

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministre de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique
جامعة 08 ماي 1945 قالمة
Université 8 Mai 1945 Guelma
Faculté des Sciences Et De La Technologie



Mémoire

Master Académique

Domaine: Science Et Technologie

Filière: Electronique

Spécialité/Option: Instrumentation

Département: D'électronique Et Télécommunication

Thème :

Reconnaissance Du Visage Dans Des Conditions Incontrôlée

Présentée Par

Boukredine Yassine

Tobbeche Mohamed Seddik

Sous La Direction De

**Dr. BOUALLEG
ABDELHALIM**

Octobre 2020

Remerciement

Dieu merci, le tout Puissant, qui a permis que nous parvenions à l'aboutissement de cet mémoire qui a nécessité beaucoup d'efforts, de temps et de sacrifices.

On débute nos remerciements par les jurys de cette discussion. Le docteur SEDRAOUI MOUSSA pour l'honneur qu'il nous'a accordé en acceptant de juger notre travail et avoir accepté la présidence du jury. Nous remercions aussi le Docteur MENASRIA AZZEDDINE le membre du jury pour sa participation et le temps consacré.

Nous remercions particulièrement notre encadreur Mr. BOUALLEG ABDELHALIM pour le soutien durant notre travaille et de ses précieux conseils.

المخلص

نظام التعرف على الوجوه الذي أصبح اليوم واحد من أهم الأنظمة التي تستعمل في عمليات المراقبة والتأمين ورغم التطور التكنولوجي الكبير الذي عرفته، إلا أنها لا تزال حساسة ويتدهور أداءها عند وجود تغير في ظروف التقاط الصور، سواء من ناحية الإضاءة أو التغييرات التي تطرأ على الوجه نتيجة التقدم في العمر أو تغير تعبيرات الوجوه،... الخ . العمل المنجز في إطار هذه المذكرة هو محاولة تحسين أداء نظام التعرف على الوجوه عندما تكون ظروف الإضاءة متدنية وغير متوازنة .

بعد دراسة إشكالية الإضاءة في صور الوجوه المراد التعرف عليها، وعرض مختلف الطرق والحلول التي ساهمت في تحسين أداء هذه الأنظمة والتي تتركز على نظريات تعديل الضوء وطرق الوصف المحلية او الشاملة تم اقتراح حلول لكل مرحلة من مراحل التعرف على الوجوه .

حيث تم اقتراح معالجة الصورة بتقنية DOG لموازنة الإضاءة والتي تهتم بفصل الضوء عن الصورة ومن ثمة استعمال الوصف المحلي LPQ لمطابقة الصور المراد التعرف عليها ، في هذا العمل لإجراء التجارب التطبيقية على قاعدة البيانات YaleB étendu وهذا للتمكن من مقارنة النتائج لمعرفة مدى تحسينها كون هذه القاعدة من أكثر القواعد استغلال في الدراسات الأكاديمية .

الكلمات الدلالية: معرفة الوجه، تعديل الإضاءة، الوصف المحلي DOG .

Résumé

Le système de reconnaissance faciale, qui est devenu aujourd'hui l'un des systèmes les plus utilisés dans les opérations de surveillance et sécurité, et malgré la grande évolution technologique qu'il est connue, leur performances est toujours sensible et dégradent énormément, lorsqu'il y a un changement dans les conditions de prise de vue, que ce soit en termes d'éclairage ou de changement de l'accueil du visage avilissement ou d'expressions faciales,etc. Le travail effectué dans le cadre de cette mémoire est d'essayer d'améliorer les performances du système de reconnaissance faciale lorsque les conditions d'éclairage sont mauvaises et déséquilibrées.

Après avoir étudié la problématique de l'éclairage dans les images de visages à reconnaître, et présenté les différentes méthodes et solutions qui ont contribué à améliorer les performances de ces systèmes, centrés sur les théories de la modification de la lumière et les méthodes de description locales ou globales, des solutions ont été proposées pour chaque étape de la reconnaissance faciale.

Là on a proposé de traiter l'image avec la technologie DOG pour la normalisation d'éclairage, qui concerne la séparation de la lumière de l'image, et l'utilisation du descripteur local LPQ pour faire comparé les images à reconnaître, dans ce travail on a mener des expériences pratiques sur la base de données YaleB étendues, afin d'avoir comparer les résultat et connaître l'amélioration ou la dégradation, puisque cette base de donnée est la plus utilisée dans les études académiques.

Mots clés: reconnaissance faciale, réglage de l'éclairage DOG, description locale LPQ.

Abstract

The facial recognition system, which has become today one of the most widely used systems in surveillance and security operations, and despite the great technological evolution, their performance is still sensitive and degrades enormously when there is a change in the shooting conditions, whether in terms of lighting or change in the reception of facial degradation or facial expressions,etc. the work done within the framework of this thesis is to try to improve the performance of the facial recognition system when the lighting conditions are bad and unbalanced.

After studying the problem of lighting in the images of faces to be recognized, and presenting the different methods and solutions that have contributed to improving the performance of these systems, centered on the theories of light modification and description methods local or global, solutions have been proposed for each step of facial recognition.

There it was proposed to process the image with DOG technology for lighting normalization, which concerns the separation of light from the image, and the use of the local descriptor LPQ to compare the images to be recognized, in this work to conduct practical experiments on the extended Yale B database, in order to have compared the results and know the improvement or degradation, since this database is most used in academic studies.

Keywords: facial recognition, DOG lighting adjustment, LPQ local description.

Sommaire

Introduction Générale	01
<u>Chapitre I : La biométrie.</u>	
I.1.Introduction	03
I.2.Définition	03
I.3. Un bref historique de la biométrie	04
I.4. Les différentes modalités de la biométrie	06
I.4.1. Systèmes uni-modalités	06
I.4.1.1. Analyses biologiques	06
I.4.1.2. Analyses morphologiques	08
I.4.1.3. Analyse comportementale	14
I.4.2. Les systèmes multi-modalités	17
I.5. Technologie biométrique.....	19
I.6. L'Architecture d'un système biométrique	21
I-7. La mesure de performance du système biométrique	21
I.7.1. Le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR)	21
I.7.2. Le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR)	22
I.7.3. Le taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER)	22
I.8. Déploiement d'applications biométriques.....	22
I.9. Conclusion	23
<u>Chapitre II La Biométrie de visage</u>	
II.1.Introduction	24
II.2.D'définition:.....	24
II.3.Reconnaissance de visages	24
II.4.L'architecture d'un système de reconnaissance de visage	25
II.4.1. Le module de capture	25
II.4.2. Le module de traitement et extraction des caractéristiques	26
II.4.3. Le module de similarité.....	27
II.4.4. Le module de décision	27
II.5. Principales difficultés de la reconnaissance de visage.....	27
II.5.1. Changement d'illumination.....	28
II.5.2. Vieillesse.....	28

II.5.3. Occultation	29
II.5.4. Expression facial :	30
II.6. Les méthodes de reconnaissance faciale :	30
II.6.1. Méthodes globales :.....	31
II.6.1.1. L'analyse en composant principale(ACP) :.....	31
II.6.1.2. Analyse Discriminante Linéaire(LDA) :.....	31
II.6.1.3. Réseau de neurones :.....	32
II.6.1.4. Machine à vecteurs de support (SVM) :.....	33
II.6.1.5. Mélange de gaussienne (GMM) :.....	33
II.6.1.6. L'approche statistique et l'approche probabiliste:	34
II.6.2. Méthodes locales :.....	34
II.6.2.1. Les points d'intérêts de bases:.....	34
II.6.2.2. Les méthodes locales basées sur l'apparence du visage :.....	34
II.6.3. Méthodes hybrides :	35
II.7. Conclusion :.....	36

Chapitre III Normalisation D'illumination & Méthodes De Texture Locale

III.1 Introduction	37
III.2 Normalisation De L'illumination	37
III.2.1 : Egalisation D'Histogramme(HE)	37
III.2.2 : La technique de Retinex à échelle unique(SSR)	38
III.2.3 : La Méthode De Rétinex Multi-Echelle(MSR)	39
III.2.4 : La Technique Gradientfaces (Gf)	39
III.2.5 : La Technique De Weber Face (WF)	40
III.2.6 : L'Égalisation du contraste.....	41
III.2.7 : La technique Difference Of Gaussian (DoG)	41
III.2.7.1 : Filtre Gaussien :.....	42
III.2.7.2 : Principe de La technique Différence Of Gaussian (DoG):.....	43
III.3 Les Méthodes de Descripteurs De Textures Locales	44
III.3.1 : Descripteur Motif Binaire Local (LBP)	45
III.3.2 : Descripteur Quantification De Phase Locale LPQ	47
III.3.2.1. Descripteur Quantification De Phase Locale Multi-Bloc(MB-LPQ)	48
III.3.3 : Descripteur De Caractéristiques Statiques Binarisées De L'image(BSIF).....	49
III.4 Conclusion	50

Chapitre IV Méthodologie Et Conception :

IV.1 Introduction :.....	51
IV.2 Méthode D'illumination Proposée :.....	51
IV.3 La Base De Donnés Yale B étendue :	52
IV.4 Ajustement de sigma.....	54
IV.5 Résultats En Yale B étendue :.....	57
IV.7 Conclusion.....	59
Conclusion générale.....	60
Bibliographie.....	61

Liste Des Figures

Figure I.1 : La structure ADN.....	07
Figure I.2 : La thermographie faciale.....	07
Figure I.3 : L’empreinte digitale	08
Figure I.4 : Le capteur utilisé pour la géométrie de la main	09
Figure I.5 : L’anatomie de l’œil.....	10
Figure I.6 : L’iris.....	11
Figure I.7 : Les caractéristiques biométriques de visage	11
Figure I.8 : Spectre d’un signal voix	12
Figure I.9 : Structure de l’oreille	13
Figure I.10 : Positionnement de l’oreille sur la tête	13
Figure I.11 : La texture de l’ongle	13
Figure I.12 : Les différentes techniques de la reconnaissance du réseau veineux	14
Figure I.13 : La séquence de frappe sur le clavier.....	15
Figure I.14 : Une signature scannée	16
Figure I.15 : La reconnaissance des individus selon leurs comportements de démarche	16
Figure I.16 : Les sources d’informations biométriques et les différents modalités.....	19
Figure I.17 : L’architecture générale d’un système biométrique.....	21
Figure I.18 : Illustration du FRR et du FAR en fonction de scores.....	22
Figure I.19 : Les différents milieux d’utilisation de la reconnaissance biométrique.....	23
Figure II.1 : Architecture d’un système de reconnaissance de visage	25
Figure II.2 : Capture de visage	26
Figure II.3 : Extraction des caractéristique de visage	27
Figure II.4 : L’effet de l’illumination sur les images	28
Figure II.5 : Le vieillissement	29
Figure II.6 : Le visage partiellement occulté.....	30
Figure II.7 : Les différentes expressions de visage.....	30
Figure III.1 : Exemple d’égalisation d’histogramme	38
Figure III.2 : La distribution Gaussienne.....	42
Figure III.3 : Réponse fréquentielle d’une Différence de Gaussienne – DoG.....	43
Figure III.4 : Le prés-traitement sur l’image originale selon les différentes méthodes.....	44

Figure III.5 : Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.....	45
Figure III.6 : Les voisinages pour des R et P différents.....	46
Figure III.7 : Textures particulières détectées par LBP.....	46
Figure III.8 : Operateur LPQ.....	48
Figure III.9 : Exemple d'extraction de caractéristiques MB-LPQ avec (n = 3x3 sous-blocs).....	48
Figure IV.1 : Les différentes étapes de la méthode proposée.....	51
Figure IV.2 : Exemples d'images de la base Yale B étendue pour un individu donné.....	53
Figure IV.3 : L'effet de variation de sigma sur l'image de la base Yale-B étendu.....	54
Figure IV.4 : Variation de taux de reconnaissance en fonction de sigma1 avec les différents tailles de bloc (h8,h10 et h12).....	55
Figure IV.5 : Variation de taux de reconnaissance en fonction de sigma2 avec CE (avant, Après et av-apr).....	56

Liste Des tableaux

Tableau II.1 : Tableau récapitule qualitativement la différence entre les deux types des Caractéristiques	36
Tableau IV.1 : Résultats sur les différentes tailles d'images.....	57
Tableau IV.2 Tableau de comparaisant avec les résultats des autres méthodes.....	58

Introduction Générale

La technologie ne cesse de développer, chaque jour il ya des nouvel invention ,avant 150 ans en arrière en été même pas cabale de communiquer avec un amie qui ce trouve dans la même ville sont déplacer, aujourd'hui on et nés pas capable seulement de communiquer avec un amie qui et au l'autre boue du mande, en et capable de parlait avec des astronome qui sont haure la plannet dans l'espace extérieur et le voire aussi.

Cette énorme développement technologique ,permis de réalisé des système peut communiquait avec l'être humain , et même capable de manipuler des compétence qui été réserver au être humain tell que ,faire la déférence entre les vois ,la déférence entre les individu , lire les humension sur les visages, ...etc. . les scientifique dans l'heur recherche an améliorent la communication homme-machine en remarquées que le visage est un stimulus dont l'importance et la particularité dans la littérature scientifique. Etant la partie la plus expressive et communicative d'un être humain.

Le visage la miroir de l'âme , elle reflet , la peur, la colère, la joie, la tristesse, le dégoût, la surprise ou le mépris, comme il mentre l'évaluation de la douleur chez les malades et les enfants, l'évaluation de nerfs faciales, le marketing ou encore, moins attendu, la sécurité au volant.

L'analyse faciale devenu un outil important pour la authentification ou l'identification des individu, principalement dans le domaine de sécurité, elle et utiliser comme une moyenne d'accès au bâtis a haut sécurité ,une utile de confirmation des identité den les frontières ,et dans les dernières années comme une moyen de payement électronique.

Les systèmes a reconnaissance faciale ou l'analyse faciale permet d'atteindre des reconnaissances élevé lorsque l'image acquises dans des bonnes conditions ;mais leur performances dégrade considérablement lorsque les images sont issues d'acquisition non contrôlées (mauvaise condition d'éclairage ,occultation de visage ,image antienne...etc). et les taux de reconnaissance chutent considérablement , C'est dans cette optique que nous proposons d'augmenter la robustesse des taux de reconnaissance faciale dans des condition

d'éclairage non contrôlés , en fusionnant des méthodes classiques en premier lieu, puis nous présentons une forme nouvelle du descripteur utilisé.

Dans le premier chapitre on a cité une brève histoire sur la biométrie en générale, il décrit le principe de fonctionnement des systèmes biométriques et différentes modalités (Analyses biologiques , Analyses morphologiques , Analyse comportementale ,.....etc).

Dans le deuxième chapitre, on présente l'architecture d'un système à reconnaissance faciale , les différents composants ou modules (le module de capture , module de traitement et extraction des caractéristiques , Le module de stockage , Le module de similarité , module de décision) , Principales difficultés de la reconnaissance de visage les différentes méthodes connues de reconnaissance ainsi leurs principes de fonctionnement .

Le troisième chapitre est partagé en deux parties. Dans la première partie nous allons présenter les méthodes récentes de normalisation d'illumination, ainsi la technique de différence de Gaussien (DoG) . Dans la deuxième partie nous présenterons les textures locales binaires : LBP, BSIF, LPQ et MB-LPQ.

Dans le quatrième chapitre, nous avons présenté les résultats expérimentaux obtenus par chaque méthode en analysant leurs performances, suivi d'une discussion avec interprétation des résultats. Enfin, la conclusion générale résumera les résultats obtenus par les différentes approches et donnera quelques perspectives sur les travaux futurs.

Chapitre I

La biométrie

I.1.Introduction

Devant la croissance des communications physiques face à celles virtuelles et les risques que cela peut représenter, il est devenu nécessaire de contrôler l'identité des acteurs de leurs échanges que ce soit pour offrir une garantie de sécurité aux gens dans leurs vie publiques ou pour éviter le détournement ou le vol d'information sensible. La plupart de ces confrontations exigent l'authentification de l'utilisateur afin de sécuriser les communications. Comme exemples de telles applications, citons l'achat en ligne, les transactions bancaires, L'e-Gouvernement,...etc. On distingue deux manières classiques d'authentification de personnes.

La première utilise une connaissance à ce qu'on a, comme un mot de passe. Il n'est pas rare qu'une personne ait à retenir plus d'une dizaine de codes d'accès dans son quotidien que dans son milieu professionnel et c'est souvent considéré comme dérangement pour l'utilisateur.

La deuxième est basée sur une possession physique comme une carte à puce, badge ou une clé. Ces deux méthodes présentent souvent quelques inconvénients.

En effet, le mot de passe peut être oublié ou piraté et la carte à puce badge ou la clé risque d'être volée ou perdue. En outre, ces deux méthodes ne présentent pas d'efficacité pour distinguer entre un client authentique et un imposteur.

La biométrie s'impose de plus en plus comme solution alternative afin de remédier aux problèmes des méthodes précédentes. La biométrie est basée sur des caractéristiques propres à l'individu, qui ne peuvent se perdre.

Devant cette déferlante, il était nécessaire de faire le point sur ce qu'est exactement la biométrie, quelles techniques existent vraiment et leur degré de fiabilité.

Dans ce chapitre, nous nous initions par un bref historique ainsi aux principes de la biométrie, le fonctionnement d'un système biométrique, les modalités biométriques et leurs performances.

I.2.Définition :

La biométrie est la science qui consiste à disposer de systèmes complets de gestion de l'identité a fin de déterminer l'identité d'un individu en fonction des caractéristiques tel que : Physiques ou physiologiques (par exemple : Le visage), Comportemental (par exemple,

écriture, dynamique), Chimiques (par exemple, le sang, la salive, l'urine, l'odeur ou encore l'ADN...etc.).

La nécessité de ce système dont la fonctionnalité repose sur la détermination précise de l'identité d'un individu dans le cadre de multiples applications a renforcé la pertinence de la biométrie dans la société moderne.

Parmi ces applications, on peut citer le partage d'ordinateurs en réseau ressources, l'accès aux installations nucléaires, les transactions financières à distance ou l'embarquement sur un vol commercial. La multitude de services en ligne (par exemple, la banque en ligne) et la création de centres de service à la clientèle décentralisés (par exemple, les cartes de crédit) ont renforcé la nécessité de disposer de systèmes de gestion du crédit. Une identité fiable pouvant accueillir un grand nombre des individus [1].

I.3. Un bref historique de la biométrie :

La plus ancienne et célèbre méthode de reconnaissance est l'empreinte des mains (le pouce) qui est servi de signature lors des relations commerciales à Babylone (-3000 av. JC) et dans la Chine antique (7ème siècle). Selon le rapport de l'explorateur Joao de Barros. Il a écrit que les marchands chinois relevaient les empreintes des mains et des pieds des enfants de jeune âge sur du papier en utilisant de l'encre afin de les distinguer les uns des autres[2].

En 1684, l'Anglais Nehemiah Gro a été le premier scientifique à écrire un article détaillé sur les empreintes digitales et les fameuses "innombrables petites rides". Deux ans plus tard, l'anatomiste italien Marcelo Malaga a été le premier à examiner des empreintes digitales à l'aide d'un microscope : il a conclu que "les rides des doigts des mains permettent la saisie, et ceux des jambes permettent la traction".

C'est en 1823, le physicien tchèque Johannes Burkinje a atteint une proposition qui classait les empreintes digitales en neuf catégories de motifs.

Puis, en 1860, le responsable britannique en Inde, William James Herschel, a noté que "les rides sur les doigts qui représentent les empreintes digitales se forment avant la naissance de l'humain et restent inchangées tout le long de sa vie, sauf en cas de blessures profondes". Puis il a imaginé l'utiliser pour signer des chèques [2].

Le docteur écossais, Henry Faulds, travaille dans un hôpital japonais et a remarqué que les Japonais et les Chinois certifient couramment certains documents à l'aide de leur empreinte. A la base de cette observation, il confirme dans une publication de 1880 que les

empreintes sont uniques pour chaque individu. et elle peut être utilisée pour identifier les personnes.

En 1892, l'anthropologue anglais, Francis Galton, s'appuie sur toutes ces découvertes Pour décréter que les empreintes permettent l'identification d'un individu D'autre recherches qui étudient les caractéristiques des individus et en 1775, le pasteur suisse, Jean-Gaspard Lavater, lance un article sur la physiognomonie. Il propose d'identifier le caractère d'un individu à partir de l'observation de la mobilité de son visage.

Quelques années plus tard, le médecin allemand, François-Joseph Gall, s'oppose à Lavater, et lance une autre hypothèse, ce n'est plus le visage qu'il faut observer mais le crâne qu'il faut observer pour déterminer la personnalité d'un individu. En effet, ce crâne serait, selon lui, aménagé par la forme du cerveau en fonction de l'individualité.

Dans la même lignée, le docteur italien en médecine, Cesare Lombroso, propose en 1885 sa Théorie du criminel-né. Selon lui, le crime est le fait d'individus constitutionnellement procurés à cela, que l'on peut marquer par des traces physiques ou morphologiques dont il suffit de mettre l'inventaire [3].

Cesare Lombroso, a donné un exemple, le poids du cerveau des honnêtes gens oscillerait de 1475 à 1550g, alors que chez les criminels, il serait de 1455g. Contre-exemple consternant pour les scientifiques : le cerveau de Léon Gambetta ne pèse que 1160g.

Alphonse Bertillon, responsable de l'identité judiciaire en France, bâtit "le Bertillonage" qui s'appuie sur les modérations des osseuses et a consigné les signes particuliers d'un individu. Ces données étaient parachevées par des photographies et soigneusement classées. C'est en 1882 que le « système Bertillon » fut expérimenté pour la première fois, Par la suite, l'utilisation des empreintes (dactyloscopie) fut améliorée par Edwards Henry, chef de la police Londonienne, et se généralisa dès le début du 20ème siècle. Ressemblant essentiellement aux mêmes méthodes employées par les Chinois durant des années. Au 19ème siècle, la police criminelle fait énormément avancer la recherche du fait de la multiplication des Analyses d'Indices Biologiques (ADN) [2].

Dans les trois dernières décennies, la biométrie a renforcé de l'utilisation d'une seule méthode (qui est l'empreinte) aux autres méthodes différentes l'une de l'autre (la rétine, l'iris, le visage, la voie,....etc.) ,et à cause des menaces les sociétés améliorent leurs méthodes de sécurité et continuent à chercher d'autres méthodes plus sécurisées tant que la technologie

répond à leurs besoins et les prix du hardware nécessaire continuent à baisser qui rendent des systèmes faisables pour de faibles et moyens budgets.

La technologie de biométrie s'impose Aujourd'hui comme un utile indispensable dans le domaine de sécurité public ou commerciale (e-commerce) Puisqu'elle utilise des critères permanents, uniques et infalsifiables [3].

I.4. Les différentes modalités de la biométrie

Il existe aujourd'hui différents systèmes biométriques, aucune modalité ne permet d'assurer à la fois une précision suffisante et cela dans toutes les situations d'usage. De plus, quelle que soit le système, il existe toujours des éléments agissant l'identification des individus (mains usées de travailleurs manuels, visages voilés, voix enrrouées).

Les systèmes biométriques peuvent être classés en deux grandes familles, uni-modalités et multi-modalités suivant le caractère analysé.

I.4.1. Systèmes uni-modalités :

Ce sont les systèmes qui analysent un seul caractère à la fois, comme le visage, l'iris, l'empreinte, le ADN, ... etc. Ces caractères sont extraits selon plusieurs analyses.

I.4.1.1. Analyses biologiques :

Ce type d'analyse permet l'identification ou l'authentification d'une personne sur la base de retenues des échantillons biologique (sang, salive, urine, ADN...) et les comparer avec des échantillons enregistrés dans la base de données [4].

a- L'odeur corporelle :

Chaque individu dégage une odeur qui lui est particulière. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les éléments chimiques contenus dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives [5].

b- L'A.D.N. (Support matériel de l'hérédité) :

Présent dans toutes les cellules du corps, il est particulier d'un individu à un autre et permet de l'identifier de manière certaine à partir d'un simple fragment de peau, d'une trace de sang ou d'une goutte de salive.

Actuellement, le temps recuis pour une analyse et le coût associé à celle-ci limitent son utilisation dans des domaines autres que celui de l'identification judiciaire. Cependant, ce

procédé biométrique fait l'objet de recherche extrême puisqu'il symbolise la technologie d'identification par excellence avec une marge d'erreur bien en dessous des autres moyens biométriques [4].



Figure I.1 : La structure ADN [5].

c- La thermographie faciale :

Cette méthode d'analyse basée sur la chaleur émise par la peau, captée par Une caméra infrarouge -figure I.2-. Contrairement à la reconnaissance faciale, on peut donc l'utiliser même dans un milieu d'obscurité ou de mauvaises conditions de visibilité. Mais les conditions de prise de vue peuvent conduire à des erreurs [6].



Figure I.2 : La thermographie faciale [6].

I.4.1.2. Analyses morphologiques :

Ce type d'analyse étudie la mesure des caractéristiques morphologiques de l'individu et, en quelques années, cette technique avancée est devenue le moyen le plus utilisé pour l'identification de la personne. L'analyse morphologique peut être effectuée avec plusieurs méthodes.

a- Empreintes digitales :

Un système biométrique utilisant l'empreinte digitale comme moyen d'identification ou de vérification ne procède pas de la même façon, ce n'est pas l'image de l'empreinte digitale qui sert de point de comparaison, mais l'ensemble des données biométriques qui est tiré à partir des minuties de l'empreinte digitale.

Les minuties représentent les fins de crêtes, les bifurcations, les lacs, les Lacs et les points qui composent l'empreinte digitale. La combinaison des minuties est quasi infinie.

La récupération des données est faite par un capteur électronique de type optique, thermique, capacitif ou à ultrasons. Cette dernière est considérée comme la plus utilisée, mais aussi la plus coûteuse (voire figure I.3).

Le recours à l'empreinte digitale compte pour plus du tiers du marché des procédés biométriques. Elle représente nettement la solution préférée des entreprises œuvrant dans ce domaine. La force de ce procédé tient au fait que l'utilisation de l'empreinte digitale est plus facile à accepter par la communauté et qu'elle est une des plus efficaces et des moins coûteuses.

La qualité d'image de l'empreinte digitale peut varier selon que la peau du doigt soit sale, trop humide ou trop sèche, huileuse ou affligée d'une coupure [7].



Figure I.3 : L'empreinte digitale

b- La Géométrie de la main :

On peut extraire d'une centaine de paramètres à partir de la géométrie de la main qui sert au domaine de la biométrie et la reconnaissance d'un individu comme les épaisseurs, les longueurs, les surfaces et les largeurs des doigts de la main. L'acquisition de cette modalité ne nécessite aucune lecture d'empreintes et la mesure des épaisseurs des doigts s'effectue à l'aide de miroirs ce qui veut dire que l'acquisition s'effectue en trois dimensions.

On note que cette méthode possède des inconvénients qui réduisent son utilisation comme la taille du capteur et de plus, ce capteur coûte très cher par rapport aux autres modalités [8].



Figure I.4 : Le capteur utilisé pour la géométrie de la main [8].

c-La rétine :

La rétine est la « pellicule photographique » de l'œil. Elle est constituée de quatre couches de cellules et est située au fond de l'œil. Les éléments qui permettent de distinguer deux rétines sont les veines qui les tapissent. La disposition de ces veines est stable et unique.

La biométrie par la rétine présente également, un haut niveau en matière de fiabilité de la reconnaissance. Cette technologie est bien adaptée pour des applications de haute sécurité (sites militaires et nucléaires, salles de coffres forts,... etc).

L'utilisateur doit placer son œil devant un orifice de capture situé sur le lecteur de rétine. La personne examinée ne doit pas bouger et doit fixer un point vert lumineux qui effectue des rotations. A ce moment, un faisceau lumineux traverse l'œil jusqu'aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine. Le système localise et capture ainsi environ 400 points de référence. Après la capture d'une image de la rétine, le logiciel du dispositif de lecture repère l'emplacement des veines et leur orientation. Puis il les codifie dans un gabarit. Les

algorithmes de La reconnaissance de l'iris c'est une technologie fiable ; et semble être beaucoup plus précise que certains autres moyens biométriques. L'iris se compose de vaisseaux sanguins et ceux-ci sont disposés différemment d'un individu à un autre. Chaque œil est unique.

Une fois que l'image est obtenue par le système biométrique, l'étape qui suit est quasi identique à celle-ci du système analysant l'empreinte digitale. Cette technique rencontre toujours des difficultés à lire l'image de l'œil d'une personne aveugle ou d'un individu ayant un problème de cataracte l'opération reste relativement complexe [9].

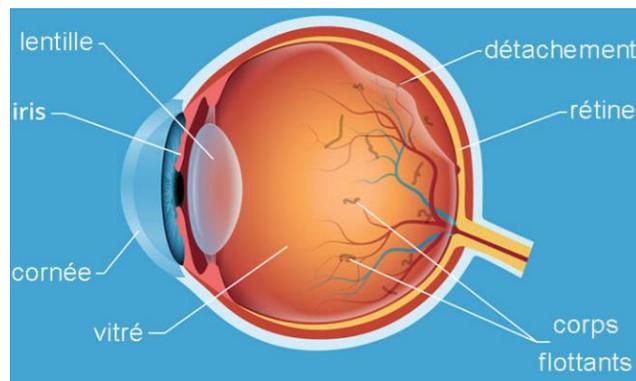


Figure I.5 : L'anatomie de l'œil [10].

d- L'iris :

C'est une technologie fiable ; et semble être beaucoup plus précise que certains autres moyens biométriques. Ceci s'explique par le fait que notre iris comporte énormément de caractéristiques pouvant varier d'un individu à l'autre. L'iris se compose de vaisseaux sanguins et ceux-ci sont disposés différemment d'un individu à un autre. Chaque œil est unique. Il est prouvé que la probabilité de trouver deux iris identiques est inférieure à l'inverse du nombre d'humains ayant vécu sur terre.

Une fois que l'image de la configuration des vaisseaux sanguins est obtenue par le système biométrique –figure I.6-, le fonctionnement est quasi identique à celui du système analysant l'empreinte digitale. La grosseur des vaisseaux, leur positionnement et les bifurcations qui les caractérisent font partie des éléments, les minuties, qui seront étudiés par le système dans le but d'en dégager un algorithme particulier. La comparaison avec le fichier référence pourra s'ensuivre.

Le point faible de ce type de système utilisant l'œil à des fins d'identification ou de vérification est qu'il éprouve beaucoup de difficultés à lire l'image de l'œil d'une personne aveugle ou d'un individu ayant un problème de cataracte [11].

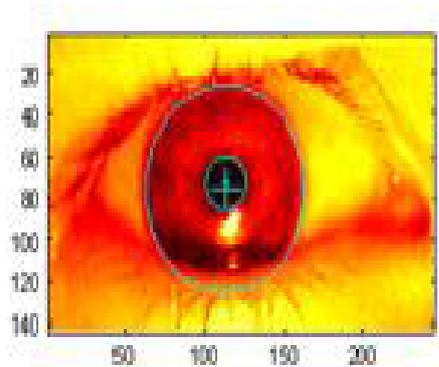


Figure I.6 : L'iris [10]

e- Le visage :

Parmi les plus récents systèmes biométriques, la reconnaissance de la forme du visage, est basé sur l'utilisation des caractéristiques globales et locale situant sur un visage pour le reconnaître, ce que confirment les deux chercheurs Hay et Young dans leur publication [12].

Des recherches plus avancées sont publiées afin de voir si les données relatives aux caractéristiques étudiées pouvaient être reproduites informatiquement.

C'est à partir des travaux du professeur Teuvo Kohonen (1989), chercheur en réseaux neuronaux de l'Université d'Helsinki, et des travaux de Kirby et Sirovich (1989) de l'Université Brown du Rhode Island [12], que fut mis au point un système de reconnaissance du visage nommé : EIGENFACE. Ce système est basé sur un ensemble de vecteurs propres utilisés pour reconstruire une matrice de covariance de la distribution de probabilité sur le haut dimensionnel espace vectoriel des images de visage.

L'image du visage est captée par une caméra –figure I.7-. La personne peut se présenter volontairement devant celle-ci ou encore, l'image peut être capturée sans que la personne sache afin de retirer certaines particularités.

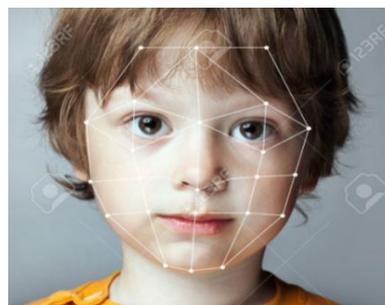


Figure I.7 : Les caractéristiques biométriques de visage [14].

Selon le système utilisé, l'individu doit être positionné devant l'appareil ou peut être en mouvement à une certaine distance.

Les données biométriques qui sont obtenues sont par la suite comparées au fichier référence déjà sauvegardé précédemment [13].

f- vocale :

C'est en 1962 que Lawrence Kersta, un ingénieur du bel Laboratoires, établit que la voix de chaque personne est unique et qu'il est possible de la représenter graphiquement. La voix est constituée de composantes physiologiques et comportementales [13].

Dans les années 80, plusieurs entreprises développèrent des systèmes de reconnaissance de la voix pour les corps policiers et les agences d'espionnage. Le principe est le même que pour les systèmes précédents, une table de référence de la voix d'une personne doit être préparé préalablement construite. Pour ce faire, celle-ci doit lire une série de phrases ou de mots à plusieurs reprises. Plusieurs caractéristiques de la voix sont alors extraites comme le débit, la force, la dynamique et la forme des ondes produites.

Un individu ne parle pas toujours de la même manière, ce qui nécessite l'application d'une méthode permettant d'éliminer certaines de ces variations. Ses caractéristiques formant une empreinte unique sont ensuite traitées par un algorithme et conservées pour une comparaison ultérieure [7].



Figure I.8: Spectre d'un signal voix [7].

g- L'oreille :

Des recherches confirment qu'il n'existe pas deux formes d'oreilles identiques. Encore il n'y a aucune application commercialisée à ce domaine, ce que nous mettre en face à un sujet de recherche qui serait efficace.

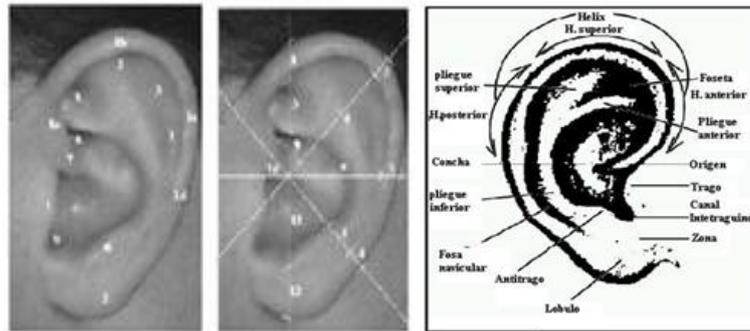


Figure I.9 : Structure de l'oreille [8].



Figure I.10 : Positionnement de l'oreille sur la tête [8].

H- Les ongles :

La technique est basée sur les stries longitudinales des ongles –figure I.11-, qui dépendent de la structure de l'épiderme sous-jacent. On peut révéler le relief de l'ongle grâce à un interféromètre, et le cartographier [15].

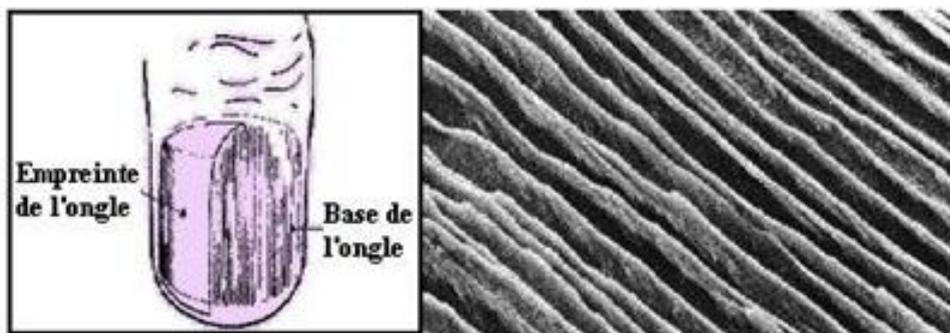


Figure I.11 : La texture de l'ongle [15].

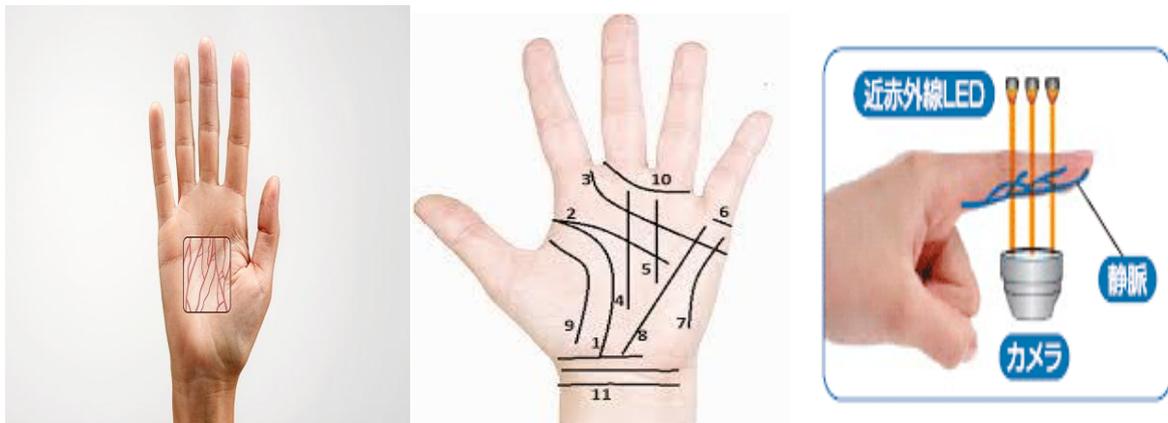
I- Les réseaux veineux :

Prometteuse, cette dernière technique sonde par infrarouge le dessin du réseau de veines soit du doigt soit de la main. C'est un procédé déjà très répandu au Japon. Il est notamment développé par Hitachi pour les établissements bancaires.

Le motif des veines du doigt ou de la paume de la main sert de critère d'authentification des personnes.

Ce type de moyen biométrique est bien entendu utilisé pour gérer des accès dans des lieux protégés et pour remplacer les mots de passe permettant de se connecter à un réseau ou d'autoriser une imprimante à sortir les documents uniquement en présence de celui qui en a lancé l'impression.

Le principe de fonctionnement de la biométrie par la reconnaissance des veines est aussi simple, elle est basée sur une lumière proche de l'infrarouge (IR) émise par des diodes, cette lumière pénètre généralement dans la peau de la main ou les doigts (les endroits les plus couramment utilisés pour cette technique de reconnaissance par les veines). Cette lumière est absorbée par les tissus de la peau et les vaisseaux sanguins, le taux d'absorption ou de réflexion est différent d'une personne à une autre, certains tissus vont en absorber plus que d'autres et certains tissus vont refléter la lumière IR plus que d'autres. Pour la reconnaissance par les veines de la main, c'est la lumière réfléchie qui est captée par les capteurs tandis que pour les doigts, c'est la lumière absorbée qui l'est (les tissus qui absorbent cette lumière apparaîtront comme noirs). L'image résultante est numérisée et traitée pour en extraire le motif des veines, mais aussi leurs épaisseurs, leurs branchements, leurs interconnexions et autres caractéristiques pertinentes [16].



-a-

-b-

-c-

-b- Les lignes de la main

-a- Les veines de la pomme de la main.

-c- Le capteur des veines des doigts

Figure I.12 : Les différentes techniques de la reconnaissance du réseau veineux [16].

I.4.1.3. Analyse comportementale :

La biométrie comportementale étudie la dynamique et les gestes des individus afin d'extraire des caractéristiques à analyser, comme la façon de bouger, les gestuelles très personnelles, et le plus utilisé est la reconnaissance par la signature, et les progrès

technologiques a permis d'identifier d'autres caractéristiques comportementales personnelles tel que la reconnaissance de la démarche, dynamique de frappe au clavier.

A- La dynamique de la frappe au clavier :

Selon leurs façons de taper au clavier des individus peuvent être authentifiés, le système est basé sur cette dynamique de frappe au clavier, l'avantage de cette méthode est qu'elle nécessite aucun équipement particulier, puisque chaque ordinateur disposant d'un clavier et une application adaptée pour l'utilisation dans ce domaine, d'où il en existe plusieurs.

Le dispositif logiciel (application) qui calcule le temps où un doigt effectue une pression sur une touche et le temps où un doigt est dans les airs (entre les frappes). Cette mesure est capturée environ 1000 fois par seconde. La séquence de frappe est prédéterminée sous la forme d'un mot de passe. Initialement l'utilisateur doit composer son mot de passe à quelques reprises afin que soit constitué un gabarit de référence [9].

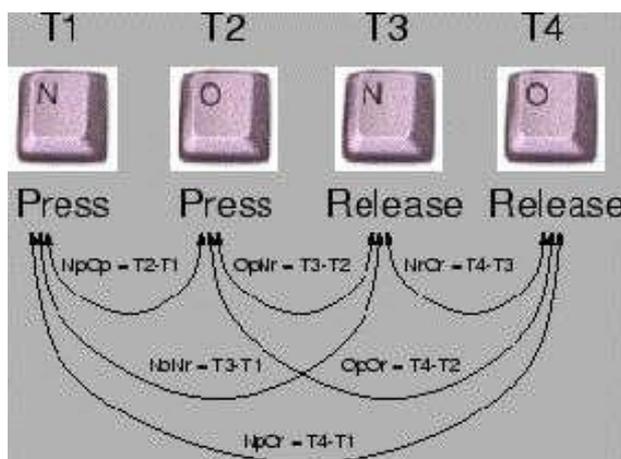


Figure I. 13 : La séquence de frappe sur le clavier [9].

b- La signature:

L'écriture manuscrite se diffère d'une personne à l'autre, c'est en 1929 que OSBORN établit que l'écriture dépend de plusieurs facteurs, essentiellement la forme de l'écriture et aussi tenir compte des facteurs liés notamment au comportement de l'individu telles que la vitesse, la pression sur le crayon le mouvement de la main, les points et le temps pris où le crayon est levé.

Par la suite, diverses techniques de reconnaissance de la signature furent mises au bénéfice de plusieurs sites notamment dans les banques et des corps policiers. Le crayon utilisé pour la signature dans cette technique est le stylo électronique et une tablette

graphique, cette signature est enregistrée pour comparaison ultérieure. Un système de reconnaissance traite le signal (l'image de signature) et le compare avec celle préalablement enregistré [17].

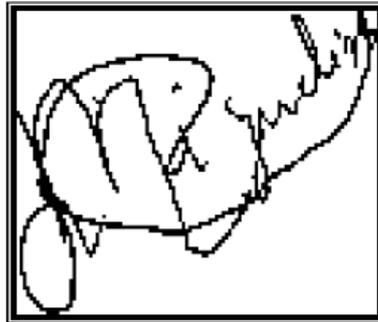


Figure I.14 : Une signature scannée [18].

c- La démarche :

Votre pas est unique. Au point de constituer un facteur distinctif sur des images vidéo, Watrrix, une jeune entreprise d'intelligence artificielle, a travaillé sur cette technique et lance un logiciel qui peut identifier des individus dans un rayon de 50 mètres, même si la personne est de dos tournée ou avec visage masqué, cette nouvelle technologie biométrique basée sur de mesures de la marche d'une personne, de sa forme corporelle et l'angle du mouvement du bras jusqu'à sa posture, en passant par la démarche. Toutes ces informations sont stockées dans une base de données que le logiciel consulte ensuite pour tenter d'identifier les personnes.

Cette technologie a aussi d'inconvénients, on note qu'elle n'est pas encore capable d'identifier les gens en temps réel. Et elle ne s'avère pas aussi fiable que la reconnaissance faciale [16].

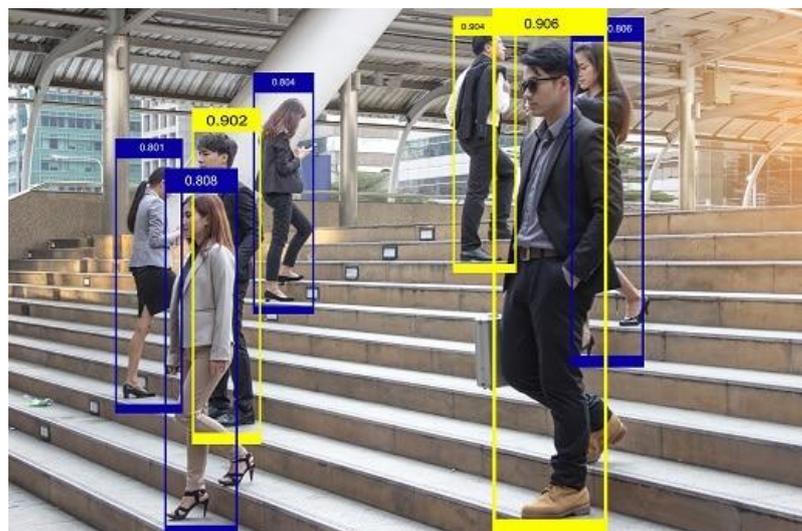


Figure I-15 : La reconnaissance des individus selon leurs comportements de démarche [18].

I.4.2. Les systèmes multi-modalités :

Vu que l'utilisation des systèmes biométriques uni-modaux nous mettront face aux plusieurs obstacles de limitations, la biométrie multimodale s'impose comme une solution alternative.

Bien que les techniques de reconnaissance biométrique promettent d'être très performantes, on ne peut garantir actuellement un excellent taux de reconnaissance avec des systèmes biométriques uni-modaux, basés sur une unique signature biométrique. De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants :

– **Bruit introduit par le capteur** : le bruit peut être présent dans les données biométriques acquises, ceci étant principalement dû à un capteur défaillant ou mal entretenu. Par exemple, l'accumulation de poussière sur un capteur d'empreintes digitales, un mauvais focus de caméra entraînant du flou dans des images de visage ou d'iris, etc. Le taux de reconnaissance d'un système biométrique est très sensible à la qualité de l'échantillon biométrique et des données bruitées peuvent sérieusement compromettre la précision du système [19].

– **Non-universalité** : une modalité est dite universelle. Si chaque individu d'une population ciblée est capable de présenter une modalité biométrique de mandé par un système donné, Ce principe d'universalité constitue une des conditions nécessaires de base pour un module de reconnaissance biométrique. Cependant, toutes les modalités biométriques ne sont pas vraiment universelles. Le National Institute of Standards and Technologies (NIST) a rapporté qu'il est impossible d'obtenir une bonne qualité d'empreinte digitale pour environ 2% de la population (personnes avec des handicaps liés à la main, individus effectuant de nombreux travaux manuels répétés,...etc.). Ainsi, d'une catégorie de personnes ne peuvent pas être enrôlées dans un système de vérification par empreinte digitale. De la même façon, des personnes ayant de très longs cils et celles souffrant d'anormalités des yeux ou de maladies oculaires (comme certains glaucomes et cataractes) ne peuvent fournir des images d'iris, ou de rétine, de bonne qualité pour une reconnaissance automatique.

La non-universalité entraîne des erreurs d'enrôlement ("Failure to Enroll" ou FTE) et/ou des erreurs de capture ("Failure to Capture" ou FTC) dans un système biométrique [20].

– **Manque d'individualité** : les caractéristiques extraites à partir de données biométriques d'individus différents peuvent être relativement similaires. Par exemple, une certaine partie de

la population peut avoir une apparence faciale pratiquement identique dûe à des facteurs génétiques (père et fils, vrais jumeaux,... etc.). Ce manque d'unicité augmente le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR) d'un système biométrique [20].

– **Manque de représentation invariante** : les données biométriques acquises à partir d'un utilisateur lors de la phase de reconnaissance ne sont pas identiques aux données qui ont été utilisées pour générer le modèle de ce même utilisateur lors de la phase d'enrôlement. Ceci est connu sous le nom de "variations intra-classe". Ces variations peuvent être dues à une mauvaise interaction de l'utilisateur avec le capteur (par exemple, changements de pose et d'expression faciale lorsque l'utilisateur se tient devant une caméra), à l'utilisation de capteurs différents lors de l'enrôlement et de la vérification, à des changements de conditions de l'environnement ambiant (par exemple, changements en éclairage pour un système de reconnaissance faciale) ou encore à des changements inhérents à la modalité biométrique (par exemple, apparition de rides dues à la vieillesse, présence de cheveux dans l'image de visage, présence de cicatrices dans une empreinte digitale, etc.). Idéalement, les caractéristiques extraites à partir des données biométriques doivent être relativement invariantes à ces changements. Cependant, dans la plupart des systèmes biométriques, ces caractéristiques ne sont pas invariantes et, par conséquent, des algorithmes complexes sont requis pour prendre en compte ces variations. De grandes variations intra-classe augmentent généralement le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR) d'un système biométrique [19].

– **Sensibilité aux attaques** : bien qu'il semble très difficile de voler les modalités biométriques d'une personne, il est toujours possible de contourner un système biométrique en utilisant des modalités biométriques usurpées. Des études [21][22] ont montré qu'il était possible de fabriquer de fausses empreintes digitales en gomme et de les utiliser pour contrer un système biométrique. Les modalités biométriques comportementales telles que la signature et la voix sont plus sensibles à ce genre d'attaque que les modalités biométriques physiologiques.

Ainsi, à cause de tous ces problèmes pratiques, les taux d'erreur associés à des systèmes biométriques uni-modaux sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour un déploiement d'applications critiques de sécurité. Pour pallier ces inconvénients, une solution est l'utilisation de plusieurs modalités biométriques au sein d'un même système, on parle alors de système biométrique multimodal [23].

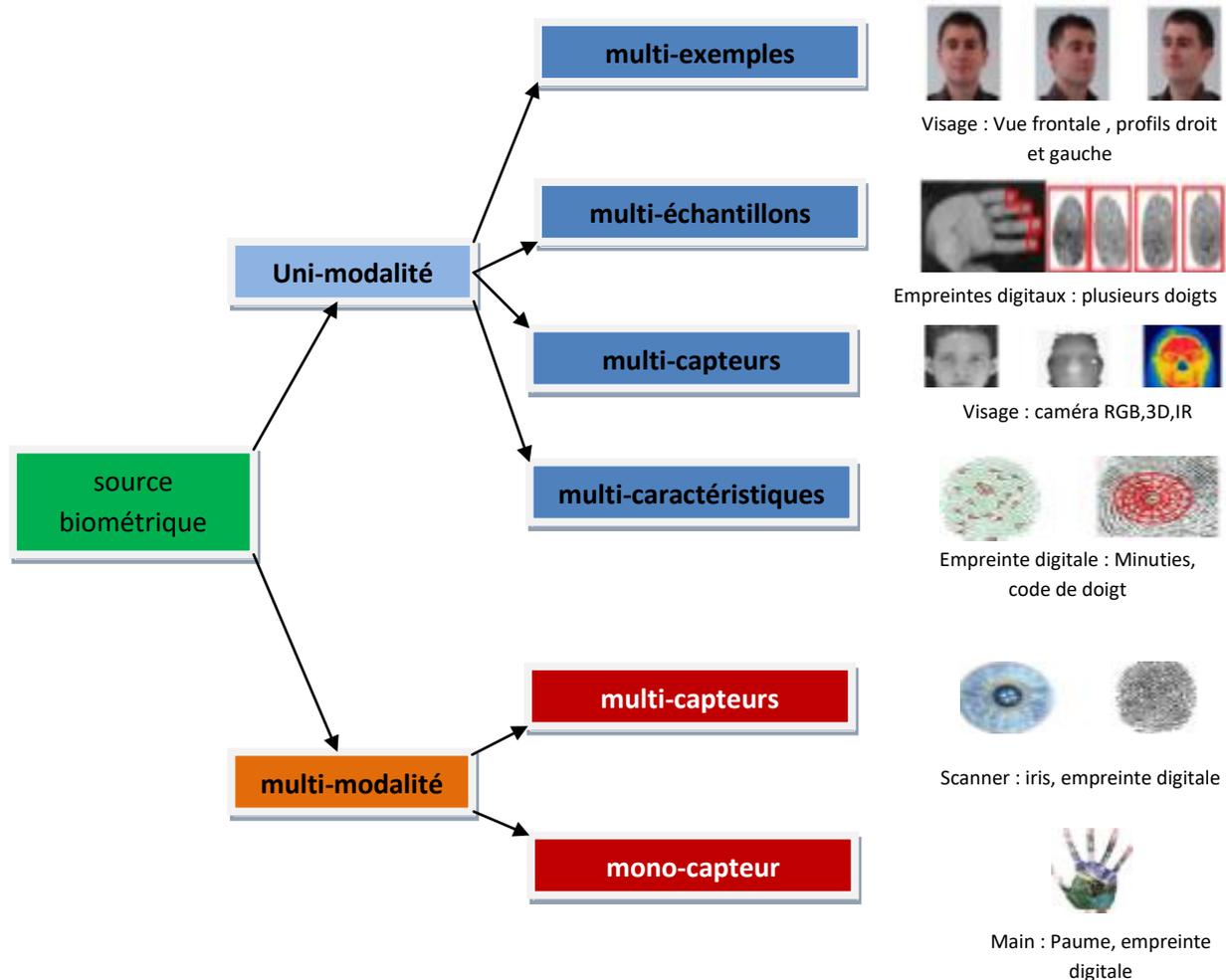


Figure I-16 : Les sources d'informations biométriques et Les différentes modalités [5].

I.5. Technologie biométrique :

Le fonctionnement des systèmes biométriques est basé selon trois modes qui sont : l'enrôlement, la vérification d'identité et l'identification :

- Enrôlement

L'enrôlement est la première phase de tout système biométrique. Il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois. Elle est commune à la vérification et l'identification. Pendant l'enrôlement, la caractéristique biométrique est mesurée en utilisant un capteur biométrique afin d'extraire une représentation numérique. Cette représentation est ensuite réduite, en utilisant un algorithme d'extraction bien défini, afin de réduire la quantité de données à stocker pour ainsi faciliter la vérification et l'identification. Dépendant de l'application et du niveau de sécurité souhaité, le modèle biométrique retenu, est stocké soit dans une base de données centrale soit sur un élément personnel propre à chaque personne [12].

- Vérification :

La vérification d'identité consiste à contrôler si l'individu utilisant le système est bien la personne qu'il prétend être. Le système compare l'information biométrique acquise avec le modèle biométrique correspondant stocké dans la base de données, on parle de test 1 : 1. Dans ce cas, le système renvoie uniquement une décision binaire (oui ou non) pouvant être pondérée. Le processus de vérification peut être formalisé comme suit :

Soit le vecteur d'entrée C_U définissant les caractéristiques biométriques de l'utilisateur U extraites par le système, et M_U son modèle biométrique stocké dans la base de données, le système retourne une valeur booléenne suite au calcul de la fonction f définie par :

$$f(C_U, M_U) = \begin{cases} 1 & \text{si } S(C_U, M_U) \geq \tau \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{I.1})$$

Où S est la fonction de similarité définissant la correspondance entre les deux vecteurs biométriques, et τ le seuil de décision à partir duquel les deux vecteurs sont considérés comme identiques [19].

- Identification :

En mode identification, le système biométrique détermine l'identité d'un individu inconnu à partir d'une base de données d'identités, on parle de test 1 : N.

Dans ce cas, le système peut alors soit, attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au profil le plus proche retrouvé dans la base (ou une liste des profils proches), soit, rejeter l'individu. Le processus d'identification peut être formalisé ainsi :

Soit le vecteur d'entrée C_U définissant les caractéristiques biométriques extraites par le système lorsqu'un utilisateur U se présente devant celui-ci, l'identification revient à déterminer l'identité de I_t , $I_t \in \{0, 1, \dots, N\}$ où I_1, \dots, I_N sont les identités des utilisateurs préalablement enrôlées dans le système, et I_0 indique une identité inconnue. La fonction d'identification f peut ainsi être définie par :

$$f(C_U) = \begin{cases} I_k & \text{si } \max_{1 \leq k \leq N} S(C_U, M_k) \geq \tau \\ I_0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{I.2})$$

Où M_k est le modèle biométrique correspondant à l'identité I_k , S est la fonction de similarité, et τ le seuil de décision [12].

I.6. L'architecture d'un système biométrique :

L'architecture d'un système biométrique contient 5 modules comme le montre la figure I.16.

- Le module de capture qui consiste à acquérir les données biométriques
- Le module de traitement du signal qui permet d'optimiser la quantité de données à stocker lors de la phase d'enrôlement.
- Le module du stockage qui contient les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés du système.
- Le module de similarité qui compare les données biométriques avec les modèles préalablement enregistrés.
- Le module de décision pour déterminer l'identité d'un individu.

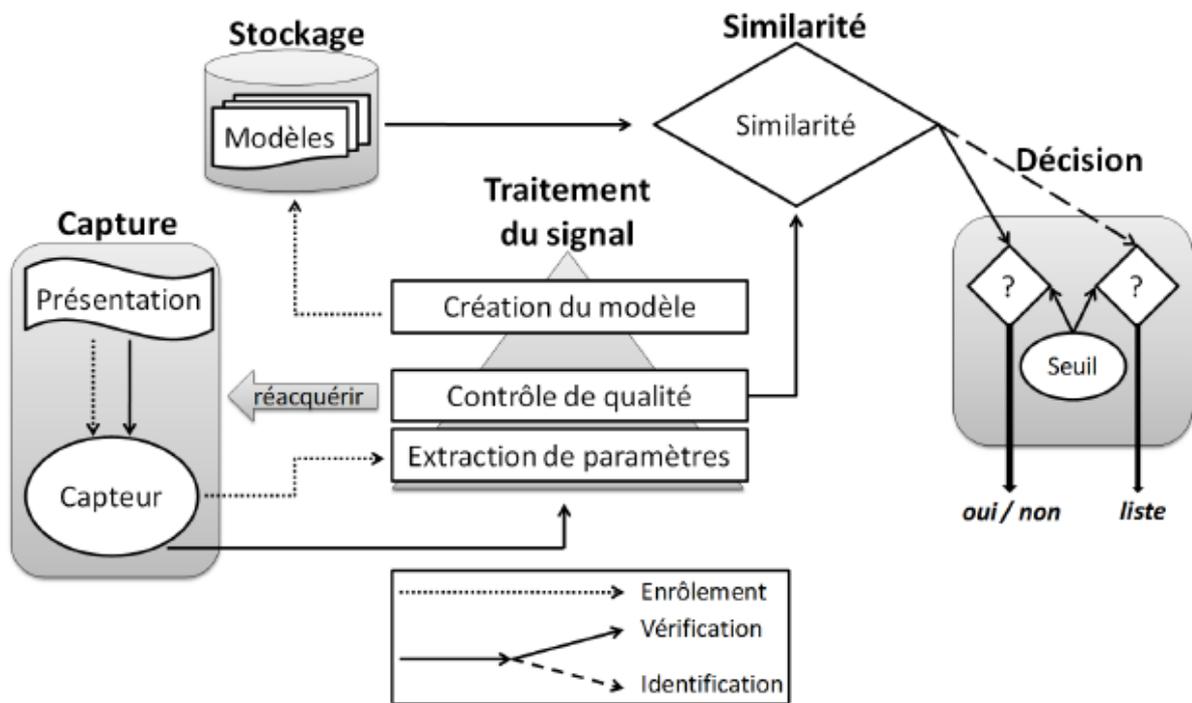


Figure I.17 : L'architecture générale d'un système biométrique [18].

I-7 La mesure de performance du système biométrique :

Trois critères principaux doivent être définis, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique.

I.7.1. Le taux de faux rejet ("False Rejet Rate" ou FRR) :

Considéré comme le premier critère. Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$FRR = \frac{\text{Nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{Nombre total d'accès de clients}} \quad (I.3)$$

Tel que FR Le faux rejet correspond au cas où le système rejette un client légitime [24].

I.7.2. Le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR) :

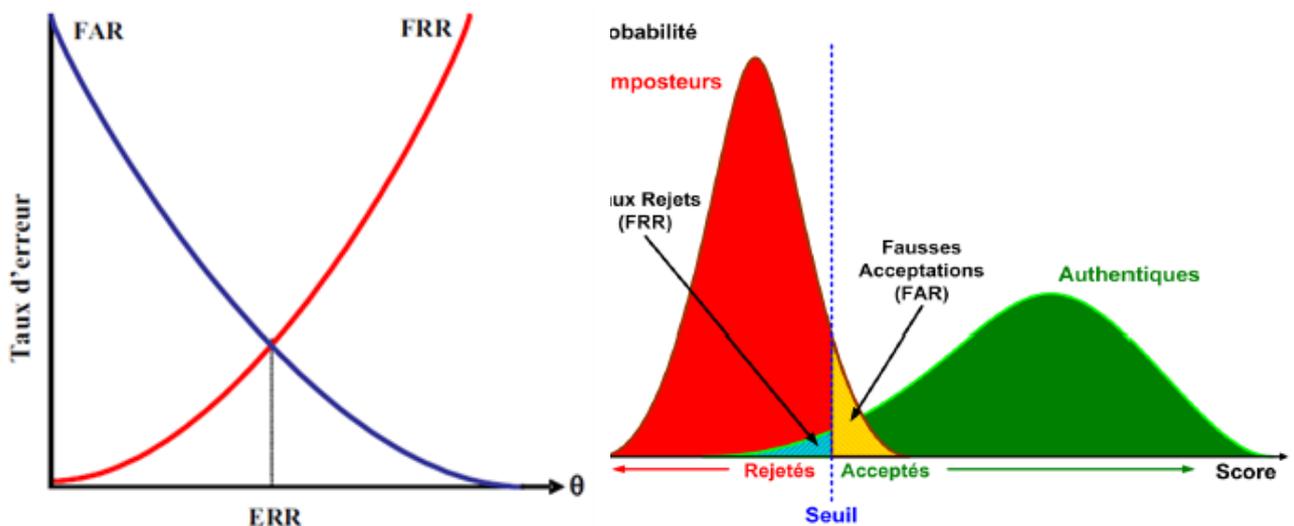
Représente le deuxième critère. Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{\text{Nombre des imposteurs acceptés (FA)}}{\text{Nombre total d'accès imposteurs}} \quad (I.4)$$

Tel que FA correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne [24].

I.7.3. Le taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER) :

Connu étant Le troisième critère. Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où FRR et FAR se croise, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations (FRR=FAR)[20].



-a- Le taux d'erreur en fonction du score -b- la probabilité en fonction de score

Figure 1.18: Illustration du FRR et du FAR en fonction de scores [24].

I.8. Déploiement d'applications biométriques :

L'évolution des technologies biométriques (maturité technique, baisse des coûts) permet aux professionnels travaillant dans les domaines de la sécurité et de la sûreté de déployer des solutions qui bénéficient d'une valeur ajoutée technique et commerciale accrue.

Les différents domaines dans lesquels ces professionnels exercent sont les suivants :

- la gestion des documents d'identité : carte nationale d'identité, permis de conduire, titre de séjour ;
- l'immigration : contrôle des frontières ;
- transport : contrôle des titres de transport ;
- gestion des accès physiques : contrôle d'accès, gestion des horaires (locaux commerciaux sensibles, laboratoires, centres de serveurs, télécommunications, centres de commandement, zones réservées des aéroports, prisons, etc.)
- gestion de l'accès logique : PC, serveurs, bases de données.
- verrouillage des équipements de communication : téléphones mobiles, PDA.
- verrouillage des véhicules : clé de contact, boîte à gants.
- transactions sécurisées : banque, finance, Internet (guichet automatique : DAB, guichet automatique bancaire : GAB, terminaux de paiement).



-a- Autorisation d'accès



-b- Identification des employés

Figure I.19 : Les différents milieux d'utilisation de la reconnaissance biométrique [10].

I.9. Conclusion :

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté la problématique traitée dans cette thèse, Les systèmes biométriques. Après une introduction générale sur la biométrie, un bref historique, nous avons présenté les différentes modalités de la biométrie (uni-modalité et multi-modalité). Nous avons ensuite présenté les technologies biométriques et l'architecture d'un système biométrique. Nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de leurs performances. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques les limitations de ces systèmes ainsi que ses aspects d'évaluation. Nous présentons dans le chapitre suivant la reconnaissance de visage comme système, et les différentes difficultés rencontrées dans ce système.

Chapitre II

La biométrie

de visage

II.1. Introduction :

En raison de l'énorme développement technologique dans le domaine numérique et de la vitesse avec laquelle les ordinateurs se distinguent, l'utilisation de mots de passe, qui se compose généralement de chiffres et de lettres, ne garantit pas la confidentialité et la sécurité lors de l'accès aux données ou des lieux, car il est devenu facile de briser ces barrières en utilisant des applications malveillantes qui sont en développement continu.

Les recherches dans les Domaines de sécurité, Conduit à des nouvelles méthodes qui offrent plus d'espace pour la sécurité qui protège contre la contrefaçon ou la pénétration, où la biométrie est devenue la plus utilisée dans les endroits qui nécessitent des niveaux élevés de sécurité et de contrôle, et parmi toutes les biotechnologies, la reconnaissance des visages est considérée comme la plus facile de façon plus appropriée.

Au cours de ce chapitre, nous discuterons des principes de base du système de reconnaissance faciale, les diverses technologies et les outils utilisés pour mesurer leurs performances et les domaines d'application.

II.2. Définition :

Le visage est le couverte externe de la partie antérieure du crâne de l'être humain, appelée aussi face ou figure ,Il se structure autour de zones osseuses abritant plusieurs organes des sens ; il comprend notamment la peau, le menton, la bouche, les lèvres, les dents, le nez, les joues, les yeux, les sourcils, le front, les cheveux et les oreilles.

Chaque visage est unique, ce qui en fait un élément essentiel de l'identité et une base pour l'identification des personnes , C'est un vecteur essentiel pour les interactions sociales et l'empathie, et pour la communication non verbale, notamment via à l'expression des émotions permises par la très grande mobilité et complexité des muscles or faciaux sous contrôle du nerf facial. Les humains comme d'autres primates ont développé une habileté particulière dans la perception des visages.

II.3. Reconnaissance de visages :

Parmi les techniques d'identifications ou d'authentications des identités des individus (les Empreintes digitales, la reconnaissance de l'oreille, La reconnaissance des

ongles, La reconnaissance facial,... etc.). La reconnaissance du visage est un moyen technique devenu le plus utilisé pour les avantages qu'elle offre :

- Sans contact voire distante, naturelle, bien acceptée.
- ne nécessite pas de coopération de l'utilisateur.
- Peut exploiter des bases de données existantes et un enrôlement distant.
- Très liée à d'autres applications (indexation, IHM, cadrage automatique, localisation).

Il y a deux axes quand on peut travailler dans un système de reconnaissance facial, le premier repose sur une image fixe ou à partir d'une séquence d'image (vidéo), Cette dernière est la préférable puisqu'elle utilise à la fois des informations temporelles et spatiales aidant dans la reconnaissance, dans notre travail on va baser sur les images fixes puisque même la vidéo peut être considérée comme une séquence d'image fixe exposée à une certaine vitesse.

II.4. L'architecture d'un système de reconnaissance de visage :

Comme tous systèmes biométriques, le système de reconnaissance de visage est basé sur les quatre modules précédemment vus dans le premier chapitre I.6, qu'on va par la suite détailler chaque module suivant le système utilisé.

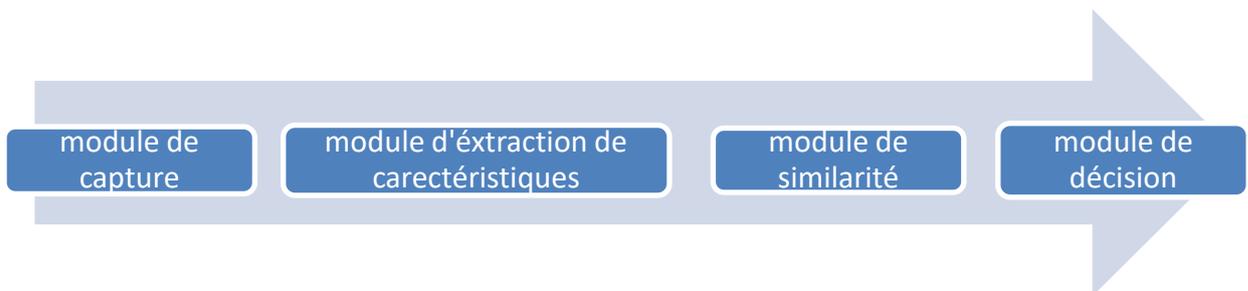


Figure II.1: Architecture d'un système de reconnaissance de visage

II.4.1. Le module de capture :

Ce module est responsable d'acquies les données biométriques afin d'extraire une représentation numérique. Cette représentation est ensuite utilisée pour l'enrôlement, la vérification ou l'identification. Il s'agit d'un capteur biométrique de type sans contact, pour les systèmes de reconnaissance de visage on appelle aussi détection de visage, ce module peut être un appareil photo, scanner ou une caméra. La qualité du capteur peut grandement influencer sur les performances de système.

Ce type de système dépend essentiellement de la méthode utilisée pour localiser le visage dans l'image. Plusieurs travaux de recherches ont été effectués dans ce domaine. Ils ont donné lieu au développement d'une multitude de techniques allant de la simple détection du visage, à la localisation précise des régions caractéristiques du visage, tels que les yeux, le nez, les narines, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles, etc.

Cependant, les solutions proposées jusqu'à maintenant sont loin d'être satisfaisantes car elles fonctionnent uniquement dans des environnements contrôlés, et par conséquent elles ne gèrent pas la variabilité des conditions d'acquisition de la vie quotidienne, notamment :

La pose, les occultations, les conditions d'illumination [26].



Figure II.2 : Capture de visage [10].

II.4.2. Le module de traitement et extraction des caractéristiques :

Après la détection de visage, l'image capturée nécessite un près traitement pour l'extraction des caractéristiques telles que les yeux, le nez, la bouche dans le système de reconnaissance faciale. Deux pratiques différentes existent: la première basée sur l'extraction de la région entière du visage, elle est souvent implémentée avec une approche globale de reconnaissance de visage. La deuxième pratique extrait des points particuliers des différentes régions caractéristiques du visage, tels que les coins des yeux, de la bouche et du nez. Elle est utilisée avec une méthode locale de reconnaissance.

Par ailleurs, plusieurs études ont été menées afin de déterminer les caractéristiques qui semblent pertinentes pour la perception, la mémorisation et la reconnaissance d'un visage humain. Par exemple, les caractéristiques pertinentes rapportées sont : les cheveux, le contour du visage, les yeux et la bouche [27]. Des études ont également démontré le rôle important que joue le nez dans la reconnaissance faciale à partir des images de profil. En effet, dans ce

cas de figure, il est évident que la forme distinctive du nez est plus intéressante que les yeux ou la bouche, les chercheurs ont particulièrement établi que la partie supérieure du visage est plus utile pour la reconnaissance faciale que la partie inférieure [28].

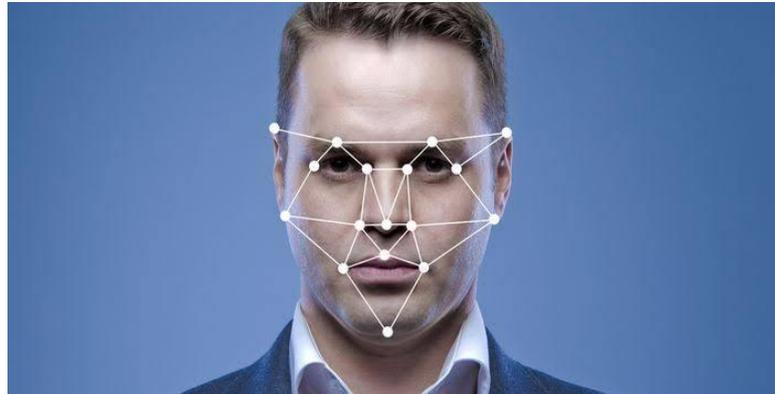


Figure II.3 : Extraction des caractéristiques de visage [10].

II.4.2 Le module de similarité :

Il compare les données biométriques de visage extraites par le module d'extraction de caractéristiques à un ou plusieurs modèles préalablement enregistrés dans la base de données du système. Ce module détermine le niveau de similarité (ou de divergence) entre deux vecteurs biométriques [30].

II.4.3 Le module de décision :

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (Equal Error Rate)[29].

II.5. Principales difficultés de la reconnaissance de visage :

Étant donné que les systèmes de surveillance deviennent de plus en plus étendus dans les milieux urbanisés, l'apport de techniques automatisées performantes est requis. Cette automatisation permet de répondre à l'accroissement du nombre de caméras présentes dans les systèmes tout en accommodant la quantité croissante d'individus impliqués dans l'environnement de capture. L'identification automatisée des individus peut s'accomplir par une reconnaissance de visages qui nécessitent l'application de techniques avancées et robustes de sorte à éviter les erreurs de classification des gens détectés. Construire un système de

reconnaissance de visage qui peut identifier ou détecter un individu dans un espace sans beaucoup de peine, et un vrai défi, et cette opération de reconnaissance devient plus compliqué lorsque les conditions de capture de l'image sont très variables (éclairage, mouvement, visage camouflé,).

L'image de visage analysé est soumise à deux types de variation, inter et intra sujet (photo prise), la variation inter sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus, par contre la variation intra sujet est plus vaste et elle peut être attribuer à plusieurs facteurs que nous analysons ci-après :

II.5.1. Changement d'illumination :

Lorsque on veut prendre une photo on prend toujours en considération l'éclairage de la scène, puisque l'apparence d'un visage dans une photo est liée à la lumière, et les performances de système de reconnaissance de visage (la vérification ou l'identification) peuvent se dégrader lorsqu'une image est prise dans des conditions d'éclairages différents aux celles utilisées lors de l'inscription, se relève par fois plus critique que la différence physique entre les individus [31].



Figure II.4 : L'effet de l'illumination sur les images [31].

L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche ouvert.

Les évaluations FRVT (Facial Recognition Vendor Test) ont révélé que les problèmes de variation de l'illumination, constituent un défi majeur pour la reconnaissance faciale [27].

II.5.2. Vieillessement :

L'apparence du visage change avec le temps, et à mesure que nous vieillissons, les muscles faciaux commencent à se détendre, ce qui contribue à l'apparition des rides, avec une

mauvaise vision, ce qui conduit à porter des lunettes, et peut-être le maquillage est utilisé peut cacher une cicatrice sur le visage [32].



Figure II.5 : Le vieillissement [32].

II.5.3. Occultation :

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène ou par le port d'accessoire tel que lunettes écharpe. Dans le contexte de la biométrie les systèmes proposés doivent être non intrusif, c'est-à-dire qu'on ne doit pas compter sur une coopération active du sujet par conséquent il est important de savoir reconnaître des visages partiellement occultés on étudie l'impact du port de lunette de soleil et du cache-nez occultant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale ils ont utilisé la base de donnée AR leurs résultats expérimentaux semblent indiquer que dans ces conditions les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles[33].





Figure II.6 : Le visage partiellement occulté.

II.5.4. Expression faciale : La déformation du visage qui est dû aux expressions faciales (Rire, parler, Pleurer) est localisée principalement sur la partie inférieure du visage.

L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable.



Figure II.7 : Les différentes expressions de visage [32].

Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu [33].

II.6. Les méthodes de reconnaissance faciale :

Les méthodes de reconnaissance faciale se dérivent suivant les méthodes d'extraction des caractéristiques du visage, où on peut les classer en trois groupes : les méthodes locales, les méthodes globales et les méthodes hybrides.

II.6.1. Méthodes globales :

Le principe est basé sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Où Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme Les centres des yeux, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images du visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de Pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus facile à manipuler.

L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et ces calculs de base sont d'une complexité moyenne. Mais par contre, elles sont très sensibles aux variations d'éclairément, de pose et d'expression faciale [34].

II.6.1.1. L'analyse en composant principales (ACP) :

En 1991 suivant les travaux de MA. Turk et AP. Pentland au MIT Media Lab, L'algorithme ACP est né, où elle consiste à exprimer les « M » images de la base d'apprentissage de départ, selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers - les vecteurs propres – contenant des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage.

Avec cette méthode on veut extraire les caractéristiques de l'image du visage, pour l'encoder avec une grande efficacité, qui permet à comparer avec la base de données qui contient des images encodées de la même méthode.

Cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage. Donc, la ACP ne nécessite aucune connaissance à priori sur l'image et se révèle plus efficace lorsqu'elle est couplée à la mesure de distance MahCosine, Mais sa simplicité à mettre en œuvre contraste avec une forte sensibilité aux changements d'éclairément, de pose et d'expression faciale [35].

II.6.1.2. Analyse Discriminante Linéaire (LDA) :

Cet algorithme a été développé en 1997 À l'université de Yale aux USA, il est connu sous le nom de Fisher-Faces, il utilise une séparation des classes, et pour pouvoir l'utiliser il faut organiser la base d'apprentissage d'image en plusieurs classes, une classe par personne et plusieurs images par classe.

La LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, pour objectif de maximiser les variations entre les images des personnes différents (interclasses), et en minimisant les variations entre les images d'une même personne (intra-classes). La méthode Fisher-Face consiste à trouver un espace adéquat sur lequel vont être projeté les images de la base d'apprentissage tout comme celles de la base de test.

L'identification est réalisée en comparant la projection de l'image test avec chacune des projections des images de la base d'apprentissage. Comme précédemment G est le vecteur de dimension N correspondant à une image i de la base d'apprentissage, laquelle est composée de M images.

L'ACP est utilisé efficacement pour résoudre plusieurs problèmes de classification et de réduction de dimension et puis l'analyse discriminante des classes qui ne sont pas pris en considération par l'ACP.

Mais dans le cas où les données sont de très grandes dimensions, il n'est pas possible d'appliquer directement cette méthode sans diminuer au préalable la dimension des données. Dans ce cas, au lieu d'utiliser directement la valeur des pixels des images, un ACP est premièrement appliqué sur les données et c'est la représentation des images dans l'espace des visages qui sont utilisées [36].

II.6.1.3. Réseau de neurones :

Ce système proposé par Rowley et basé sur la classification par des réseaux de neurones pour détecter les visages, leur système fonctionne en deux étapes :

- La première est l'application des filtres sur l'ensemble de l'image examinent chaque emplacement à la recherche de l'emplacement du visage.
- Ensuite les détections avec des filtres individuels éliminent les détections qui se chevauchent.

Le premier composant de ce système est un filtre qui reçoit en entrée une partie de 20×20 pixels de l'image et donne une sortie de 1 à -1, signifiant la présence ou l'absence d'un visage, respectivement. Le filtre est appliqué à chaque emplacement de l'image, pour détecter des faces plus grandes que la taille de la fenêtre, l'image d'entrée est réduite de façon répétée (par sous-échantillonnage) et le filtre est appliqué à chaque taille.

Ce filtre doit avoir une position et une échelle d'invariance. La quantité d'invariance détermine le nombre d'échelles et de positions auxquelles elle doit être appliquée. L'un des avantages des réseaux de neurones est leur robustesse au bruit. Mais malheureusement, les

réseaux de neurones, sont souvent difficiles à construire vue de leur structure (nombre de couches cachées pour les perceptrons par exemple) influe beaucoup sur les résultats et il ne n'a pas une méthode pour déterminer automatiquement cette structure.

La phase d'apprentissage est difficile à mener puisque les exemples doivent être correctement choisis (en nombre et en configuration)[37].

II.6.1.4. Machine à vecteurs de support (SVM) :

Les machines à vecteurs de support (SVM) ont été récemment proposées par Vapnik et ses collègues en 1995, comme une méthode très efficace pour la reconnaissance de formes à usage général. De manière intuitive, la consultation des points appartenants à deux classes, la SVM trouve l'hyperplan qui sépare la plus grande partie possible de points de la même classe et de même côté, en augmentant au maximum la distance l'une ou l'autre classe a l'hyperplan, ce qui minimise le risque de classer non seulement les ensembles de formation, mais aussi les exemples invisibles de test.

La technique de SVM dans de le domaine de reconnaissance faciale, a prouvé que les fonctions de discrimination apprises peuvent donner une précision de reconnaissance beaucoup plus fiables que l'approche populaire de la face propre standard et les faces propres sont utilisées pour représenter les images du visage.

Une fois les caractéristiques extraites, les fonctions de discrimination entre chaque paire sont apprises par les SVM. Ensuite, le test disjoint définit le système pour la reconnaissance [38].

II.6.1.5. Mélange de gaussienne (GMM) :

Cette approche a été proposée par Conrad SANDERSON et al, l'approche GMM utilise généralement des fonctionnalités locales (c'est-à-dire que les fonctionnalités ne décrivent qu'une partie du visage).

Cela ne contraste pas avec les caractéristiques générales, comme dans l'approche basée sur PCA, où un vecteur de caractéristique décrit le visage entier. Les caractéristiques locales peuvent être obtenues en analysant un visage sur une base bloc par bloc.

L'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en cosinus discrète (DCT) est généralement appliquée à chaque bloc, résultant en un ensemble de vecteurs de caractéristiques. Puis modéliser leur distribution selon une combinaison linéaire de plusieurs gaussiennes qui vont représenter un modèle d'une personne.

Cette approche basée sur la technique HMM, ou la relation spatiale entre les principales caractéristiques du visage (comme les yeux et le nez) est conservée ; et dans

l'approche GMM, la relation spatiale est effectivement perdue (car chaque bloc est traité indépendamment), ce qui donne une bonne robustesse aux faces imparfaitement situées, elle a prouvé une efficacité surprenante surtout en matière de précision et de temps d'exécution [39].

II.6.1.6. L'approche statistique et l'approche probabiliste :

L'approche s'est basée essentiellement sur la théorie de décision afin de résoudre les problèmes de classement et de classification, et la classification fondée sur le théorème de Bayes et généralement utilisée. Une méthode pour détecter des visages humains à partir d'images en couleur était proposée par Yang et Ahuja. Où un modèle de la couleur de la peau humaine basé sur une analyse statistique multi-variante est construit pour capturer les propriétés chromatiques, et on présente une méthode de probabilité pour détecter les visages humains qui utilisent un mélange d'analyseurs de facteur, mais l'inconvénient de cette approche et la complexité de calcul qui est très élevée [40].

II.6.2. Méthodes locales :

Les méthodes locales utilisent les caractéristiques faciales locales pour la reconnaissance de visage. Dans ces méthodes, le visage est représenté par un ensemble de vecteurs caractéristiques de dimensions faibles, plutôt que par un seul vecteur de grande dimension.

Les méthodes sont classées en deux catégories basées sur les approches géométriques et les approches graphiques.

II.6.2.1. Les points d'intérêts de bases :

Dans cette méthode on détecte les points d'entrée et ensuite citer les caractéristiques localisés sur ces points d'intérêts, ces méthodes et parmi les plus anciennes en reconnaissance de visage.

Elles travaillent toutes sur l'extraction de caractéristiques géométriques spécifiques telles que la largeur de la tête, les distances entre les yeux. Ces données sont ensuite utilisées par des classificateurs ou de reconnaître des individus [41].

II.6.2.2. Les méthodes locales basées sur l'apparence du visage :

Dans ces méthodes on divise le visage en petites régions où les caractéristiques locales sont extraites directement. Et on l'utilise de manière modulaire pour les différentes régions faciales, puis le modèle global défini à partir de la combinaison des différents modèles locaux

et cette division garantit l'indépendance entre les différentes régions faciales on cas d'occlusion par les différentes sources de variabilité.

Par exemple, le port de lunettes de soleil change considérablement la région des yeux, tandis qu'un sourire affecte plus la région de la bouche. Deux paramètres sont utilisés pour définir les régions locales du visage : la forme (rectangle, ellipse) et la taille. Les caractéristiques des régions locales sont déterminées à partir d'une analyse des valeurs de niveau gris, des techniques comme les Ondelettes de Gabor ou de Harr et l'analyse fractale sont aussi utilisées pour l'extraction de caractéristiques.

En général, les caractéristiques à base de valeurs de gris préservent l'information de texture, tandis que les caractéristiques de Gabor sont plus robustes face aux changements d'illumination et aux transformations géométriques [42].

II.6.3 Méthodes hybrides :

Les méthodes hybrides utilisent conjointement des caractéristiques globales et locales des visages en associant les avantages des deux méthodes, afin d'améliorer les performances de la reconnaissance du visage. Les caractéristiques globales et les caractéristiques locales sont des propriétés différentes en espérant combinant les avantages des deux méthodes pour améliorer la classification.

Le principe de la combinaison et d'utiliser les avantages de l'une pour corriger les défauts de l'autre. La combinaison efficace entre caractéristiques locales et globales reste pour le moment un problème et peu de travaux sur son application au problème de la reconnaissance faciale existent [42].

Facteurs de variations	Caractéristiques locales	Caractéristiques globales
Illuminations	Très sensible	Sensible
Expressions	Pas sensible	Sensible
Pose	Sensible	Très sensible
Bruit	Très sensible	Sensible
Occlusion	Pas sensible	Très sensible

Tableau II.1 : Tableau récapitule qualitativement la différence entre les deux types des caractéristiques

II.7 Conclusion :

Dans ce chapitre, on a présenté l'architecture d'un système de reconnaissance faciale et les méthodes utilisés pour extraire les caractéristiques du visage qui permettent de comparer entre les individus, et par conséquent cette étude nous a permis de constater les différentes difficultés que les systèmes de reconnaissance de visage rencontrent tel que la dégradation de luminosité, la variation de pose, l'occultation de visageetc. Ces dernières années les chercheurs scientifiques ont proposé des différentes solutions pour résoudre ces difficultés en rendant le système plus fiable, au chapitre suivant on va concentrer notre travail sur le problème de luminosité dans le système de reconnaissance faciale.

Chapitre III
Normalisation
d'illumination
et méthodes
de texture
locale

III.1 Introduction :

La reconnaissance d'un visage varie énormément en fonction de l'illumination de la scène, comme pour l'œil humaine le changement d'éclairage affecte la reconnaissance des personnes, plus l'image est bien éclairée plus la reconnaissance est facile, les méthodes de reconnaissance des visages existantes sont en majorité très sensibles aux changements d'éclairage.

Dans ce chapitre on essaie de présenter celles qui sont à base holistique et à base locale telles que LBP, LPQ, MB-LPQ, BSIF. Ainsi les techniques traditionnelles basées sur la compensation de l'éclairage uniforme telles que égalisation d'histogramme (Histogram Equalization (HE)) et d'autres méthodes de normalisation de l'éclairage comme, la technique de Retinex à échelle unique (Single Scaler Retinex (SSR)), multi échelles Retinex (Multi Scaler Retinex (MSR)), visages dégradés (GradientFace (GF)), weber face (WF), différence de Gaussien (Difference of Gaussian (DoG)) qui sont basées sur le modèle de réflexion de Lambertien.

III.2 Normalisation de l'illumination :

Dans le domaine de la reconnaissance par le visage, plusieurs méthodes de normalisation de l'illumination ont été présentées. Ces méthodes sont classées en deux grandes catégories, des méthodes basées sur la modification de la dynamique (égalisation d'histogramme, égalisation d'histogramme adaptative, transformation linéaire ou non linéaire de l'histogramme ... etc.), et des méthodes basées sur l'estimation de la réflectance (facteur de réflexion) de l'image (Retinex, Multi-Scale, Retinex, filtrage homomorphique, méthodes basées sur l'isotropie de la luminance et d'autres sur l'anisotropie de la réflectance) [43].

Les six normalisations de l'état de l'art présentées dans ce chapitre sont les plus utilisées dans la reconnaissance du visage et font partie de ces deux catégories.

III.2.1 Égalisation d'Histogramme (HE) :

Le but de l'égalisation d'histogramme est d'harmoniser la répartition de niveaux de gris de l'image sans modifier le nombre de pixels, qui permet d'éclairer les parties sombres de l'image et la rendre plus claire. Plus correctement si n_i est le nombre de pixels à un niveau i de gris ; la probabilité qu'un pixel x de l'image ait un niveau i est :

$$p(x_i) = \frac{n_i}{n}, i \in 0, \dots, L \quad (3.1)$$

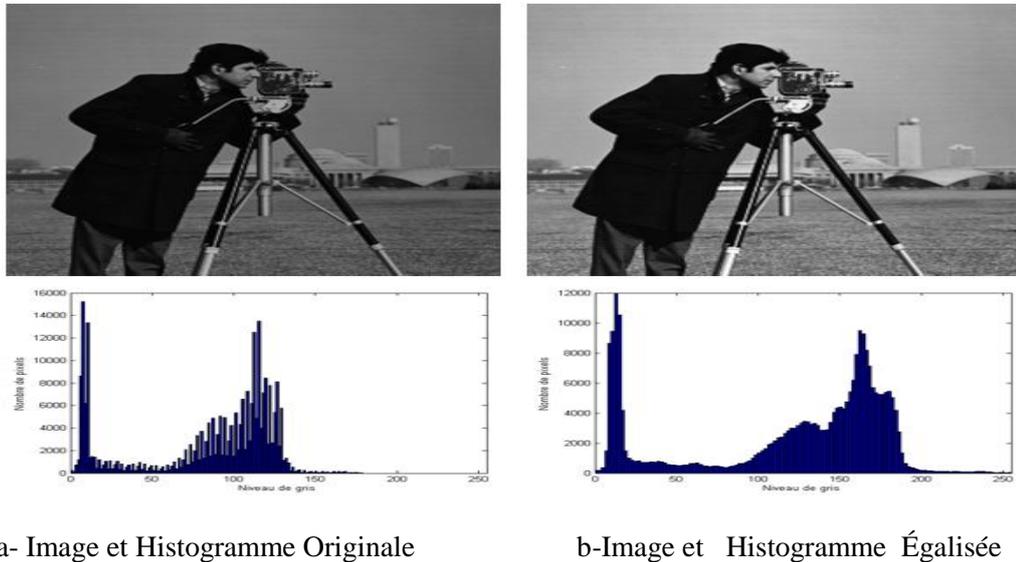
Avec n le nombre total des pixels de l'image, et L le nombre des niveaux de gris.

La probabilité p représente dans ce cas l'histogramme de l'image normalisée à $[0,1]$.

Soit c la distribution cumulative de l'histogramme normalisé p , elle est donnée par :

$$c(i) = \sum_{j=0}^i p(x_j) \quad (3.2)$$

L'idée est de trouver une transformation $y = T(x)$ qui pour chaque niveau x de l'image, produira un niveau y de telle façon que la distribution cumulative des différents niveaux de l'image transformés soit linéaire cette fonction est définie par $y_i = T(x_i) = L \frac{c(i)}{n}$ avec L le niveau de gris maximal [43].



a- Image et Histogramme Originale

b- Image et Histogramme Égalisée

Figure 3.1: Exemple d'égalisation d'histogramme [43].

III.2.2 La technique de Retinex à échelle unique(SSR) :

Cette technique est développée et présentée par Land et McCann, dans la théorie d'expliquer les principes de base réagissant le processus de formation d'image et / ou perception de la scène et déclare qu'une image $I(x, y)$ peut être modélisée comme le produit de la réflectance $R(x, y)$ et de la luminance $L(x, y)$ fonctionne comme suit :

$$I(x, y) = R(x, y) L(x, y) \quad (3.3)$$

Ici, la réflectance $R(x, y)$ est liée aux caractéristiques des objets constituant la scène d'une image et dépend de la réflectivité des surfaces de la scène, tandis que la luminance $L(x, y)$ est déterminée par la source d'illumination et se rapporte à la quantité d'éclairage tombant sur la scène observée. Puisque la réflectance $R(x, y)$ concerne uniquement les objets dans une image, il est évident qu'elle agit comme une représentation invariante de l'éclairage de l'image d'entrée. Afin de déterminer la réflectance d'une image, et ainsi, pour obtenir une représentation d'image invariante d'éclairage, la luminance $L(x, y)$ d'une image est généralement estimée en premier et ensuite exploiter pour calculer la réflectance via la manipulation du modèle d'image donnée par l'expression (3.3) comme suit :

$$\ln R(x, y) = \ln I(x, y) - \ln L(x, y) \quad (3.4)$$

$$R(x, y) = I(x, y)/L(x, y) \quad (3.5)$$

Où, l'équation (3.5) désigne une division par élément de l'image d'entrée $I(x, y)$ avec la luminance estimée $L(x, y)$. La réflectance calculée avec l'équation (3.4) est appelée réflectance logarithmique et la réflectance calculée avec l'équation (3.5) est appelée réflectance quotient.

Comme déjà souligné, la luminance est considérée comme une lente variante avec la position spatiale et peut donc être estimée comme une version lissée de l'image originale $I(x, y)$. Divers filtres de lissage et méthodes de lissage ont été proposés dans la littérature, ce qui a abouti à différentes procédures de normalisation de l'éclairage qui ont été appliquées avec succès au problème de la reconnaissance faciale sous des graves changements d'éclairage.

L'algorithme Retinex à échelle unique (SSR) calcule l'estimation de la luminance $L(x, y)$ en lissant simplement l'image d'entrée $I(x, y)$ avec un filtre de lissage gaussien, La représentation d'image invariante d'illumination est ensuite calculée à l'aide d'expression de la réflectance logarithmique. Alors qu'une telle approche produit généralement de bons résultats avec un filtre Gaussien [44].

III.2.3 La Méthode De Retinex Multi-Echelle(MSR) :

Cette méthode est un dérivé de la méthode 'Single Scale Retinex', Raham en 1997 a proposé une estimation de luminance comme combinaison pondérée d'image filtrée de l'image originale. Les filtrages se font par des noyaux gaussiens avec différentes variances (dans un autre sens, c'est une analyse multi-résolutions, d'où le terme 'multi-scale') [43].

$$L(x, y) = \sum_{s=1}^s w_s(I(x, y) \times G_s(x, y)) \quad (3.6)$$

Avec W_s un coefficient de pondération et G_s un noyau gaussien avec écart type δ_s .

Une fois la luminance déterminée, on peut déduire la réflectance de l'objet en divisant l'image des niveaux du gris par l'image luminance $L(x, y)$:

$$R(x, y) = \frac{I(x, y)}{L(x, y)} \quad (3.7)$$

III.2.4 La Technique Gradient-faces (Gf) :

La technique de normalisation basée sur Gradient-faces (GF) utilise une orientation de gradient d'image. L'orientation du dégradé est calculée sur chaque pixel de la face. Depuis la normalisation basée sur le gradient, GF présente des avantages par rapport aux domaines de pixels qui peuvent représenter la structure inhérente des données d'image car il considère la relation des points de pixels voisins. Le GF est calculé comme décrit dans :

1. L'image d'entrée est convolée avec le noyau gaussien résultant de l'image lisse

$$I' = I * G(x, y, \delta) \quad (3.8)$$

Où :

δ : et l'écart-type

G : le noyau gaussien et

$$G(x, y, \delta) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.9)$$

2. Le gradient de l'image I est calculé par convolution de l'image lisse avec la dérivée de la fonction noyau gaussienne dans la direction x, y .

$$I_x = I' * G_x(x, y, \delta) \text{ and } I_y = I' * G_y(x, y, \delta) \quad (3.10)$$

3. L'insensibilité à l'éclairage est calculée en utilisant :

$$G = \arctan\left(\frac{I_y}{I_x}\right) \in [0, 2\pi] \quad (3.11)$$

G : représente le Gradient-face[33] .

III.2.5 La Technique De Weber Face (WF)

La plupart d'entre nous pouvons facilement entendre une voix chuchotait dans une pièce calme, mais dans des conditions bruyantes, nous pouvons ne pas remarquer que quelqu'un crie dans notre oreille. Telle est l'essence de la loi de Weber, proposée par le physiologiste allemand Ernst Weber en 1834. Il a émis l'hypothèse que le rapport entre le plus petit changement perceptif d'un stimulus (ΔI_{min}) et le niveau de fond du stimulus (I) est constant :

$$\frac{\Delta I_{min}}{I} = K \quad , \quad \text{Où } K \text{ appelé Weber fraction.}$$

La technique Weber approximativement vraie pour la perception d'une variété de sensation, y compris le poids, l'intensité sonore et l'intensité lumineuse.

Pour extraire les caractéristiques insensibles dans une image $I(x, y)$, La technique de weber définie comme suit :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{I(x, y) - I(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{I(x, y)}\right) \quad (3.12)$$

Où $A = \{-1, 0, 1\}$, α est utilisé pour ajuster la différence entre les pixels adjacents en fonction du modèle de *Lambertian*, l'image de visage peut être exprimée par :

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (3.13)$$

avec $L(x, y)$ représente l'éclairage et $R(x, y)$ represent la reflectance de chaque pixel.

$$I(x - i\Delta x, y - j\Delta y) = L(x - i\Delta x, y - j\Delta y) \cdot R(x - i\Delta x, y - j\Delta y) \quad (3.14)$$

En remplace dans la fonction :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{I(x, y) - I(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{I(x, y)}\right) \quad (3.15)$$

En aura :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{L(x, y)R(x, y) - L(x - i\Delta x, y - i\Delta y).R(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{L(x, y).R(x, y)}\right) \quad (3.16)$$

Si on suppose que l'éclairage varie très lentement sauf pour les limites d'ombre, qui est une hypothèse couramment utilisée, nous pourrions obtenir

$$L(x - i\Delta x, y - j\Delta y) = L(x, y) \quad (3.17)$$

Substituer les formules (3.15) dans la formule (3.14) on trouve :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{R(x, y) - R(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{R(x, y)}\right) \quad (3.18)$$

À partir de l'équation ci-dessus, nous pourrions voir qu'elle pourrait être considérée comme une représentation insensible à l'éclairage de l'image du visage d'origine, car elle ne dépend que du composant de réflexion $R(x, y)$, $R(x, i - \Delta x, y - i\Delta y)$ et n'a rien à voir avec le composant d'éclairage [46].

III.2.6. L'Égalisation du contraste :

La dernière étape de la chaîne de prétraitement remet à l'échelle les intensités d'image. Il est important d'utiliser un estimateur robuste car le signal contient généralement des valeurs extrêmes produites par les reflets, des petites régions sombres telles que les narines, les ordures aux bordures de l'image, etc.

On pourrait utiliser (par exemple) la médiane de la valeur absolue du signal pour cela, mais ici une simple approximation rapide est préférable basée sur deux processus par étapes comme suit :

$$I(x, y) = \frac{I(x, y)}{(\text{mean}(\min(\tau, |I(x', y')|)^\alpha))^{1/\alpha}} \quad (3.19)$$

$$I(x, y) = \frac{I(x, y)}{(\text{mean}(|I(x', y')|^\alpha))^{1/\alpha}} \quad (3.20)$$

Ici, α est un exposant fortement compressif qui réduit l'influence des grandes valeurs, τ est un seuil utilisé pour tronquer de grandes valeurs après la première phase de normalisation, et la moyenne est sur l'ensemble (partie non masquée de) l'image. Par défaut, nous utilisons $\alpha = 0$: $\tau = 10$

III.2.7: La technique Différence de Gaussien (DoG) :

Afin de rendre l'image capturée lisible par le système de reconnaissance, un près traitement sur l'image originale est nécessaire, certaines images present dans des conditions

d'éclairage non contrôlés dégradent considérablement le taux de la reconnaissance, et pour rendre l'image exploitable on utilise des filtres de lissage telle que le filtre gaussien.

III.2.7.1. Filtre Gaussien :

Le filtre gaussien est un filtre linéaire, il signifie moyenne pondérée. Parce que les poids dans le filtre calculé selon une distribution gaussienne, il est nommé d'après le célèbre scientifique Carl Gauss. Ce filtre a un autre nom est flou gaussien.

Nous pouvons lisser l'image en prenant un pixel comme valeur moyenne de ses pixels environnants. Si nous supposons que le point central est 2, les points environnants sont 1 et le point central prendra la valeur moyenne de ses points environnants, se sera 1.

La fonction de densité appelée la fonction gaussienne. La forme est représentée dans l'équation suivante

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-a)^2/2\sigma^2} \quad (3.21)$$

Ici, a est la moyenne de x, car le point central est à la fois l'origine du point lors du calcul d'une valeur moyenne, donc a est égal à 0, la fonction sera comme suivant :

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2\sigma^2} \quad (3.22)$$

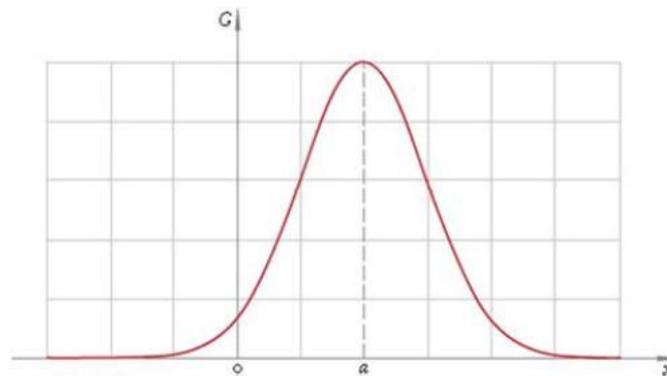


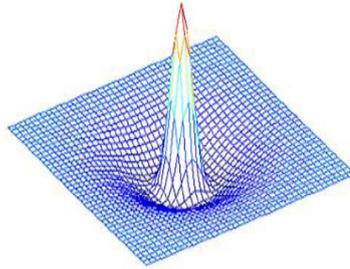
Figure III.2 : La distribution Gaussienne [51].

Si chaque point obtenait la valeur moyenne des points environnants, comment devrions-nous attribuer le poids ? Si nous utilisons simplement une moyenne simple, ce n'est pas raisonnable, car les images sont continuées, plus les points sont proches, plus la relation entre les points est proche. La moyenne pondérée est donc plus logique que la moyenne simple, plus les points sont proches de la distance, plus le poids est important [51].

III.2.7.2. Principe de la technique Différence de Gaussienne (DoG) :

a-Définition :

La technique de normalisation basée sur le filtrage (DoG) est une technique de normalisation qui s'appuie sur la différence de filtre de Gaussiens pour produire l'image normalisée. Fondamentalement, il applique un filtre passe bas à l'image d'entrée et on produit une version normalisée [45].



.Figure III. 3 : Réponse fréquentielle d'une Différence de Gaussienne –DoG [47] .

b-Formulation de Différence de Gaussien (DoG):

Dans le plan spatial, aussi appelé plan d'image, la différence des gaussiens (DoG) est un Fonctionnalité d'algorithmme amélioré qui inclut la soustraction d'une version floue d'une image originale et d'une autre moins floue de l'original. Lors de la convolution des images originales en niveaux de gris avec des noyaux gaussiens ayant écarts types différents, on obtient des images floues dans le cas simple des images en niveaux de gris. Les informations spatiales à haute fréquence ne sont supprimées que lorsqu'une image est floue en utilisant un noyau gaussien. L'information spatiale qui se trouve entre les plages des fréquences sont enregistrées lors de la soustraction d'une image de l'autre. Ainsi, la différence des gaussiens est un filtre passe-bande où il y a des fréquences existante dans l'image d'origine en niveaux de gris mais le reste est ignoré. La formule mathématique de la différence des gaussien s'explique comme suit :

Étant donné une image, sa dimension est $m \times n$

$$I: \{X \subseteq \mathbb{R}^n\} \rightarrow \{Y \subseteq \mathbb{R}^m\} \quad (3.23)$$

Si nous avons une image I , la fonction différence des gaussiens (DoG) de cette image est :

$$\Gamma_{\sigma_1\sigma_2}: \{X \subseteq \mathbb{R}^n\} \rightarrow \{Z \subseteq \mathbb{R}\} \quad (3.24)$$

Obtenu en soustraction d'image I convoluée avec la gaussienne de variance σ_2^2 de l'image I convoluée avec une gaussienne de variance σ_1^2 , avec $\sigma_1 > \sigma_2$.

Pour une seule dimension, Γ_{σ_2} est défini comme :

$$\Gamma_{\sigma_1\sigma_2}(x) = I * \frac{1}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} e^{-(x)^2/(2\sigma_1^2)} - I * \frac{1}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} e^{-(x)^2/(2\sigma_2^2)} \quad (3.25)$$

Et pour le cas centré en deux dimensions

$$\Gamma_{\sigma,k\sigma}(x,y) = I * \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} - I * \frac{1}{2\pi k^2\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2k^2\sigma^2} \quad (3.26)$$

Ce qui équivaut à :

$$\Gamma_{\sigma,k\sigma}(x,y) = I * \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} - \frac{1}{2\pi k^2\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2k^2\sigma^2} \right) \quad (3.27)$$

Qui représente une image convoluée avec la fonction de déférence gaussienne. [51].

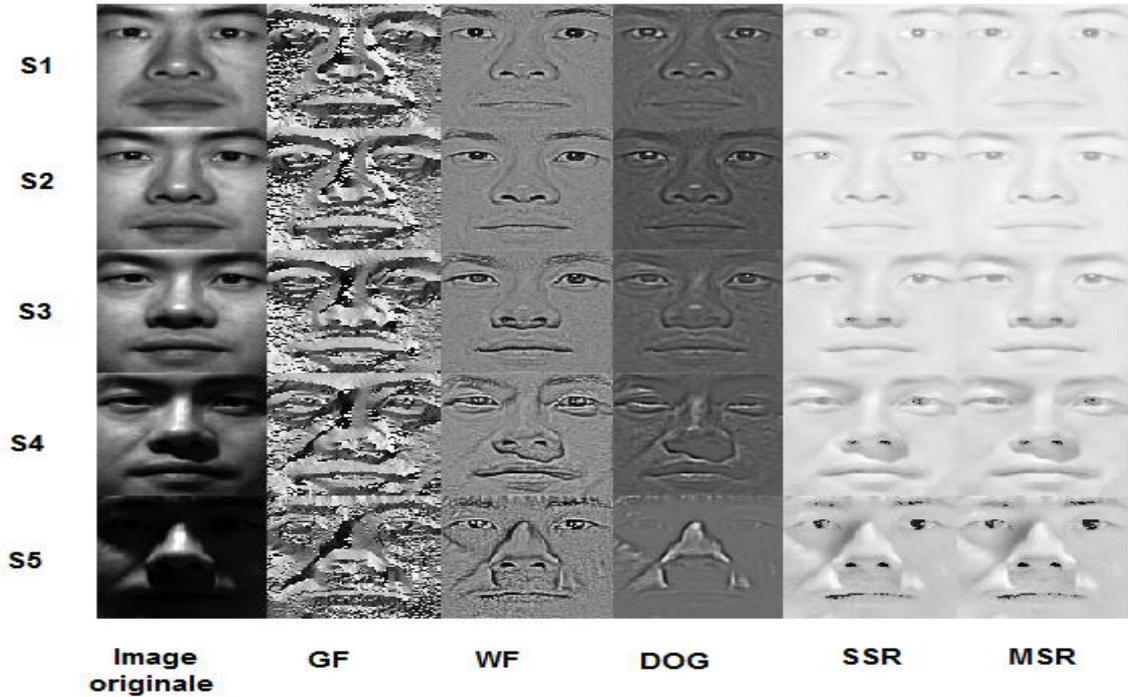


Figure III.4 : Le prés-traitement sur l'image originale selon les différentes méthodes.

III.3 Les méthodes de descripteurs de textures locales :

Les méthodes locales utilisent les caractéristiques faciales locales pour la reconnaissance de visage. Dans cette méthode, le visage est représenté par un ensemble de vecteurs caractéristiques de dimensions faibles, plutôt que par un seul vecteur de grande dimension.

Les Méthodes sont classées en deux catégories basées sur les approches géométriques et les approches graphiques (Descripteur Motif Binaire Local (LBP), Descripteur Quantification De Phase Locale LPQ, Descripteur De Caractéristiques Statiques Binarisées De L'image (BSIF), Descripteur Quantification De Phase Locale Multi-Bloc (MB-LPQ)).

III.3.1 Descripteur motif binaire local (LBP) :

Cette méthode a été proposée par Ojala en 1996 le principe est de contrôler les niveaux de gris pour chaque pixel de l'image à analyser et lui donner une valeur caractérisant, le motif local aux voisinages du pixel, et ces valeurs sont calculées par la comparaison des niveaux de gris d'un pixel P avec leur voisinage. La méthode LBP assigne un code binaire pour chaque pixel en fonction avec leurs voisinages. Ce code décrivant la texture locale d'une zone est calculé par seuillage d'un voisinage avec le niveau de gris du pixel central. Pour avoir un motif binaire, qui prendront une valeur " 1 " si leur valeur de niveaux de gris est supérieure ou égale au pixel courant et prendront la valeur "0" si le contraire. Les pixels de ce motif binaire sont multipliés par des poids et sommés afin d'avoir un code LBP du pixel courant, en appliquant cette méthode sur les autres pixels de l'image on obtient des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255 pour une image ordinaire à 8 bits, on peut choisir comme descripteur de texture un histogramme de dimension 255 au lieu de décrire l'image par la séquence des motifs LBP [47].

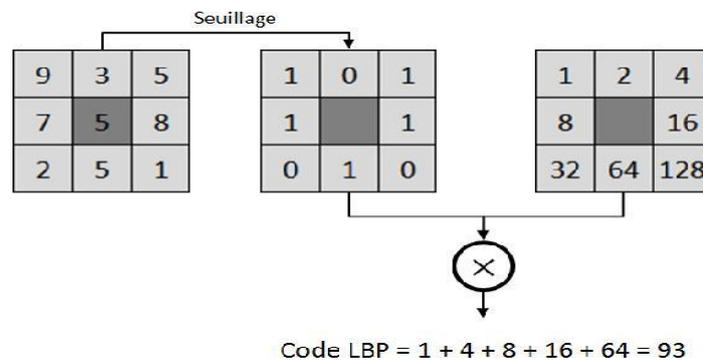


Figure III.5 : Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP [47].

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de taille déférente. Dans ce cas, un cercle de rayon R autour du pixel central et les valeurs des P points échantillonnés sur le bord de ce cercle sont prises et comparées avec la valeur du pixel central. Pour obtenir les valeurs des P points échantillonnés dans le voisinage pour tout rayon R, une

interpolation est nécessaire. On adopte la notation (P, R) pour définir le voisinage de P points de rayon R d'un pixel.



La Figure III.6 : Les voisinages pour des valeurs de R et P différentes [47].

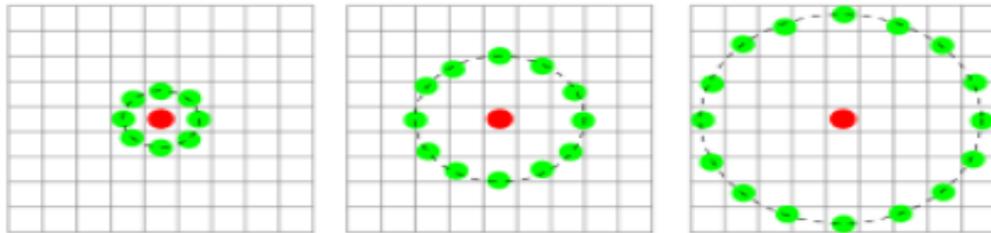


Figure III.7 : Textures particulières détectées par LBP.

Soient g_c le niveau de gris du pixel central, g_p ($P = 1 \dots P$) les niveaux de gris de ses voisins.

L'indice LBP du pixel courant est calculé comme :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^P S(g_p, g_c) 2^{p-1} \quad (3.28)$$

Où

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (3.29)$$

Où (x, y) sont les coordonnées du pixel courant, LBP (P, R) est le code LBP pour le rayon R et le nombre de voisins P. l'opérateur LBP obtenu avec $P=8$ et $R=1$ (LBP8,1) est très proche de l'opérateur LBP d'origine. La principale différence est que les pixels doivent d'abord être interpolés pour obtenir les valeurs des points sur le cercle (voisinage circulaire au lieu de rectangulaire).

Une autre extension à l'opérateur d'origine est le LBP uniforme. Un code LBP est uniforme s'il contient au plus de deux transitions de bits de 0 à 1 ou vice-versa lorsque la chaîne binaire est considérée circulaire. Par exemple, 00000000, 00011110 et 10000011 sont des codes uniformes. L'utilisation d'un code LBP uniforme, noté LBPu2 a deux avantages. Le premier est le gain en mémoire et en temps de calcul. Le deuxième est que LBPu2 permet de détecter uniquement les textures locales importantes, comme les spots, les fins de ligne, les bords et les coins

(Figure.3.4), pour des exemples de ces textures particulières. En effet, Ojala et al ont montré que les LBPs uniformes contiennent plus de 90% de l'information d'une image.

La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que le LBP d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins [36].

III.3.2. Descripteur quantification de phase locale LPQ

Cette méthode a été proposée par Ojansivu et Heikkila pour la description de la texture, l'opérateur s'est révélé robuste pour brouiller et surpasser l'opérateur de motif binaire local dans la classification des textures.

Le descripteur de quantification de phase locale est basé sur la quantification de la phase de transformée de Fourier dans les voisinages locaux. La fréquence locale pourrait être calculée en utilisant une transformée de Fourier à court terme sur les locaux $M \times M$, et le voisinage N_p pour chaque pixel P de l'image définie par :

$$F(u, p) = \sum_{y \in N_p} f(p - y) e^{-j2\pi u^T y} \quad (3.30)$$

La transformation est évaluée efficacement pour toutes les positions $p \in \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_N\}$ en utilisant des convolutions pour les lignes et colonnes successives.

Dans LPQ, seuls quatre coefficients complexes sont considérés, correspondant aux fréquences 2D $u_1 = [a, 0]^T$, $u_2 = [0, a]^T$, $u_3 = [a, a]^T$ et $u_4 = [a, -a]^T$ ou est un scalaire suffisamment petit pour satisfaire $H(u_i) > 0$ soit :

$$F_p^c = [F(u_1, p), F(u_2, p), F(u_3, p), F(u_4, p)] \text{ et } F_p = [R_e\{F_p^c\}, Im\{F_p^c\}]^T \quad (3.31)$$

Ou R_e et la partie réelle et Im la partie imaginaire d'un nombre complexe, la correspondant matrice de transformation 8 par M_2 est

$$W = [R_e\{w_{u_1}, w_{u_2}, w_{u_3}, w_{u_4}\}, Im\{w_{u_1}, w_{u_2}, w_{u_3}, w_{u_4}\}]^T \quad (3.32)$$

$$\text{Alors : } F_p = W f_x \quad (3.33)$$

Les informations de phase dans les coefficients de Fourier sont enregistrées en regardant les signes des parties réelles et imaginaires de chaque composant dont F_p cela se fait en utilisant un simple scalaire quantificateur.

$$q_j = \begin{cases} 1, & g_j \geq 0 \\ 0, & g_j < 0 \end{cases} \tag{3.34}$$

Où j et la composante du vecteur $G(p) = [Re\{F(p)\}, Im\{F(p)\}]$ les résultats des huit binaires coefficients $q_j(p)$ sont représentés comme des valeurs entre 0-255 en utilisant le codage binaire

$$f_{LPQ}(p) = \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1} \tag{3.35}$$

Et comme résultat on obtient l'image d'étiquette f_{LPQ} dont les valeurs sont les étiquettes LPQ invariables de flou [37].

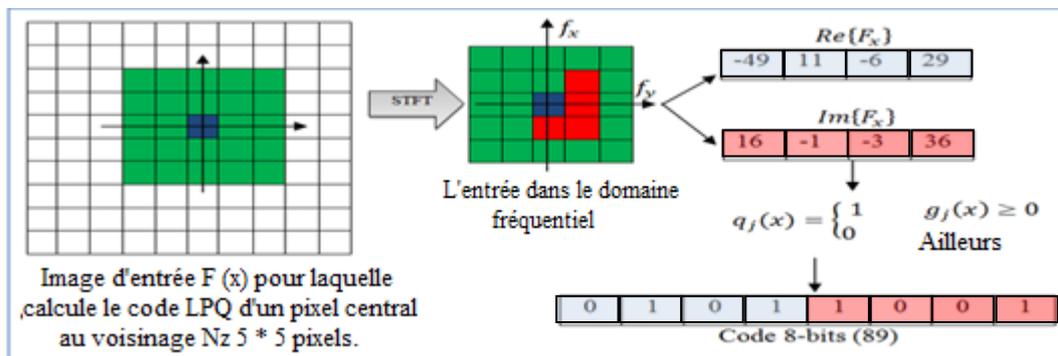


Figure III.8: Operateur LPQ[37].

III.3.2.1 Descripteur quantification de phase locale multi-blocs (MB-LPQ)

Dans ce descripteur nous avons divisé l'image acquise en régions d'intérêt en $(n \times n)$ sous-blocs et on applique la méthode de LPQ sur chaque sous-bloc $n = 1, 2, 3, 4$ et 5 . Cette méthode est appelée LPQ Multi-Blocs [37].

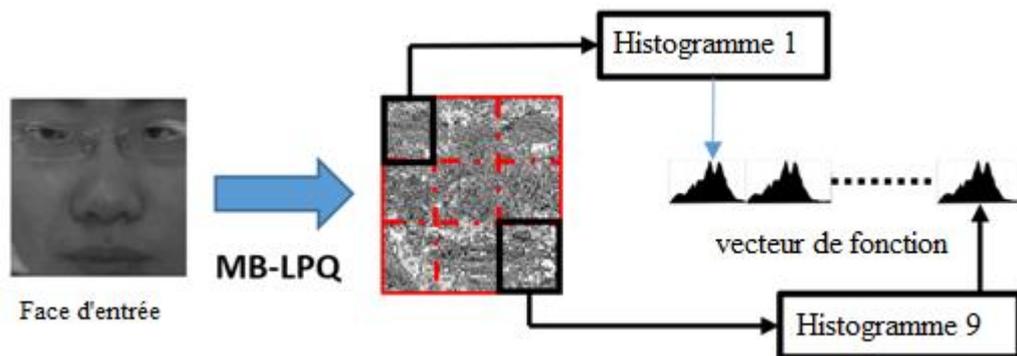


Figure III.9: Exemple d'extraction de caractéristiques MB-LPQ avec $(n = 3 \times 3)$ sous-blocs [37].

III.3.3 Descripteur de caractéristiques statiques binarisées de l'image (BSIF)

Cette méthode utilise un ensemble fixe des filtres à partir d'un petit ensemble d'images naturelles, ce qui prouve que les filtres pré-appris peuvent être utilisés pour les différentes applications, contrairement aux méthodes LBP ou LPQ qui utilisent des filtres fabriqués-à-la-main.

Le principe est de calculer une chaîne binaire pour les pixels d'une image d'entrée. La valeur de code d'un pixel est considérée comme un descripteur local du motif d'intensité d'image dans l'environnement du pixel plus loin.

Les histogrammes des valeurs de code des pixels permettent de caractériser les propriétés de texture au sein des sous régions d'images.

La valeur de chaque élément (bit) dans la chaîne de code binaire est calculée en binarisation de la réponse d'un filtre linéaire avec un seuil à zéro. Chaque bit est associé à un filtre différent et la longueur souhaitée de la chaîne de bits détermine le nombre de filtres utilisés. L'ensemble de filtres est appris à partir d'un ensemble d'apprentissage de correctifs d'image naturelle en maximisant l'indépendance statistique des réponses de filtre. Par conséquent, les propriétés statistiques des correctifs d'images naturelles déterminent les descripteurs et par conséquent, nous appelons caractéristiques d'images statistiques binarisées (BSIF).

Supposant une image d'entre x de taille $l * l$ et un filtre linéaire w_i de la même taille la réponse de filtre et donnée par :

$$S_i = \sum_{u,v} W_i(u, v)X(u, v) = w_i x \quad (3.36)$$

Où les vecteur w et x contiennent les pixels de w_i et x .

Et la caractéristique binarisée b_i est calculée par la proposition

$$\begin{cases} b_i = 1, si S_i > 0 \\ b_i = 0, si S_i \leq 0 \end{cases} \quad (3.37)$$

Les filtres w_i sont appris en utilisant l'analyse en composantes indépendantes (ICA) en maximisant l'indépendance statistique. Le descripteur BSIF possède deux paramètres qui sont : la taille du filtre l et la longueur n de la chaîne binaire. Les filtres originaux proposés par Kannala et Rahtu (2012) ont été appris avec 50 000 patches d'images [38].

III.4 Conclusion

La reconnaissance des visages deviennent difficile dans certaines conditions tels que le changement d'éclairage, changement d'expression, ...etc. Un prétraitement de l'image est nécessaire. Dans ce chapitre, on a présenté les méthodes de prétraitement les plus utilisées pour la normalisation de l'illumination, comme l'égalisation d'histogramme, la technique de Retinex à échelle unique(SSR), La méthode de Retinex multi-échelles(MSR), technique gradient-faces (Gf), la technique de Weber Face (WF), la technique différence de Gaussien et on a présenté aussi les méthodes de textures locales qui présentent une bonne robustesse pour les variations d'aspect locale telle que: LBP, LPQ, MB-LPQ et BSIF.

Chapitre IV

Méthodologie

Et Conception

IV.1 Introduction

La capture d'image dans des conditions d'éclairage incontrôlé pose des difficultés massives pour la reconnaissance faciale et reste un domaine de recherche, bien que de nombreuses techniques aient été proposées pour résoudre ce problème, aucune d'entre elles n'a pu atteindre les performances souhaitées.

Dans ce chapitre nous proposons une technique de normalisation de luminosité dans l'image pour traiter les différentes variations d'éclairage, la technique DoG combinée avec le Descripteur Quantification De Phase Locale LPQ.

Nous examinerons attentivement ses résultats sur la base de données, Yale B étendue, verrons quels sont les effets obtenus pour améliorer la reconnaissance de visage sous l'illumination variante.

IV.2 Méthode D'illumination Proposée :

Nous avons vu dans le chapitre précédent les différentes méthodes. Dans ce présent chapitre nous allons tester la robustesse de la technique de différence de gaussien (DoG) détaillée dans le chapitre III, lorsqu'elle combine avec le Descripteur Quantification De Phase Locale LPQ.

En premier lieu, nous allons traiter l'image par la technique de différence de gaussien (DoG) ensuite on va la partitionner en sous blocs de pixels on applique par la suite sur chaque bloc le descripteur LPQ. Après la concaténation chaque descripteur nous donne un histogramme final, on va concaténer tous les histogrammes résultants, et ça nous offre un histogramme global « r », le classificateur (kppv) va classer ce dernier avec la distance chi-square, Cette combinaison a pour but d'éliminer le bruit dû à la lumière et extraire le plus grand nombre possible des caractéristiques pour différencier les visages et faire la reconnaissance.

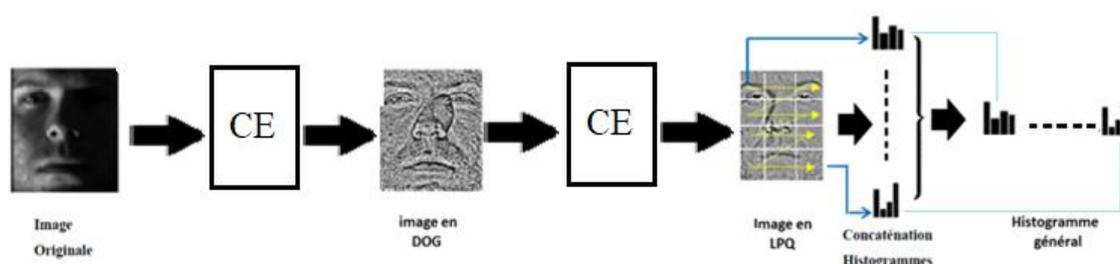


Figure IV.1 : Les différentes étapes de la méthode proposée.

IV.3 La Base De Données Yale B étendue :

La base Yale B créée par l'université de Yale, est la base standard pour évaluer la robustesse des systèmes de biométrie faciale en cas d'illumination variable. Elle se compose de 5760 images faciales de 10 individus capturées sous 9 poses et 64 conditions différentes d'éclairage. Récemment, elle a été mise à jour en ajoutant de nouveaux individus pour conduire à la base Yale B étendue qui contient des images de 38 individus et est donc plus difficile que la base Yale B. Pour cette base, c'est sur toute la partie avec les variations d'illumination qui est utilisée car d'autres bases telles que la base FERET sont beaucoup complètes pour l'étude des variations de pose.

Dans ces bases YaleB, nous ne nous sommes intéressés qu'aux images de face. Pour chaque individu, les images de face ont été divisées en 5 groupes selon l'angle d'éclairage: groupe1 (0° à 12°), groupe2(13° à 25°), groupe3(26° à 50°), groupe 4(51° à 77°) et groupe5(plusde 78°). La figure IV.3 montre un exemple d'images de chaque groupe pour un individu donné. Au total, dans la base Yale B, les groupes1,2,3,4 et 5 contiennent respectivement 70,120,120,140 et 190 images alors que dans la base Yale B étendue, ces groupes contiennent respectivement 263,456,455,526,714 images[52].



a- Groupe 1 ($0^\circ - 12^\circ$)



b- Groupe 2 ($13^\circ - 25^\circ$)



c- Groupe 3 (26° - 50°)



d- Groupe 4 (51° - 77°)



e- Groupe 5 (plus de 78°)

Figure IV.2 : Exemples d'images de la base Yale B étendue pour un individu donné.

IV.4 Ajustement de Sigma :

Dans notre travail et pour avoir les meilleures valeurs de sigma qui fournit des taux de reconnaissance faciale élevés, toutes nos expériences ont été effectuées sur une image de taille 120 x 120, en faisant varier la taille de bloc entre les valeurs $h=8$, $h=10$ et $h=12$. Pour chaque taille de bloc en recherche les meilleures valeurs de sigma1 en fixant la valeur de sigma2 sur 2, prenant en compte la position de l'égalisation du contraste CE (avant, après puis avant-après) la fonction DoG.

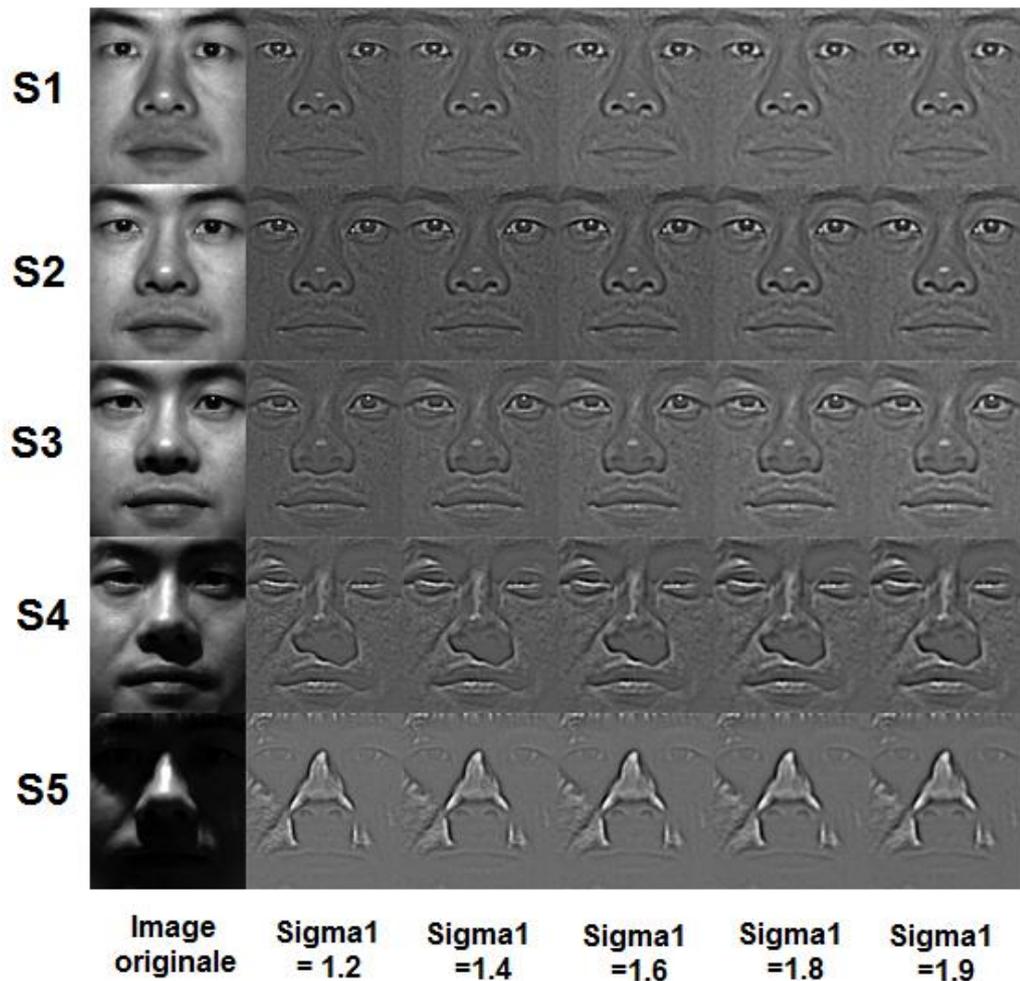


Figure IV.3 : L'effet de variation de sigma sur l'image de la base Yale-B étendu.

Après les essais on note que pour les valeurs de $\text{sigma1}=1.6$ et 1.8 nous donne le meilleur taux de reconnaissance (Figure IV-3 et IV-4-a).

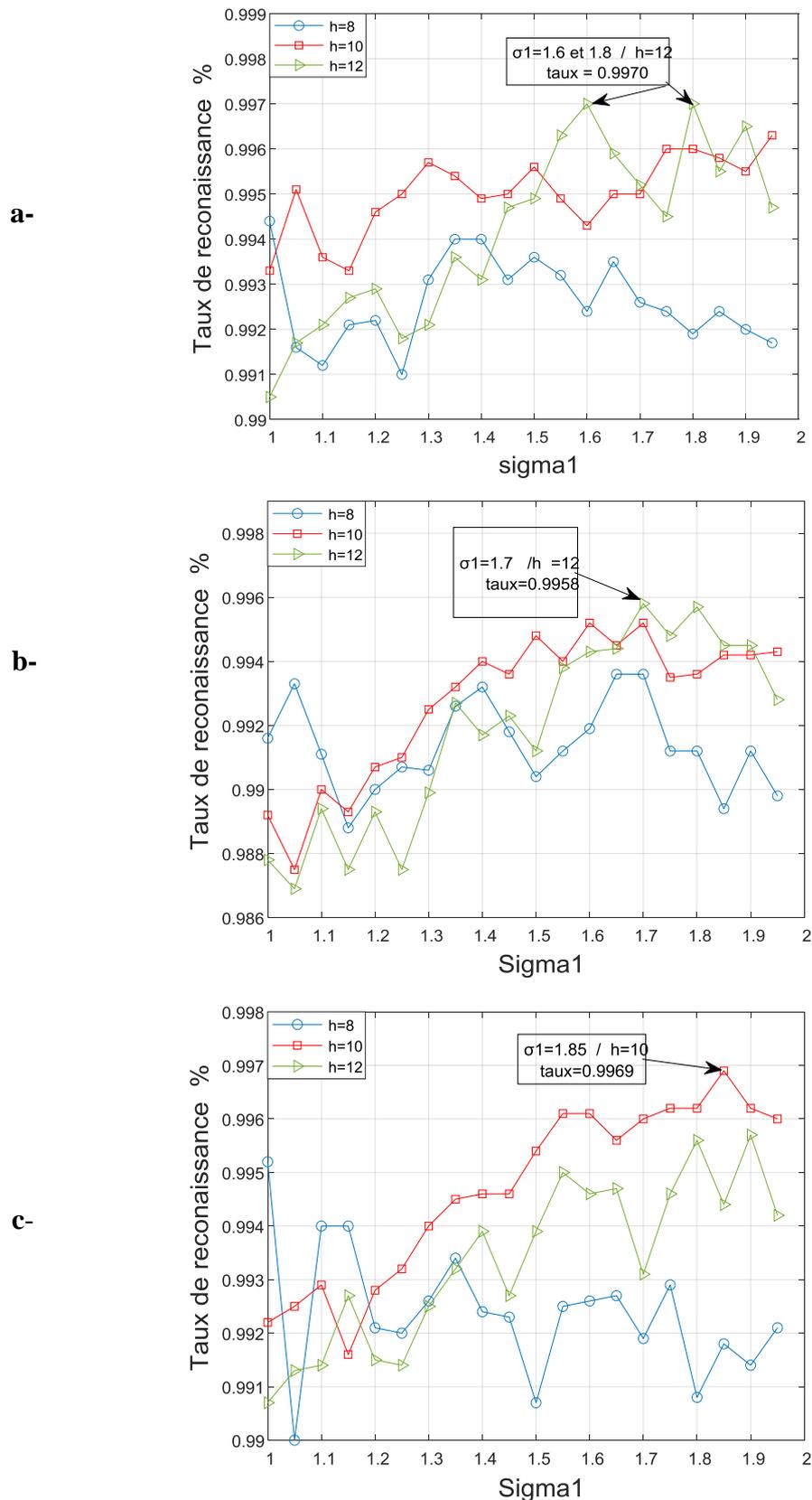


Figure IV.4 : Variation de taux de reconnaissance en fonction de sigma1 avec les différentes tailles de bloc (h8,h10 et h12).

- a- Variation sigma 1 avec CE avnt / sigma2=2

-b-Variation sigma 1 avec CE après / sigma2=2

-c-Variation sigma 1 avec CE avnt-après / sigma2=2.

Et pour trouver l'effet de variation de sigma 2 sur le taux de reconnaissance on fixe sigma1 sur les valeurs trouvées précédemment (1.6 et 1.8) et pour la taille de bloc h=12, on fait varier la valeur de sigma 2 on prend en compte la position de CE. Après les essais on a trouvé que la meilleure valeur de sigma 2 égale à 2 (figure IV.5).

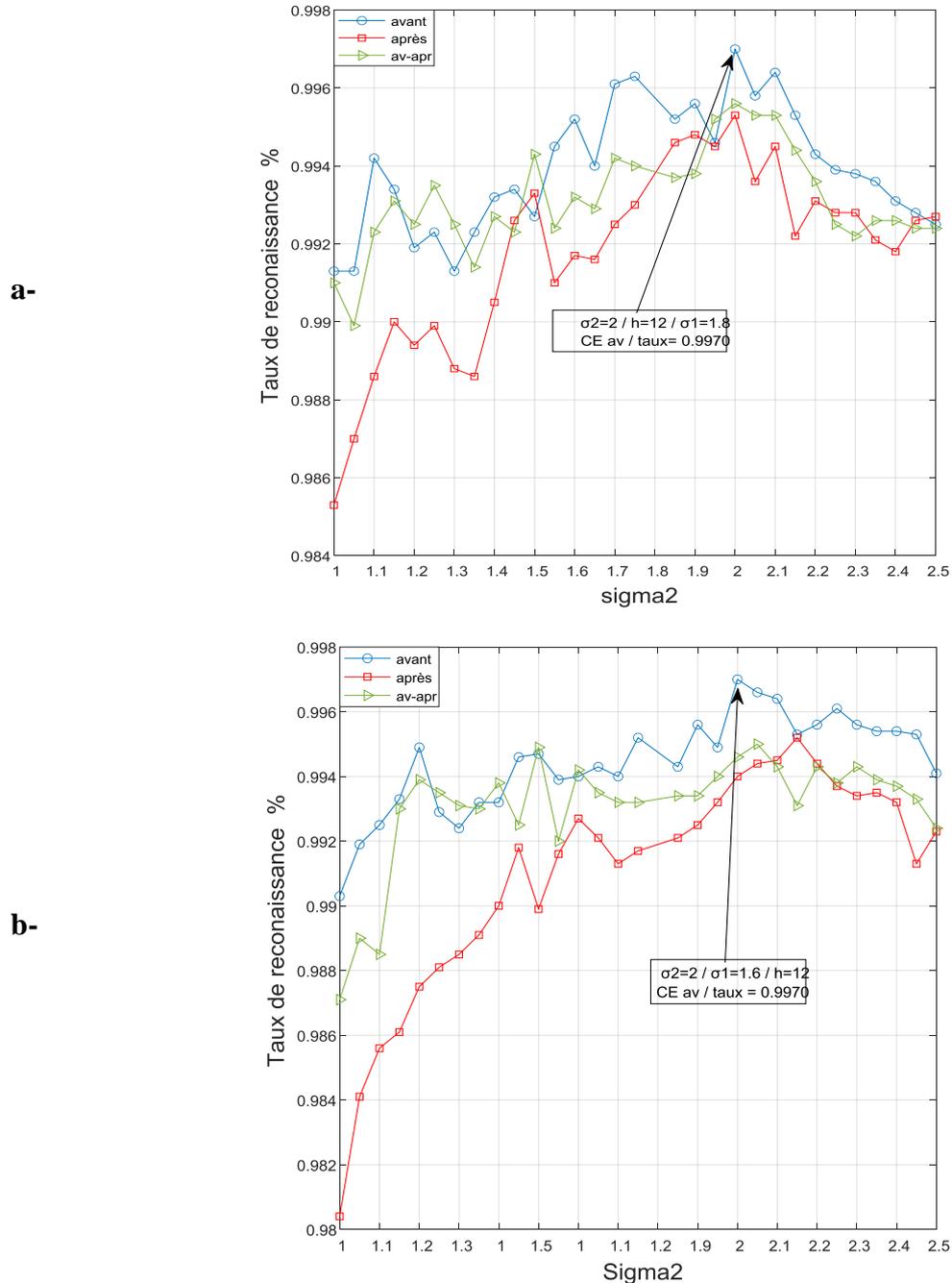


Figure IV.5 : Variation de taux de reconnaissance en fonction de sigma2 avec CE (avant, après et av-apr).

-a- avec $\sigma_1 = 1,8$ -b- avec $\sigma_1 = 1,6$

IV.5 Résultats En Yale B étendue :

Après la fixation des valeurs de σ_1 et σ_2 sur les résultats trouvés précédemment ($\sigma_1 = 1.6$ et $\sigma_2 = 2$) et pour voir l'efficacité de notre méthode proposée nous allons les re-tester sur la base de données Yale B étendu mais cette fois-ci on va redimensionner les images comme suivant : 64x64, 100x100, 120x120, 128x128, 192x168, 120x104, 137x109. Et prendre en considération les différentes tailles de bloc pour chaque dimension, afin de comparer nos résultats avec celles trouvées en utilisant d'autres méthodes récentes.

Taille image	H	S1	S2	S3	S4	S5	Moyen
64*64	h=5	1.000	1.000	0.9714	0.9087	0.9538	0.9668
	h=6	1.0000	1.000	1.0000	0.9106	0.9566	0.9734
	h=7	1.0000	1.000	0.9890	0.8992	0.9510	0.9678
100*100	h=8	1.000	1.000	1.000	0.9829	0.9818	0.9929
	h=10	1.000	1.000	1.000	0.9829	0.9860	0.9938
120*120	h=8	0.9911	1.0000	0.9978	0.9886	0.9846	0.9924
	h=10	1.0000	1.0000	0.9978	0.9905	0.9832	0.9943
	h=12	1.0000	1.0000	1.0000	0.9962	0.9888	0.9970
128*128	h=10	1.0000	1.0000	1.0000	0.9962	0.9860	0.9964
	h=12	1.0000	1.0000	1.0000	0.9905	0.9790	0.9939
192*168	h=8	0.9911	1.0000	0.9934	0.9981	0.9720	0.9909
	h=10	1.0000	1.0000	1.0000	0.9981	0.9776	0.9951
	h=12	1.0000	1.0000	1.0000	0.9924	0.9804	0.9946
120*104	h=8	1.0000	1.0000	1.0000	0.9848	0.9832	0.9936
	h=10	1.0000	1.0000	1.0000	0.9905	0.9888	0.9959
	h=12	1.0000	1.0000	1.0000	0.9943	0.9846	0.9958
137*109	h=10	1.0000	1.0000	1.0000	0.9962	0.9902	0.9973
	h12	1.0000	1.0000	1.0000	0.9943	0.9846	0.9958

Tableau IV-1 : Résultats sur les différentes tailles d'images.

D'après les résultats présentés dans le tableau IV-1 on peut déduire que notre méthode donne des résultats plus performants que ceux trouvés précédemment dans le choix de paramètre de DoG, et que pour la taille 137x109 le taux de reconnaissance atteint 0.9973.

Méthode	Size	Année	S1	S2	S3	S4	S5	Moyen
AWOGBP[59]	64*64	2016	100	99.34	94.96	90.04	83.93	93.65
Méthode proposé	64*64	-	100	100	100	91.06	95.66	97.34
LEP+CBIS+SF[60]	100*100	2016	100	100	99.70	93.77	94.44	97.58
Méthode proposé	100*100	-	100	100	100	98.29	98.60	99.38
WF[53]	120*120	2011	98.44	100	95.94	99.41	97.55	98.33
GF[58]	120*120	2009	94.74	100	83.33	75.94	84.65	87.73
TT [55]	120*120	2010	98.05	100	98.42	99.41	97.99	97.60
wGWF[54]	120*120	2014	100	100	100	97.53	95.66	98.64
WF[53]	120 *120	2011	98.44	100	95.94	99.41	97.55	98.33
WF+LBP1/8+2/8[25]	120*120	2019	100	100	99.12	98.29	97.34	98.95
Méthode proposé	120*120	-	100	100	100	99.62	98.88	99.70
LGH [61]	128*128	2017	100	100	99.12	99.14	98.89	99.37
DD-DTCWT [62]	128*128	2013	100	98.27	98.90	95.87	97.37	97.60
Méthode proposé	128*128	-	100	100	100	99.62	98.60	99.64
DCT[56]	192*168	2020	100	100	100	99.06	99.17	99.64
LHS-L[63]	192*168	2014	98.10	100	98.90	99.62	94.54	97.85
Méthode proposé	192*168	-	100	100	100	99.81	97.76	99.51
Méthode proposé	137*109	-	100	100	100	99.62	99.02	99.73

Tableau IV-2 Tableau de comparaisant avec les résultats des autres méthodes.

Yale B étendu est une version étendue de la base de données Yale B avec images supplémentaires sous des écarts d'éclairage faibles à ceux élevés. L'efficacité de la technique proposée sur la base de données Yale B étendue est validée en comparant avec différentes techniques comme indiqué dans le tableau IV.2.

Le tableau IV-2 résume les taux de reconnaissance obtenus par plusieurs méthodes et sur différentes tailles d'images. Noter que parmi tous les résultats mentionnés dans le tableau, la méthode proposée marque le plus haut taux lorsqu'on combine le DoG avec le descripteur LBQ doté par le CE placé en aval.

Les résultats obtenus en utilisant la technique proposée surpassent de manière significative toutes les méthodes vues dans le tableau IV2. Cela valide la capacité de la technique proposée à extraire des traits du visage.

IV.6 Conclusion :

La méthode proposé dans ce chapitre est appliquée spécialement sur les images prises dans des zones d'éclairage non contrôlé en raison d'améliorer la reconnaissance facile, la méthode consiste à passer les images prises dans des conditions d'éclairages dégradés par deux filtres gaussien séparés pour but de lisser l'image capturée et ensuite de faire la déférence entre les deux filtres c'est la méthode DoG qui permet d'éliminer les variations brusques de niveau de gris dans l'image accompagnée par L'Égalisation du Contraste (CE) en aval , ensuite d'utiliser la méthode d'extraction de caractéristique avec de descripteur LPQ qui ne change pas avec la lumière .

Cette méthode a permis d'améliorer le taux de reconnaissance par rapport aux méthodes utilisées par avant sur la base de données universelle Yale B étendue.

Conclusion Générale

Ce travail s'inscrit dans le domaine de recherche biométrique ou la reconnaissance automatique des individus à travers leurs visages et la technique la plus utilisée, suivant des nombreuses avantages qu'elle offre (moins coûteuse, ne nécessite pas le contact physique, ne nécessite pas la coopération des individus), cette technique est principalement utilisée pour des raisons de sécurité et de confidentialité. Ces systèmes de reconnaissance sont souvent développés dans des applications de télésurveillance, télé-service et d'accès à des endroits sécurisés.

Notre travail s'inscrit dans le contexte d'amélioration des performances de système de reconnaissance du visage, et résoudre le problème d'éclairage variant, les algorithmes conçus par les chercheurs ont donné de bons résultats mais n'ont pas encore atteint 100%. En s'intéressant aux algorithmes utilisés pour résoudre le problème de luminosité dans les images, principalement à la technique de différence gaussienne (DOG), qui permet de reconnaître un individu par son visage dans des conditions d'éclairage mauvaise.

Dans le présent travail on traite l'image par deux filtres gaussiens à différents degrés, après on calcule le code MB-LPQ pour tous les pixels de l'image ensuite on va compter et concaténer les histogrammes de cette image multi-block pour former un vecteur de caractéristiques ensuite la concaténation des vecteurs caractéristiques résultants. Enfin on fait la classification avec le kppv.

Après testé cette technique sur la base de données universelle Yale B étendue avec différentes tailles d'images, le taux de reconnaissance a eu une nette amélioration par rapport aux autres méthodes faites dans des grands laboratoires de recherches, qui travaillent sur la normalisation de la luminosité qui améliore considérablement la reconnaissance des visages sur la même base de données qui contiennent différentes conditions d'éclairage, le filtre gaussien présente une utilité principale dans le traitement des problèmes de luminosité des images, qui rend la reconnaissance des visages dans des conditions d'éclairage dégradées possible et efficace, et le champ reste ouvert pour améliorer ses performances en combinaison avec d'autres descripteurs comme le LBP et BSIF.

Bibliographies:

- [1] A. K. Jain, A. Ross, “Introduction to Biometrics”, in: handbook of biometrics, Springer, 2008.
- [2] A. Chaari, “Nouvelle approche d’identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée”, Thèse, Université d’Evry Val d’Essonne, 2009.
- [3] N. Morizet, “Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris”, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2009.
- [4] S. A. Rizvi, P. J. Phillips, H.A. Moon. “Verification protocol and statistical performance analysis for face recognition algorithms”, In Proceedings, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.833–838, 1998.
- [5] G .Olivier, “Morphologie et types humains”, Vigot Frères, 1961.
- [6] Talib Hichem Betaouaf, “Caractérisation De La Rétine Pour La Reconnaissance Biométrique Des Personnes”, Thèse, Université Aboubakr Belkaïd Tlemcen, 2011.
- [7] BettaharAbdessettar, SaberFathi, “Extraction Des Caractéristiques Pour L’analyse Biométrique D’un Visage”, Thèse, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2014.
- [8] Billeb, S, et al., “Biometric template protection for speaker recognition based on universal background models”, in IET Biometrics, vol.4, no.2, pp.116-126, 2015.
- [9] L. O’Gorman, “Comparing passwords, tokens, and biometrics for user authentication”, in Proceedings of the IEEE, volume 91, pp. 2021–2040, 2003.
- [11] N. Rudin, K. Inman, G. Stolovitzky, and I. Rigoutsos. “Biometrics: Personal Identification in Networked Society”, chapter DNA Based Identification, pp. 287–309. Kluwer Academic Publishers, 2002
- [12] Souheila Benkhaira, “Systèmes Multi Modaux Pour L’identification Et L’authentification Biométrique”, Mémoire Magister, Université Skikda, 2010.
- [13] Hafs Toufik, “Reconnaissance Biométrique Multimodale Basé Sur La Fusion En Score De Deux Modalités Biométriques ; L’empreinte Digitale Et La Signature Manuscrite Cursive En Ligne”, Thèse, Université Badji Mokhtar-ANNABA, 2016.
- [14] G. Bahtiyar. “Holistic Face Recognition by Dimension Reduction”, Thèse, Graduate School of Natural and Applied Sciences of the Middle East Technical University, September 2003.
- [15] Ouamane Hanane, “Identification De Reconnaissance Faciale Avec Des Expressions”,

Thèse, Université Mohamed Khider Biskra, 2012.

- [16] A. K. Jain and A. Ross, “Multibiometrics systems”, Communications of the ACM, special issue on multimodal interfaces, Vol. 47, No. 1, pp. 34–40, 2004.
- [17] Koubaa, M.; Elarbi, M.; Amar, C.B.; Nicolas, H. “Collusion, MPEG4 compression and frame dropping resistant video watermarking”. Multimedia tools, vol. 56, pp. 281–301, 2012.
- [18] Mejdoub, M, Amar, C.B, “Classification improvement of local feature vectors over the KNN algorithm”, Multimedia tools, vol. 64, pp.197–218, 2013.
- [19] Y. Chen, S. Dass, and A. Jain, “Fingerprint Quality Indices for Predicting Authentication Performance”, in Proceedings of Fifth International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA), pp. 160– 170, New York, NY, USA, July 2005.
- [20] R. Coifman, Y. Meyer, and V. Wickerhauser, “Wavelet analysis and signal processing”. In : Wavelets and their Applications, pp. 153–178, 1992.
- [21] T. Matsumoto, H. Matsumoto, K. Yamada, and S. Hoshino, “Impact of Artificial Gummy Fingers on Fingerprint Systems”, in Proceedings of SPIE :Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques IV, pp. 275–289, January 2002.
- [22] T. Putte and J. Keuning. “Don’t Get Your Fingers Burned”, in Proceedings of IFIP TC8/WG8.8 Fourth Working Conference on Smart Card Research and Advanced Applications, pp. 289–303, 2000.
- [23] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, “Human and machine recognition of faces: a survey,” Proc. IEEE, vol. 83, no. 5, pp. 705-740, 1995.
- [24] Dammak, M.; Mejdoub, M.; Zaied, M, “Feature vector approximation based on wavelet network”, In Proceedings of the 4th International Conference on Agents and Artificial Intelligence, Vilamoura , Portugal, pp. 394–399, 2012.
- [25] Béchairia Nadjoua, “Reconnaissance Du Visage Dans Des Conditions D’Eclairage Variant”, Master, Université 8 Mai 1945 Guelma, 2019.
- [26] SOUHILA GUERFI ABABSA , “Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D”, Thèse, université d’evry val d’essonne , 2008.
- [27] J.W. Shepherd, G.M. Davidies, H.D. Ellis, “Studies of cue saliency”, in: G.M. Davies, H.D. Ellis, J.W. Shepherd (Eds.), Perceiving and Remembering faces, Academic Press, London, UK, 1981.
- [28] V. Bruce, “Recognizing faces”, Lawrence Erlbaum Associates, London, U.K, 1988.

- [29] A. K. Jain, L. Hong, S. Pankanti, and R. Bolle, “An identity-authentication system using fingerprints”, *Proceedings of the IEEE*, 85 :1365–1388, 1997.
- [30] A. Kumar, et al , “Personal verification using Palm print and hand geometry biometric”, in *Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA)*, pages 668–678, 2003.
- [31] Nilsson, K., and Bigun, J. “Localization of corresponding points in fingerprints by complex filtering”. *Pattern Recognition Letters* ,2135–2144,2003.
- [32] Zhu , and Ramanan, , “Face detection, pose estimation, and landmark localization in the wild”, In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2012 IEEE Conference IEEE, pp. 2879–2886,2012.
- [33] J.K. Li, B.J. Zhao, H. Zhang, “Face recognition based on PCA and LDA combination feature extraction”, *First International Conference on Information Science and Engineering* , pp. 1240–1243, 2009.
- [34] TALEB Imène, “Le système biométrique : détection et reconnaissance de visage”, Thèse, Université mohamed boudhief Oran, 2019.
- [35] Pierre Buysens, “ Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e-transactions”, Thèse, université de CAEN, 2006.
- [36] Nicolas MORIZET et al , “Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGm utilisés en Reconnaissance 2D du visage pour la biométrie”, *Institut Supérieur d’électronique de Paris (ISEP)*, 2006.
- [37] SOUHILA GUERFI ABABSA, “Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D ”, Thèse, Université Evry Val d'Essonne, 2008.
- [38] Guo, Guodong, Stan Z. Li, and Kapluk Chan. “Face recognition by support vector machines”, *Proceedings fourth IEEE international conference on automatic face and gesture recognition (cat. no. PR00580)*. IEEE, 2000.
- [39] Fabien Cardinaux, Conrad Sanderson, and Samy Bengio, “User Authentication via Adapted Statistical Models of Face Images”, In *the IEEE Transaction on Signal Processing*. Vol. 54, Issue 1, Jan 2006, Pages: 361-373.
- [40] Moad Benkiniouar, Mohamed Benmohamed, “Méthodes d’identification et de reconnaissance de visages en temps réel basées sur AdaBoost”, P2-3, 2005.
- [41] Samia Mekkani, “Reconnaissance de visage”, Thèse, Université Larbi Ben M’hidi Oum El Bouaghi, 2014.
- [42] Baptiste Chu, “Neutralisation des expressions faciales pour améliorer la reconnaissance du visage ” , Thèse, Ecole doctorale Informatique et Mathématiques, 2015.

- [43] Anouar Mellakh, "Reconnaissance des visages en conditions dégradées ", Thèse, Université d'Evry-Val d'Essonne.2009.
- [44] Ramji M. Makwana, "Illumination Invariant Face Recognition, A Survey of Passive Methods ", Articles, Institute of Technology anand, 2010.
- [45] Oktiana, et al, "Improved Cross Spectral Iris Matching Using Gradientface Based Normalization", Thèse ,Syiah Kuala University, 2018.
- [46] B.Wang,et al, "Illumination normalizationbased on Weber'slawwith application to face Recognition" , IEEE signal process, Lett.18 ,462-465, 2011.
- [47] Nefissa Khiari Hili. "Biométrie multimodale basée sur l'iris et le visage", Thèse, Université de Tunis El Manar, 2016.
- [48] ZITOUNI Sif Eddine et SACI Abde Imoumen, "Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires", Thèse, université Kasdi Merbah Ourgla, 2016.
- [49] Yuan, B et aL, "Combining Local Binary Pattern and Local Phase Quantization for Face Recognition", Article, University of Science and Technology Taizhou Jiangsu, china , 2012.
- [50] Juho Kannala and Esa Rahtu, "Binarized Statistical Image Features BSIF", Conference, University of Oulu, Finland, 2012.
- [51] Hameda Abd el FATEH et al , "Edge Detection of an Image Based on Extended Difference of Gaussian ", Thèse, university aswan, Egypt, 2019.
- [52] Ngoc-Son Vu, "Towards unconstrained face recognition from one sample", Thèse, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2010.
- [53] Wang, B et al. "Illumination normalization based on weber'slaw with application to face recognition", IEEE Signal Processing Letters, pp. 462-465,2011.
- [54] YongWu a,b, et al , "Generalized Weber-face for illumination-robust face recognition", Tsinghua Universities, China, 2014.
- [55] Tan, X., Triggs, B, "Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult Lighting conditions", IEEE transactions on image processing, pp.1635-1650, 2010.
- [56] Zhang, T et al, "Face recognition under varying illumination using gradient face", IEEE Transactions on Image Processing, pp. 2599-2606, 2009.
- [57] Hui-xian, Y, Yong-yong, "Adaptively weighted orthogonal gradient binary pattern for single sample face recognition under varying illumination" , IET Biometrics , pp.76-82, 2016.
- [58] Kim, S. W et al, "Retinex-based illumination normalization using class-based illumination

- subspace for robust face recognition”, *Signal Processing*, 120, pp. 348-358, 2016.
- [59] Zhu, J. Y., et al, “Illumination invariant single face image recognition under heterogeneous lighting condition”, *Pattern Recognition*, pp. 313-327, 2017.
- [60] Baradarani, et al, “An efficient illumination invariant face recognition via enhancement and DD-DTCWT filtering ”, *Pattern Recognition*, pp. 57-72, 2013.
- [61] Liu, H. D, et al, “Local histogram specification for face recognition under varying lighting conditions”, *Image and Vision Computing*, pp. 335-347, 2014.