

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications



جامعة 8 ماي 1945 قالمة
UNIVERSITE 8 MAI 1945 GUELMA

Mémoire

Master Académique

Domaine: Science Et Technologie

Filière: Electronique

Spécialité/Option: Instrumentation

Département: D'électronique Et Télécommunication

Thème :

**La Reconnaissance Des Visage sous
d'éclairage Variant Utilisant la
modélisation de la Rétine**

Présenté par : *Touati Ines*

Sous La Direction De :

Dr. BOUALLEG ABDELHALIM

Juin 2022

Remerciement

*Tout d'abord, nous remercions Dieu Tout-Puissant de nous
éclairer sur le droit chemin Nous adressons nos plus vifs remerciements à :*

*Nos chers parents pour leur soutien et leurs encouragements
tout au long de nos années scolaires sans lesquelles nous
n'aurions jamais réussi.*

*Le maître A.H Boualleg pour avoir accepté de nous encadrer
en fin de thèse, pour son aide et sa disponibilité tout au long
de cette période.*

*Nous remercions également les membres du jury pour le temps
précieux qu'ils ont consacré à l'étude de notre mémoire.*

*Nos remerciements et notre gratitude vont aux professeurs et
enseignants du département d'électronique ainsi qu'aux
étudiants et au personnel qui ont travaillé avec nous tout au
long de notre université.*

*Nos proches, amis et toutes les personnes qui nous ont aidé de
près ou de loin à réaliser cet humble travail.*

Dédicace

*A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur
tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,*

*A mon cher frère **mohamed et abdul rahman** et soeur **amira et khawla** et Et la fille de ma tante
yousra pour leurs encouragements constants et leur soutien moral,*

*A mes proches et à tous les membres de ma famille, en particulier
mon grand-mère et à mon grand-père **abdul azzez** , pour leur soutien tout au long de mon parcours
universitaire,*

*Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués,
et le fruit de votre soutien infallible,
Merci d'être toujours là pour moi.*

Jouati Ines

Résumé

Récemment, la reconnaissance faciale a suscité l'intérêt de la communauté scientifique qui est devenu aujourd'hui l'un des systèmes les plus utilisés dans la sécurité et les opérations de surveillance, et malgré le grand développement technologique qu'il est connue, ils sont toujours sensibles et leurs performances se détériorent, 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. Le travail effectué dans le cadre de ce 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 le problème 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 descriptions locales ou globales, des solutions ont été proposées pour chaque étape de la reconnaissance faciale.

Les solutions proposées à chaque niveau de cette chaîne ont apporté une amélioration significative des performances par rapport aux approches classiques. Pour les algorithmes de reconnaissance, nous avons proposé d'utiliser la méthode rétina modèle pour la normalisation d'éclairage, qui concerne à la séparation de la lumière de l'image, et d'utiliser le descripteur de caractéristiques statiques binarisées de L'image BSIF (Binarized Statistical Image Features) pour comparer les images à reconnaître, dans ce travail pour mener des expériences pratiques sur la base de données YaleB et YaleB étendues, afin d'avoir comparé les résultat et connaître l'amélioration ou la dégradation, puisque les deux bases de données sont les plus utilisées dans les études académiques.

Mots clés: Reconnaissance faciale, normalisation de l'éclairage, amélioration du contraste, texture locale.

ملخص

في الآونة الأخيرة ، أثار التعرف على الوجه اهتمام المجتمع العلمي. التي أصبحت اليوم من أكثر الأنظمة استخدامًا في عمليات الأمن والمراقبة، ورغم التطور التكنولوجي الكبير الذي يُعرف به، إلا أنها لا تزال حساسة ويتدهور أدائها، عند حدوث تغيير في ظروف التصوير، سواء من حيث إضاءة أو تغيير في استقبال الوجه. العمل المنجز في هذه الأطروحة هي محاولة تحسين أداء نظام التعرف على الوجه عندما تكون ظروف الإضاءة سيئة وغير متوازنة. بعد دراسة مشكلة الإضاءة في صور الوجوه المراد التعرف عليها، وعرض الطرق والحلول المختلفة التي ساهمت في تحسين أداء هذه الأنظمة، تركزت على نظريات تعديل الضوء وطرق الأوصاف المحلية أو العالمية، تم اقتراح حلول لكل خطوة من خطوات التعرف على الوجه.

أدت الحلول المقترحة في كل مستوى من هذه السلسلة إلى تحسن كبير في الأداء مقارنة بالنهج التقليدية. بالنسبة لخوارزميات التعرف ، اقترحنا استخدام طريقة نموذج شبكية العين لتطبيع الإضاءة ، والتي تتعلق بفصل الضوء عن الصورة ، واستخدام واصف ميزة الصورة الثابتة الثنائية BSIF لمقارنة الصور المراد التعرف عليها ، في هذا العمل لإجراء تجارب عملية على قاعدة بيانات YaleB و YaleB الموسعة ، من أجل مقارنة النتائج ومعرفة التحسن أو التدهور ، لأن قاعدتي البيانات المستعملة هي الأكثر استخدامًا في الدراسات الأكاديمية.

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

Sommaire

1. Introduction Générale.....	7
I. Chapitre 1 : La biométrie.....	10
1. Introduction	10
2. Définition de la Biométrie	10
3. Un bref historique de la Biométrie.....	10
4. Les différentes modalités de la biométrie.....	11
4.1. Analyses biologiques.....	12
4.1.1. L'ADN.....	12
4.1.2. L'odeur corporelle.....	14
4.2. Analyses morphologiques.....	14
4.2.1. La géométrie de la main.....	14
4.2.2. Le visage.....	15
4.2.3. L'iris.....	26
4.2.4. La rétine.....	16
4.2.5. L'empreinte digitale.....	17
4.3. Analyse comportementale.....	18
4.3.1. La démarche.....	18
4.3.2. La voix.....	19
4.3.3. L'écritures (signature).....	20
5. Les applications de la Biométrie.....	20
6. Mode de fonctionnement.....	22
6.1. Mode identification.....	23
6.2. Mode d'authentification (vérification).....	23
7. Evaluation des performances des Systèmes biométrique.....	24
8. Conclusion.....	25
II. Chapitre 2 : La reconnaissance de Visage.....	26
1. Introduction	26
2. Le Systèmes de reconnaissance	27
2.1. Détection de visage.....	28

2.2. Extraction de des composantes du visage.....	28
2.3. Le Reconnaissance de Visage.....	28
3. Les Approches d'un système de reconnaissance de Visage.....	28
3.1. Approches globales	39
3.2. Approches locales	30
3.3. Approches hybrides.....	30
4. Principales difficultés de reconnaissance de Visage.....	32
4.1. Changement d'illumination.....	32
4.2. Variation de pose	33
4.3. Expressions faciales.....	34
4.4. Occultations partielles.....	35
4.5. Présence ou absence des composants structurels.....	35
5. Conclusion.....	36
III. Chapitre 3 : Normalisation de l'illumination et Descripteurs Locaux.....	37
1. Introduction	37
2. Normalisation de l'illumination.....	37
2.1. Égalisation d'histogramme (EH).....	37
2.2. Correction gamma (CG).....	38
2.3. MultiScale-Retinex.....	39
2.4. Transformation logarithmique (LT).....	40
2.5. La technique de Retinex à échelle unique (SSR).....	41
2.6. La Technique de Weber Face (WF).....	42
3. modèle de traitement rétinie.....	43
3.1.1. Filtre d'adaptation à la lumière.....	43
3.1.2. Filtre à couche externe plexiforme (OPL).....	44
3.2. Algorithme Proposé.....	45
3.2.1. Deux opérations non linéaires adaptatives.....	45
3.2.2. Filtre Difference Of Gaussian (DoG).....	46
4. Les Méthodes de Descripteurs De Textures Locales.....	48
4.1. Descripteur Motif Binaire Local (LBP).....	49
4.2. Descripteur Quantification De Phase Locale (LPQ).....	51
4.2.1. Descriptions de l'LPQ.....	51

4.2.2. Descripteur Quantification De Phase Locale Multi-Bloc (MB-LPQ)	53
4.3. Descripteur de Caractéristiques Statiques Binarisées de L'Image (BSIF)	54
4.3.1. Descripteur de BSIF	54
5. Conclusion	55
IV. Chapitre 4 : Résultats et Discussions	56
1. Introduction	56
2. Méthode D'illumination Proposée	56
3. La Base De Donnés Yale B	57
4. La base de données Yale B étendue	58
5. Ajustement de sigma du filtre gaussien	60
6. Résultats En Yale B	60
7. Résultats En Yale B étendue	62
8. Conclusion	66
Conclusion Générale	67
Bibliographie	68

Liste Des Figures

Chapitre 01 : La biométrie

Figure 1.1 : Différentes modalités biométriques.

Figure 1.2 :A.D.N.

Figure 1.3 : Le capteur utilisé pour la géométrie de la main.

Figure 1.4 : Les caractéristiques biométriques de visage.

Figure 1.5 : l'iris.

Figure 1.6 : la reconnaissance de la rétine.

Figure 1.7 : L'empreinte digitale.

Figure 1.8 : La reconnaissance des individus selon leurs comportements de démarche.

Figure 1.9 : La voix.

Figure 1.10 : La signature.

Figure 1.11 : Applications biométriques.

Figure 1.12 : Le mode d'Identification.

Figure 1.13 : Le mode de vérification ou authentification.

Figure 1.14 : **(a)** Courbe de distribution des imposteurs et des authentiques et les taux d'erreurs (FAR ET FRR), pour un seuil donné. **(b)** Courbe ROC « Receiver Operating Characteristic »

Chapitre 02 : La reconnaissance de Visage

Figure 2.1 : : Les étapes de reconnaissance Faciale.

Figure 2.2 : Classification des approches principales utilisées en reconnaissance faciale.

Figure 2.3 : Exemple de Changement d'illumination.

Figure 2.4 : Exemples de variation de poses.

Figure 2.5 : Exemples de variation d'expressions.

Figure 2.6 : Exemples d'occlusion du visage.

Figure 2.7 : Présence ou absence des composants structurels.

a) **Chapitre 03 : Normalisation de l'illumination et Descripteurs Locaux**

Figure 3.1 : Exemple d'égalisation d'histogramme.

Figure 3.2 : G Correction gamma/ log transformation logarithmique sur la base Yale B.

Figure 3.3 : Cinq images originaux empruntée à la base Yale B et leurs correspondants Weberface.

Figure 3.4 : Fonction de Naka-Rushton avec différents facteurs d'adaptation X_0 .

Figure 3.5 : La distribution Gaussienne.

Figure 3.6 : Le processus de modélisation de la rétine sur l'image w (caractéristiques à basse fréquence) : la 1ère ligne est l'étape du processus de modélisation de la rétine. La 2ème ligne correspond aux images traitées correspondant à l'équation de chaque étape du processus de modélisation de la rétine.

Figure 3.7 : Opérateur LBP.

Figure 3.8 : Trois voisinages pour des R et P différents.

Figure 3.9 : Textures particulières détectées par LBP.

Figure 3.10: Operateur LPQ.

Figure 3.11: Operateur MB-LPQ.

Chapitre 04 : Résultats et Discussions.

Figure 4.1 : Les différentes étapes de la méthode proposée.

Figure 4.2 : Exemples d'images de la base Yale B étendue pour un individu donné.

Figure 4.3 : Taille des image 64*64 (Moyen)

Figure 4.4 : Taille des image 168*192 (Moyen)

Liste Des Tableau

Tableau 1.1 : Avantages et inconvénients de L'ADN.

Tableau 2.1 : Avantage et l'inconvénient de chaque approche.

Tableau 4.1 : Résultats de l'ajustement de $\sigma=1.5$ sur les différentes tailles d'image.

Tableau 4.2 : Résultats sur les différentes tailles d'images.

Tableau 4.3 : Résultats obtenus aux différentes tailles d'image sur Yale B.

Tableau 4.4 : Résultats sur les différentes tailles d'images.

Tableau 4.5 : Résultats obtenus aux différentes tailles d'image sur Yale B étendue.

Introduction générale

La sécurité des systèmes d'information est devenue un domaine de recherche de grande importance. Concevoir un système d'identification fiable, efficace et robuste est une tâche prioritaire. L'identification d'un individu est essentielle pour assurer la sécurité des systèmes et des organisations. Elle correspond à la recherche de l'identité de la personne qui se présente dans une base de données et peut être utilisée pour autoriser l'utilisation des services. Exemple contrôle d'accès à une zone très sécurisée à laquelle seul un nombre restreint de personnes (enregistrées dans une base de données) peuvent accéder. Elle peut aussi être utilisée par la police judiciaire.

Les systèmes de reconnaissance faciale existent maintenant depuis près de 50 ans. La reconnaissance faciale est un domaine de recherches en reconnaissance de formes de zone et la vision par ordinateur en raison de ses nombreuses applications pratiques en biométrie, sécurité de l'information, contrôle d'accès, application de la loi, cartes à puce et système de surveillance. La première application à grande échelle de la reconnaissance faciale a été réalisée en Floride-USA.

L'analyse faciale est devenue un outil important pour l'authentification ou l'identification des individus, en particulier dans le domaine de sécurité, car elle est utilisée comme moyen d'accès aux bâtiments de haute sécurité et comme confirmation utile des identités aux frontières. Ces dernières années, comme mode de paiement électronique. Les systèmes à reconnaissance faciale ou l'analyse faciale permettent d'atteindre une forte discrimination lorsque l'image acquise de bonnes conditions; mais ses performances se dégradent fortement lorsque les images proviennent d'acquisition non contrôlées (mauvaises conditions d'éclairage, occultation du visage, image ancienne...etc). Les taux de reconnaissance chutent considérablement et c'est dans cet esprit que nous proposons d'augmenter la robustesse des taux de reconnaissance faciale dans des conditions d'éclairage non contrôlées, principalement Ce mémoire traite un sujet portant sur le problème d'illumination. Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance de visage.

Dans notre travail nous avons utilisé deux techniques pour extraire les caractéristiques d'une image de visage :

La première technique rétina modèle qui consiste à éliminer ou diminue les effets bruités de la lumière. La deuxième méthode est la technique BSIF (Binarized statistical image features) son principe consiste à caractériser la texture d'une image.

Notre mémoire est organisée en quatre chapitres :

Tout d'abord, dans le premier chapitre, nous présentons un bref historique sur la biométrie, les différentes modalités de la biométrie et les modes de fonctionnement.

Dans la deuxième chapitre, nous exposons l'architecture d'un système de reconnaissance faciale et ces composant ou module (le module de capture, module de traitement et extraction des caractéristiques, Le module du stockage, Le module de similarité, module de décision), Principales difficultés de la reconnaissance de visage les différents méthodes connue de reconnaissances ainsi leurs principes de fonctionnement.

Le troisième chapitre est partagé en deux parties. Dans la première partie nous présentons les méthodes récentes de la normalisation d'illumination, ainsi la méthode utilisée rétina modèle .Dans la deuxième partie nous présenterons les locales textures binaires : LBP, LPQ et BSIF,

Le quatrième chapitre nous validons les résultats expérimentaux obtenus par notre méthode en analysant leurs performances, suivies d'une discussion avec interprétation des résultats.

Enfin, la conclusion générale résume les résultats obtenus par notre méthode et donnera quelques perspectives sur les travaux futurs.

Chapitre 1

La biométrie

1 Introduction :

Dans ce chapitre, La reconnaissance de visages est l'une des modalités biométriques couramment utilisée. Dans un premier temps, nous commençons par la définition et l'utilisation de la biométrie nous mettons en relief quelques notions et définitions de base liées à la biométrie et ses diverses technologies. Ces technologies exploitent les caractéristiques qui sont uniques chez les individus et ne peuvent être perdus ni volées ni reconstituées contrairement aux moyens classiques reposant sur des mots de passe ou des cartes magnétiques ces caractéristiques biométriques sont uniques à l'individu et il y a peu de possibilité que d'autres individus peuvent remplacer ces caractéristiques, Donc les technologies biométriques sont considérées les plus puissantes en termes de sécurité.

La biométrie s'impose de plus en plus comme solution alternative afin de remédier aux problèmes des méthodes précédentes

2 Définition de la Biométrie :

La biométrie est l'étude quantitative des êtres vivants, plus précisément dans notre contexte : c'est la reconnaissance et l'identification des individus en utilisant des informations étroitement liées à leurs caractéristiques [1]. Toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif peut être employé pour identifier un individu [2]. Avec les progrès et l'évolution de la technologie des systèmes biométriques, la reconnaissance faciale est devenue un point de recherche très important dans le domaine de la vision par ordinateur et de la compréhension des images [3].

La biométrie est actuellement un mot à la mode dans le domaine de la sécurité de l'information car elle offre un degré élevé de précision dans l'identification d'un individu.

3 Un bref historique de la Biométrie :

Ces dernières années, la haute sécurité est devenue un problème majeur, non seulement dans les environnements militaires mais aussi dans de nombreuses applications civiles. L'identification de personnes par reconnaissance faciale apporte un certain nombre de solutions à ce problème. L'étude de la reconnaissance automatique des visages a commencé à être étudiée depuis le début des années 1970. Le travail effectué par Kanade lors de sa thèse est considéré comme le premier dans ce domaine. Depuis lors, de nombreuses recherches ont été effectuées. Un système de reconnaissance faciale est un système d'identification et de

vérification d'individus qui peut vérifier si une personne appartient à la base de données du système et identifier si tel est le cas [4].

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)

La reconnaissance faciale est une technique biométrique relativement récente. Si l'empreinte digitale est la technique biométrique la plus ancienne inventée en 1903 pour rechercher les criminels, la reconnaissance des visages a été développée par "Benton et Van Allen" en 1968 pour évaluer la capacité d'identification des visages non familiers. Il ne s'agit pas d'un test de reconnaissance ménisque de visages familiers ou non familiers, mais d'une épreuve consistant à appairer des photographies de visages non familiers présentés sous différents éclairages et selon des angles différents et nécessitant une bonne capacité d'intégration Visio-spatiale [5].

L'utilisation des techniques de reconnaissance faciale a connu un développement à grande échelle depuis le milieu des années 90, avec l'utilisation efficace de nouvelles technologies, notamment l'ordinateur et sa capacité de traitement d'images. L'utilisation de ces techniques existe depuis qu'une machine est capable de comprendre ce qu'elle « voit » lorsqu'on la connecte à une ou plusieurs caméras, c'est à dire que les premiers essais datent du début des années 70 (Benton et Van Allen en 1968), et sont basés sur des méthodes à bases d'heuristiques, basés sur des attributs faciaux mesurables comme l'écartement des yeux, des sourcils, des lèvres, la position du menton, la forme, etc. Ces méthodes sont très peu robustes, car elles font de nombreuses suppositions en se plaçant dans des cas très simples (visage de face, bonnes conditions d'illuminations, etc. L'une des premières tentatives de reconnaissance de visage est faite par Takeo Kanade en 1973 lors de sa thèse de doctorat à l'Université de Kyoto [6].

4 Les différentes modalités de la biométrie :

De nos jours, on assiste à un regain d'intérêt à la biométrie pour l'identification ou l'authentification de personnes. En effet les méthodes classiques d'authentification de personnes basées sur la carte d'identité ou bien le mot de passe sont vulnérables. Il est très facile de falsifier une carte d'identité ou d'imiter une signature. Par ailleurs, la sécurité est à l'ordre du jour. Aujourd'hui, on assiste à une volonté des états d'installer des équipements biométriques dans les aéroports et les zones de haute sécurité. Le passeport commence à

intégrer la signature biométrique de son propriétaire. La biométrie est donc appelée à connaître un fort développement dans les années à venir [7]. Nous également introduire quelques méthodes cachées qui sont étendues. Dans la figure suivante, certaines méthodes sont illustrées :

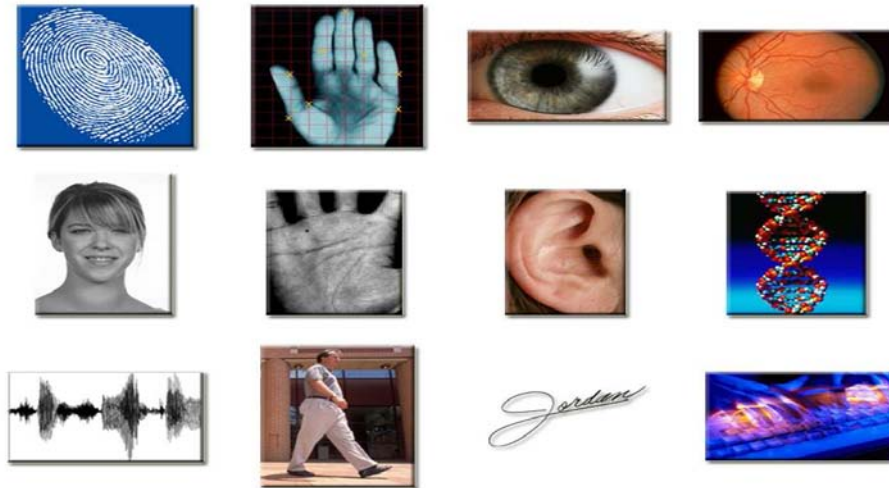


Figure. 1.1 : Différentes modalités biométriques [8].

4.1 Analyses biologiques :

Cette catégorie s'appuie sur l'analyse de caractéristiques biologiques de l'individu. Elle comprend : l'odeur ,l'ADN ,et les signaux physiologiques .Notons qu'il existe d'autres modalités biologiques de reconnaissance biométrique qui ont été développées ces dernières années telles que la salive, l'odeur, le groupe sanguin, les cheveux et les poils, etc. [9].

4.1.1 L'ADN :

L'ADN (acide désoxyribonucléique) est étudié depuis plus d'un siècle. Mais c'est seulement récemment que l'ADN a été conceptualisé et instrumentalisé aux fins d'identification. Après la publication, en 1953, d'un article de James Watson et Francis Crick sur la structure de l'ADN, il faut attendre 1980 pour que des généticiens trouvent une région de l'ADN qui varie beaucoup entre les individus mais sans contenir d'information génétique. Ensuite, c'est Alec Jeffreys qui est le premier à trouver un moyen d'identifier les gens avec leur ADN, c'est la méthode de « Restriction Fragment Length Polymorphism» (RFLP) qu'il découvre en 1984 et la police britannique utilise le profilage par ADN un an plus tard. Et c'est en 1986 que le fameux procédé d'amplification en chaîne par polymérase (Polymerase Chain Reaction [PCR]) est inventé par Kary Mullis. Cette découverte permet de multiplier une région de

l'ADN, ce qui rend son analyse incommensurablement plus facile. C'est en 1987 que la police britannique a réussi à véritablement introduire l'ADN dans le système judiciaire [10].

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ➤ Elle est très précise. ➤ La fiabilité est une des plus élevée au monde : le taux d'erreur est de quasi nul ➤ Les risques de fraude sont très bas. ➤ L'ADN est stable durant la vie d'un individu. ➤ L'ADN est différent chez les vrais jumeaux. 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'identification d'un individu par analyse de son ADN s'avère complexe. ➤ Elle est coûteuse et lente à réaliser compte tenu des nombreuses manipulations biologiques. ➤ Elle n'est pas destinée au grand public. ➤ Cette technique très intrusive, elle nécessite un prélèvement d'échantillon (sang, salive, sperme, cheveux, urine, peau, dents, etc.)

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients de L'ADN [11].

L'information génétique d'un individu est unique, car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide désoxyribonucléique (ADN). L'ADN est "l'outil" d'identification par excellence, plusieurs états à travers le monde possèdent ou programment la mise sur pied d'une base de données génétique et projettent de légiférer sur ce plan. Le Royaume-Uni est leader dans ce domaine et possède, dans sa base NDNAD [12].



Figure 1. 2 : A.D.N.

4.1.2 L'odeur corporelle

Chaque individu dégage une odeur qui lui est particulière, Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives. La primaire odeur d'une personne contient des constituants stables dans le temps indépendamment de l'alimentation ou des facteurs environnementaux. Secondaire odeur contient des constituants qui sont présents en raison de l'alimentation et facteurs environnementaux. L'odeur troisième contient des constituants qui sont présents en raison de l'influence de sources extérieures (c'est-à-dire, lotions, savons, parfums). Pour une identification individuelle par odeur humaine, l'odeur primaire doit avoir des constituants stables dans le temps [13].

4.2 Analyses morphologiques :

Une méthode morphologique peut être définie comme une mesure d'une des caractéristiques biologiques ou physiques d'un individu [11]. Cette catégorie regroupe l'iris de l'oeil, la forme de la main, les empreintes digitales, les traits du visage, reconnaissance de visage, reconnaissance par l'iris, reconnaissance par la rétine, géométrie de la main, les veines de la main etc [1]. Ces éléments ont l'avantage d'être stables tout le long de la vie d'un individu et ne sont pas influencés par des facteurs physiologiques comme le stress ou la fatigue, dont souffre la modalité comportementale [9].

4.2.1 La Géométrie de la main :

La reconnaissance de la main est l'un des prédécesseurs des technologies biométriques [11]. 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 [14]. l'objectif de la biométrie est d'extraire des caractéristiques géométriques à partir d'images de la main entière Généralement, les images de la main sont prises par un appareil spécifique,. Tout fonctionne Par la lumière infrarouge et l'image est capturée par un appareil photo numérique. En s'aidant d'outils spéciaux appelés chevilles pour guider le positionnement de la main et des doigts [2].



Figure 1.3 : Le capteur utilisé pour la géométrie de la main [14].

4.2.2 Visage :

Le visage est certainement la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux, ce qui peut expliquer pourquoi elle est en général très bien acceptée par les utilisateurs. Le système d'acquisition est soit un appareil photo, soit une caméra numérique. La difficulté de la reconnaissance de visage varie énormément suivant que l'acquisition se fait dans un environnement contrôlé ou non. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non-contrôlé [15].

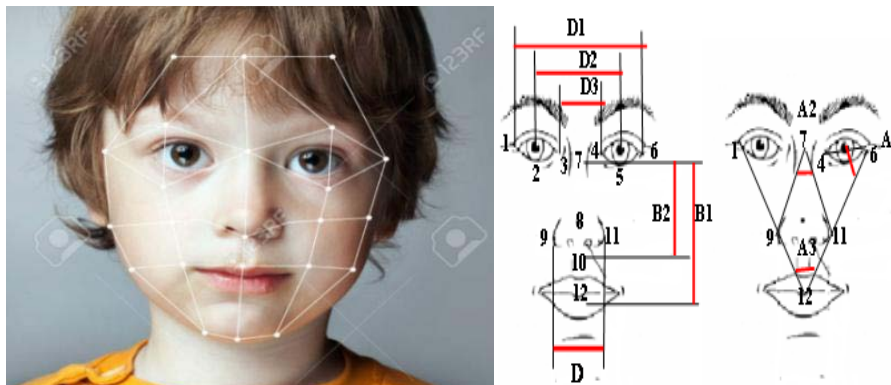


Figure 1.4 : Les caractéristiques biométriques de visage [14].

Plusieurs parties du visage (joues, yeux, nez, bouche...) sont extraites d'une photo ou d'une vidéo et analysées géométriquement (distance entre différents points, positions, formes...). Le problème de cette méthode vient des possibles perturbations pouvant transformer le visage (maquillage, faible luminosité, présence d'une barbe ou d'une lunette, expression faciale inhabituelle, changement avec l'âge, etc.) [16].

4.2.3 Iris :

La première personne à s'être officiellement rendu compte des possibilités qu'offre la texture de l'iris en tant qu'outil d'identification était l'ophtalmologiste américain Frank Burch, qui a proposé cette méthode lors d'une conférence pour l'American Academy of Ophthalmology [17]. L'iris est la région, sous forme d'anneau, située entre la pupille et le blanc de l'oeil, il est unique. L'iris a une structure extraordinaire et offre de nombreuses caractéristiques de texture qui sont uniques pour chaque individu [15]. Il a une structure en anneau avec une grande variété de couleurs. L'unicité de ce motif nous permet non seulement de différencier entre les yeux de deux jumeaux, mais même entre l'oeil droit et gauche. Le premier système de reconnaissance basé sur l'iris a été élaboré en 1987.

Un système de reconnaissance d'iris est un système d'identification très efficace pour plusieurs raisons à savoir la texture de l'iris riche caractéristiques, peu exposée aux blessures et stable durant toute la vie de l'individu. Cependant, cette modalité nécessite la coopération de l'utilisateur pour que l'image captée soit claire. En effet, du bruit peut affecter l'image de la texture de l'iris comme des reflets engendrés par la cornée, les paupières et les cils qui peuvent couvrir l'iris et le flou qui peut aussi masquer l'iris [9].



Figure 1.5 : l'iris.

4.2.4 La rétine :

La biométrie de la rétine est parmi les techniques biométriques celle qui est la plus précise [2]. La technique d'identification rétinienne offre plusieurs avantages tels que la rétine

qui est un organe intérieur ce qui minimise les blessures et la fraude et l'unicité du réseau vasculaire même chez les jumeaux. Toutefois, cette technologie souffre de plusieurs inconvénients. L'acquisition de l'image rétinienne doit s'effectuer à une très faible distance du capteur. En plus, dans le cas d'un diabète ou d'une alcoolémie, le réseau vasculaire peut être modifié. Les modalités morphologiques sont les plus utilisées par rapport aux modalités comportementales. Cela est dû à leur stabilité dans le temps et la difficulté de falsification de ces modalités. De plus, les modalités comportementales sont, généralement, affectées par l'état émotionnel des individus [9].

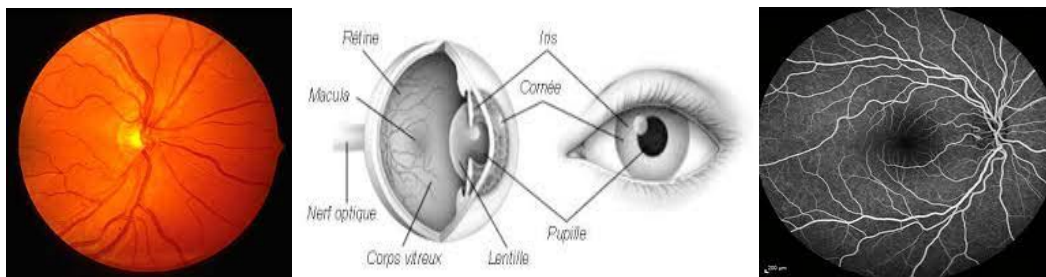


Figure 1.6 : La reconnaissance de la rétine.

Cette technique se base sur le fait que les vaisseaux sanguins d'une rétine sont uniques pour chaque personne. L'utilisateur doit placer son oeil face à un orifice de capture situé sur le dispositif d'acquisition. Un faisceau lumineux traverse l'oeil jusqu'aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine. Le système localise et capture ainsi environ 400 points de référence. Cette technique requiert une collaboration étroite de la part de l'utilisateur, car il doit placer son oeil extrêmement près de la caméra [16].

4.2.5 L'empreinte digitale :

L'identification à l'aide des empreintes digitales est la technique la plus vieille et la plus répandue puisqu'elle a été inaugurée par Alphonse Bertillon en 1882 [18]. Une empreinte digitale est constituée d'un ensemble de lignes localement parallèles formant un motif unique pour chaque individu. On distingue les stries (ou crêtes, ce sont les lignes en contact avec une surface au toucher) et les sillons (ce sont les creux entre deux stries). Les stries contiennent en leur centre un ensemble de pores régulièrement espacés. Chaque empreinte possède un ensemble de points singuliers globaux (les centres et les deltas) et locaux (les minuties). Les centres correspondent à des lieux de convergence des stries tandis que les deltas correspondent à des lieux de divergence. L'acquisition des données est faite par un capteur électronique de type optique, thermique, capacitif ou à ultrasons [16].



Figure 1.7 : L'empreinte digitale.

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 [14].

4.3 Analyse comportementale :

La biométrie comportementale étudie la dynamique et les gestes des individus afin d'extraire des caractéristiques à analyser [14], Cette modalité est liée sur l'analyse des comportements physiques d'une personne tels que la voix, la signature, la manière de marcher, la façon de frapper au clavier, etc [9].

4.3.1 La démarche :

Les systèmes de reconnaissance de la démarche utilisent des images vidéo du sujet qui marche, de côté ou de face, sur une courte distance en analysant des séquences d'images, elle s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger [19]. Elle analyse les déformations des jambes et bras au niveau des articulations [20].



Figure 1.8 : La reconnaissance des individus selon leurs comportements de démarche.

4.3.2 Voix :

La reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes. En 1962 Lawrence Kersta a prouvé que la voix de chaque personne est unique et qu'il est possible de la présenter graphiquement [8], les données utilisées par la reconnaissance vocale proviennent à la fois de facteurs physiologiques et comportementaux. L'identification par la voix est basée sur la forme et la taille des appendices (bouche, cavités nasales et les lèvres) utilisées dans la synthèse du son. Les caractéristiques physiologiques de la voix d'un individu sont invariantes mais les caractéristiques comportementales changent avec le temps et avec l'âge, selon les conditions sanitaires (mal de gorge) et des états émotionnels, ...etc, ce qui diminue l'exactitude du taux d'identification [21].



Figure 1.9 : La voix.

La voix humaine est une caractéristique biométrique intéressante, puisqu'elle dépend de la structure anatomique de l'individu ainsi que de l'apprentissage du langage fait lors de l'enfance. La capture de la voix est relativement facile à effectuer, à l'aide d'un microphone, mais elle est susceptible à être corrompue par les bruits ambiants [16].

4.3.3 L 'écritures (signature) :

Des 1929, Osborn établit que l'écriture dépend de plusieurs facteurs donc non seulement limiter la forme de l'écriture mais aussi tenir compte de ces facteurs liés notamment à la condition environnementales et à la dextérité musculaire. Par la suite, diverses techniques de reconnaissance de la signature furent mises au moins au bénéfice notamment des banques et des corps policiers [22].

Ce type de biométrie consiste à mesurer plusieurs caractéristiques spécifiques de la signature à savoir la vitesse, le mouvement, la pression sur le crayon et les accélérations, etc. Le dispositif utilisé est généralement combiné à une palette graphique munie d'un stylo. L'avantage de cette modalité est qu'elle est très bien acceptée par le public. Tandis que son point faible est la reproductibilité de la signature par un même individu. De plus, la nature de la signature dépend de plusieurs facteurs tels que le stress, l'âge et la fatigue qui nuisent à la reconnaissance [9].

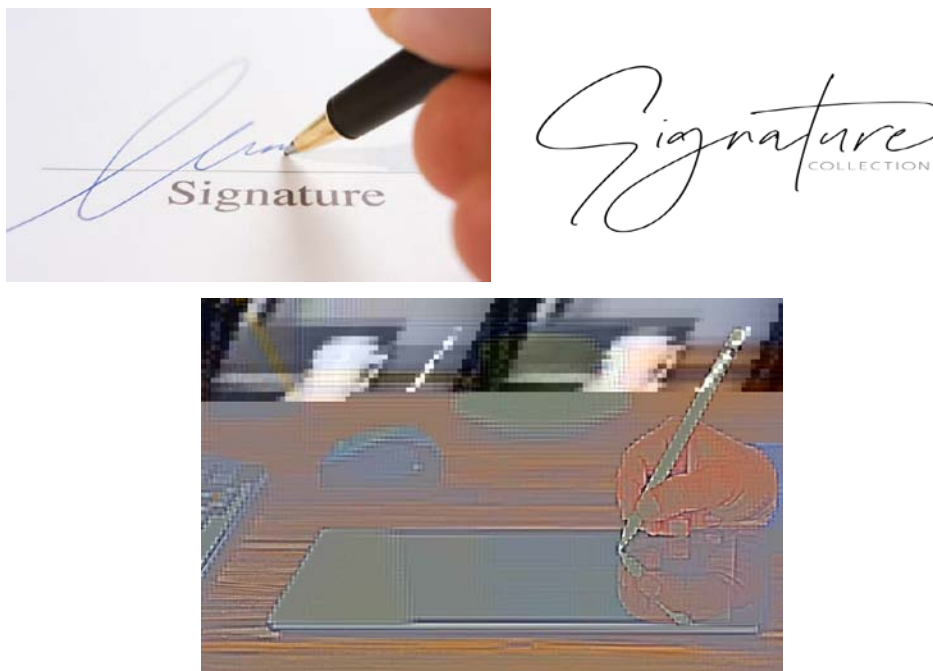


Figure 1.10 : La signature.

5 Les applications de la Biométrie :

La biométrie est devenue un des thèmes de recherche les plus actifs dans le domaine de la vision par ordinateur, et de la reconnaissance des formes. Le marché de la biométrie ne cesse d'évoluer depuis son apparition, le chiffre d'affaire de l'industrie biométrique est en forte

croissance. Une partie importante de cette progression s'attache au contrôle d'accès aux systèmes d'information (ordinateur / réseau) et au commerce électronique, quoique les applications du secteur public continuent à être une partie essentielle de l'industrie. Le champ d'application de la biométrie couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Aujourd'hui, les principales applications sont la production de titres d'identité, le contrôle d'accès à des sites sensibles, le contrôle des frontières, l'accès aux réseaux, systèmes d'information, stations de travail, le paiement électronique, la signature électronique et même le chiffrement de données [8].

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines et leur champ d'application couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Les applications peuvent être divisées en trois groupes principaux [15] :

Applications commerciales :

Telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc

Applications gouvernementales :

Telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc.

Applications légales :

Telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc. [23]





Figure 1.11 : Applications biométriques [24].

Voici une liste non exhaustive des applications pouvant utiliser la biométrie pour contrôler tout accès :

- **Contrôle d'accès physiques aux locaux** : Salle informatique, site sensible (service de recherche, site nucléaire, bases militaires...).
- **Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations** : Lancement du système d'exploitation, accès au réseau informatique, commerce électronique, transaction (financière pour les banques, données entre entreprises), tous les logiciels utilisant un mot de passe
- **Equipements de communication** : Terminaux d'accès à internet, téléphones portables.
- **Machines & Equipements divers** : Coffre fort avec serrure électronique, distributeur automatique de billets, contrôle des adhérents dans un club, carte de fidélité, gestion et contrôle des temps de présence, voiture (anti démarrage) ...etc [24].

6 Mode de fonctionnement :

Un système biométrie est un système de reconnaissance des formes qui procède en premier par l'acquisition des données biométriques de l'individu, puis extrait un ensemble de caractéristiques à partir de ces données, enfin il compare ces caractéristiques avec les modèles de base de données (ensemble des données stocké) [23]. On trouve deux grands axes dans la biométrie : l'identification et la vérification, qui sont définis comme suit :

6.1 Mode identification :

Le système identifie un individu en recherchant les templates de tous les utilisateurs de la base de données, Est une comparaison "un à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles [25]. Le système doit deviner l'identité de la personne. Il répond donc à une question de type : « Qui suis-je ? ». En prenant par exemple une photo de son visage, en enregistrant sa voix ou en captant l'image de son empreinte digitales ces données sont ensuite comparées aux données biométriques de plusieurs autres personnes qui figurant dans la base [20].

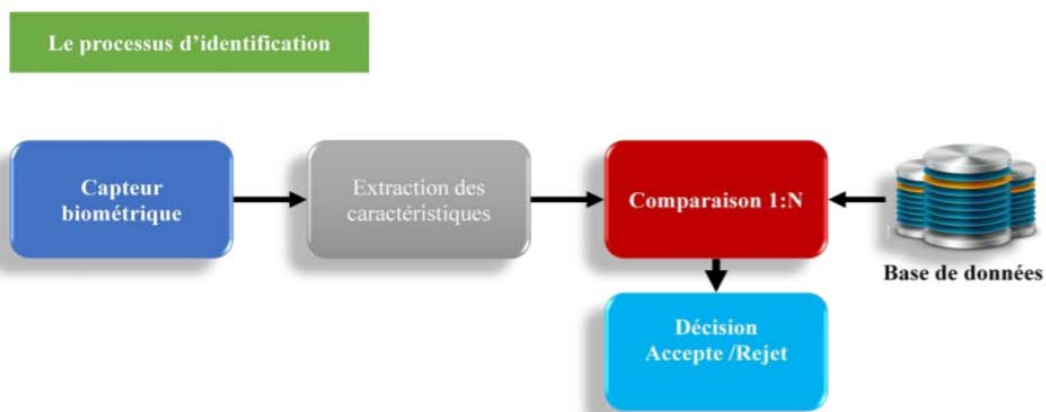


Figure 1.12 : Le mode d'Identification [18].

6.2 Mode d'authentification (vérification) :

On parle de problème ouvert puisque l'on suppose qu'un individu qui n'a pas de modèle dans la base de données (imposteur) peut chercher à être reconnu. le système doit répondre à une question de type : « Suis-je bien la personne que je prétends être ? ». L'utilisateur propose une identité au système et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle proposée. Il suffit donc de comparer le signal avec un seul des modèles présents dans la base de données [25].

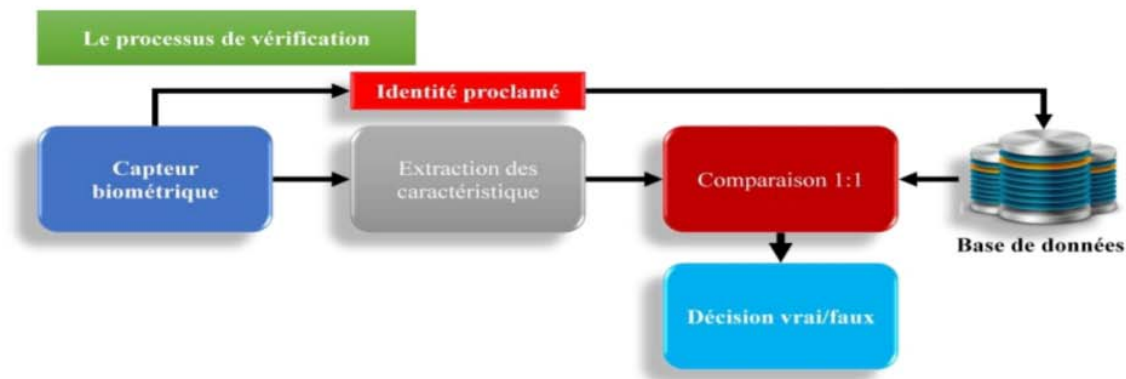


Figure 1.13 : Le mode de vérification ou authentification [18].

7 Evaluation des performances des Systèmes biométrique :

Chaque caractéristique (ou modalité) biométrique a ses forces et ses faiblesses, et le choix dépend de l'application visée. On ne s'attend à ce qu'aucune modalité biométrique ne réponde efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucun système biométrique n'est "optimal". Faire correspondre un système biométrique spécifique à une application dépend du mode opérationnel de l'application et des caractéristiques biométriques choisies. Plusieurs études ont été menées afin d'évaluer les performances de ces systèmes [8]. La société américaine International Biometric Group [IBG] a par exemple effectué une étude basée sur quatre critères d'évaluation :

- **Intrusivité** : ce critère permet de classifier les systèmes biométriques en fonction de l'existence d'un contact direct entre le capteur utilisé et l'individu à reconnaître. La reconnaissance faciale est une technique « non intrusive », car il n'existe aucun contact entre le capteur (la caméra) et le sujet, elle est bien acceptée par les utilisateurs à l'inverse d'autres techniques « intrusives » comme l'iris où un contact direct est nécessaire entre le capteur et l'œil.
- **Fiabilité** : dépend de la qualité de l'environnement (éclairage par exemple) dans lequel l'utilisateur se trouve. Ce critère influe sur la reconnaissance de l'utilisateur par le système. Nous verrons ce point en détail dans les sections suivantes.
- **Coût** : doit être modéré, à cet égard nous pouvons dire que la reconnaissance faciale ne nécessite pas une technologie coûteuse. En effet, la plupart des systèmes fonctionnent en utilisant un appareil à photo numérique de qualité standard.

- **Effort** : requis par l'utilisateur lors de la saisie de mesures biométriques, et qui doit être réduit le plus possible. La reconnaissance faciale est la technique biométrique la plus facile à utiliser car elle est non contraignante.
- **Une comparaison (avantages / inconvénients)** des principales technologies biométriques (tableau 1.1) en se basant sur la facilité ou l'ergonomie d'utilisation, la vulnérabilité aux attaques et aux contournements et la fiabilité relative à la précision et à l'efficacité de la reconnaissance

Les résultats de cette étude peuvent être présentés comme suit :

- ✓ les techniques les moins "intrusives" aux plus "intrusives" : la voix, la frappe sur le clavier, la signature, la main, le visage, l'empreinte digitale, l'iris et enfin la rétine.
- ✓ les techniques les plus fiables aux moins fiables: l'iris, la rétine, l'empreinte digitale, le visage, la main, la voix, et enfin à un niveau équivalent, la frappe sur le clavier et la signature.
- ✓ les techniques les moins coûteuses aux plus coûteuses: la frappe sur le clavier, la voix, la signature, l'empreinte digitale, le visage, la main, la rétine et enfin l'iris.
- ✓ les techniques les plus faciles d'utilisation aux plus difficiles: le visage, la signature, l'iris, la frappe sur le clavier, la voix, l'empreinte digitale, la main et enfin la rétine.

8 Conclusion :

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. 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 présente plusieurs challenges. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées dans ce mémoire et les objectifs de ce travail. Les techniques utilisées aux différentes étapes de la reconnaissance de visage sont détaillées dans le chapitre suivant.

Chapitre 2

La reconnaissance de visage

1. Introduction :

L'intelligence artificielle permet d'améliorer la vie des humains par les progrès dans la technologie de l'ordinateur, la vision par ordinateur sert à reproduire la vision humaine, La reconnaissance des visages est l'une des technologies biométriques les plus utilisées et les plus adaptées.

De nombreuses méthodes de reconnaissance faciale ont été proposés depuis plus de trois décennies, cependant les systèmes de reconnaissance du visage restent complexes et offrent un grand challenge pour les chercheurs. L'amélioration de taux de reconnaissance, la diminution de taux de fausse acceptation, et l'accélération de temps de recherche dans les grandes bases de données sont des défis auxquels faire face les algorithmes proposés.

On essaye dans ce chapitre de présenter l'aspect et les différentes méthodes de la reconnaissance de visage, ainsi les importantes difficultés de cette technique.

2. Système de reconnaissance de visage:

La reconnaissance automatique de visage s'effectue en trois étapes principales détection de visages, extraction et normalisation des caractéristiques du visage, identification et/ou vérification.

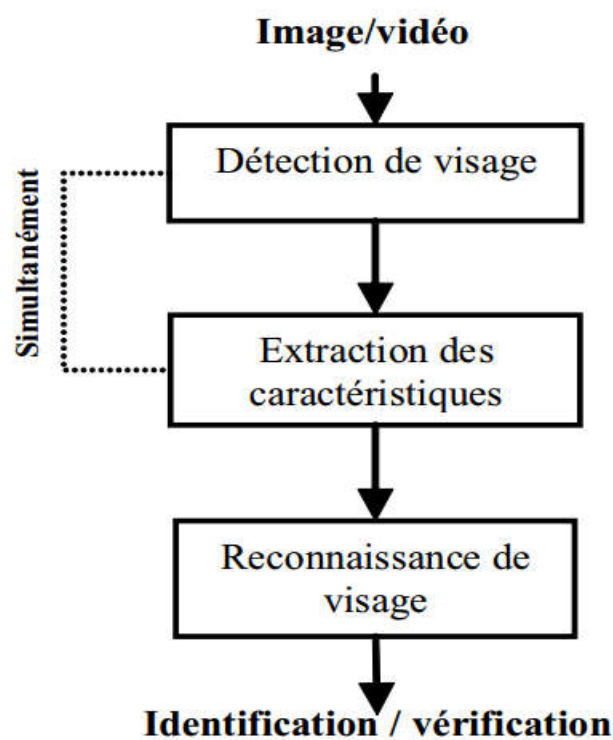


Figure 2.1: Les étapes de reconnaissance Faciale [25].

Certaines techniques de traitements d'images peuvent être communes à plusieurs étapes. Par exemple, l'extraction des caractéristiques faciales (yeux, nez, bouche) est utilisée aussi bien pour la détection de visage et d'extraction de caractéristiques peuvent être exécutées simultanément. Cela dépend notamment de la nature de l'application, de la taille de la base d'apprentissage, et des conditions de prise de vue (bruit, occultation, etc.) Enfin, les techniques de traitement utilisées dans chaque étape sont très critiques pour les applications biométriques, et doivent, par conséquence, être optimisées pour améliorer les performances du système global [26].

2.1.Détection de visage:

Dans cette phase du système on va prendre plusieurs caractéristiques composent de visage pour détecter le visage, L'efficacité des systèmes biométriques basés sur l'authentification de visage dépend essentiellement de la méthode utilisée pour localiser le visage dans l'image ; tels que les yeux, le nez, la bouche, etc. Cependant, les solutions doivent gérer la variabilité des conditions d'acquisition de la vie quotidienne, notamment: La pose ; La présence ou absence des composantes structurales (la barbe) ; Les occultations (visages peuvent masquer d'autres visages) ; L'éclairage, les caractéristiques de l'appareil photographique...etc [25].

- **La pose** : où les images d'un visage changent en fonction de l'orientation de ce dernier (frontal, 45 degrés, profil).
- **La présence ou absence des composantes structurales** : les caractéristiques faciales tels que la barbe, la moustache, et les lunettes causent une grande variabilité des composantes structurales du visage, notamment au niveau de la forme, de la couleur, et de la taille.
- **Les occultations** : les visages peuvent être partiellement occultés par d'autres objets. En effet, dans une image contenant un groupe de personnes par exemple, des visages peuvent partiellement masquer d'autres visages.
- **Les conditions d'illumination** : des facteurs tels que l'éclairage (distribution de la source de lumière, son intensité, son spectre) et les caractéristiques de l'appareil photographique affectent l'aspect d'un visage dans l'image acquise.

2.2. Extraction de des composantes du visage :

Au début des travaux sur la reconnaissance de visage, on a estimé qu'une représentation du visage devait passer par utilisation de la bouche, des yeux, du nez, de leurs positions relatives et de leur géométrie. Mais cette procédure a montré ses limites. Il faut alors une analyse plus poussée du visage pour trouver d'autres caractéristiques. Dans certaines méthodes, on n'utilise d'ailleurs que la détection des yeux pour normaliser le visage et on fait ensuite une étude globale du visage [1].

L'extraction des caractéristiques telles que les yeux, le nez, la bouche est une étape prétraitement nécessaire à la reconnaissance faciale. On peut distinguer deux pratiques différentes : la première repose sur l'extraction de régions entières 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 et aussi pour l'estimation de la pose du visage [27].

2.3. reconnaissance de Visage :

Le module de reconnaissance exploite les caractéristiques du visage ainsi extraites pour créer une signature numérique qu'il stocke dans une base de données. Ainsi, à chaque visage de la base est associée une signature unique qui caractérise la personne correspondante. La reconnaissance d'un visage requête est obtenue par l'extraction de la signature requête correspondante et sa mise en correspondance avec la signature la plus proche dans la base de données. La reconnaissance dépend du mode de comparaison utilisé : vérification ou identification [27].

3. Les Approches d'un système de reconnaissance de Visage

La reconnaissance automatique de visages est un sujet central dans la recherche sur l'analyse de visages, nous décrivons brièvement quelques techniques parmi les plus importantes ou les plus populaires utilisées en reconnaissance de visages [30], Celles-ci peuvent être réparties en trois catégories : les approches globales, les approches locales et les approches hybrides. Les premières approches font appel à l'utilisation de l'information dérivée de l'ensemble du visage tandis que les secondes approches tiennent compte des caractéristiques ou des éléments locaux détectés sur le visage. Les approches locales se caractérisent généralement comme étant plus

robustes aux variations de l'apparence du visage telles que la rotation de la tête, la dissimulation et les variations importantes dues, par exemple, à la présence ou à l'absence de poils sur le visage nécessitant généralement des calculs plus importants que les calculs relatifs aux approches globales [2].

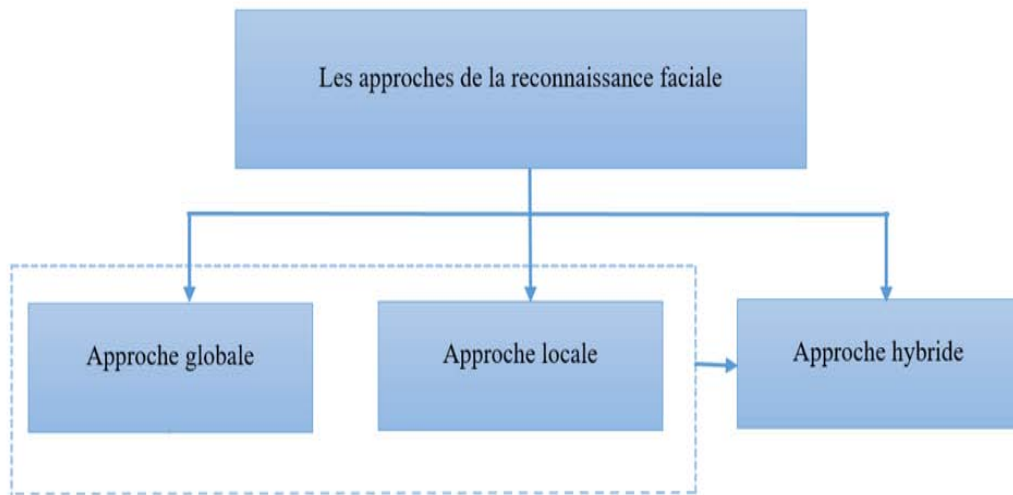


Figure 2.2: Classification des approches principales utilisées en reconnaissance faciale [31].

3.1. Approches globales :

Les approches globales prennent l'image du visage comme un tout et utilisent des techniques d'analyse statistique bien connues. L'idée est généralement de projeter l'image d'entrée du visage, préalablement vectorisée, dans un espace de plus faible dimension, où la reconnaissance est supposée être plus aisée. La projection est souvent conçue pour ne sélectionner que les caractéristiques importantes et suffisamment discriminantes pour différencier les personnes entre elles. Un des avantages des méthodes globales est qu'elles sont rapides à mettre en œuvre, les calculs reposant sur des opérations matricielles relativement simples. Cependant, étant donné qu'elles considèrent le visage comme un tout, elles sont sensibles aux conditions de luminosité, de pose ou encore d'expression faciale [30].

Ces méthodes utilisent principalement une analyse de sous-espaces de visages. Cette expression repose sur un fait relativement simple : une classe de "formes" qui nous intéresse (dans notre cas, les visages) réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée. Ainsi, la représentation de l'image originale est très redondante et

la dimensionnalité de cette représentation pourrait être grandement réduite si l'on se concentre uniquement sur les formes qui nous intéressent. L'utilisation de techniques de modélisation de sous-espace a fait avancer la technologie de reconnaissance faciale de manière significative [32].

De plus, elle permet une meilleure capture de l'aspect global du visage que les représentations locales. Toutefois, son L'utilisation de techniques de modélisation de sous-espace a fait avancer la technologie de reconnaissance faciale de manière significative. Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales : les techniques linéaires et les techniques non linéaires [33].

3.2. Approches locales :

Les approches locales de la reconnaissance de visages sont basées sur des modèles et reposent sur un traitement séparé des différentes régions de l'image du visage. Les modèles utilisés reposent sur les connaissances que l'on possède à priori de la morphologie des visages. La plupart du temps, cela implique la détection/extraction de caractéristiques faciales locales. Brunelli et Poggio proposent une technique qui extraie automatiquement un ensemble de 35 caractéristiques géométriques d'une image de visage Ces ensembles de caractéristiques sont ensuite comparés deux à deux via la distance de Mahalanobis pour réaliser la reconnaissance [30].

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage alors que les méthodes globales ne nécessitent de connaître que la position des yeux afin de normaliser les images, ce qui peut être fait automatiquement et de manière assez fiable par un algorithme de détection [32].

Dans cette catégorie, on trouve plusieurs méthodes comme: filtres de gabor, Dynamic link architecture, HMM...

3.3. Approches hybrides :

Cette approche c'est un résultat d'une combinaison ou d'une fusion entre deux autre approches : Approche holistique ou Global et l'approche Locale afin d'améliorer les performances des systèmes de reconnaissance, en effet les

caractéristiques locales et globales sont complètement différentes, Mais chacune de ces méthodes a ses inconvénients, mais l'une peut être complémentaire de l'autre pour le but d'améliorer la classification [31].

Les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés très différentes et peuvent offrir des informations complémentaires utiles à la tâche de classification. Notons aussi que d'un certain point de vue, les méthodes locales peuvent être considérées comme des méthodes hybrides car des informations globales sont généralement prises en compte. Dans la méthode probabiliste locale de nouveaux échantillons d'apprentissages ont d'abord produits pour chaque personne par méthode globale, puis une méthode locale est utilisée pour la reconnaissance [20].

Approche	Avantage	Inconvénient
Globale	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Le problème de la reconnaissance faciale automatique est transformé en un problème d'analyse de sous-espaces de visages. ▪ Applicables à des images basses résolutions ou de mauvaises qualités. ▪ Méthode simple et facile à appliquer. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Nécessite de disposer suffisamment de données représentatives des visages. ▪ Sensible aux variations de (pose, éclairage)
Local	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Robustes aux variations d'illumination, de pose et d'expression. ▪ Le modèle construit possède des relations intrinsèques bien définies avec le visage réel. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Nécessite des images de bonne qualité. ▪ La difficulté d'extraction des points d'intérêt des caractéristiques.

Tableau 2.1 : Avantage et l'inconvénient de chaque approche [31].

4. Principales difficultés de 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 [14].

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous [27].

4.1. 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 lamination [34]. Les variations d'illumination viennent entraîner des variations considérables dans l'apparence d'un visage. Deux types d'éclairage peuvent influencer celle-ci :

L'illumination globale (ou ambiante) et l'illumination locale. Alors que l'illumination globale affecte tout le visage de manière uniforme (ou presque), l'illumination locale entraîne la création de zones d'ombres et de zones éclairées, et ce, de manière non linéaire. La Figure II.2 présente un exemple de visage dont la source lumineuse l'éclairant se déplace. De nombreuses approches ont été proposées pour gérer ces problèmes de luminosité. L'extraction de caractéristiques invariantes aux changements de luminosité est également une approche largement décrite dans la littérature [33].



Figure 2.3: Exemple de Changement d'illumination [1].

L'extraction de caractéristiques invariantes aux changements de luminosité est également une approche largement décrite dans la littérature. Notons enfin qu'un certain nombre d'approches traitent le problème de la luminosité en amont de la reconnaissance par une étape de prétraitement dont l'objectif principal est bien souvent de corriger les artefacts dus aux variations de luminosité.

4.2. Variation de pose :

La variation de pose est un autre problème pour les systèmes de reconnaissance faciale, si la variation de pose présente dans des images, elle nuire à taux de reconnaissance de visage [23]. La pose d'un visage définit la rotation qu'à pû subir un visage lors de la capture. Les variations de pose peuvent être de deux types selon le type de rotation : rotation dans le plan où l'axe de rotation est l'axe de la caméra, et rotation hors plan sinon [30].



Figure 2.4: Exemples de variation de poses (Images recueillies à partir d'Internet).

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. Quand le visage est de profil dans le plan

image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible [35].

4.3. Expressions faciales :

Les visages sont des objets non rigides. L'expression faciale de l'émotion, combinée avec la parole, peut produire des changements d'apparence importants des visages. Le nombre de configurations possibles est incalculable. L'influence de l'expression faciale sur la reconnaissance est donc difficile à évaluer. Puisque l'expression faciale affecte la forme géométrique et les positions des caractéristiques faciales, il semble logique que les techniques globales ou hybrides y soient plus robustes que la plupart des techniques géométriques. Pour autant qu'elles restent raisonnables. Alors que les cas extrêmes qui engendrent d'importantes déformations de la bouche (tel que le cri) et le rétrécissement ou la fermeture complète des yeux dégradent considérablement les performances de la reconnaissance automatique. Il peut être utile de repérer en amont de la reconnaissance ces expressions problématiques. Si l'on est capable de catégoriser l'expression faciale du visage-requête, deux approches sont possibles. Soit plusieurs modèles de visages ont été appris, un par catégorie d'expression faciale. Dans ce cas, il serait possible de comparer directement le visage-test à la base des visages arborant la même expression. Par contre, à l'aide d'une technique générative utilisant un modèle de visage suffisamment précis, il serait possible de transformer le visage-test de manière à ce qu'il se présente dans des conditions moins difficiles et plus favorables [36].



Figure 2.5 : Exemples de variation d'expressions.

4.4. Occultations partielles

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 [37].



Figure 2.6: Exemples d'occlusion du visage.

4.5. Présence ou absence des composants structurels :

La présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance. Par exemple des lunettes opaques ne permettent pas de bien distinguer la forme et la couleur des yeux et une moustache ou une barbe modifie la forme du visage [38].



Figure II.6: Présence ou absence des composants structurels.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées dans ce mémoire, notamment l'invariance à l'illumination. 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.

Chapitre 3
Normalisation
d'illumination et
Descripteurs Locaux

1. Introduction :

La reconnaissance automatique de visage est devenue un sujet très actif dans les dernières décennies. Toutefois la reconnaissance des visages robuste dans des conditions d'éclairage incontrôlé est toujours un défi. La plupart des méthodes existantes sont très sensibles aux variations d'aspect des faces dues aux différentes conditions d'éclairage sont généralement plus importantes que celles dues à des identités personnelles différentes.

Dans ce chapitre on essaie de présenter celles qui sont à base holistique et à base locale telles que LBP, LPQ, MB-LPQ, BSIF, MB-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.

2. Normalisation de l'illumination :

Dans le domaine de la reconnaissance de visage, un certain nombre de méthodes de normalisation de l'illumination ont été présentées. Ces méthodes peuvent être classées en 2 grandes catégories, La première catégorie consiste à résoudre le problème de la normalisation de l'éclairage en utilisant les méthodes de traitement d'images traditionnelles. Une image de visage originale sous un éclairage variable est directement prétraitée pour obtenir sa représentation sous un éclairage normal. Cet objectif est atteint grâce à certaines méthodes traditionnelles telles que l'égalisation des histogrammes (HE) , la transformation logarithmique (LT) , la correction gamma (GC) , etc [2].

2.1. Égalisation d'histogramme (EH)

Cette normalisation appartient la catégorie des méthodes basées sur l'amélioration de la dynamique de l'image. Le but de l'égalisation est d'harmoniser la répartition des niveaux de gris de l'image. Elle permet de tendre vers un même nombre de pixels pour chacun des niveaux de l'histogramme. Cette opération vise augmenter les nuances dans l'image et donc son contraste *Figure III.1* Plus

concrètement, si n_i est le nombre de pixels un niveau i de gris, la probabilité qu'un pixel x de l'image ait un niveau i est :

$$p(x_i) = \frac{n_i}{n}, \quad i \in 0, \dots, L \quad (1)$$

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 [0, 1]. Soit c la distribution cumulative de l'histogramme normalisé p , elle est donnée par :

$$C(i) = \sum_{j=0}^i p(x_j) \quad (2)$$

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 transformée soit linéaire. Cette fonction est définie par :

$$y_i = T(x_i) = L \frac{C(i)}{n} \quad (3)$$

Avec L le niveau maximal de gris [39].

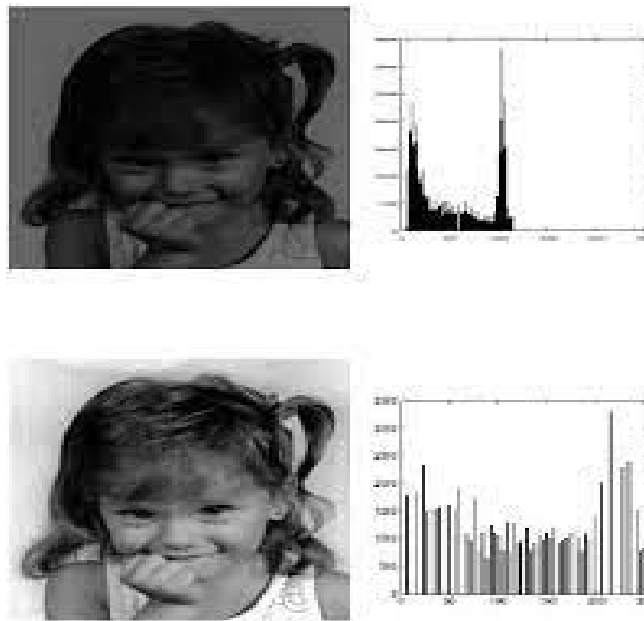


Figure 3.1: Exemple d'égalisation d'histogramme.

2.2. Correction gamma (CG) :

Cette normalisation appartient à la catégorie des méthodes basées sur la modification de la dynamique de l'image. A l'histogramme original de l'image, on

applique une transformation non linéaire dans le but de corriger des grandes variations de contraste. Les zones les plus sombres seront alors rehaussées alors que les zones brillantes seront réduites [20]:

$$y = \delta * x^{\frac{1}{\gamma}}, \quad x \in 0, \dots, L \quad (4)$$

avec x le niveau de gris, L le maximum des niveaux de gris, γ le facteur de correction (en général, ce facteur dépend de l'application) et δ une constante de gain. Pour nos tests, la constante de gain δ a été fixée empiriquement à 1 et le facteur de correction γ a été optimisé sur la base de développement de FRGC [40].

2.3. MultiScale-Retinex :

La luminance peut être considérée comme une version lissée de l'image originale. En effectuant une convolution de l'image originale par un filtre gaussien, nous obtenons une estimation de la luminance. Proposée par Edwin H. Land en 1937, cette méthode est appelée "*retinex*" ou "*Single Scale Retinex*". Cette idée n'a pas vraiment de preuves physiques mais elle a le mérite de donner des résultats assez exceptionnels :

$$L(x, y) = I(x, y) \times G(x, y) \quad (5)$$

La méthode MSR (*MutliScale-Retinex*) est un dérivé de la méthode "*Single Scale Retinex*". En 1997, Rahman a proposé une estimation de la luminance comme combinaison pondérée d'images filtrées de l'image originale. Les filtrages se font par des noyaux gaussiens avec différentes variances (dans un sens, c'est une analyse multi-résolution, d'où le terme "*multi-scale*").

$$l(x, y) = \sum_{j=1}^s W_s (I(x, y) \times G(x, y)) \quad (6)$$

avec ω_s un coefficient de pondération et G_s un noyau gaussien avec un écart type σ_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 [40].

$$R(x, y) = \frac{I(x, y)}{L(x, y)} \quad (7)$$

2.4. Transformation Logarithmique (LT) :

La transformation logarithmique Figure III.2 correspond aux techniques de prétraitement utilisée pour normaliser la variation de l'illumination dans le domaine logarithmique, la réflectance $r(x, y)$ et l'éclairage incident $e(x, y)$ de l'image $f(x, y)$ peuvent être séparés comme indiqué :

$$\log f(x, y) = \log r(x, y) + \log e(x, y) \quad \text{Dans l'éclairage incident } e(x, y)$$

Et que l'illumination uniforme désirée soit connue, l'image normalisée en niveaux de gris $f'(x, y)$ est donnée par :

$$\log f'(x, y) = \log r(x, y) - \log \epsilon(x, y) \quad (8)$$

Ou

$$\epsilon(x, y) = \log e(x, y) - \log e' \quad (9)$$

Et $e'(x, y)$ variation des albédos des caractéristiques à petite échelle $\epsilon(x, y)$ c'est la réflectance multipliée aux albédos des zones de la peau a grande échelle du sol. La transformation logarithmique améliore le contraste des zones d'image plus sombres en les rendant plus claires et assure ainsi un certain niveau de robustesse à l'éclairage [41].

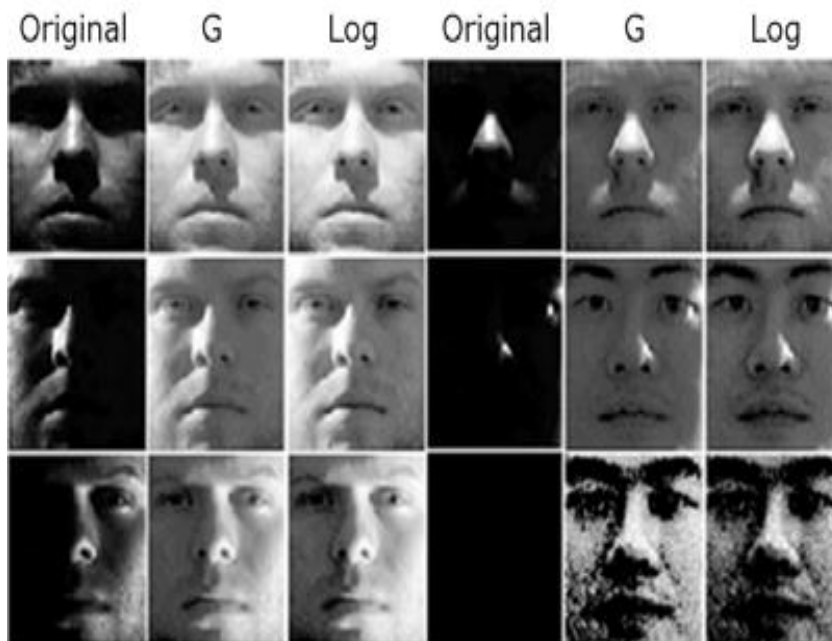


Figure 3.2: G Correction gamma/ log transformation logarithmique sur la base Yale B.

2.5. 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 :

$$I(x, y) = R(x, y) L(x, y) \quad (10)$$

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.

$$\ln R(x, y) = \ln I(x, y) - \ln L(x, y) \quad (11)$$

$$R(x, y) = I(x, y) / L(x, y) \quad (12)$$

Où, l'équation (12) 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 (11) est appelée réflectance logarithmique et la réflectance calculée avec l'équation (12) 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 [42].

2.6. La Technique de Weber Face (WF) :

Le psychologue allemand Ernst weber est le premier qui a proposé la loi de weber et a souligné que la perception humaine du changement de stimulus dépendait du rapport entre incrément de stimulus et stimulus lui-même. Il existe un seuil de ratio perçu, uniquement le rapport supérieur au seuil.

Le changement du stimulus peut être perçu le ratio minimum perçu pourrait être décrit.

$$\frac{\Delta I \text{ min}}{I} = K \quad (14)$$

Où $\Delta I \text{ min}$ représente le plus petit changement pouvant être perçu , I est l'intensité du stimulus d'origine et k est un constant. La technique de weber face WF définie comme suit est utilisé pour extraire les caractéristiques insensibles à l'éclairement selon la loi de weber.

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{I(x, y) - I(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{I(x, y)}\right) \quad (15)$$

D'où $A = \{-1, 0, 1\}$, α est utiliser pour ajuster la différence entre les pixels adjacents en fonction du modèle de lambertian, l'équation suivante peut être dérivée.

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (16)$$

$$I(x, i - \Delta x, y - i\Delta y) = L(x, i - \Delta x, y - i\Delta y) \cdot R(x, i - \Delta x, y - i\Delta y) \quad (17)$$

En se référant aux formules ci-dessus, WF peut être réécrit comme suit :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{I(x, y) - I(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{I(x, y)}\right) \quad (18)$$

$$= \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{R(x, y) \cdot L(x, y) - R(x - i\Delta x, y - i\Delta y) \cdot L(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{R(x, y) \cdot L(x, y)}\right) \quad (19)$$

On supposant que la composante d'éclairage varie lentement dans les zones locales, saufs aux limites de l'ombre, on peut obtenir l'équation ci-dessous :

$$L(x, y) = L(x - i\Delta x, y - i\Delta y) \quad (20)$$

Substituer les formules (4.22) dans la formule (4.21) on trouve :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \frac{\sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{R(x, y) - R(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{R(x, y)}}{1}\right) \quad (21)$$

Comme le montre WF peut être décrit par la composante de réflectance $R(x, y)$ et $R(x - i\Delta x, y - i\Delta y)$.

Nous nous pouvons donc considérer WF comme une représentation insensible à l'éclairage des images de visage [43].

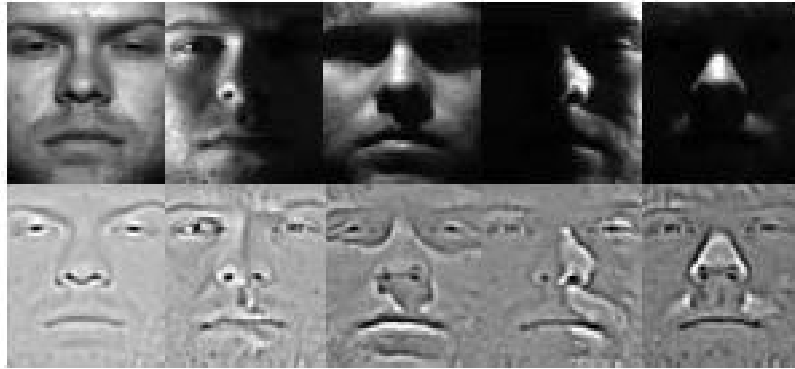


Figure 3.3: Cinq images originaux empruntée à la base Yale B et leurs correspondants Weberface[2].

3. Modèle de traitement rétinien :

Généralement, le modèle rétinien du primate peut être divisé en trois couches fonctionnelles, à savoir la couche des photorécepteurs, la couche lexiforme externe et la couche plexiforme interne. La couche de photorécepteurs est composée de cônes et de bâtonnets. Il est responsable de l'acquisition des données visuelles et lié à la compression de l'illumination par rapport à l'illumination locale. L'OPL comprend des cellules bipolaires et horizontales. Les cellules horizontales doivent obtenir un éclairage local et alimenter la couche de photorécepteurs. De plus, les OPL ont la fonction de normalisation de l'éclairage comme le fait la couche de photorécepteurs [44].

L'IPL contient principalement des cellules ganglionnaires et amacrines.

Cette couche a deux fonctions. La première est que les cellules amacrines fournissent un éclairage local à l'OPL.

L'autre consiste à effectuer une amélioration des contours. Comme mentionné ci-dessus, la normalisation d'illumination basée sur le modèle rétinien comprend principalement deux compressions d'illumination consécutives et une amélioration de contour.

Dans le passé, les auteurs appliquaient souvent l'équation de Naka-Rushton pour imiter le traitement non linéaire de l'illumination rétinienne. Le filtrage gaussien est utilisé pour simuler les cellules horizontales et amacrines afin d'obtenir un éclairage local. Le filtre Différence de gaussiennes (DoG) est utilisé pour modéliser la couche plexiforme interne afin d'améliorer les contours de l'image [44].

3.1.1. Filtre d'adaptation à la lumière :

Les bâtonnets et les cônes ont des propriétés assez différentes : les bâtonnets ont la capacité de voir la nuit, dans des conditions de très faible éclairage ; les cônes ont la capacité de traiter les signaux lumineux. Mais les deux photorécepteurs sont sensibles aux variations de lumière et jouent un rôle crucial en tant que filtres d'adaptation à la lumière. Pour exploiter et imiter cette propriété, une fonction non linéaire adaptative pourrait être appliquée sur le signal d'entrée. Dans la fonction non linéaire s'inspire de l'équation de Naka-Rushton :

$$Y = \frac{X}{X+X_0} \quad (22)$$

où X représente l'intensité lumineuse d'entrée, X_0 est le facteur d'adaptation et Y est le signal adapté. La figure illustre :

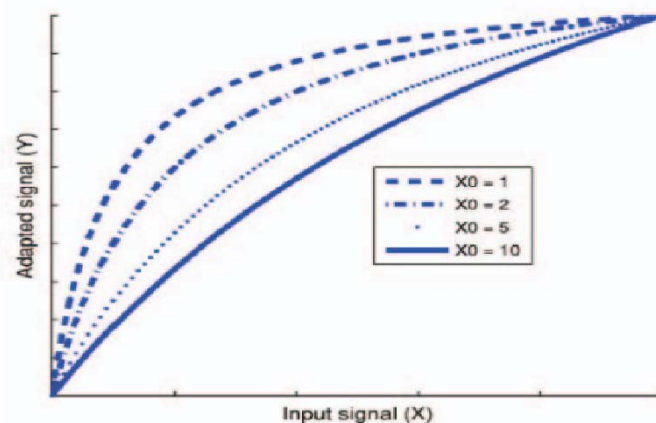


Figure III.4: Fonction de Naka-Rushton avec différents facteurs d'adaptation X_0 .

la fonction de Naka-Rushton pour différentes valeurs de X_0 . Si X_0 est petit, la sortie a une sensibilité accrue. Si X_0 est grand, il n'y a pas beaucoup de changement de sensibilité. Dans [12], X_0 varie pour chaque pixel. C'est l'intensité lumineuse moyenne au voisinage du pixel courant. Le résultat de la fonction Naka-Rushton dans une image est l'amélioration de la plage dynamique locale dans les régions sombres tandis que les régions claires restent presque inchangées [44].

3.1.2. Filtre à couche externe plexiforme (OPL) :

Les photorécepteurs fonctionnent non seulement comme un filtre d'adaptation à la lumière mais aussi comme un filtre passe-bas. Les cellules horizontales effectuent le deuxième filtre passe-bas. Dans l'OPL, les cellules bipolaires calculent la différence entre les réponses des photorécepteurs et des cellules horizontales. Ensuite, les cellules bipolaires agissent comme un filtre passe-bande : elles suppriment le bruit à haute fréquence et l'éclairage à basse fréquence.

Pour modéliser les processus de l'OPL, deux filtres passe-bas gaussiens avec des écarts-types différents correspondant aux effets des photorécepteurs et des cellules horizontales sont utilisés. Enfin, les cellules bipolaires agissent comme un filtre Différence de Gaussiennes (DoG). Notez qu'un filtre DoG améliore les bords de l'image.

3.2. Algorithme Proposé :

Comme mentionné ci-dessus, un modèle avec un fonctionnement non linéaire et un filtre DoG peut être utilisé pour la suppression de l'éclairage de variation. Dans notre modèle, deux opérations non linéaires consécutives sont utilisées pour un filtre d'adaptation à la lumière plus efficace et une troncature est utilisée pour améliorer le contraste global de l'image.

3.2.1. Deux opérations non linéaires adaptatives :

Comme vérifié dans, les opérations non linéaires duplex agissent comme un filtre d'adaptation à la lumière efficace. Ainsi, nous appliquons deux fonctions non linéaires adaptatives consécutives dans cette étape.

Le facteur d'adaptation (X_0 dans l'équation (22)) de la première fonction non linéaire est calculé pour chaque pixel en effectuant un filtre passe-bas sur l'image d'entrée [45] :

$$F_1(p) = I_{in}(p) * G_1 + \frac{\overline{I_{in}}}{2} \quad (23)$$

où p est le pixel courant ; $F_1(p)$ est le facteur d'adaptation au pixel p ; I_{in} est l'intensité de l'image d'entrée ; $*$ désigne l'opération de convolution ; $\overline{I_{in}}$ est la valeur moyenne de l'entrée ; et G_1 est un filtre passe-bas gaussien 2D d'écart type σ_1 :

$$G_1(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_1^2}} \quad (24)$$

L'image d'entrée est ensuite traitée selon l'équation de Naka-Rushton (22) en utilisant le facteur d'adaptation F_1 :

$$I_{la_1}(p) = (I_{in}(\max) + F_1(p)) \frac{I_{in}(p)}{I_{in}(p) + F_1(p)} \quad (25)$$

Le terme $I_{in}(\max) + F_1(p)$ est un facteur de normalisation où $I_{in}(\max)$ est la valeur maximale de l'intensité de l'image. La deuxième fonction non linéaire fonctionne de manière similaire, l'image adaptée à la lumière I_{la_2} est obtenue par :

$$I_{la_2}(p) = (I_{la_1}(\max) + F_2(p)) \frac{I_{la_1}(p)}{I_{la_1}(p) + F_2(p)} \quad (26)$$

avec

$$F_2(p) = I_{la_1}(p) * G_2 + \frac{\overline{I_{la_1}}}{2} \quad , \quad G_2(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_2^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_2^2}} \quad (27)$$

Un avantage de ce filtre d'adaptation à la lumière est que l'image I_{la_2} ne change pas avec différentes tailles de filtre passe-bas [45].

3.3. La Technique Difference Of Gaussian (DoG) :

Afin de rendre l'image capturée lisible par le système de reconnaissance, un pré-traitement sur l'image originale est nécessaire, certaines images prises 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.

3.3.1. 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 :

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-a)^2/2\sigma^2} \quad (28)$$

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

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2\sigma^2} \quad (29)$$

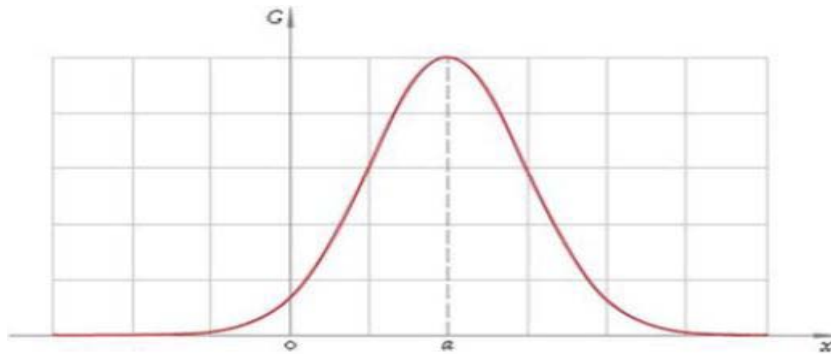


Figure 3.5: La distribution Gaussienne.

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 continues, 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.

3.3.2. Principe De La Technique Différence De Gaussienne (DoG) :

L'image I_{la_2} est ensuite transmise aux cellules bipolaires et traitée en utilisant un filtre Différence de Gaussiennes (DoG) :

$$I_{bip} = DoG * I_{la_2} \quad (30)$$

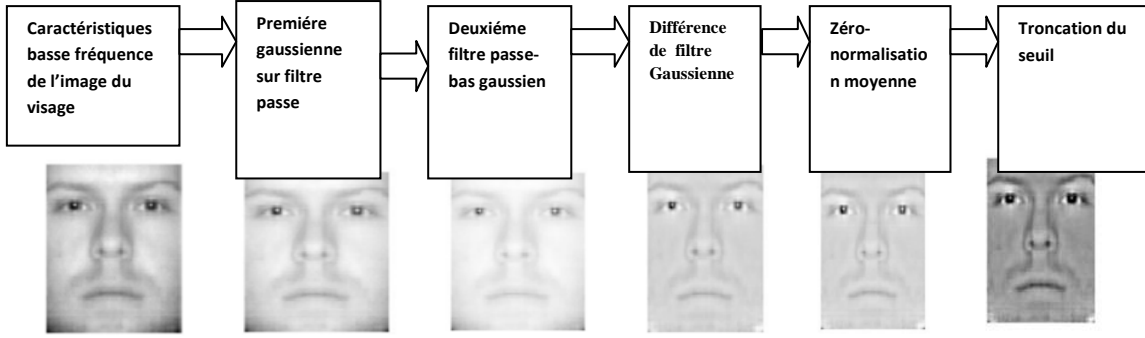


Figure 3.6 : Le processus de modélisation de la rétine sur une image.

où DoG est donné par :

$$DoG = \frac{1}{2\pi\sigma_{ph}^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_{ph}^2} - \frac{1}{2\pi\sigma_H^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_H^2} \quad (31)$$

Les termes σ_{ph} et σ_H correspondent aux écarts-types des filtres passe-bas modélisant les photorécepteurs et les cellules horizontales. Dans la mise en œuvre de cet article, ils sont fixés à 0,5 et 4 respectivement.

Une normalisation à moyenne nulle est utilisée à l'étape suivante pour redimensionner la plage dynamique de l'image. La soustraction de la moyenne $\mu_{I_{bip}}$ n'est pas nécessaire car elle est proche de 0.

$$I_{nor}(p) = \frac{I_{bip}(p) - \mu_{I_{bip}}}{\sigma_{I_{bip}}} = \frac{I_{bip}(p)}{\sqrt{E(I_{bip}^2)}} \quad (32)$$

Un inconvénient du filtre DoG est une réduction inhérente du contraste global de l'image. Ainsi, dans la dernière étape, pour améliorer le contraste de l'image, les valeurs extrêmes sont supprimées par une troncature avec un seuil Th qui est fixé à 5 dans la mise en œuvre de cet article [].

$$I_{pp}(p) = \begin{cases} \max(Th, |I_{nor}(p)|) & \text{si } I_{nor}(p) \geq 0 \\ -\max(Th, |I_{nor}(p)|) & \text{autrement} \end{cases} \quad (33)$$

Figure III.5 illustre un exemple des effets du traitement proposé. I_{ph} et I_H correspondent respectivement aux réponses des photorécepteurs et des cellules horizontales.

4. Les Méthodes de Descripteurs De Textures Locales :

Les méthodes locales utilisent des caractéristiques faciales locales pour la reconnaissance faciale. Dans cette méthode, le visage est représenté par un ensemble de vecteurs de caractéristiques de faible dimension au lieu d'un seul vecteur de grande dimension.

Les méthodes géométriques et basées sur des graphes ne sont pas divisées en deux catégories (descripteur de motif binaire local (LBP), descripteur de quantification de phase locale LPQ, descripteur de caractéristique d'image binaire statique (BSIF), descripteur de quantification de phase locale multibloc (MB-LPQ), Descripteur De Caractéristiques Statiques Binarisées De L'image Multi-Bloc (MB- BSIF)).

4.1. Descripteur Motif Binaire Local (LBP)

Introduit à l'origine par Ojala et al en 1996. Elle contrôle et analyse le niveau de gris de chaque pixel de l'image et donne une valeur représentative, le motif local proche du pixel. Ces valeurs ne sont pas calculées par le niveau de gris à calculer la méthode LBP. Attribuez un code binaire à chaque pixel en fonction de ses voisins. Le code décrivant la texture locale de la région est calculé en seuillant le voisinage avec le niveau de gris du pixel central.

Il existe un mode binaire, si leur valeur de gris est supérieure ou égale au pixel courant, la valeur est "1", si l'inverse, la valeur est "0". Multipliez les pixels en mode binaire par le poids et additionnez-les pour obtenir le code LBP du pixel courant. Appliquez cette méthode aux autres pixels de l'image. Pour les images 8 bits ordinaires pour obtenir des pixels avec une intensité comprise entre 0 et 255, vous pouvez sélectionner la dimension L'histogramme avec une valeur de 255 est utilisé comme descripteur de texture au lieu de décrire l'image par séquence de motifs LBP [46].

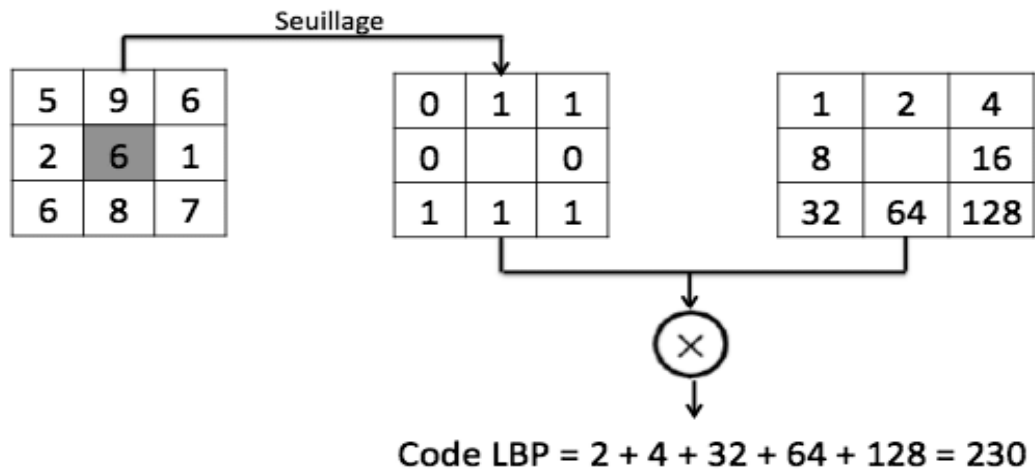


Figure 3.7 : Opérateur LBP [20].

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.

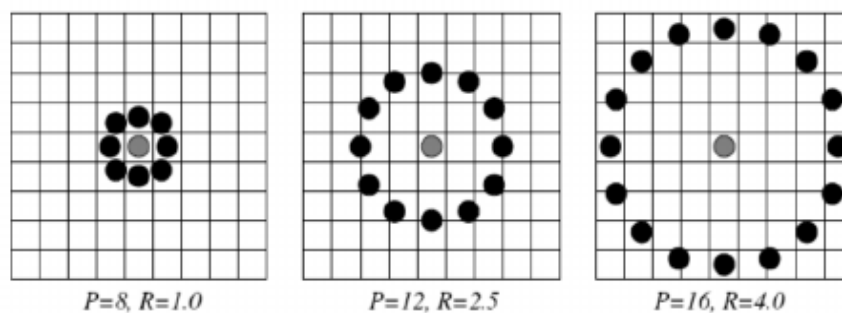


Figure 3.8 : Trois voisinages pour des R et P différents.

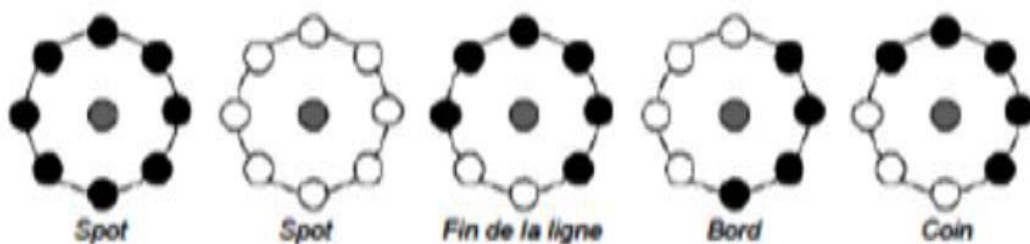


Figure 3.9 : Textures particulières détectées par LBP [20].

Soient g_c le niveau de gris du pixel central, $g_p (P = 1 \dots \dots P)$ les niveaux de gris de ses voisins. L'indice LBP du pixel courant est calculé comme :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^P S(g_p, g_c) 2^{p-1} \quad (34)$$

OÙ

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (35)$$

Ou (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 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 montré que les LBP 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 [46].

4.2. Descripteur Quantification De Phase Locale (LPQ) :

4.2.1. Description de l'LPQ

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou *Local Phase Quantization*) a été introduit pour la première fois par Ojansivu et al. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artefacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un

certain type de flou Les auteurs ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (PSF, "*Point Spread Function*") présentant une symétrie centrale [47].

Cette hypothèse sur la PSF ne limite pas pour autant l'utilisation de cette méthode étant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques, qui peuvent également présenter des symétries d'ordre supérieur (axial ou radial par exemple). Une fois les conditions sur le flou définies, une transformée de Fourier à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences u choisies pour respecter les critères de la fonction d'étalement. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits.

L'information de LPQ peut être extraite en utilisant la transformée discrète de Fourier fenêtre à deux dimensions (2DWFT).

$$F_u(x) = \sum_{m \in N_x} h(m-x)f(m)e^{-j2\pi u^T m} = E_u^T f_x \quad (36)$$

Ou E_u , de taille $(1 \times M2)$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et f_x de taille $(MT \times N)$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x . La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence, $u = [u0, u1, u2, u3]$ où $u0 = [a, 0]^T$, $u1 = [0, a]^T$, $u2 = [a, a]^T$ et $u3 = [a, -a]^T$. La valeur a est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle $H_{ui} > 0$. Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation (37) en appliquant (*the quadrant bit*) [47].

$$B_{ui}^{Re}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) \leq 0 \end{cases} \quad B_{ui}^{Im}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) \leq 0 \end{cases} \quad (37)$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression (37), obtenue pour chaque pixel par la

concaténation des codes quadrant bits réelles et imaginaires des huit coefficients de Fourier d' u_i

$$LPQ(x) = [B_{u0}^{Re}(x), B_{u0}^{Im}(x), \dots, B_{u3}^{Re}(x), B_{u3}^{Im}(x)] \quad (38)$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal pour produire une étiquette de LPQ. La Figure (III.8) résume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = B_{u0}^{Re}(x) + B_{u0}^{Im}(x) \times 2^1 + \dots + B_{u3}^{Re}(x) \times 2^{k-1} + B_{u3}^{Im}(x) \times 2^k \quad (39)$$

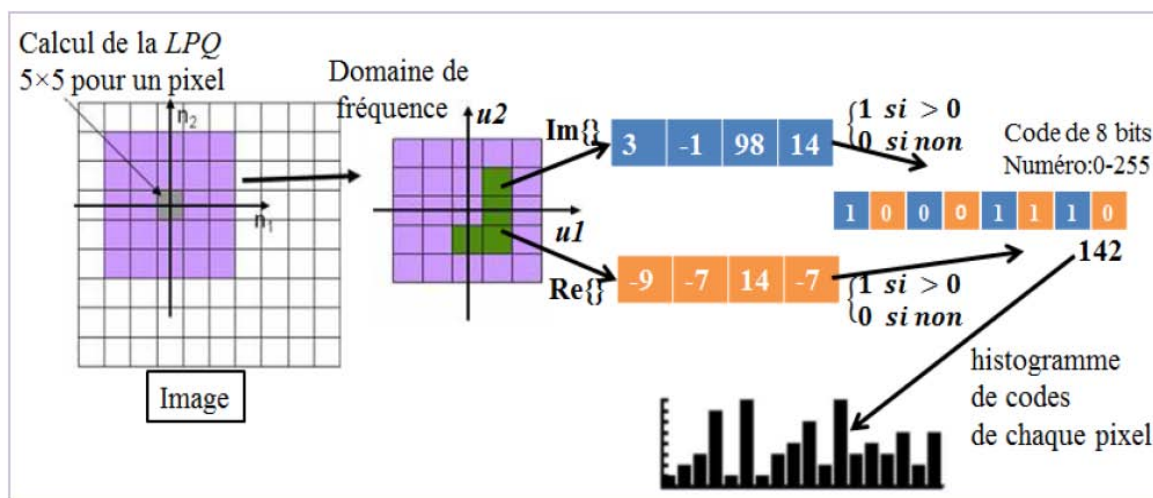


Figure 3.10 : Operateur LPQ.

4.2.2. Descripteur Quantification De Phase Locale Multi-Bloc (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 [46].

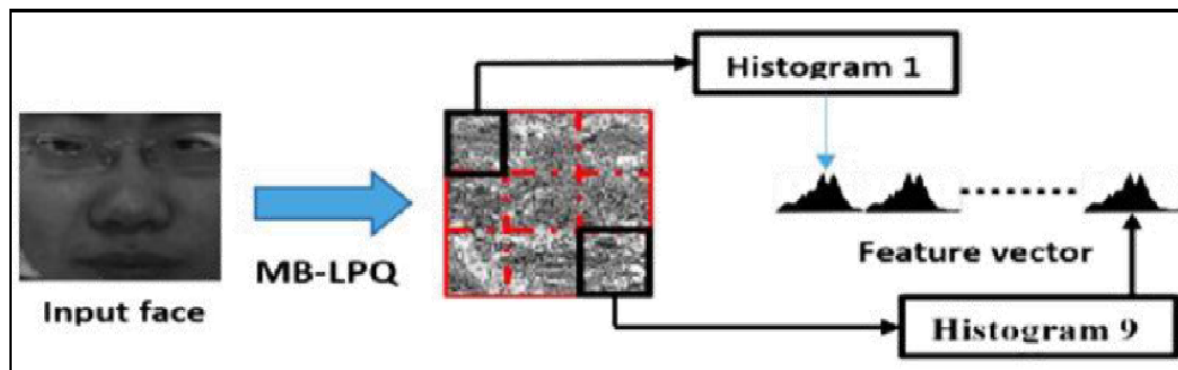


Figure 3.11 : Operateur MB-LPQ.

4.3. Descripteur De Caractéristiques Statiques Binarisées De L'image (BSIF)

4.3.1. Description de BSIF

Contrairement à la LBP et la PLQ qui peuvent être utilisées pour calculer les statistiques d'étiquettes dans les voisinages des pixels locaux, le nouveau descripteur local appelé BSIF (*Binarized Statistical Image Features*).

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'image naturels déterminent les descripteurs et par conséquent, les appelons caractéristiques d'image statistique binarisées (BSIF). Supposant une image d'entrée X de taille $l * l$ et un filtre linéaire W_i de la même taille la réponse de filtre est donnée par :

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

D'où la notation de vecteur est introduite dans la dernière étape, à savoir, les vecteurs w et x contiennent les pixels de W_i et X et. Et la caractéristique binarisée b_i est calculé par la proposition :

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

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 et la longueur n de la chaîne binaire [48].

5. Conclusion :

La reconnaissance des visages deviennent difficile dans certaines conditions tels que le changement d'éclairage, changement d'expression, ...etc. 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), Transformation Logarithmique (LT), 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 4

Résultats et

Discussions

1. Introduction :

La reconnaissance de visage dans des conditions d'éclairage variant est une tâche difficile bien que de nombreuses techniques aient été proposées pour résoudre ce problème, aucune d'entre elles nous pouvons atteindre des performances élevées sous différentes variations d'éclairage.

Dans ce chapitre nous proposons deux techniques de traitement d'éclairage dans une image étroitement liées pour traiter différentes variations d'éclairage, modèle de traitement rétinien et le descripteur local BSIF. Nous allons vérifier attentivement ses résultats sur deux bases de données ; Yale B et Yale B Extended, voyons quel effet cela a pour améliorer la reconnaissance faciale sous un éclairage variable.

2. Méthode D'illumination Proposée :

Récemment, certaines méthodes inspirées du système de vision humaine ont été proposées dans le domaine du traitement d'images et de l'extraction de caractéristiques. Nous avons utilisé une méthode de mappage de tonalité locale pour les images de réseau de filtres de couleur (CFA) en fonction de la modélisation rétinienne. Cette méthode développent une équation de Naka-Rushton modifiée et utilisent deux opérations non linéaires consécutives basées sur l'équation pour simuler un mécanisme de traitement d'information non linéaire adaptatif de la couche plexiforme externe (OPL) et de la couche plexiforme interne (IPL) pour améliorer l'apparence globale pendant le ton cartographie.

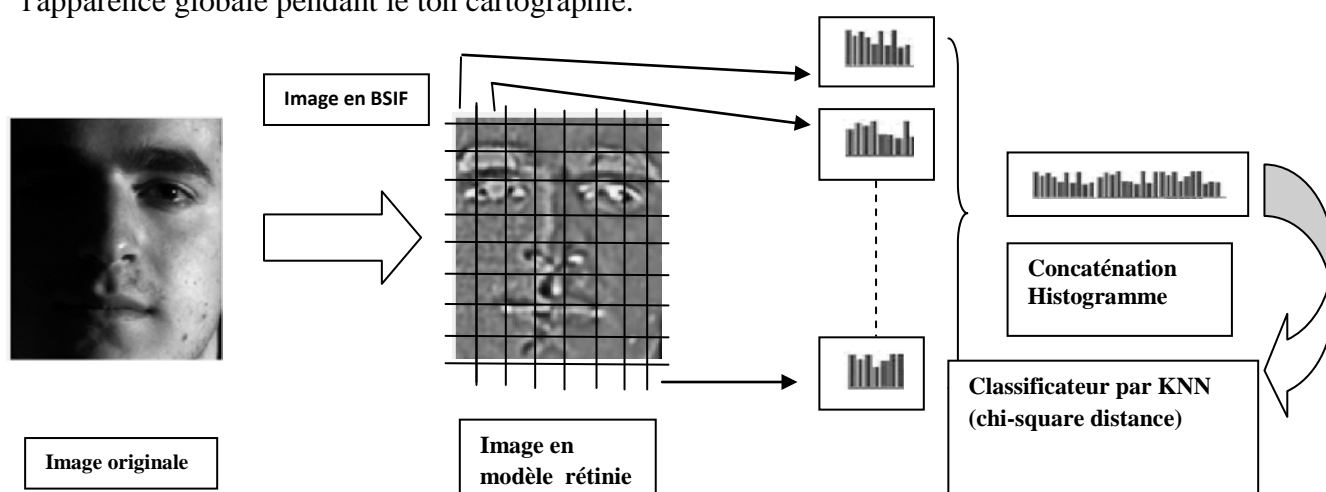


Figure IV.1 : Les différentes étapes de la méthode proposée.

Finalement, une méthode de normalisation de l'éclairage est introduite basée sur la modélisation de la rétine, utilisant deux opérations non linéaires consécutifs dans des filtres gaussiens de différence, qui obtient de bonnes performances dans la reconnaissance des visages à éclairage variable.

Le traitement non linéaire joue un rôle clé dans la normalisation de l'illumination par modélisation rétinienne. L'équation de Naka-Rushton est à l'origine utilisée pour simuler le mécanisme de traitement non linéaire de l'illumination rétinienne des poissons d'eau profonde. Elle peut être exprimée par $Y = X/(X + X_0)$, où X est l'intensité lumineuse d'entrée et Y le signal adapté. X_0 , le facteur d'adaptation, est déterminé par la lumière moyenne du champ de référence entier (une image), et c'est une valeur fixe pour chaque pixel. Le facteur d'adaptation X_0 ajusté comme une variable locale, qui est constituée par l'éclairement local et l'intensité moyenne d'une image. L'éclairement local est calculé pour chaque pixel en effectuant un filtrage gaussien sur son voisinage. Cependant, l'imitation des cellules amacrines et des cellules horizontales par un filtrage gaussien pour l'éclairage local produit souvent un éclairage local imprécis sur les bords de l'image. Cela entraînera des résultats déformés dans le processus ultérieur de normalisation de l'éclairage. De plus, l'intensité moyenne d'une image en tant que partie du facteur d'adaptation pour chaque pixel conduira à une description inadéquate des zones sombres et à une description excessive des zones claires. Dans ce travail, nous proposons une nouvelle méthode de modélisation rétinienne. Il bénéficie d'une estimation précise de l'éclairage, de la classification de l'éclairage et de la troncature adaptative. Les résultats expérimentaux sur les bases de données étendues de visages Yale B montrent que la méthode proposée est robuste et efficace pour la reconnaissance faciale dans des conditions d'éclairage difficiles.

3. La Base De Donnés Yale B :

La base de données Yale B contient 10 personnes, pour chaque personne 9 poses sont prises sous 64 différents conditions d'illumination. Seulement les images frontales sont utilisées dans notre expérience. Donc, Il y a 640 images frontales qui ont divisées en cinq sous ensemble qui sont accordées suivant l'angle entre la direction de la source de la lumière et l'axe central de la caméra.

4. 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 (plus de 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 groupes 1,2,3,4 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[49].



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

Figure 4.1 : Exemples d'images de la base Yale B étendue pour un individu donné.
(a) Groupe 1 ($0^\circ - 12^\circ$), (b) Groupe 2 ($13^\circ - 25^\circ$), (c) Groupe 3 ($26^\circ - 50^\circ$), (d)
Groupe 4 ($51^\circ - 77^\circ$), (e) Groupe 5 (plus de 78°).

5. Ajustement de sigma du filtre gaussien :

Avec la méthode proposée on cherche les meilleures valeurs de taux de reconnaissance quelle peut fournir par sigma du filtre gaussien. Après la variation de sigma, la valeur de sigma =1.5 donne les meilleurs taux de reconnaissance, Où nous avons obtenu les résultats suivants :

Taille d'image	Taille de bloc	Taux de reconnaissance
64*64	H=7	97.23
96*84	H=5	99.43
100*100	H=8	99.44
120*120	H=8	99.73
128*128	H=8	99.81
168*192	H=10	99.86

Tableau 4.1 : Résultats de l'ajustement de sigma=1.5 sur les différentes tailles d'image.

6. Résultats En Yale B :

Cette fois ci, l'efficacité de notre méthode proposée sera testée sur la base de données Yale B. Le tableau 4.2 représente clairement que les taux de reconnaissance moyens obtenus en utilisant la méthode proposée surpassent toutes les autres méthodes et ce, pour tout type de tailles d'images :

Taille d'image	Taille de bloc	Taux de reconnaissance
64*64	H=5	98.44
	H=6	99.23
	H=7	99.26
	H=8	98.93
	H=10	97.02
96*84	H=6	99.47
	H=7	99.86
	H=8	100
	H=10	99.65
100*100	H=7	100

	H=8	99.86
	H=10	99.71
	H=12	99.71
	H=14	99.86
120*120	H=7,8,10,12,14	100
128*128	H=7	99.86
	H=8	99.86
	H=10	100
	H=14	99.86
168*192	H=8	100
	H=10	99.83
	H=12	99.83
	H=14	99.55

Tableau 4.2 : Résultats sur les différentes tailles d’images.

Le tableau 4.3 illustre les résultats obtenus aux différentes tailles des images comparé avec d’autres travaux récents. On note que les méthodes proposées permettent généralement d’avoir les taux de reconnaissance moyens les plus élevés :

Taux de reconnaissance utilisant la base de données Yale B									
Méthodes	Réf	Année	Size	S1	S2	S3	S4	S5	Moy
Notre méthode	-	-	64*64	100	100	100	97.86	98.42	99.26
Notre méthode	-	-	96*84	100	100	100	100	100	100
Notre méthode	-	-	100*100	100	100	100	100	100	100
GWLNN-face	[50]	2018		100	100	100	98.57	97.37	98.73
Notre méthode	-	-	120*120	100	100	100	100	100	100
Notre méthode	-	-	128*128	100	100	100	100	100	100
Notre méthode	-	-	168*192	100	100	100	100	100	100

Notre méthode	-	-	105*120	100	100	100	100	100	100
Sahil dalal	[51]	2020		100	100	100	100	100	100

Tableau 4.3 : Résultats obtenus aux différentes tailles d'image sur Yale B.

7. Résultats En Yale B étendue :

Après la fixation des valeurs de σ_1 et σ_2 sur les résultats trouvés précédemment et pour voir l'efficacité de notre méthode proposée nous allons les retester sur la base de données Yale B étendu mais cette fois-ci on va redimensionner les images comme suivantes : 64x64, 96x84, 100x100, 120x120, 128x128, 192x168 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 d'image	Taille de bloc	Taux de reconnaissance
64*64	H=5	97.1
	H=6	96.76
	H=7	97.23
	H=8	96.11
	H=10	93.1
96*84	H=5	99.43
	H=6	99.37
	H=7	99.23
	H=8	99.19
	H=10	98.69
100*100	H=7	99.43
	H=8	99.44
	H=10	99.21
	H=12	99.11
	H=14	99.19
120*120	H=7	99.73
	H=8	99.73
	H=10	99.72

	H=12	99.52
	H=14	99.37
128*128	H=7	99.76
	H=8	99.81
	H=10	99.79
	H=12	99.5
	H=14	99.52
168*192	H=7	99.86
	H=8	99.86
	H=10	99.86
	H=12	99.77
	H=14	99.64

Tableau 4.4 : Résultats sur les différentes tailles d'images.

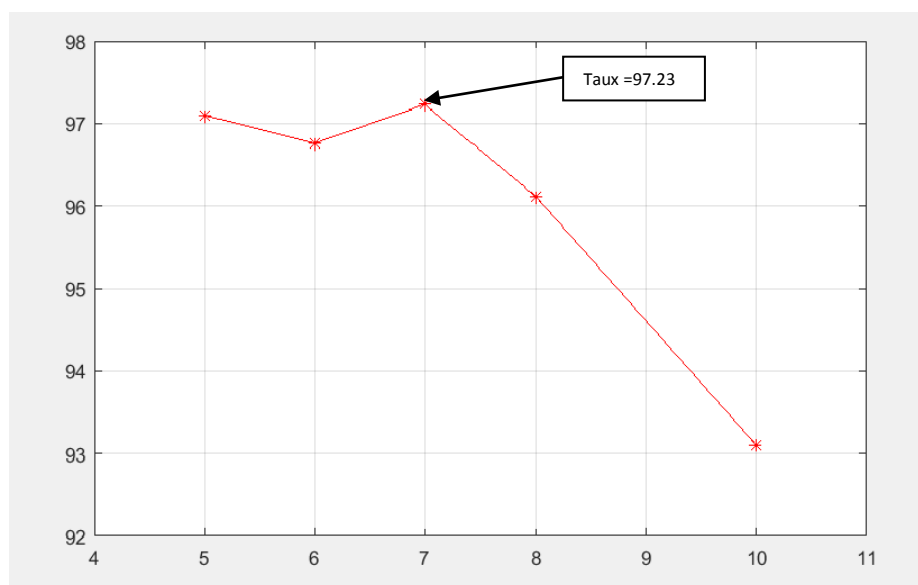


Figure 4.2 : Taille des image 64*64 (Moyen)

Sur des images de taille 64*64, on a changé les valeurs de Taux de reconnaissance. D'après la figure IV.2 et tableaux IV.4 on a trouvé le meilleur taux pour la valeur Taux de reconnaissance =7*7.

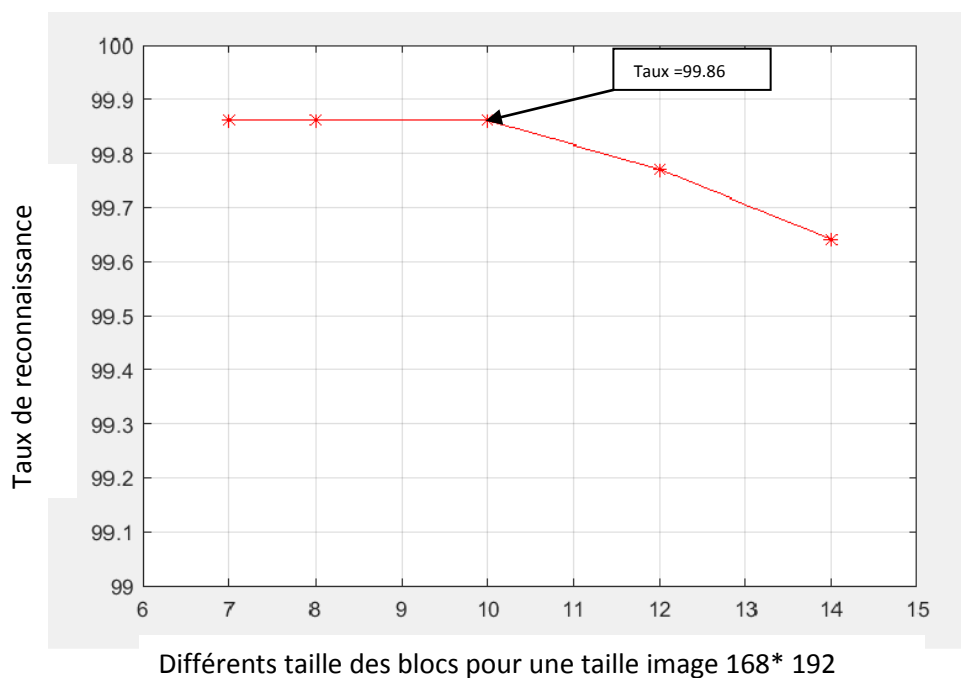


Figure 4.3 : Taux de reconnaissance pour différents taille des blocs pour une taille d'image 168*192

Sur des images de taille 168*192, on a changé les valeurs de Taux de reconnaissance. D'après la figure IV.3 et tableaux IV.4 on a trouvé le meilleur taux pour la valeur Taux de reconnaissance =10*10.

D'après les résultats présentés dans le tableau IV.5 on peut déduire que notre méthode donne des résultats plus performants que ceux trouvés précédemment :

Méthode	Réf	Année	Size	S1	S2	S3	S4	S5	Moy
AWOGBP	[52]	2016	64X64	100	99.34	94.96	90.04	83.93	93.65
Notre Méthode	-	-		100	100	100	93.35	92.16	97.23
LEP+CBIS+SF	[53]	2016	100X100	100	100	99.70	93.77	94.44	97.58
Yong cheng	[54]	2017		100	100	100	99.78	98.62	99.44
Notre Méthode	-	-		100	100	100	97.72	98.32	99.44
WGWF	[55]	2014	120X120	100	100	100	97.53	95.66	98.64

BLCP	[56]	2020		100	100	99.60	95.60	96.20	98.30
Notre Méthode	–	–		100	100	100	99.62	99.02	99.73
Ridha Ilyas Bendjillali	[57]	2019	128X128	100	100	100	99.20	98.00	99.44
LMZ MPM_CNN	[58]	2019		100	100	99.50	98.75	98.24	99.29
CAS_PEAL	[59]	2020		100	100	95.80	96.20	94.50	97.30
Notre Méthode	–	–		100	100	100	99.62	99.44	99.81
LG_face	[60]	2018	168X192	99.95	100	99.54	93.89	93.17	97.31
Gdmqi +he	[61]	2019		100	100	99.90	99.80	98.99	99.49
Notre Méthode	–	–		100	100	100	100	99.30	99.86
Sahil dalal	[51]	2020	105X120	100	100	100	97.37	98.20	99.11
Notre Méthode	–	–		100	100	100	99.62	99.02	99.73

Tableau 4.5 : Résultats obtenus aux différentes tailles d'image sur Yale B étendue.

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 4.5.

Le tableau 4.5 résume les taux de reconnaissance obtenus par plusieurs méthodes et sur différentes tailles d'images. Noter que parmi tous les résultats présentés dans le

tableau, la méthode proposée marque le plus haut taux lorsqu'on combine le rétinie modèle avec le descripteur BSIF.

D'après les résultats présentés dans les deux tableaux 4.3 et 4.5 qui résument les taux de reconnaissance obtenus on peut déduire que la méthode proposée donne des résultats plus performants que celle trouvée précédemment, et que pour la taille 192*168 le taux de reconnaissance atteint 99.86 sur la base Yale B étendue, et il atteint 100 pour la taille 192×168 sur la base Yale B.

8. Conclusion :

La méthode proposée dans ce chapitre est appliquée spécialement sur les images prises dans des zones d'éclairage non contrôlé en raison d'améliorer la reconnaissance facile, Nous avons proposé une méthode invariante par illumination pour la reconnaissance de visage qui s'inspire des modèles rétiniens.

Notre méthode améliore considérablement le taux de reconnaissance par rapport aux plusieurs méthodes de reconnaissance de visage existantes sur un seul échantillon sous un éclairage variable.

Conclusion générale

La biométrie est un domaine à la fois passionnant et complexe. Elle tente, par des outils mathématiques souvent très évolués, de faire la distinction entre des individus, nous obligeant à travailler dans un contexte de très grande diversité. Cette diversité se retrouve également dans le nombre considérable d'algorithmes qui ont été proposés en reconnaissance faciale. Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés au problème de reconnaissance de visage dans des conditions d'éclairage variant.

Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître un individu par son visage dans des conditions d'éclairage mauvaise en utilisant deux méthode parmi les méthodes les plus utilisées dans ce domaine, cette technique prouve leurs efficacité dans la désinformation à la lumière par l'élimination des bruits des hautes fréquences de luminance.

Après avoir traité image par la méthode de modélisation rétinie, nous la divisons en blocs de sous-pixels, puis appliquons le descripteur BSIF à chaque bloc. puis testé cette technique sur les deux bases de données universel Yale B et Yale B étendu avec des déférents tailles des images, le taux de reconnaissance a u une nette amélioration par apport les autres méthodes faites dans des grands laboratoires de recherches, qui travaillent sur la normalisation de l'luminance qui on améliore considérablement la reconnaissance des visages sur la même base de donnée qui contiens les défèrent conditions d'éclairage, la méthode de modélisation rétinie présente un utile principale dans le traitement des problème dé l'illumination des images, qui rend la reconnaissance des visages dans des condition d'éclairage dégrader possible et efficace.

En résumé, dans cette expérience qu'elle nous apporte des taux très élever et remarquable lors de la comparaison avec des nouvelles techniques qui sont faites dans des grands laboratoires de recherches qu'elle améliore considérablement la reconnaissance des visages sur un seul échantillon sous un éclairage variable. Alors nous avons présenté une forte méthode invariante par illumination pour la reconnaissance de visage à échantillons unique, qui s'inspire sur une méthode de représentation du visage plus efficace et plus.

Bibliographie

- [1] **ASSADI NADJETTE,** ' Mise au point d'une application de reconnaissance faciale ', Mémoire Master, Université Mohamed Khider – BISKRA
- [2] **Boualleg Abdelhalim,** ' Reconnaissance Automatique des Personnes', Thèse, Université 8Mai 1945 – Guelma, 11/06/2020
- [3] **Vishwakarma, Virendra P., and Sahil Dalal.** "A novel non-linear modifier for adaptive illumination normalization for robust face recognition." *Multimedia Tools and Applications* 79.17 (2020): 11503-11529
- [4] **Bendjillali, Ridha Ilyas, et al.** "Illumination-robust face recognition based on deep convolutional neural networks architectures." *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* 18.2 (2020): 1015-1027.
- [5] **Boukerrouche Youssouf, Zerriouh Ahmed:** «Mise au point d'une application de détection et reconnaissance faciale», Université Abou Bekr Belkid-Tlemcen, Juillet 2018.
- [6] **reconnaissance faciale [en ligne]** <
<https://labiometrie.wordpress.com/2017/02/12/reconnaissance-faciale/> >).
- [7] **Hajer, Jlassi, and Hamrouni Kamel.** "Caractérisation de la rétine en vue de l'élaboration d'une méthode biométrique d'identification de personnes." *3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT), Tunisia.* 2005.
- [8] **BENKADDOUR MOHAMMED KAMEL,** ' Reconnaissance des formes et classification automatique :Application à l'identification biométrique' , Thèse, UNIVERSITE DJILLALI LIABES SIDI BEL ABBES, 2020
- [9] **Takwa CHIHAOUI,** ' Système d'Identification de personnes basé sur la Rétine', Thèse, Université de Tunis El Manar – Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis Ecole , Décembre 2018.
- [10] **FRÉDÉRIC MASSICOTTE ,** ' LA BIOMÉTRIE, SA FIABILITÉ ET SES IMPACTS SUR LA PRATIQUE DE LA DÉMOCRATIE LIBÉRALE MÉMOIRE PRÉSENTÉ COMME EXIGENCE', LA MAÎTRISE EN SCIENCE POLITIQUE, UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL, NOVEMBRE 2007.
- [11] **Boualleg Sihem, Saad Khorchef Fatma ,** 'Reconnaissance du visage sous l'éclairage invariant par la méthode TanTriggs', Mémoire Master, Université 8Mai 1945 – Guelma, Juillet 2021.

- [12] **Akrouf Samir** «Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur ». Thèse de doctorat, Université Ferhat Abbas-Setif, Juillet 2011.
- [13] **Aldjia BOUCETTA,**” Approches évolutionnaires multi-biométriques pour l'identification des personnes” Thèse, Université Batna 2.
- [14] **Boukredine Yassine et Tobbeche Mohamed Seddik,** « Reconnaissance Du Visage Dans Des Conditions Incontrôlée », Mémoire Master Académique, Université 8 Mai 1945 Guelma, Octobre 2020.0
- [15] **Boussafeur Yousra, Yeddiou Idriss,**”La biométrie multimodale basée sur la fusion de la reconnaissance de visage et l’empreinte palmaire”, Mémoire Master, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2017.
- [16] **Meramria Nabila:** «Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire(LDA)», Mémoire de master, Université Badji Mokhtar Annaba, 2016.
- [17] **Nicolas MORIZET,**” Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris”, Thèse, École Doctorale d’Informatique, Télécommunications et Électronique de Paris, 18 Mars 2009.
- [18] **EL-Moundher HADJAIDJI, Khaled MAHDADI,**” Modélisation d’empreinte biométrique par un modèle flou de Sugeno optimisé”, Mémoire Master Académique, Université Kasdi Merbah-Ouargla, 2017.
- [19] **Liu, N., Liu, J., Sun, Z. and Tan, T.,** (2017), ‘A code-level approach to heterogeneous iris recognition’, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 12(10), pp.2373-2386.
- [20] **Béchairia Nadjou,**”Reconnaissance Du Visage Dans Des Conditions D’Eclairage Variant ‘, Mémoire Master Académique , Université 8 Mai 1945 – Guelma, Juin2019.
- [21] **Samer CHANTAF,** “ Biométrie par signaux physiologiques”, Thèse, L'UNIVERSITE PARIS EST CRETEIL (UPEC), 02/05/2011.
- [22] **BENCHENNANE Ibtissam,** « Etude et mise au point d’un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus », Thèse, Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf 2016.
- [23] **Beggari Samiha & Khamra Khaoula:** «Système de reconnaissance de visage par un réseau de neurone convolusionnel (CNN)». Mémoire de master, Université Kasdi Merbah – Ouargla, Juillet 2017.
- [24] **Jain, Anil K., Arun Ross, and Salil Prabhakar.** "An introduction to biometric recognition." *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology* 14.1 (2004): 4-20.

- [25] **Baghdadi Zineb, Labandji Besma**, “ Système de Vidéosurveillance avec la Reconnaissance Faciale”, Mémoire Master, UNIVERSITE AKLI MOHAND OULHADJE-BOUIRA, 2018.
- [26] **kherchiche Mohamed Salah ,Fehada Rima** “Reconnaissance par image biométrique ” Mémoire Master, Université 8 Mai 1945 Guelma, Juin 2013.
- [27] **SOUHILA GUERFI ABABSA**, « Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D » , Thèse, université d’evry val d’essonne ,2008.
- [28] **Amir BENZAOUL**, «Identification Biométrique par Descripteurs de Texture Locaux: Application au Visage & Oreille», Thèse, Université 8Mai 1945 – Guelma, 18/05/2015
- [29] **T. Fawcett**: *An Introduction to ROC Analysis*. Pattern Recognition Letters (Elsevier). Vol.27, No.08, pp.861-874, 2006.
- [30] **Pierre Buysens**, “ Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e transactions”, Thèse, Université de Caen Basse-Normandie, 4 Janvier 2011
- [31] **Bouzit Dhikra**: «Reconnaissance de visage basée sur une approche triangulaire», Mémoire de licence, Université de 8 Mai 1945 – Guelma, Juillet 2019.
- [32] **BETTAHAR Abdessettar ,SABER Fathi**,” Extraction des caractéristiques pour l’analyse biométrique d’un visage”, MASTER ACADEMIQUE, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2014.
- [33] **SAAD Narimen**,” Reconnaissance tridimensionnelle du visage”,Thèse ,Universite Mohamed Khider – BISKRA, 2018.
- [34] **Nilsson, K., and Bigun, J.** “Localization of corresponding points in fingerprints by complex filtering”. Pattern Recognition Letters ,2135–2144,2003.
- [35] **TALEB Imène**, “Le système biométrique : détection et reconnaissance de visage”, Thèse, Université mohamed boudhief Oran, 2019.
- [36] **A. Chaari**, « Nouvelle approche d’identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée », Thèse de doctorat, Université d’Evry Val d’Essonne, 2009.
- [37] **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.
- [38] **Samia Mekkani**, “ Reconnaissance de visage” , Thèse de doctorat, Université Larbi Ben M’hidi Oum El Bouaghi, 2014.

- [39] **Douakha Moustafa ,Hedef Chérif,**’’Reconnaissance de visage par la méthode GRADIENTFACES’’, Mémoire Master Académique, Université 8Mai 1945 – Guelma, 2014.
- [40] **Anouar Mellakh,** « Reconnaissance des visages en conditions dégradées »,Thèse, Université d'Evry-Val d'Essonne.2009.
- [41] **Vishwanatha H M,Srinivamurthy T.R ,** « Illumination Normalization for Face recognition », Ramaiah Institute of Technology, Banglore, 560 007,India,2012.
- [42] **Ramji M. Makwana,** “Illumination Invariant Face Recognition, A Survey of Passive Methods ”, Articles, Institute of Technology anand, 2010.
- [43] **B.Wang, W.Li, W. Yang, Q. Liao, et al,** « Illumination normalization based on Weber’s law with application to face recognition », IEEE signal process. Lett.18 (2011) 462-465
- [44] **Cheng, Yong, et al.** "An improved retinal modeling for illumination face recognition." *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2014.
- [45] **Vu, Ngoc-Son, and Alice Caplier.** "Illumination-robust face recognition using retina modeling." *2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2009.
- [46] **Nefissa Khiari Hili.** « Biométrie multimodale basée sur l’iris et le visage », These, Université Paris-Saclay; Université de Tunis El Manar, 2016.
- [47] **Abdelmalik Ouamane,** « Reconnaissance Biométrique Par Fusion Multimodale Du Visage 2D Et 3D » Thèse, Université Mohamed Khider Biskra, 2015.
- [48] **G. Guo, S.Z. Li, K. Cha, conférence,**« Face Recognition by Support Vector Machines» ,2000, France, pp. 196-201.
- [49] **Hu, Changhui, et al.** "Singular value decomposition and local near neighbors for face recognition under varying illumination." *Pattern Recognition* 64 (2017): 60-83.
- [50] **Yang Zhang et Changhui Hu et Xiaobo Lu,** « Face recognition under varying illumination based on singular value decomposition and retina modeling », Springer Science+Business Media, LLC, part of Springer Nature 2018.
- [51] **Vishwakarma, Virendra P., and Sahil Dalal.**’’A novel approach for compensation of light variation effects with KELM classification for efficient face recognition.’’ *Advances in VLSI, Communication, and Signal Processing*. Springer, Singapore, 2020. 1003-1012.
- [52] **Zhu, J. Y., et al,** “Illumination invariant single face image recognition under heterogeneous lighting condition”, *Pattern Recognition*, pp. 313-327, 2017.
- [53] **Baradarani, et al,** “An efficient illumination invariant face recognition via enhancement and DD-DTCWT filtering ”, *Pattern Recognition*, pp. 57-72, 2013.
- [54] **YongWu a,b, et al ,** “Generalized Weber-face for illumination-robust face recognition”, Tsinghua Universities, China, 2014.

- [55] **Hongtao Liang & Jie Gao & Ning Qiang**, « A novel framework based on wavelet transform and principal component for face recognition under varying illumination ». Springer Science+Business Media, LLC, part of Springer Nature 2020.
- [56] **Bendjillali, Ridha Ilyas, et al.** “Illumination-robust face recognition based on deep convolutional neural networks architectures” Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science 18.2 (2020): 1015-1027.
- [57] **Arindam Kar & Pinaki Prasad Guha Neogi**, (2019) « Triangular coil pattern of local radius of gyration face for heterogeneous face recognition ». Springer Science+Business Media, LLC, part of Springer Nature 2019.
- [58] **Kar, Arindam and Pramanik, Sourav and Chakraborty, Arghya and Bhattacharjee, Debotosh and Ho, Edmond S. L. and Shum, Hubert P. H.**« LMZMPM'LMZMPM : Local Modified Zernike Moment Per-unit Mass for robust human face recognition. », IEEE transactions on information forensics and security., 16. pp. 495-509.2020
- [59] **Guangyi Chen, Tien D. Bui¹, Adam Krzyżak**, « Filter-based face recognition under varying illumination », journal institution of engineering and technology,2018
- [60] **Chao Yang, Shiqian Wu¹,Hongping Fang,Meng Joo Er**, « Adaptive Weber-face for robust illumination face recognition », Springer-Verlag GmbH Austria, part of Springer Nature 2019.