de reconnaissance proposés	Taille de l'image	Taux de reconnaissance (%)					
		S 1	S 2	S 3	S 4	S5	Moy.
RWF + LBP _{8,1}	120×120	100.0	100.0	99.78	97.53	97.06	98.87
RWF + LBP _{8,2}		99.56	100.0	97.80	97.53	97.62	98.50
RWF + LBP _{8,1} + LBP _{8,2}		100.0	100.0	99.56	98.10	98.04	99.14
RWF + LPQ		100.0	100.0	100.0	99.81	98.60	99.68
RWF + LBP _{8,2} + LPQ		100.0	100.0	100.0	99.43	98.74	99.63
RWF + LBP _{8,1} + LPQ		100.0	100.0	100.0	99.81	99.02	99.77

Tableau 4.5 : Taux de reconnaissance obtenus à l'aide des algorithmes de reconnaissance proposés par nos soins sur la base de données Yale B étendue

Le tableau 4.5 fait apparaître les taux de reconnaissance obtenus dans les cinq sous-ensembles. Les meilleurs résultats sont surlignés en **gras**.

D'après le tableau 4.5, le meilleur taux de reconnaissance est donné par la combinaison des techniques WF + LBP_{8,1} + LPQ pour laquelle le taux atteint 99.77%. Nous notons que, en général, les trois combinaisons qui incluent LPQ donnent de meilleurs résultats en raison des performances de cette technique LPQ contre l'effet de flou.

De manière similaire à la base de données Yale B, nous avons comparé nos méthodes avec quelques nouvelles méthodes sur la base de données Yale B étendue. Le tableau 4.6 décrit ces méthodes ainsi que leurs principales caractéristiques.

Le tableau 4.7 montre clairement que les taux de reconnaissance moyens obtenus en utilisant nos méthodes surpassent toutes les autres méthodes et ce, pour tout type de tailles d'images. De plus, les deux méthodes proposées : RWF + LPQ et RWF + LBP_{8,1} + LPQ permettent d'avoir un taux de reconnaissance de 100%. Ce taux est également obtenu par la méthode wGWF comme cela est visible pour le sous-ensemble 3, en particulier pour toutes les tailles d'image supérieures à 64 x 64. En outre, les méthodes proposées dans le cadre de cette thèse sont les seules qui ont atteint des taux de reconnaissance de 100% pour le sous-ensemble 4. Finalement, le tableau 4.7 confirme que la méthode proposée RWF + LBP_{8,1} +

LPQ fournit d'excellents résultats d'une taux de reconnaissance supérieure à 99% pour le sous-ensemble 5, qui constitue le sous-ensemble le plus difficile.

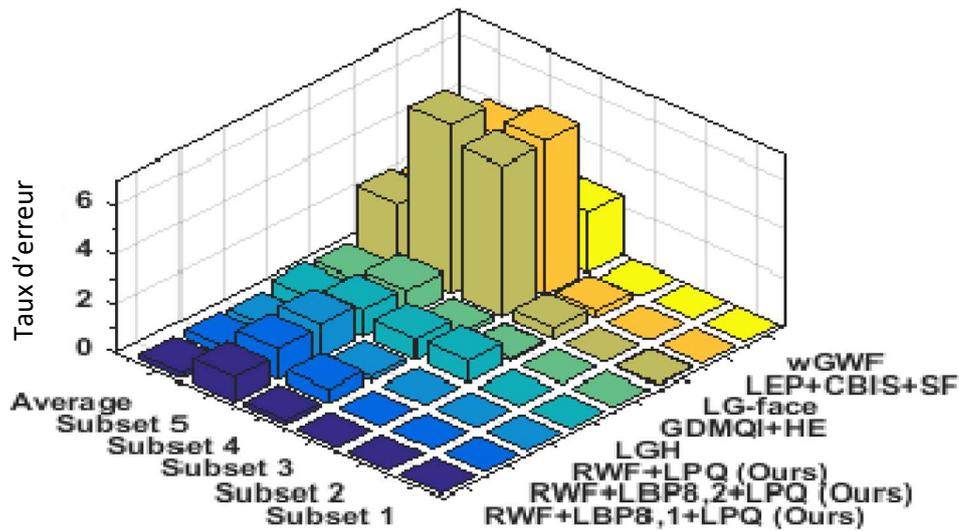
Méthodes (Auteurs)	Année	Ref.	Pré-traitement	Extraction des caractéristiques	Classifieur	
WF (Wang et al.)	2011	[77]		Vecteur d'image amélioré	KNN- L2 norme	
DD-DTCWT (Baradarani et al.)	2013	[98]		PCA	Machine d'apprentissage extrême (ELM :Extreme learning machine)	
LHS-L (Liu et al.)	2014	[101]		LBP	KNN-Chi-square	
wGWF (Wu et al.)	2014	[51]		LBP	KNN-intersection d'histogramme	
LEP+CBIS+SF (Kim et al.)	2016	[80]		LBP&LPQ/ Histogramme basé sur des blocs	KNN/pondérée Chi-square	
LG-face (Roy et al.)	2016	[78]		Vecteur d'image amélioré	KNN-L2 norme	
GDMQI+HE (Lee et al.)	2016	[79]		Vecteur d'image amélioré	KNN-MCorr 2	
AWOGBP (Hui-xian et al.)	2016	[76]		LBP & PCA	KNN	
DMI (Yu et al.)	2017	[102]		Vecteur d'image amélioré	KNN-L2 norme	
LGH (Zhu et al.)	2017	[81]		PCA/ Histogramme basé sur des blocs	KNN-COS	
LCMF (Kar et al.)	2017	[103]		Vecteur d'image amélioré	KNN-L1 norme	
BLCP (Wang et al.)	2017	[96]		Pas de prétraitement	Block-Based LCP-histogramme	KNN-intersection d'histogramme

Tableau 4.6 : Techniques existantes et leurs principales caractéristiques utilisant la base de données Yale B étendue

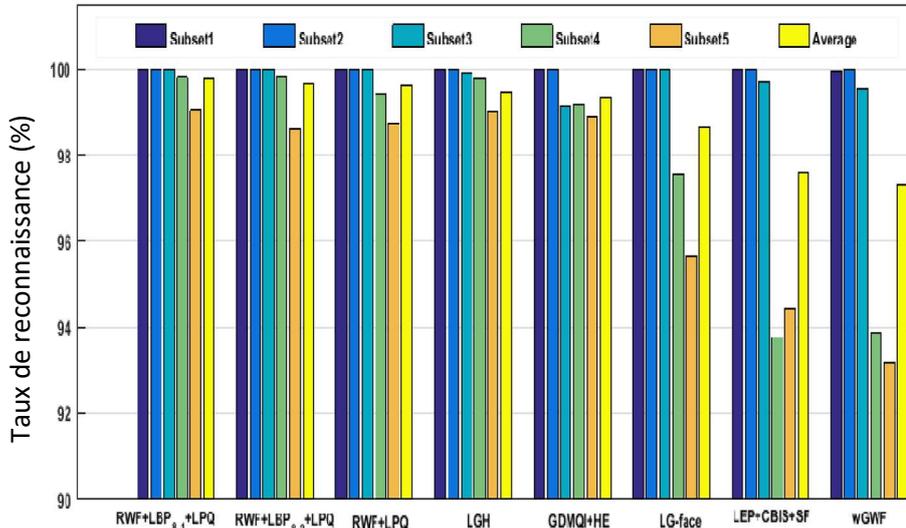
Méthodes, Ref., Année	image(s) d'apprentissage/sujet	Taille de l'image	Taux de reconnaissance (%)						
			(Base de données <i>Yale B</i> étendue)						
			S 1	S 2	S3	S 4	S 5	Moy.	
WF, [77], 2011	1	120 × 120	98.44	100.0	95.94	99.41	97.55	98.33	
DD-DTCWT, [98], 2013	1	128 × 128	100.0	98.27	98.90	95.87	97.37	97.60	
LHS-L, [101], 2014	1	192 × 168	98.10	100.0	98.90	99.62	94.54	97.85	
wGWF, [51], 2014	1	120 × 120	100.0	100.0	100.0	97.53	95.66	98.64	
LEP.CBISSF, [80], 2016	1	100 × 100	100.0	100.0	99.70	93.77	94.44	97.58	
LG-face, [78], 2016	1	192 × 168	99.95	100.0	99.54	93.89	93.17	97.31	
AWOGBP, [76], 2016	1	64 × 64	100.0	99.34	94.96	90.04	83.93	93.65	
DMI, [102], 2017	7	96 × 84	-	100	99.12	96.99	97.74	97.98	
BLCP, [96], 2017	1	120 × 120	100.0	100.0	99.60	95.60	96.20	98.30	
LCMF, [103], 2017	1	150 × 150	100.0	100.0	98.95	96.32	97.89	98.63	
LGH, [81], 2017	1	128 × 128	100.0	100.0	99.12	99.14	98.89	99.37	
GDMQI+HE, [79], 2016	1	192 × 168	100.0	100.0	99.90	99.80	98.99	99.49	
Systèmes de reconnaissance proposés	RWF + LPQ	1	64 × 64	100.0	100.0	99.78	92.02	95.24	97.41
		1	96 × 84	100.0	100.0	100.0	97.34	98.46	99.16
		1	100 × 100	100.0	100.0	100.0	98.67	98.18	99.37
		1	128 × 128	100.0	100.0	100.0	99.62	98.74	99.67
		1	192 × 168	100.0	100.0	100.0	100.0	98.18	99.64
	RWF + LBP _{8,2} + LPQ	1	64 × 64	100.0	100.0	99.34	90.49	94.96	96.96
		1	96 × 84	100.0	100.0	99.78	97.15	97.20	98.83
		1	100 × 100	100.0	100.0	100.0	97.91	97.90	99.16
		1	128 × 128	100.0	100.0	100.0	99.43	98.74	99.63
		1	192 × 168	99.27	100.0	99.56	99.62	97.62	99.27
	RWF + LBP _{8,1} + LPQ	1	64 × 64	100.0	100.0	98.46	89.54	94.26	96.45
		1	96 × 84	100.0	100.0	100.0	97.34	98.34	98.94
		1	100 × 100	100.0	100.0	100.0	99.48	97.76	99.25
		1	128 × 128	100.0	100.0	100.0	99.81	99.02	99.77
		1	192 × 168	100.0	100.0	100.0	100.0	98.32	99.66

Tableau 4.7 : Les taux de reconnaissance pour chaque sous-ensemble et le taux moyen(Moy.)

Les résultats ci-dessus sont représentés graphiquement sur la figure 4.7, dans laquelle les méthodes proposées sont comparées aux méthodes les plus récentes en termes de taux de reconnaissance et de taux d'erreur correspondants. La supériorité de nos méthodes peut être clairement soulignée pour tous les sous-ensembles.



(a)



(b)

Figure 4.7 : Comparaison des méthodes proposées avec les techniques existantes en terme de taux d'erreur (a) et de taux de reconnaissance (b)

4.4.5 Résultats expérimentaux sur la base de données AR

Similairement aux bases de données précédentes, nous avons évalué les performances de notre système sur la base de données AR. En plus de l'illumination, cette base de données comprend des tests d'un niveau complexe relatifs aux variations de l'expression et de

l'occultation. Pour une comparaison équitable, nous avons adopté les mêmes partitions de données de formation/test utilisées dans la littérature. Pour ce faire, nous avons effectué des tests en utilisant les quatre protocoles suivants.

4.4.5.1 Expérimentation 1 (Protocole 1)

Le premier protocole, adopté dans Faraji et Qi [104, 105], implique uniquement des expériences liées à l'illumination. Par conséquent, seulement huit images au total, avec des conditions d'illumination et des expressions neutres, sont utilisées. Ainsi, dans le cadre de ce protocole, huit expériences sont menées. Notons que pour l'expérience n° i , la i -ème image de chaque **sujet** est utilisée pour l'apprentissage et les sept images restantes sont utilisées pour les tests.

4.4.5.2 Expérimentation 2 (Protocole 2)

Le deuxième protocole, adopté par Dong et Mi [83] ; Yu et al. [107] ; Fang et al. [108] ainsi que Yang et al. [109], comporte quatre expériences : expression, illumination, occultation en portant des lunettes de soleil et occultation en portant un foulard. Selon les images d'apprentissage, ce protocole comprend deux schémas d'implémentation. Dans le premier schéma, appelé ici (P2.a) [83, 107, 108], seule l'image neutre de la session 1 est utilisée pour l'apprentissage alors que dans le second (P2.b) [109], deux images neutres des deux sessions sont utilisées pour le test. Les six images correspondantes à chaque expérience sont utilisées pour le test dans les deux schémas d'implémentation.

4.4.5.3 Expérimentation 3 (Protocole 3)

Le troisième protocole, adopté par Wu et Ding [8], implique les mêmes expériences que le deuxième protocole. Dans ce protocole, les tests sont effectués indépendamment pour chaque session. Selon les images d'apprentissage, ce protocole comprend également deux schémas d'implémentation. Dans le premier (P3.a), seule l'image neutre de la session 1 est utilisée dans les deux sessions. Dans le second (P3.b), les deux images neutres des deux sessions sont utilisées pour l'apprentissage.

4.4.5.4 Expérimentation 4 (Protocole 4)

Finalement, le quatrième protocole (P4), adopté par Tian et al. [110] d'une part et Chan et al. [112] d'autre part, implique quatre expériences importantes : l'expression, l'illumination

et l'occultation (déguisement et déguisement avec illumination). Dans ce protocole, les images neutres des deux sessions sont utilisées pour l'apprentissage.

Le tableau 4.8 présente en détail la répartition des images (voir figure 4.3) pour chacune des expériences et les protocoles correspondants.

Expériences	Protocole	Images d'apprentissage		Images de Test	
		Session 1	Session 2	Session 1	Session 2
Expression	P2.a, P4	1.a, 2.a		1.b, 1.c, 1.d, 2.b, 2.c, 2.d	
	P2.b	1.a			
	P3.a	1.a, 2.a		1.b, 1.c, 1.d	2.b, 2.c, 2.d
	P3.b	1.a			
Illumination	P1	Une image parmi {1.a, 1.e, 1.f, 1.g, 2.a, 2.e, 2.f, 2.g }		Les 7 images restantes	
	P2.a, P4	1.a, 2.a		1.e, 1.f, 1.g, 2.e, 2.f, 2.g	
	P2.b	1.a			
	P3.a	1.a, 2.a		1.e, 1.f, 1.g	2.e, 2.f, 2.g
	P3.b	1.a			
Lunettes de soleil	P2.a	1.a, 2.a		1.h, 1.i, 1.j, 2.h, 2.i, 2.j	
	P2.b	1.a			
	P3.a	1.a, 2.a		1.h, 1.i, 1.j	2.h, 2.i, 2.j
	P3.b	1.a			
Echarpe	P2.a	1.a, 2.a		1.k, 1.l, 1.m, 2.k, 2.l, 2.m	
	P2.b	1.a			
	P3.a	1.a, 2.a		1.k, 1.l, 1.m	2.k, 2.l, 2.m
	P3.b	1.a			
Déguisement	P4	1.a, 2.a		1.h, 1.k, 2.h, 2.k	
Déguisement – Illumination	P4	1.a, 2.a		1.i, 1.j, 1.l, 1.m, 2.i, 2.j, 2.l, 2.m	

Tableau 4.8 : Répartition des images pour différentes expériences sur la base de données AR

Le tableau 4.9 illustre les caractéristiques importantes et les protocoles adoptés dans les méthodes existantes dans la base de données AR.

Méthodes (Auteurs)	Année	Ref.	Prétraitement	Extraction de la caractéristique	Classificateur
Extended-SRC (Deng et al.)	2012	[111]	Pas de pré- traitement	Codage parcimonieux	Classifieur parcimonieux
LDN (Rivera et al.)	2013	[113]		modèle de texture locale	KNN-L2 norme
AH-ELDP (Faraji et al.)	2014	[114]	Estimation de l'illumination		
PPFDG (Yu et al.)	2015	[107]	Pas de Pré- traitement	Opérateur FD basée sur un vecteur d'histogramme	1NN Classifieur
PCA Network-2 (Chan et al.)	2015	[112]	Pas de Pré- traitement	PCA	1NN/Chi- square
ELDP (Faraji et al.)	2015	[115]	Pas de Pré- traitement	modèle de texture locale	KNN-L2 norme
CELDP (Faraji et al.)	2016	[105]	Estimation de l'illumination		
IWBC-M (Yang et al.)	2016	[109]	Prétraitement avec filter gaussien	histogrammes spatiaux des cartes IWBC	1NN classifieur
MS-PCANet (Tian et al.)	2016	[110]	Pas de Pré- traitement	Apprentissage profonde CNN	CNN
TSC (Dong et al.)	2017	[83]		Codage parcimonieux	Classifieur parcimonieux
MSGMR (Faraji et al.)	2018	[106]	Prétraitement pour améliorer l'image	visage dégradée multi-échelle	1NN classifieur
WLCGP (Fang et al.)	2018	[108]	Estimation de l'illumination	PCA	3-NN Classifieur
GD-HASLR (Wu cy et al.)	2018	[84]	Pas de Pré- traitement	Représentation GDHASLR	Classifieur parcimonieux

Tableau 4.9 : Méthodes récente et leurs caractéristiques importantes dans la base de données AR

Le tableau 4.10 illustre les résultats obtenus en utilisant le protocole 1. Rappelons que sous ce protocole, les résultats sont moyennés sur toutes les images de référence.

Le tableau 4.10 permet de constater que les méthodes que nous proposons sont plus performantes que tous ceux enregistrés dans les autres travaux précédents.

En effet, le taux de reconnaissance moyen fournie par toutes nos méthodes dépasse le taux de 93% alors que le taux le plus élevé obtenu par les autres travaux n'est, dans les meilleurs des cas, que de 91.91%. Cela peut s'expliquer par les performances élevées de la technique WF face à la variation de l'illumination et l'amélioration des vecteurs caractéristiques par les combinaisons proposées.

Méthodes, Ref., Année		Taille de l'image	Taux de reconnaissance (%)
LDN, [113], 2013		64×64	82.95
ELDP, [55], 2015			85.5
AH – ELDP, [114], 2014			85.95
CELDP, [105], 2016			86.63
MSGMR, [106], 2018			91.91
Méthodes proposées	$RWF + LBP_{8,1}$	64×64	95.89
	$RWF + LBP_{8,2}$		93.98
	$RWF + LBP_{8,1} + LBP_{8,2}$		95.73
	$RWF + LPQ$		96.95
	$RWF + LBP_{8,2} + LPQ$		96.39
	$RWF + LBP_{8,1} + LPQ$		97.04

Tableau 4.10 : Comparaison des taux de reconnaissance obtenus pour la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 1

Le tableau 4.11 présente nos résultats et ceux fournis par d'autres travaux utilisant le protocole 2 avec les deux schémas d'implémentation P2.a et P2.b. Nous y présentons trois de nos méthodes proposées dans le cadre de ce travail en considérant deux tailles d'image, à savoir 64x64 et 165x120. Rappelons que ce protocole couvre différents environnements d'illumination et d'occultation.

D'après le tableau 4.11, nous notons que dans le premier schéma, nos méthodes surpassent les autres méthodes dans les expérimentations d'illumination, de lunettes de soleil et de foulard pour les deux tailles d'image.

Méthodes, Ref., Année	Taille d'image	Expres-sion	Illumina-tion	Lunettes de soleil	Echarpe	Moy.	
1^{er} implémentation (P2.a), deux images d'apprentissage							
LGBP-P, [107], 2015	64x64	94.83	99.17	91.17	95.83	95.25	
WLD, [77], 2015		98.00	97.50	94.17	91.00	95.18	
PPFDG, [107], 2015		96.50	99.17	93.50	94.33	95.88	
Proposées	RWf+LPQ	64x64	97.00	99.83	99.33	97.83	98.50
	RWf+LPQ+Lbp(1,8)		97.00	100	98.83	98.00	98.46
	RWf+LPQ+Lbp(2,8)		97.00	100	99.00	97.17	98.29
GDMQI + HE, [79], 2016	165x120	-	95.00	-	-	-	
TSC [83], 2017		-	-	97.00	98.00	-	
WLCGP, [108], 2018		96,50	94,83	92,00	64,00	86.83	
Proposées	RWf+LPQ	165x120	96	100	100	98,67	98.67
	RWf+LPQ+Lbp(1,8)		95,83	100	100	98	98.46
	RWf+LPQ+Lbp(2,8)		95,33	100	99,67	97,67	99.11
2^{ème} implémentation (P2.b), une image d'apprentissage							
HMBP, [109], 2016	165x120	-	-	92.00	91.50	91,75	
HGPP, [109], 2016		-	-	93.00	92.33	92,67	
IWBC-M, [109], 2016		-	-	94.50	95.00	94,75	
Proposées	RWf+LPQ	165x120			95.83	94.33	95,08
	RWf+LPQ+Lbp(1,8)				94.67	93.5	94,09
	RWf+LPQ+Lbp(2,8)				94.17	92.17	93,17

Tableau 4.11 : Comparaison des taux de reconnaissance (%) obtenus sur la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 2

Cependant, dans l'expérience des expressions, les méthodes WLD et WLCGP donnent les plus grands taux pour les tailles 64x64 et 165x120 respectivement. Il est à noter que toutes nos méthodes atteignent un taux de 100% dans les expériences d'illumination, ce qui constitue le principal objectif du travail proposé. Il convient également de mentionner que le taux

moyen de notre meilleure méthode, RWF + LPQ, surpasse les autres méthodes d'au moins 2,62% et 12,78% pour les tailles d'image 64x64 et 165x120 pixels respectivement.

Méthodes, Ref., Année		Taille image	Lunettes de soleil		Echarpe		Moy.
			S1	S2	S1	S2	
1^{ère} implémentation (P3.a), une seule image d'apprentissage							
RSC, [82], 2017		42x30	67.67	51.33	68.33	49.67	59.25
SSEC, [82], 2017			70.67	41.67	70.33	57.00	59.92
F-LR-IRNNLS, [82], 2017			88.67	60.33	67.00	49.67	66.42
GD-HASLR, [84], 2018			92.00	66.67	82.67	58.67	75.00
proposées	RWf+LPQ+Lbp(2,8)	42x30	92.00	57.67	84.33	56.33	72.58
	RWf+LPQ+Lbp(1,8)		94.00	60.00	82.00	57.33	73.33
	RWf+LPQ		94.00	64.00	86.00	60.67	76.16
2^{ème} implémentation (P3.b), deux images d'apprentissage							
RSC, [82], 2017		42x30	80.00	84.67	76.33	76.33	79.33
SSEC, [82], 2017			75.00	73.67	76.67	75.00	75.09
F-LR-IRNNLS, [82], 2017			90.33	87.67	78.67	76.00	83.17
GD-HASLR, [84], 2018			93.00	93.33	82.67	84.00	88.25
proposées	RWf+LPQ+Lbp(2,8)	42x30	94.00	92.00	88.67	87.33	90.08
	RWf+LPQ+Lbp(1,8)		94.67	94.33	83.67	87.00	89.91
	RWf+LPQ		95.00	94.67	85.33	84.33	90.58

Tableau 4.12 : Comparaison des taux de reconnaissance (%) obtenus sur la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 3

Dans le deuxième schéma d'implémentation, notre méthode RWF + LPQ surpasse les autres travaux dans l'expérience des lunettes de soleil. Cependant, dans l'expérience du foulard, la méthode IWBC-M offre la plus grande taux. Dans l'ensemble, la méthode RWF + LPQ donne le meilleur résultat, à savoir 95,08%, tandis que la méthode IWBC-M donne 94,75%. Il est important de noter que même si les méthodes proposées se concentrent sur la la variation de l'illumination, elles fournissent également des taux de reconnaissance excellents par rapport à d'autres environnements difficiles, notamment l'expression et l'occultation. Le tableau 4.12 présente nos résultats et ceux fournis par d'autres travaux utilisant le protocole 3 avec les deux schémas d'implémentation correspondants (P3.a et P3.b). Dans ces tests, toutes les images ont été redimensionnées à 42x30 pixels similairement à Wu et Ding [84].

A partir du tableau 4.12, nous notons que dans le premier schéma d'implémentation (P3.b), nos méthodes surpassent les autres méthodes dans l'expérimentation de foulard pour les deux sessions. Dans l'expérience des lunettes de soleil, nos méthodes, RWF + LBP8,1 + LPQ et RWF + LPQ, donnent le plus grand taux dans la première session tandis que la méthode GD-HASLR donne la meilleure valeur dans la deuxième session. Dans l'ensemble, notre méthode RWF + LPQ donne les meilleurs résultats. Dans le deuxième schéma d'implémentation (P3.a), toutes nos méthodes surpassent les autres travaux dans les deux expérimentations. Nos meilleures méthodes surpassent toutes les autres méthodes d'au moins 1,16% et 2,33% dans les taux moyens de la 1ère et de la 2ème implémentation respectivement.

Le tableau 4.13 présente nos résultats et ceux fournis par d'autres travaux utilisant le protocole 4. Dans ce test, toutes les images ont été redimensionnées à 165x120 pixels.

Méthodes, Ref., Année		Taille d'image	Illumination	Expres-sion	Dégui-sement	Dég. + Illum.	Moy.	
Deux images d'apprentissage								
Extended-SRC, [111], 2012		165x120	100	94.20	94.40	92.20	95.20	
PCA Network-2, [112], 2015			99.50	85.00	97.00	95.00	94.12	
MS-PCANet, [110], 2016			100	96.17	99.75	98.50	98.60	
proposées	Rwf+LPQ		165x120	100	96	99.75	99.12	98.71
	Rwf+LPQ+Lbp(1,8)			100	95.83	99.75	98.75	98.58
	Rwf+LPQ+Lbp(2,8)			100	95.33	99.75	98.25	98.33

Tableau 4.13 : Comparaison des taux de reconnaissance (%) obtenus sur la base de données AR à l'aide de l'expérimentation 4

A partir du tableau 4.13, nous notons que dans les expérimentations d'illumination et de déguisement, les meilleurs taux de reconnaissance sont fournis par toutes nos méthodes ainsi que la méthode MS-PCANet. Dans l'expérimentation d'expression, cette dernière méthode fournit le plus grand taux de reconnaissance, tandis que dans l'expérimentation d'illumination déguisée, notre méthode RWF + LPQ fournit le meilleur résultat. Dans l'ensemble, notre meilleure méthode donne des performances légèrement meilleures que la méthode MS-PCAN. Dans le même registre, les différents scénarios expérimentaux considérés ont confirmé la supériorité de nos méthodes proposées sur les autres travaux sur la base de

données AR non seulement pour l'illumination mais aussi pour les variations d'occultation et d'expression.

En résumé, nous notons que les méthodes proposées ont été évaluées de manière satisfaisante et comparées à d'autres méthodes récentes sur les trois bases de données. L'importance de nos méthodes peut être clairement constatée dans la base de données Yale B étendue qui comprend des conditions d'illumination difficiles. Plus précisément, dans cette base de données, nos méthodes sont les seules à atteindre un taux de reconnaissance presque parfaite sur le sous-ensemble 4. Il convient de noter qu'en plus des différentes conditions d'illumination, l'approche proposée a réussi à obtenir de bons taux de reconnaissance à travers différentes expressions et occultations. L'idée d'améliorer les performances du WF traditionnel à l'aide de fonctions de prétraitement et de fréquences spatiales combinées s'est avérée puissante au détriment d'une légère augmentation de la complexité de calcul.

4.4.6 Coût de calcul

Pour mieux évaluer les performances du système proposé, nous avons comparé son temps d'exécution de calcul à ceux de deux méthodes récentes, à savoir WF [77] et wGWF [51]. Toutes les méthodes ont été implémentées sur le même matériel RAM 4,00 Go. Nous avons utilisé l'environnement MATLAB 2013b installé sur Windows 7.0. Les coûts de calcul des méthodes proposées étaient en moyenne de 100 essais et les résultats sont résumés dans le tableau 4.14. Nous notons que le coût de calcul total de la méthode proposée est d'environ 103,518 ms pour LBP et 167,947 ms pour LPQ.

Méthodes, Réf.	Extraction des Caractéristiques en ms	Classification en ms	Total en ms
WF, [77]	99.23	-	-
wGWF, [51]	288.93	-	-
RWF (proposé)	75.92	-	-
WF, [77]+LBP	104.92	0.50	105.42
wGWF, [51]+LBP	360.77	0.50	361.26
RWF+LBP (proposé)	103.00	0.52	103.52
WF, [77]+LPQ	168.73	0.54	169.27
wGWF, [51]+LPQ	488.52	0.50	489.03
RWF+LPQ (proposé)	167.42	0.53	167.95

Tableau 4.14 : Scénarios de combinaison des caractéristiques pour le système proposé.

Par rapport aux autres méthodes, nos méthodes sont évidemment plus efficaces en termes de complexité de calcul.

Nous avons montré qu'il ne suffit pas de modifier la méthode WF traditionnelle en manipulant les poids, mais il est aussi nécessaire d'extraire des caractéristiques spatiaux et fréquentiels ainsi que d'utiliser de puissantes étapes de prétraitement afin de pouvoir améliorer considérablement les performances de la méthode, ce qui la rend résistante aux différentes conditions d'environnements, en particulier les conditions d'illumination et de pose.

4.5 Conclusion

Dans ce travail, un nouvel algorithme de reconnaissance des visages résistant à diverses conditions d'illumination et occultations a été proposé. Deux contributions principales ont été introduites afin d'améliorer les performances de la méthode conventionnelle de Weber Face (WF). Premièrement, cette méthode a été améliorée en ajoutant une étape d'égalisation du contraste avant et après la transformation WF. Deuxièmement, la méthode WF a été combinée avec les descripteurs LBP et LPQ pour obtenir des caractéristiques faciales améliorées avec des capacités plus discriminantes dans des conditions d'illumination variables, des expressions variables et des occultations.

Les résultats expérimentaux sur trois bases de données avec de larges conditions d'illumination (Yale B, Yale B étendue et AR) ont montré la supériorité de notre méthode en termes de taux de reconnaissance et de robustesse face à une illumination variable. De plus, les tests expérimentaux menés sur la base de données AR ont montré l'efficacité de la méthode proposée contre les variations d'expression et les occultations.

Conclusion générale et perceptives

Dans cette thèse, nous avons présenté certains problèmes spécifiques de la reconnaissance faciale. Nous avons également exposé une étude complète sur les techniques employées pour résoudre cette problématique. Les techniques exploitées par la méthode proposée dans le cadre de cette thèse sont principalement axées sur des techniques de normalisation et les méthodes invariantes d'extraction de caractéristiques.

Nous avons présenté une nouvelle représentation locale de l'image appelée RWF+(LBP, LPQ, LBP+LPQ). Chacune de celles-ci est un système hybride qui bénéficie des avantages propres de chacune des trois différentes catégories. Notre approche applique la méthode (LBP, LPQ) de la 4^{ème} catégorie aux patchs des images afin d'extraire les histogrammes correspondants et combine la méthode CE de la première catégorie avec la méthode WF de la deuxième catégorie afin de former l'image RWF. Les résultats obtenus indiquent que ces propositions sont plus efficaces que les méthodes connues jusqu'à présent.

En perspective, nous envisageons d'évaluer la méthode proposée sur des bases de données plus complexes qui contiennent des conditions d'éclairage plus compliquées encore comme par exemple le recours à des angles d'éclairage larges. Nous pensons également ajouter d'autres caractéristiques telles que les caractéristiques statistiques binaires (BSIF). De plus, le système proposé peut être amélioré pour gérer des scénarios supplémentaires tels que des variations plus importantes dans les expressions, les poses, les occultations, etc.

Bibliographie

- [1] Jain, A.K., Ross, A. and Prabhakar, S., (2004) ‘An introduction to biometric, recognition’, *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 14(1), pp.4-20.
- [2] Liu, N., Liu, J., Sun, Z. and Tan, T., (2017), ‘A code-level approach to heterogeneous iris recognition’, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 12(10), pp.2373-2386.
- [3] Bianconi, F., Chirikhina, E., Smeraldi, F., Bontozoglou, C. and Xiao, P., (2017) ‘Personal identification based on skin texture features from the forearm and multi-modal imaging’, *Skin Research and Technology*, 23(3), pp.392-398.
- [4] Wang, J.G., Yau, W.Y., Suwandy, A. and Sung, E., (2008) ‘Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on “Laplacianpalm” representation’, *Pattern recognition*, 41(5), pp.1514-1527.
- [5] Zhong, D., Du, X. and Zhong, K., (2019) ‘Decade progress of palmprint recognition: A brief survey’, *Neurocomputing*, 328, pp.16-28.
- [6] Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J. and Rosenfeld, A. (2003) ‘Face recognition: A literature survey’, *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol. 35, No. 4, pp.399–458.
- [7] Umer, S., Dhara, B.C. and Chanda, B., (2019) ‘Face recognition using fusion of feature learning techniques’, *Measurement*, 146, pp.43-54.
- [8] Ding, C. and Tao, D., (2016). A comprehensive survey on pose-invariant face recognition. *ACM Transactions on intelligent systems and technology (TIST)*, 7(3), pp.1-42.
- [9] Wang, H. and Healey, G., (2019). Illumination-Invariant Face Recognition in Hyperspectral Images. *Journal of Computer Sciences and Applications*, 7(1), pp.21-30.
- [10] Zou, X., Kittler, J. and Messer, K., (2007), September. Illumination invariant face recognition: A survey. In *2007 first IEEE international conference on biometrics: theory, applications, and systems* (pp. 1-8). IEEE.

- [11] Jain, A.K., Flynn, P. and Ross, A.A. eds., 2007. Handbook of biometrics. Springer Science & Business Media.
- [12] Zhang, W., (2017). Towards non-conventional face recognition: shadow removal and heterogeneous scenario, Thèse, l'école centrale de Lyon, France.
- [13] Jain, A.K., Bolle, R. and Pankanti, S. eds., (2006). Biometrics: personal identification in networked society (Vol. 479). Springer Science & Business Media.
- [14] Shrestha, A., (2014). Multibiometrics system: templates, template protection and remote authentication.
- [15] El-Abed, M., (2011). "Evaluation de systèmes biométriques," Thesis, Université Caen/Basse-Normandie, France
- [16] Tiwari, N.M., (2017). An Overview and Analysis Based on Biometric Framework Technique and Fingerprint Biometric Technology", International Journal of Scientific Research in Computer Science and Engineering, Vol.5, Issue.6, pp.69-74.
- [17] Asha, S. and Chellappan, C., (2012). Biometrics: an overview of the technology, issues and applications, *International Journal of Computer Applications*, 39(10), pp.35-52.
- [18] Shrivastava, S., (2013). Biometric: types and its applications. International Journal of Science and Research, pp.204-207.
- [19] Zhang, D., Jing, X. and Yang, J., 2006. Biometric image discrimination technologies, idea group publishing (IGI) Global.
- [20] Jain, A.K., Ross, A. and Pankanti, S., 2006. Biometrics: a tool for information security. IEEE transactions on information forensics and security, 1(2), pp.125-143.
- [21] Burge, M. and Burger, W., 2000, September. Ear biometrics in computer vision. In Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000 (Vol. 2, pp. 822-826). IEEE.
- [22] Rathgeb, C. and Busch, C., 2017. Iris and periocular biometric recognition. Institution of Engineering and Technology.

- [23] Vielhauer, C., 2005. Biometric user authentication for IT security: from fundamentals to handwriting (Vol. 18). Springer Science & Business Media.
- [24] Sabhanayagam, T., Venkatesan, V.P. and Senthamaraikannan, K., 2018. A comprehensive survey on various biometric systems. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(5), pp.2276-2297.
- [25] Espinosa Duró, V., 2013. Face recognition by means of advanced contributions in machine learning, these, Université polytechnique de Catalogne, Espagne.
- [26] Choudhary, J., 2012. Survey of Different Biometrics Techniques. *International Journal of Modern Engineering Research (IJMER)*, 2(5), pp.3150-3155.
- [27] Bonazza, P., 2019. Système de sécurité biométrique multimodal par imagerie, dédié au contrôle d'accès (Doctoral dissertation, Bourgogne Franche-Comté).
- [28] Chihaoui, T., 2018. Système d'identification de personnes basé sur la rétine, Thèse en cotutelle en Informatique de l'Université Paris-Est Doctorat en Génie Electrique de l'Université de Tunis El Manar.
- [29] Hong, L. and Jain, A., 1998. Integrating faces and fingerprints for personal identification. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (2012), pp.1295-1307.
- [30] Sareen, P., 2014. Biometrics—introduction, characteristics, basic technique, its types and various performance measures. *Int J Emerg Res Manage Technol*, 3, pp.109-19.
- [31] Hili, N.K., 2016. Biométrie multimodale basée sur l'iris et le visage, thèse, Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis.
- [32] Fernandez, F.A., 2008. Biometric sample quality and its application to multimodal authentication systems (Doctoral dissertation, PhD thesis, Universidad Politecnica de Madrid, Spain).
- [33] Morizet, N., 2009. Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris, Doctorat Signal et Images, Institut Supérieur d'Electronique de Paris, ENST, France.

-
- [34] Chaari, A., (2009), “Nouvelle approche d’identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée”, Thèse de doctorat, Université d’Evry Val d’Essonne, France.
- [35] Cao, Z., Yin, Q., Tang, X. and Sun, J., 2010, June. Face recognition with learning-based descriptor. In 2010 IEEE Computer society conference on computer vision and pattern recognition (pp. 2707-2714). IEEE.
- [36] Schroff, F., Kalenichenko, D. and Philbin, J., 2015. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 815-823).
- [37] Y. Hori, M. Kusaka, and T. Kuroda. “A 0.79mm² 29mW Real-Time Face Detection Core”. *Symposium on VLSI Circuits Digest of Technical Papers*, pp. 188– 189, June 2006.
- [38] D. Bolme, J. Beveridge, M. Teixeira, and B. Draper. “The CSU Face Identification Evaluation System: Its Purpose, Features, and Structure”. In: *Proceedings of the third International Conference on Computer Vision Systems (ICVS)*, pp. 304–313, 2003.
- [39] Mellakh, A., 2009. Reconnaissance des visages en conditions dégradées, Thèse, Institut national des télécommunications, d’Evry-Val d’Essonne, France.
- [40] D. Xu, S. Yan, L. Zhang, S. Lin, H. Zhang, and T. S. Huang, (2008), ‘Reconstruction and Recognition of Tensor-Based Objects With Concurrent Subspaces Analysis’, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 18, pp. 36-47,
- [41] Y. Adini, Y. Moses, and S. Ullman; (1997), ‘Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction’, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, pp. 721-732.
- [42] Sharif, M., Naz, F., Yasmin, M., Shahid, M.A. and Rehman, A., 2017, ‘Face Recognition: A Survey’. *Journal of Engineering Science & Technology Review*, 10(2).
- [43] Buysens, P., 2011. Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e_transactions, (Doctoral dissertation).
- [44] Ferdous, S.I. and Ahmed, S., 2008, ‘Literature survey of automatic face recognition system and eigenface based implementation’ (Doctoral dissertation, BRAC University).

-
- [45] El Aroussi, M., 2009. Information fusion towards a robust face recognition system, thèse, université mohammed V – agdal, rabat, moroco.
- [46] Chihaoui, M., Bellil, W., Elkefi, A. and Amar, C.B., 2016, November. A Survey of 2D Face Recognition Techniques, *Computers* **2016**, 5, 21 ; doi : 10.3390/computers5040021
- [47] Aissaoui, A., 2014. Reconnaissance bimodale de visages par fusion de caractéristiques visuelles et de profondeur, Thèse, Université de Lille 1, France.
- [48] Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J. and Rosenfeld, A. (2003) ‘Face recognition: A literature survey’, *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol. 35, No. 4, pp.399–458.
- [49] Boualleg, A. H., Bencheriet, C. and Tebbikh, H. (2006) ‘Automatic face recognition using neural network-PCA’, 2nd International Conference on Information & Communication Technologies, IEEE, pp.1920–1925.
- [50] Azeem, A., Sharif, M., Raza, M. and Murtaza, M. (2014) ‘A survey: Face recognition techniques under partial occlusion’, *International Arab Journal of Information Technology*, Vol. 11, No. 1, pp.1–10.
- [51] Wu, Y., Jiang, Y., Zhou, Y., Li, W., Lu, Z. and Liao, Q. (2014) ‘Generalized Weber-face for illumination-robust face recognition’, *Neurocomputing*, Vol. 136, pp.262–267.
- [52] Yang, Z., Wu, Y., Zhao, W., Zhou, Y., Lu, Z., Li, W. and Liao, Q. (2016) ‘A novel illumination-robust local descriptor based on sparse linear regression’, *Digital Signal Processing*, Vol. 48, pp.269–275.
- [53] Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., Romeny, B. H., Zimmerman, J. B., and Zuiderveld, K. (1987) ‘Adaptive histogram equalization and its variations’, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 39, No. 3, pp.355–368.
- [54] Savvides, M. and Kumar, B. V. K. (2003) ‘Illumination normalization using logarithm transforms for face authentication’, *Proceedings of the International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp.549–556.

-
- [55] Shan, S., Gao, W., Cao, B. and Zhao, D. (2003) 'Illumination normalization for robust face recognition against varying lighting conditions', Proceedings of the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, Nice, France, pp.157–164.
- [56] Xie, X. and Lam, K. M. (2005) 'Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model', Pattern Recognition, Vol. 38, No. 2, pp.221–230.
- [57] Batur, A. U. and Hayes M. H. (2001) 'Linear subspaces for illumination robust face recognition', Proceedings of the International Conference of Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, HI, USA, Vol. 2, pp.296–301.
- [58] Georghiades, A. S., Belhumeur, P. N. and Kriegman, D. J. (2001) 'From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 6, pp.643–660.
- [59] Zhang, L. and Samaras, D. (2006) 'Face recognition from a single training image under arbitrary unknown lighting using spherical harmonics', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, No. 3, pp.351–363.
- [60] Ojala, T., Pietikainen, M. and Maenpaa, T. (2002) 'Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 7, pp.971–987
- [61] Lin, J. and Chiu, C. T. (2017) 'Low-complexity face recognition using contour-based binary descriptor', IET Image Processing, Vol. 11, No. 12, pp.1179–1187.
- [62] Tan, X. and Triggs, B. (2010) 'Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions', IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 19, No. 6, pp.1635–1650.
- [63] Nikan, S. and Ahmadi, M. (2014) 'Local gradient-based illumination invariant face recognition using local phase quantisation and multi-resolution local binary pattern fusion', IET Image Processing, Vol. 9, No. 1, pp.2–21.
- [64] Zhou, S. R., Yin, J. P. and Zhang, J. M. (2013) 'LPQ and LBP based Gabor filter for face representation', Neurocomputing, Vol. 116, pp.260–264.

-
- [65] Ezoji, M. and Faez, K. (2011) 'Use of matrix polar decomposition for illumination-tolerant face recognition in discrete cosine transform domain', *IET Image Processing*, Vol. 5, No. 1, pp.25–35.
- [66] Liang, J., Wang, M., Chai, Z. and Wu, Q. (2014) 'Different lighting processing and feature extraction methods for efficient face recognition', *IET Image Processing*, Vol. 8, No. 9, pp.528–538.
- [67] Hamidi, H., Amirani, M. C. and Arashloo, S. R. (2015) 'Local selected features of dual-tree complex wavelet transform for single sample face recognition', *IET Image Processing*, Vol. 9, No. 8, pp.716-723.
- [68] Qureshi, M.A. and Deriche, M. (2016) 'A new wavelet based efficient image compression algorithm using compressive sensing', *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 75, No. 12, pp.46737–6754.
- [69] Boualleg, A. H., Deriche, M., Bourouba, H., Sedraoui, M., Doghmane, H. and Menasria, A. (2018) 'Enhanced face recognition under varying conditions using a Weber-Face combined with local phase quantization', *Proceedings of the 3rd International Conference on Recent Advances in Electrical Systems, Hammamet, Tunisia*, pp.156–161.
- [70] Jobson, D. J., Rahman, Z. U. and Woodell, G. A. (1997) 'Properties and performance of a center/surround retinex', *IEEE transactions on image processing*, Vol. 6, No. 3, pp.451–462.
- [71] Jobson, D. J., Rahman, Z. U. and Woodell, G. A. (1997) 'A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes', *IEEE Transactions on Image processing*, Vol. 6, No. 7, pp.965–976.
- [72] Shashua, A. and Riklin-Raviv, T. (2001) 'The quotient image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 2, pp.129–139.
- [73] Wang, H., Li, S. Z., Wang, Y. and Zhang, J. (2004) 'Self quotient image for face recognition', *Proceedings of the International IEEE Conference on Image Processing, Singapore*, pp.1397–1400

-
- [74] Zhang, T., Tang, Y. Y., Fang, B., Shang, Z., and Liu, X. (2009) ‘Face recognition under varying illumination using gradient faces’, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 18, No. 11, pp.2599–2606.
- [75] Chen, X. and Zhang, J. (2011) ‘Illumination robust single sample face recognition using multi-directional orthogonal gradient phase faces’, *Neurocomputing*, Vol. 74, No. 14, pp.2291–2298.
- [76] Hui-xian, Y. and Yong-yong, C. (2016) ‘Adaptively weighted orthogonal gradient binary pattern for single sample face recognition under varying illumination’, *IET Biometrics*, Vol. 5, No. 2, pp.76–82.
- [77] Wang, B., Li, W., Yang, W., and Liao, Q. (2011) ‘Illumination normalization based on weber’s law with application to face recognition’, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 18, No. 8, pp.462–465.
- [78] Roy, H. and Bhattacharjee, D. (2016) ‘Local-gravity-face (Lg-face) for illumination invariant and heterogeneous face recognition’, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 11, No. 7, pp.1412–1424.
- [79] Lee, S. and Lee, C. (2016) ‘Multiscale morphology based illumination normalization with enhanced local textures for face recognition’, *Expert Systems with Applications*, Vol. 62, pp.347–357.
- [80] Kim, S. W., Jung, J. Y., Yoo, C. H. and Ko, S. J. (2016) ‘Retinex-based illumination normalization using class-based illumination subspace for robust face recognition’, *Signal Processing*, Vol. 120, pp.348–358.
- [81] Zhu, J. Y., Zheng, W. S., Lu, F. and Lai, J. H. (2017) ‘Illumination invariant single face image recognition under heterogeneous lighting condition’, *Pattern Recognition*, Vol. 66, pp.313–327.
- [82] Iliadis, M., Wang, H., Molina, R. and Katsaggelos, A. K. (2017) ‘Robust and low-rank representation for fast face identification with occlusions’, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 26, No. 5, pp.2203–2218.

-
- [83] Dong, B. and Mi, J. X. (2017) ‘Trimmed sparse coding for robust face recognition’, *Electronics Letters*, Vol. 53, No. 22, pp.1473–1475.
- [84] Wu, C. Y. and Ding, J. J. (2018) ‘Occluded face recognition using low-rank regression with generalized gradient direction’, *Pattern Recognition*, Vol. 80, pp.1473–1475.
- [85] Tian, L., Fan, C., and Ming, Y. (2016) ‘Multiple scales combined principle component analysis deep learning network for face recognition’, *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 25, No. 1, pp. 023025–023041
- [86] Luo, X., Xu, Y., and Yang, J. (2019) ‘Multi-resolution dictionary learning for face recognition’, *Pattern Recognition*, Vol. 93, pp. 283–292.
- [87] Trigueros, D. S., Meng, L., and Hartnett, M. (2018) ‘Face Recognition: From Traditional to Deep Learning Methods’, arXiv preprint arXiv, 1811.00116.
- [88] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y. (2014) ‘Generative adversarial nets’, *Proceedings of the International Conference of Advances in neural information processing systems*, pp.2672–2680.
- [89] Wu, Z. and Deng, W. (2018) ‘One-shot deep neural network for pose and illumination normalization face recognition’, *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, pp.1–6
- [90] Sun, Y., Wang, X., and Tang, X. (2016) ‘Hybrid Deep Learning for Face Verification’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 38, pp.1997–2009.
- [91] Guo, G. and Zhang, N. (2019) ‘A survey on deep learning based face recognition’, *Computer Vision and Image Understanding*, 102805, <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2019.102805>.
- [92] Ojansivu, V. and Heikkilä, J. (2008) ‘Blur insensitive texture classification using local phase quantization’, *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 236–243

-
- [93] Guo, Z., Zhang, L., Zhang, D. and Mou, X. (2010) ‘Hierarchical multiscale LBP for face and palmprint recognition’, Proceedings of the International Conference on image and signal processing, pp. 4521–4524
- [94] Martinez, A. and Benavente, R. (1998) ‘The AR face database’, CVC Technical Report, Vol. 24, pp.03505596.
- [95] Nabatchian, A., Abdel-Raheem, E. and Ahmadi, M. (2011) ‘Illumination invariant feature extraction and mutual-information-based local matching for face recognition under illumination variation and occlusion’, Pattern Recognition, Vol. 44, No. 10, pp.2576– 2587.
- [96] Hu, H. (2011) ‘Multiscale illumination normalization for face recognition using dual tree complex wavelet transform in logarithm domain’, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 115, No. 10, pp.1384–1394.
- [97] Mendez-Vazquez, H., Kittler, J., Chan, C. H. and Garcia-Reyes, E. (2013) ‘Photometric normalization for face recognition using local discrete cosine transform’, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol. 27, No. 3, pp.13600051– 136000527.
- [98] Baradarani, A., Wu, Q. J. and Ahmadi, M. (2013) ‘An efficient illumination invariant face recognition framework via illumination enhancement and DD-DTCWT filtering’, Pattern Recognition, Vol. 46, No. 1, pp.57–72.
- [99] Song, T., Xiang, K. and Wang, X. Y. (2015) ‘Face recognition under varying illumination based on gradientface and local features’, IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol. 10, No. 2, pp.222–228.
- [100] Hu, C., Lu, X., Ye, M. and Zeng, W. (2017) ‘Singular value decomposition and local near neighbors for face recognition under varying illumination’, Pattern Recognition, Vol. 64, pp.60–83.
- [101] Liu, H. D., Yang, M., Gao, Y. and Cui, C. (2014) ‘Local histogram specification for face recognition under varying lighting conditions’, Image and Vision Computing, Vol. 32, No. 5, pp.335–347.
- [102] Yu, Y. F., Dai, D. Q., Ren, C. X. and Huang, K. K. (2017) ‘Discriminative multi-layer illumination-robust feature extraction for face recognition’, Pattern Recognition, Vol. 67, pp.201–212.

-
- [103] Kar, A., Sarkar, S. and Bhattacharjee, D. (2017) 'Local Centre of Mass Face for face recognition under varying illumination', *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 76, No. 18, pp.19211–19240.
- [104] Wang, Y., Xu, Z., Li, W. and Liao, Q. (2017) 'Illumination-robust face recognition with Block-based Local Contrast Patterns', *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp.1418–1422.
- [105] Faraji, M. R. and Qi, X. (2016) 'Face recognition under varying illuminations using logarithmic fractal dimension-based complete eight local directional patterns', *Neurocomputing*, Vol. 199, pp.16–30.
- [106] Faraji, M. R. and Qi, X. (2018) 'Face recognition under varying illuminations with multiscale gradient maximum response', *Neurocomputing*, Vol. 308, pp.87–100.
- [107] Yu, L., Cao, Q. and Zhao, A. (2015) 'Principal patterns of fractional-order differential gradients for face recognition', *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 24, No. 1, pp.0130211–01302115.
- [108] Fang, S., Yang, J., Liu, N., Sun, W., and Zhao, T. (2018) 'Face recognition using weber local circle gradient pattern method', *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 77, No. 2, pp.2807–2822.
- [109] Yang, B. Q., Zhang, T., Gu, C. C., Wu, K. J. and Guan, X. P. (2016) 'Anovel face recognition method based on IWLD and IWBC', *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 75, No. 12, pp.6979–7002.
- [110] Tian, L., Fan, C. and Ming, Y. (2016) 'Multiple scales combined principle component analysis deep learning network for face recognition', *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 25, No. 2, pp.0230251–023025116.
- [111] Deng, W., Hu, J. and Guo, J. (2012) 'Extended SRC: Undersampled face recognition via intraclass variant dictionary', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 34, No. 9, pp.1864–1870.

[112] Chan, T. H., Jia, K., Gao, S., Lu, J., Zeng, Z. and Ma, Y. (2015) ‘PCANet: A simple deep learning baseline for image classification?’ *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 24, No. 12, pp.5017–5032.

[113] Rivera, A. R., Castillo, J. R. and Chae, O. O., (2013) ‘Local directional number pattern for face analysis: Face and expression recognition’, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 22, No. 5, pp.1740–1752.

[114] Faraji, M. R. and Qi, X., (2014) ‘Face recognition under varying illumination based on adaptive homomorphic eight local directional patterns’, *IET Computer Vision*, Vol. 9, No. 3, pp.390–399.

[115] Faraji, M. R. and Qi, X., (2015) ‘Face recognition under illumination variations based on eight local directional patterns’, *IET Biometrics*, Vol. 4, No. 1, pp.10–17.