

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

UNIVERSITE BADJI MOKHTAR - ANNABA
BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY



جامعة باجي مختار – عنابة

Faculté : Sciences de L'ingénierat
Département : Electronique
Domaine : Sciences et Techniques
Filière : Electronique
Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme de Master

Thème:

**Reconnaissance de visage basée sur une approche
triangulaire**

Présenté par : *Mr. BETICHE Mohamed Saleh*

Encadrant : *Mme. ZERMI N*

MCA

Université BADJI

MOKHTAR –ANNABA

Jury de Soutenance :

Mr. HAFST	MCA	UBM Annaba	Président
Mme. ZERMI N	MCA	UBM Annaba	Directeur de mémoire
Mr. BOUGHAZIM	Professeur	UBM Annaba	Examineur

Année Universitaire : 2020/2021

ملخص

التعرف على الوجه هو عملية تحديد الأشخاص تلقائيًا باستخدام الوجه البشري. في هذا المستند، نقدم الأساليب المختلفة لاكتشاف الوجه واستخراج الميزات، بالإضافة إلى مناهج التعرف على الوجوه.

مشروعنا عبارة عن نظام مصمم في تطبيقين، أحدهما لاكتشاف الوجه واستخراج ملامح الوجه المكتشف والآخر للتعرف على الوجوه. في مشروعنا نحن مهتمون بطريقة Viola-Jones لاكتشاف الوجه واستخراج الميزات. وطريقة النمط الثنائي المحلي (LBP) للتعرف على الوجه .

الكلمات الدلالية: إكشاف الوجه ، التعرف على الوجوه ، استخراج ملامح الوجه ، تعويض الإضاءة.

Abstract

Facial recognition is the process of automatically identifying people using the human face. In this document, we present the different approaches to face detection and features extraction, as well as face recognition approaches.

Our project is a system designed in two applications one for the detection of the face and the localization of the characteristics of the detected face and the other for the face recognition (identification).

In our project we are interested in the Viola-Jones method for face detection and feature extraction. And the local binary pattern (LBP) method for recognition.

Index Terms :

Face detection, Face recognition, Extraction of face features, Lighting compensation.

Résumé

La reconnaissance faciale est le processus d'identification automatique des personnes moyennant la face humaine. Dans ce document, nous présentons les différentes approches de la détection de visage et l'extraction des caractéristiques, ainsi que les approches de la reconnaissance de visage.

Notre projet est un système divisé en deux applications une pour la détection du visage et la localisation des caractéristiques du visage détecté et l'autre pour la reconnaissance de visage (identification). Dans notre projet on s'intéresse à la méthode de Viola-Jones pour la détection de visage et l'extraction des caractéristiques. Et la méthode motif binaire local (LBP) pour la reconnaissance.

Mots-clés : Détection de visage, Reconnaissance de visage, Extraction des caractéristiques de visage, La compensation d'éclairage.

Remerciement

" الحمد و الشكر لله "

En tout premier lieu, je remercie du plus profond de mon cœur ALLAH de m'avoir éclairé vers le bon chemin. Je tiens à remercier ma famille pour leurs apports affectifs et leurs sacrifices.

Je remercie aussi mon encadreur madame Narima ZERMI pour sa patience tout au long de ce travail.

Je remercie également le Président et les membres du Jury qui me font l'honneur d'accepter de juger mon travail. Sans oublier bien entendu tous les enseignants qui ont contribué par leurs savoirs et leurs encouragements au long de mon parcours.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué à l'élaboration de ce travail de près ou de loin et qui méritent d'y trouver leurs noms.

Dédicace

Tout d'abord, je veux rendre grâce à Dieu,

C'est ainsi que je dédie ce travail à :

*A ma mère pour sa tendresse, sa patience et encouragement avec
toute mon affection*

*A tous mes amis ainsi qu'à toutes les personnes que j'ai connues, qui
m'ont aidé, soutenu et encouragé.*

*A tous les enseignants de la spécialité pour leurs soutiens. Avec
lesquels j'ai beaucoup appris*

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Exemple de classification des modalités biométriques.....	4
Tableau 1. 2 :Les avantages et les inconvénients des différentes technologies	6
Tableau 1.3 : Comparaison de quelques modalités biométriques.....	7
Tableau 1.4 : Répartition des articles sur les techniques biométriques soumis et acceptés dans la revue IEEE PAMI en 2007.	13
Tableau 2.1 Comparaison des méthodes de détection de visages les plus utilisées.	18
Tableau 2.2: Travaux réalisé par l'utilisation des différentes méthodes de détection de visage.....	19
Tableau 2.3 : Comparaison des approches basées sur les caractéristiques locales et les caractéristiques globales en fonction des critères de variation	33
Tableau 2.4 : quelques travaux de recherches sur la reconnaissance	34
Tableau 3.1 : Tableau de test d'extraction des caractéristiques	50
Tableau 3.2 : Test de reconnaissance de visage	50

Liste des Figures

Figure 1.1 : Analyse de Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères	5
Figure 1.2 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique	8
Figure 1.3 : Authentification d'un individu dans un système biométrique	8
Figure 1.4 : Identification d'un individu dans un système biométrique	9
Figure 1.5: Exemples de variation d'éclairage.....	10
Figure 1.6: Exemples de variation pose.....	10
Figure 1.7: Exemples de variation d'expression.....	11
Figure 1.8: Exemples de présence des composantes structurelles.....	11
Figure 1.9: Exemples de vieillissement	12
Figure 2.1: Représentation d'un système de reconnaissance faciale	14
Figure 2.2: Méthodes de détection des visages divisées en catégories principales et secondaires.	15
Figure 2.3 Exemple de 4 caractéristiques de Haar	20
Figure 2.4 Exemple d'une image et de l'image intégrale correspondante	22
Figure 2.5 Filtres étendu de Haar	22
Figure 2.6 Illustration de l'architecture de la cascade.	25
Figure 2.7: Classification des approches principales utilisées en reconnaissance faciale	28
Figure 2.8 EBGm grilles adaptées aux objets pour différentes poses. Les nœuds sont positionnés automatiquement par une correspondance de grappes élastiques	32
Figure 2.9 : Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques.....	36
Figure 3.1 : méthode proposé pour la détection de visage	37
Figure 3.2 : Résultat de compensation d'éclairage	39
Figure 3.3 : Diagramme de système proposé de reconnaissance de visage.....	40
Figure 3.4 : Exemple de décomposition d'image en blocs (2x2).....	41
Figure 3.5 : Exemple d'approche ML-LBP d'extraction de caractéristiques avec (n=3 niveaux):.....	42
Figure 3.6 : Extension MATLAB	44
Figure 3.7 : Interface de l'application de détection visage et caractéristique	44

Figure 3.8 : Interface de l'application de reconnaissance de visage	45
Figure 3.9 : Chargement de l'image	46
Figure 3.10 : Détection de visage	47
Figure 3.11 : Extraction des caractéristiques	47
Figure 3.12 : Ajouter une personne sur la base des données	48
Figure 3.13 : Apprentissage de visage ajouter	48
Figure 3.14 : Test de reconnaissance faciale	49
Figure 3.15 : Afficher le pointage.....	49
Figure 3.16 : Le cas où la personne n'existe pas dans la base de données.....	49

Liste des symboles

LBP :Local Binary Pattern

PCA: Principal Component Analysis

PIN: Personal Identification Number

LDA : Analyse discriminante linéaire

CE: Compensation d'éclairage

MB-LBP : LBP multi-blocs

ML-LBP : LBP multi-échelle

FA :False acceptance

FR : False rejection

Table des matières

Résumés.....	I
Remerciements.....	II
Dédicace.....	III
Liste des tableaux	VI
Liste des figures	V
Liste des symboles	VII
Table des matières.....	VIII
Introduction générale.....	1
Chapitre 01 : La biométrie	3
1. Introduction	3
2. La biométrie.....	3
2.1. Caractéristiques biométriques	4
2.2. Comment choisir un système biométriques ?.....	5
2.3. Comparaison de différentes modalités	5
2.4. Comment fonctionne les systèmes biométriques ?.....	8
2.5. Applications des systèmes biométriques.....	9
2.6. Principales difficultés de la reconnaissance du visage	10
2.7. Pourquoi nous avons choisi d'étudier la reconnaissance faciale parmi les autres modalités biométriques ?	12
2.8. Conclusion.....	13
Chapitre 02 : Etat de l'art	14
1. Introduction	14
2. Détection de visages.....	16
2.1 Évolution de la détection de visage	16
2.2 Les Approches de détection de visage	17
2.2.1. Comparaison entre les différent Approche de détection de visage	18
2.2.2 Présentation de quelques travaux de détection faciale	19
2.2.3 L'algorithme de Viola & Jones.....	20
2.3 Post-traitement	26
2.4 Conclusion.....	26
3. Reconnaissance de visages	27
3.1 Les approches de reconnaissance faciale	27

3.1.1 Les méthodes globales	28
3.1.2 Les méthodes locales	30
3.1.3 Les méthodes hybrides	33
3.2 Quelques travaux sur les approches de la reconnaissance	34
3.3 Mesure de la performance des systèmes de reconnaissance de visages	35
3.4 Conclusion.....	36
Chapitre 03 : Conception et implémentation	37
1. Introduction	37
2. Le système de détection de visage implémenté.....	37
2.1 Prétraitement (Normalisation).....	38
2.1.1 Compensation d'éclairage (CE)	38
2.1.2 Le lissage par filtre gaussien	39
2.1.3 Détection de visage et extraction des caractéristiques	39
3. Le système de reconnaissance de visage implémenté	40
3.1 Module de prétraitement	41
3.2 Module de la décomposition de l'image	41
3.2.1 LBP multi-blocs (MB-LBP)	41
3.2.2 LBP multi-échelle (ML-LBP)	42
3.3 Module d'extraction des caractéristiques	42
3.4 Classification et décision.....	42
4. Implémentation	43
4.1 Environnement du travail	43
4.1.1 Environnement matériel	43
4.1.2 Outils de développement Matlab R2014a	43
4.2 Présentation de l'application	44
5. Tests et résultats	46
5.1 Discussion sur les résultats obtenus	50
6. Conclusion	51
Conclusion générale et Perspectives	52
Bibliographie	53

Introduction générale

Pour la sécurisation des données. Le contrôle d'accès aux utiles informatiques, opération bancaire, l'e-commerce, ...etc. se base essentiellement sur deux méthodes traditionnelle d'identification, la première basée sur les connaissances a priori de l'utilisateur « *knowledge-based* » telle que le code PIN (Mot de passe), mais cette technique n'est pas fiable a cent pourcent parce que le mot de passe peut-être oublier par l'utilisateur. La seconde technique est basée sur la possession d'un objet « *token-based* », tels que les clefs, carte bancaire, badge, etc. les faiblesses de cette technique est que les clefs ou les cartes peuvent être volé ou perdu. En effet le contrôle d'accès par les méthodes traditionnelles d'identification n'est pas fiable et il n'assure pas une haute sécurité.

Pour résoudre ces problèmes, les chercheurs ainsi que les entreprises ont basculé leurs travaux sur la création des mots de passe et des systèmes d'identification et de vérification difficiles à contourner et efficaces. La biométrie est l'un de ces systèmes et est devenue populaire que ce soit dans le domaine de la sécurité ou du contrôle d'accès. Il existe de nombreuses applications de la biométrie dans le domaine de l'industrie ou dans notre vie quotidienne.

Le visage est l'un des caractéristiques biométriques utilisé pour l'identification, La reconnaissance faciale est une méthode d'identification elle est devenu ces dernières années l'une des branches de la vision par ordinateur qui remporte un grand succès et qui est en perpétuel développement.

Un système de reconnaissance de visage permet de contrôler l'accès à partir d'une vérification d'identité des individus. Mais avant de vérifie l'identité il faut d'abord détecter le visage et extraire les composantes faciales nécessaire pour la procédure de reconnaissance.

Plusieurs méthodes de détection de visage ont été développées, dans notre projet on a utilisé l'algorithme de Viola et Jones pour la détection du visage et comme technique d'extraction des caractéristiques sur l'image. L'extraction des caractéristiques se fait sur l'image visage est non pas sur l'image entière.

Pour la reconnaissance nous avons choisi une approche intitulée motif binaire local (LBP : Local Binary Pattern, en anglais). Les raisons poussant à utiliser la méthode LBP sont dues à sa grande performance dans la reconnaissance de visages. Finalement la classification permet de vérifier l'identité des individus, si la personne existe dans la base de donnée ou non.

Organisation du mémoire

Le travail présenté dans cette thèse se compose de 3 chapitres :

Chapitre 01 : Introduction sur la biométrie et le fonctionnement des systèmes biométriques.

Chapitre 02 : Expliquer un état de l'art de système détection et reconnaissance de visage. Vise à une analyse détaillée de différentes approches et techniques de détection et de reconnaissance de visage au cours de ces dernières années.

Chapitre 03 : Dans ce chapitre nous détaillons les différentes étapes de système que nous avons élaborées. Aussi nous présentons les résultats expérimentaux obtenus.

Et nous terminerons avec une conclusion générale, qui résume nos contributions et donnera quelques perspectives d'évolution.

Chapitre 01 : La biométrie

1. Introduction

Depuis quelques dizaines d'années, l'explosion de l'informatique et des réseaux de communication a fait augmenter significativement le besoin d'identification des individus. Traditionnellement, il existe deux méthodes usuelles d'authentification. La première méthode est basée sur ce que l'on sait (code PIN, mot de passe, etc.), tandis que la seconde est basée sur une possession (badge, carte d'identité, carte à puce, etc.).

Cependant, ces méthodes posent de gros problèmes de fiabilité. Chacune d'elles souffre de faiblesses qui peuvent dégrader considérablement leur utilité. En effet, les mots de passes peuvent être oubliés ou bien décryptés via des logiciels spécifiques, et les badges peuvent être perdus voire volés. Depuis les récents attentats terroristes et les menaces qui pèsent sur de nombreux pays, une identification fiable des personnes est devenue un problème majeur pour des raisons de sécurité. La biométrie est une solution émergente permettant de pallier ce problème. Elle a pour objectif de déterminer une identité de manière irréfutable. Contrairement à ce que l'on sait ou ce que l'on possède, la biométrie est basée sur ce que l'on est, et permet aussi d'éviter la duplication, le vol, l'oubli ou la perte [67].

Dans ce chapitre, nous allons entamer notre travail par la présentation de la biométrie de manière générale, les systèmes biométriques, les différentes technologies utilisées dans ces systèmes ainsi que les diverses applications qui en découlent, en insistant plus particulièrement sur l'utilisation de la reconnaissance faciale comme méthode d'authentification avec une motivation justifiant notre choix.

2. La biométrie

Le mot « biométrie » vient de mots grecs "bio" signifie la vie et "metrics " signifie mesurer. La biométrie est définie comme la science servant à vérifier ou déterminer l'identité d'un individu à partir de ses caractéristiques biologiques (salives, ADN, ARN, etc.), comportementales (façon de marcher, dynamique de frappe au clavier, signature électronique, voix, etc.) ou morphologiques (empreinte digitale, géométrie de la main / du doigt, rétine, iris, visage, etc.) [68, 69,70]. C'est une méthode scientifique utilisée pour identifier les individus

avec certitude et pour contrôler l'accès aux zones sécurisées [71].

2.1. Caractéristiques biométriques

Pratiquement, toute caractéristique morphologique ou comportementale peut être considérée comme une caractéristique biométrique, dans la mesure où elle satisfait les propriétés suivantes [75]:

- **Universalité:** signifie que chaque individu à identifier doit posséder cette caractéristique.
- **Unicité:** signifie que l'information doit être dissimilaire que possible entre les différentes individus.
- **Permanence:** la modalité reste stable pendant toute la vie de la personne.
- **Collectabilité:** l'information doit être collectable et mesurable à l'aide d'un capteur approprié pour qu'elle soit utilisée dans les comparaisons.
- **Performance:** elle vise l'efficacité en vitesse d'exécution et la précision de la reconnaissance.
- **Acceptabilité:** signifie que:
 - Les individus acceptent de présenter leurs traits biométriques au système.
 - le système doit respecter certains critères (facilité d'acquisition, rapidité, etc.).

Les caractéristiques morphologiques ou les caractéristiques comportementales uniques pour un individu que l'on peut prendre comme modalités dans les systèmes biométriques sont nombreuses.

Caractéristiques morphologiques	Caractéristiques comportementales
Empreinte digitale Géométrie de la main / du doigt, rétine, iris, visage, etc.	Façon de marcher Dynamique de frappe au clavier Signature électronique Voix, etc.

Tableau 1.1 : Exemple de classification des modalités biométriques

2.2. Comment choisir un système biométriques ?

Il n'existe pas de système biométrique parfait. « *International Biometric Group* » a procédé à une comparaison des différentes technologies sur base de 4 critères :

- l'intrusivité,
- Pouvoir discriminant (la précision),
- le coût,
- l'effort,

2.3. Comparaison de différentes modalités

Le succès d'un système biométrique dépend souvent du choix de la modalité biométrique appropriée, mais ce n'est pas facile. Une recherche minutieuse incluant des comparaisons rigoureuses des forces et des faiblesses de la modalité est un élément important pour aider à choisir le bon matériel.

Les facteurs à prendre en compte dans la comparaison sont les suivants : l'intrusivité, le pouvoir discriminant (Précision), le coût et l'effort. Zephyr a résumé le concept dans la Figure (1.1) [72] .

Il est important de réaliser qu'il n'existe pas une modalité biométrique optimale pour toutes les conditions et pour toutes les implémentations. De nombreux facteurs doivent être pris en compte lors de l'implémentation d'un dispositif biométrique, notamment l'emplacement, la sécurité, l'acceptabilité et la facilité d'utilisation. Toutefois, les performances et les coûts peuvent varier si vous prenez en compte les exigences de déploiement et l'environnement.

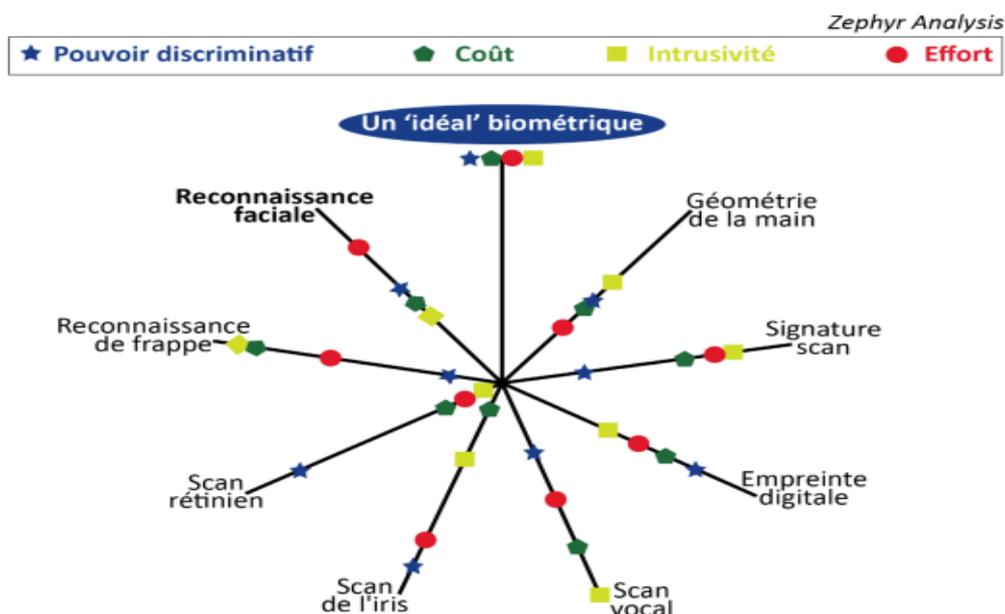


Figure 1.1 : Analyse de Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères

Le Tableau 1.2 énumère les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométriques [74]:

Modalités	Avantages	Inconvénients
Iris	<ul style="list-style-type: none"> • L'iris recèle plus de données que les empreintes digitales • stable durant toute la vie d'une personne. • Technique fiable 	<ul style="list-style-type: none"> • Les effets d'illumination et d'occlusion (les yeux bougent quand on capture l'image). • La qualité de l'image n'est pas bonne. • Les contours de la pupille et de l'iris ne sont pas circulaires. • Nécessite des dispositifs de détection spéciaux.
Visage	<ul style="list-style-type: none"> • Technique moins cher. • Visage est capturé à distance • Technique simple 	<p>Technologie sensible à :</p> <ul style="list-style-type: none"> • les variations d'âge • à l'utilisation des artifices (moustaches, barbe, lunettes...) • les variations expression et poses • variations d'illumination
Empreintes des articulations des doigts (EAD)	<ul style="list-style-type: none"> • l'acquisition de données est relativement facile • EAD très adaptés à l'utilisation à l'intérieur et à l'extérieur • EAD est stable 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessitant un contact physique
Empreintes Palmaires	<ul style="list-style-type: none"> • Image palmaire possession d'une basse résolution • Une précision élevée. • Peu de risque d'intrusion. 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessitant un contact physique
Signature	<ul style="list-style-type: none"> • Plus confortable • Utilisé dans le document administratif. • Accepter par les personnes • rapide et efficace, 	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin d'une tablette graphique • On ne peut pas utilisé à contrôle d'accès extérieur • Les signatures falsifiées (imitation)
Empreintes digitales	<ul style="list-style-type: none"> • Laissons derrière nous à chaque fois que nous touchons un objet. • Nous aider à la recherche sur une scène de crime • Elles sont fiables et interchangeable durant la vie d'un individu. 	<ul style="list-style-type: none"> • Difficulté de lire l'empreinte digitale pour les travailleurs manuels. • Images à faible contraste • Mauvaise acquisition d'image • Nécessite dispositifs de détection spéciaux. • Nécessitant un contact physique
Voix	<ul style="list-style-type: none"> • efficace au téléphone • rapide et efficace • acceptées par les personnes 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensible au bruit ambiant. • Voix enregistrées • Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu

Tableau 1.2 : Les avantages et les inconvénients des différentes technologies

En effet, chaque modalité possède ces caractéristiques biométriques mais avec des propriétés et degrés différents. Le tableau 1.3 compare les principales modalités biométriques selon ces propriétés (universalité, unicité, permanence, collectabilité, acceptabilité et performance.)

Information	Universalité	Unicité	Permanence	Collectabilité	Acceptabilité	Performance
ADN	Oui	Oui	Oui	Faible	Faible	*****
Sang	Oui	Non	Oui	Faible	Non	*
Dynamique de frappe	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Voix	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Iris	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Visage	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Empreinte digitale	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	****

Tableau 1.3 : Comparaison de quelques modalités biométriques. Pour la performance, Le nombre d'étoiles est relié à la valeur du taux de la reconnaissance [69].

Le tableau 1.3. montre qu'aucune caractéristique n'est donc idéale. Chaque caractéristique peut être plus ou moins adaptée à des applications particulières. Par exemple, l'analyse basée sur l'ADN est l'une des techniques les plus performantes pour vérifier l'identité d'un individu ou de l'identifier. Néanmoins, elle ne peut pas être utilisée pour le contrôle d'accès logique ou physique pour des raisons de temps de calcul, ainsi que les personnes n'acceptent pas de donner un peu de leur sang pour faire une vérification.

Le choix de telle ou telle modalité biométrique dépend aussi de la culture locale des usagers. En **Asie**, les méthodes nécessitant un contact physique comme les empreintes digitales sont rejetées pour des raisons d'hygiène alors que les méthodes sans contact sont plus répandues et acceptées.

2.4. Comment fonctionne les systèmes biométriques ?

Un système biométrique étant un système de reconnaissance des formes qui utilise les données biométriques comme entrée pour distinguer une forme parmi d'autres objets et donne comme sortie la forme recherchée, il peut fonctionner selon 3 modes :

- **Le mode d'enrôlement** : est la phase où le système récupère les informations d'un nouveau sujet dans le but de sauvegarder les données biométriques du nouveau sujet dans la base de données pour pouvoir les relier à un vecteur de caractéristiques propre au sujet. La récupération des caractéristiques biométriques est effectuée par un capteur biométrique avant d'être transformées en signatures et en être sauvegardées dans une base de données.

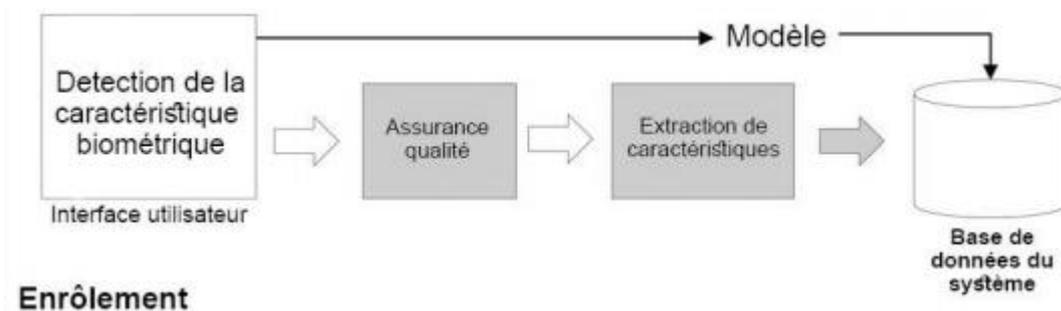


Figure 1.2 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique [73]

- **Le mode vérification ou authentification** : le système doit répondre à la question suis-je ce que je prétends être? Donc ici on a une comparaison une à une des données biométriques sauvegardées dans la base de données avec les données du sujet qui demande à être authentifié.

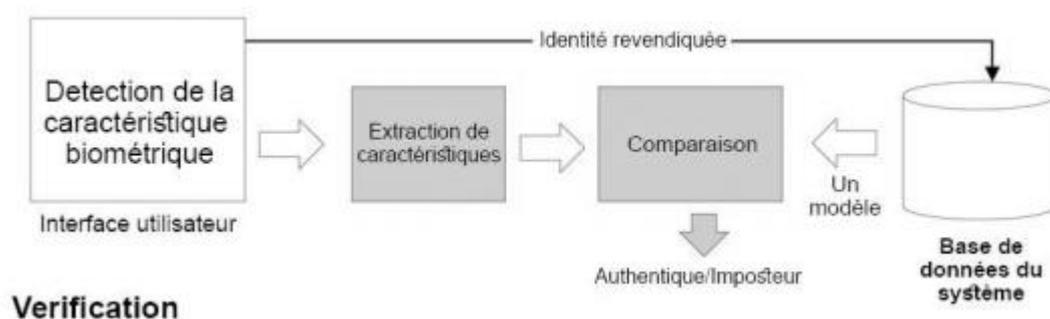


Figure 1.3 : Authentification d'un individu dans un système biométrique

- **Le mode d'identification** : qui est une comparaison une à plusieurs des données biométriques dans la base de données et celles du sujet qui demande à être identifié. Ici le système essaye de faire correspondre le sujet avec un autre sujet de la base de données. Le système doit répondre à la question qui suis-je ?

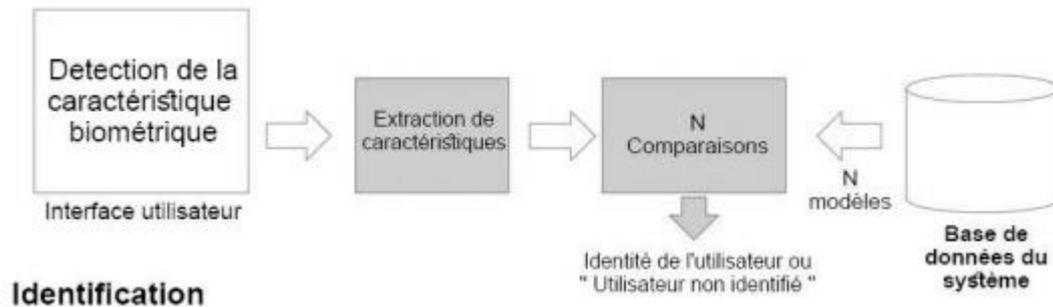


Figure 1.4 : Identification d'un individu dans un système biométrique

2.5. Applications des systèmes biométriques

Les applications de la biométrie peuvent être classées en trois groupes principaux [76]:

- **Applications commerciales** : Nous citons: la sécurité de données électroniques, l'ouverture de réseau informatique, l'accès Internet, les cartes de crédit, le contrôle d'accès physique, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.
- **Applications gouvernementales**: telles que la carte d'identité nationale biométrique, le permis de conduire, le contrôle des passeports, le contrôle des frontières, etc.
- **Applications légales**: la biométrie impose aussi sa valeur dans le coté légal (l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc.)

Actuellement, les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés dans des applications civiles. Par exemple, le dispositif de *Schiphol Privium* à l'aéroport d'Amsterdam. Ce dispositif utilise un capteur de l'iris afin d'accélérer la procédure de contrôle des passeports et des visas [76].

2.6. Principales difficultés de la reconnaissance du visage

Les différentes caractéristiques du visage et les conditions d'acquisition des images rendent la reconnaissance faciale difficile. Les principaux paramètres qui ont un impact sur les performances d'un système de reconnaissance faciale sont :

Changement d'éclairage : Le changement d'apparence d'un visage varie selon l'éclairage en fonction de la prise de la photo. Ce changement d'éclairage affecte beaucoup la reconnaissance de visage. [77] ont observé que le changement d'apparence d'un visage dans une image à cause de l'éclairage peut engendrer plus de problèmes que la différence physique entre les sujets, et peut aller jusqu'à fausser la classification des images. Donc on peut dire que la reconnaissance de visage dans un environnement où l'on ne contrôle pas les éclairages est encore un domaine de recherche où l'on peut faire encore beaucoup de travail.



Figure 1.5: Exemples de variation d'éclairage.

Variation de pose: La performance de la reconnaissance faciale dépend de la pose du visage lors de la prise de la photo ou sur la vidéo. La variation de pose est l'un des problèmes majeurs des systèmes de reconnaissance faciale.

C'est pour cela que les systèmes de reconnaissance automatique de visages se limitent seulement en général aux poses frontales ou seulement à quelques poses bien particulières qui ont besoin d'une estimation au préalable. Une rotation dans le plan ne déforme pas l'apparence du visage et une estimation de l'angle de rotation suivie d'un recalage de l'image par rotation permet d'avoir une pose frontale du visage.



Figure 1.6: Exemples de variation de pose.

Expressions faciales: Elles peuvent aussi avoir des conséquences sur la reconnaissance automatique de visages. En effet les éléments du visage tels que la bouche, les yeux, les sourcils peuvent subir des changements qui peuvent diminuer beaucoup les performances de la reconnaissance de visage.



Figure 1.7: Exemples de variation d'expression

Présence ou absence des composantes structurelles : Elles apparaissent sur le visage et sont causées par des éléments externes comme les lunettes, les cheveux qui cachent les yeux, une main ou un objet qui cachent une partie du visage. Elles mettent en difficulté les systèmes de reconnaissance automatique de visages.

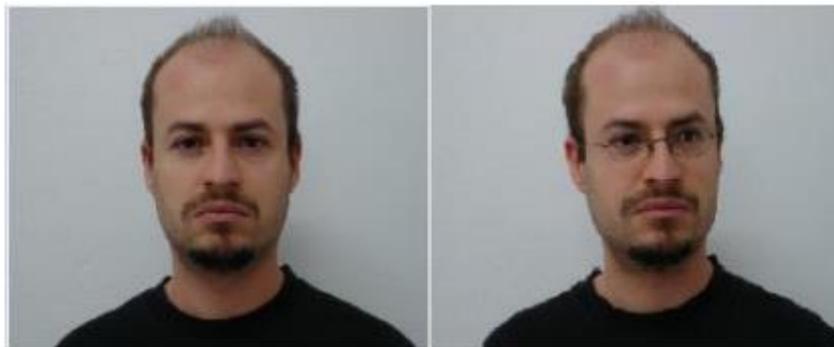


Figure 1.8: Exemples de présence des composantes structurelles.

Le vieillissement normal: Diverses études indiquent qu'il existerait une modification des capacités de reconnaissance des visages, au cours du vieillissement normal, qui débiterait vers l'âge de 50 ans [78] et s'amplifierait à partir de 70 ans [79].

Au cours de ces dernières années, la plupart des travaux ont été focalisés sur la mémoire des visages, qui est affectée au cours du vieillissement normal, en particulier lorsqu'il s'agit de discriminer des visages nouveaux de visages vus préalablement [81].



Figure 1.9: Exemples de vieillissement

2.7. Pourquoi nous avons choisi d'étudier la reconnaissance faciale parmi les autres modalités biométriques ?

Les empreintes digitales sont les caractéristiques biométriques les plus fréquemment utilisées dans le domaine de criminologie. D'autres parts, plusieurs études ont démontré que l'iris est la caractéristique la plus fiable car sa texture reste stable durant toute la vie [81].

Cependant, ces techniques présentent l'inconvénient majeur d'être intrusives, ce qui limite énormément leurs domaines d'applications. Contrairement aux autres modalités, la reconnaissance faciale est la technique la plus acceptable puisqu'elle est naturelle (elle correspond à ce que les êtres humains utilisent dans l'interaction visuelle), non-intrusive c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (observation à distance), sans oublier la disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles (simple camera). En plus, cette technique est très efficace pour les situations non standards, c'est les cas où on ne peut pas avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels.

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages suscite un intérêt croissant auprès de la communauté scientifique. D'après le **Tableau 1.4** qui mentionne des résultats issus d'une analyse statistique des publications sur les techniques biométriques soumises et publiées dans la revue IEEE Transaction on PAMI, nous constatons que la reconnaissance faciale arrive largement en tête. Ceci démontre bien l'intérêt scientifique pour cette technique.

Article(%)	Visage	Empreints Digitales	Multimodale	Iris	Performance Evaluation	Autres
Soumission	33%	17%	16%	9%	4%	21%
Acceptation	33%	16%	16%	11%	5%	20%

Tableau 1.4 : Répartition des articles sur les techniques biométriques soumis et acceptés dans la revue IEEE PAMI en 2007. [81]

2.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini la biométrie et les systèmes biométriques, les différentes technologies utilisées dans ces systèmes pour l'identification de personnes. Puis, nous avons présenté l'architecture d'un système biométrique, ainsi que quelques applications de ces systèmes. Ensuite, les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ont été mises en évidence, notamment la variance à l'illumination, pose et expressions faciales. A la fin, nous avons terminé avec une motivation justifiant notre choix de cette modalité.

Dans le chapitre prochain de ce travail, nous allons discuter sur le concept de la détection et reconnaissance des formes, ainsi que le processus d'un système de reconnaissance des formes.

Chapitre 02 : Etat de l'art

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, en effet le développement actuel de la vision par ordinateur se dirige et vise vers des domaines plus généraux d'apprentissage tel que la reconnaissance et la détection.

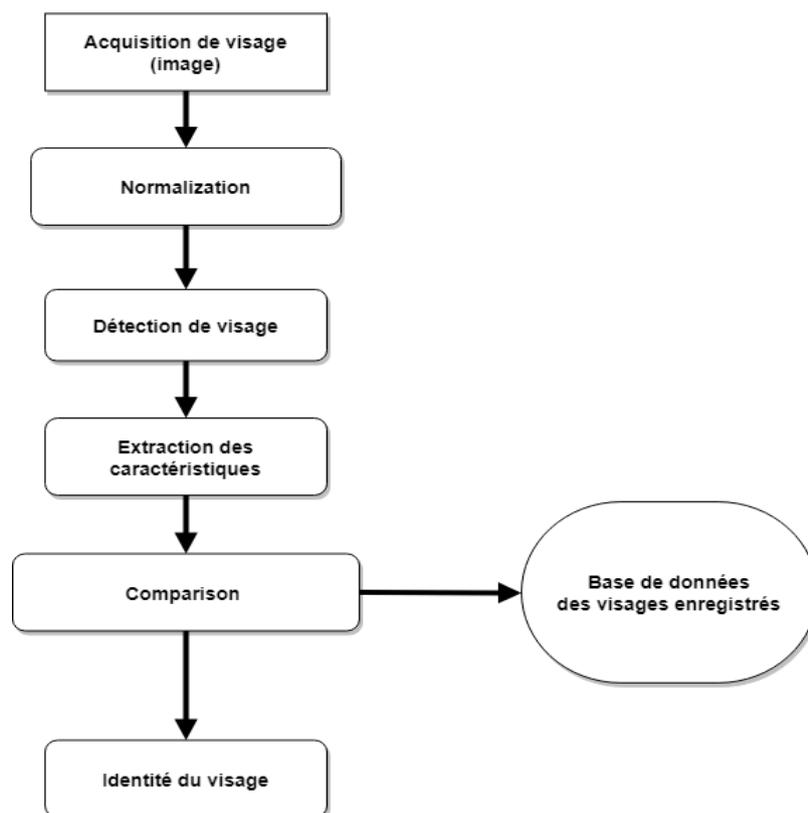


Figure 2.1: Représentation d'un système de reconnaissance faciale

Le visage est une structure 3D qui possède une configuration « externe » qui représente le contour de la face modelé par les saillies osseuses et souligné par les cheveux où s'inscrit une configuration « interne » formée par l'assemblage des traits, plus des autres caractéristiques tel que la couleur de la peau et la texture, etc.

La première étape dans un système de reconnaissance faciale est la détection de visage, dans cette phase le système doit localiser et isoler les différents visages dans l'image ou la séquence de vidéo par l'application de la segmentation, l'extraction et la vérification, les grands problèmes de cette phase c'est le fond encombrer et complexe, la luminance, la position de visage (l'orientation), et la distance de caméra.

Les systèmes actuels de détection de visage sont devisés en deux grandes approches :

- Approche basée sur les traits de visage.
- Approche basée sur l'image.

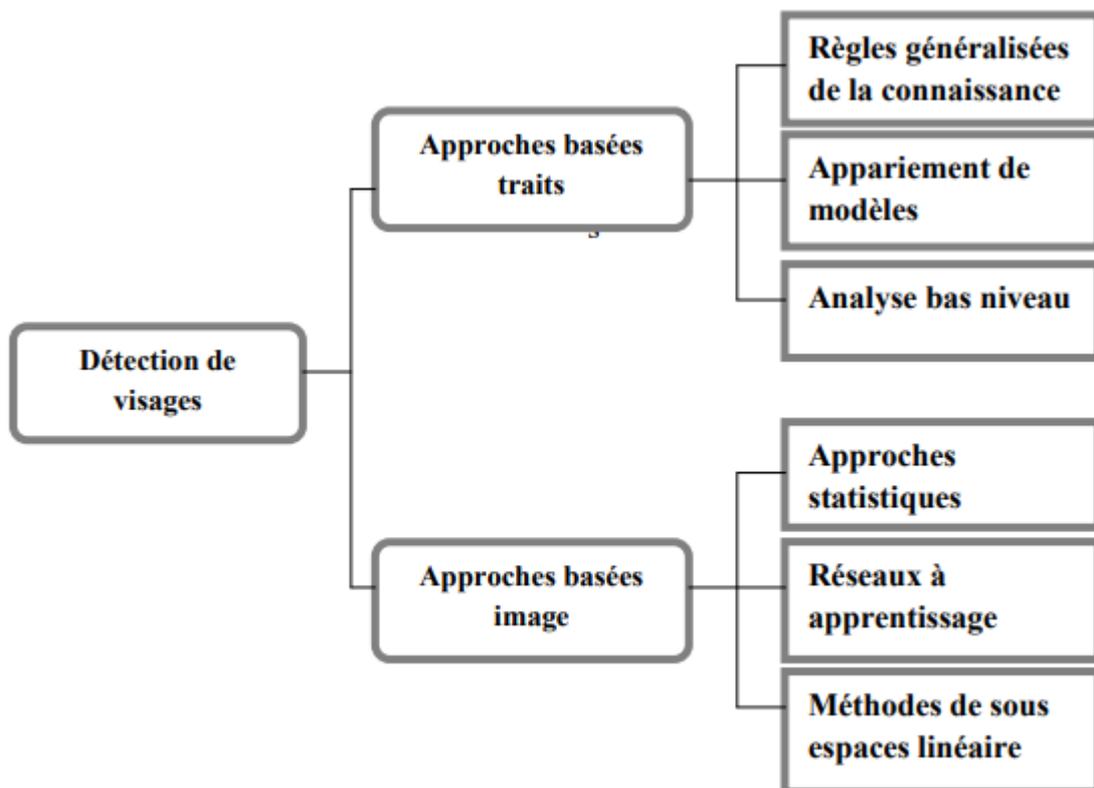


Figure 2.2: Méthodes de détection des visages divisées en catégories principales et secondaires.

Les techniques de détection de visage sont divisées en deux approches parce qu'ils exigent des informations appropriées du visage, [6] pour les techniques de la premier approche utilisent une méthodologie classique de détection dans laquelle les traits de bas niveau doivent être dérivé avant l'analyse de connaissance et les propriétés de la couleur de

peau et la géométrie du visage sont exploiter dans toute la procédure du système de détection, ces techniques appartiennent à l'approche basé sur les traits. [7]

2. Détection de visages

La détection du visage implique nécessairement le problème de la localisation des visages présents dans une image ou d'une séquence vidéo : c'est un cas particulier de détection d'objet. Cette détection nous donne des informations sur les visages détectés telles que leurs dimensions. Les applications de la détection de visages sont nombreuses : la vidéo-surveillance, la biométrie, en particulier l'identification de personnes, la sécurité (vidéo surveillance), le suivi de cible, les jeux interactifs... Cependant, les méthodes de détection de visage rencontrent des problèmes comme les variations de pose (vue de profil, vue de face), les expressions faciales (peur, surprise, dégoût, colère, tristesse, sourire), la rotation du visage, l'âge de la personne, ainsi que les changements d'éclairage. Même avec les recherches qui s'y attachent, le problème de détection de visage est toujours difficile et les méthodes existantes produisent des fausses détections. Ces problèmes sont d'autant plus difficiles que les applications qui utilisent la détection de visage requièrent une exécution en temps réel c'est-à-dire qu'on n'a pas besoin d'attendre plusieurs minutes pour connaître l'identité ou non des visages sur une image.

2.1 Évolution de la détection de visage

La première recherche dans le domaine de la détection de visage était en 1972 par l'utilisation de technique heuristique et anthropométrique simple [15]. Mais ces techniques étaient très faibles à cause de l'arrière plan et la position du visage, une simple variation d'éclairage ou de la position frontale du visage entraîne un ajustement total du système, Malgré ces problèmes, l'évolution et la recherche se poursuivent jusqu'aux années 1990 où les systèmes de détection et de reconnaissance faciale commencent à voir un succès, beaucoup des recherches ont été fait dans le domaine de détection de visage et des nombreux algorithmes de segmentation ont été présentés par utilisation de la couleur et les information générale pour la détection. Dans les environnements complexes ils ont utilisé des algorithmes statistiques et les réseaux de neurones. En effet le concept d'extraction des traits a été avancé

par des nombreuses recherches telles que le contour actif et les modèles déformables afin de localiser et extraire les traits faciaux [16].

2.2 Les Approches de détection de visage

Plusieurs méthodes de détection et de localisation de visages ont vu le jour. Les méthodes de localisation faciale peuvent être classifiées comme suit :

- **Knowledge-based methods** : Elles se basent sur la connaissance des différents éléments qui constituent un visage et des relations qui existent entre eux. Les positions relatives de différents éléments clés du visage tels que la bouche, le nez, les yeux sont mesurées pour servir ensuite à la classification en deux classes, "visage" et "non visage", dans Chiang et al. [5] . Le problème avec ces méthodes est la difficulté de bien définir de manière unique un visage. Si la définition est trop détaillée, des visages seront oubliés tandis que si la description est très simple le taux de faux positifs augmentera beaucoup.
- **Feature invariant approaches**: Ces méthodes utilisent les éléments invariants aux variations d'éclairage, d'orientation ou d'expression, tels que la texture ou la signature de couleur de la peau.
- **Template matching methods**: Des modèles caractéristiques d'un visage entier ou de sous-partie de visage (bouche, œil, nez) sont créés. La détection se fait ensuite par corrélation de ces modèles avec les candidats.
- **Appearance-based methods**: Ces méthodes utilisent le même principe que celui des *Template matching methods* mais se fondent sur des modèles appris à partir de données d'entraînement. Elles présentent l'avantage de s'exécuter très rapidement mais elles demandent beaucoup de temps d'entraînement. Ces méthodes ont montré de bons résultats par rapport aux 3 autres types de méthodes citées ci-dessus [1]. C'est par exemple le cas de la méthode basée sur les réseaux de neurones de Rowley et al. [2], la méthode de *Schneidernman* et *Kanade* [3] qui est basée sur un classifieur de Bayes naïf et, le plus connu de tous, qui fonctionne en temps réel, l'algorithme de Viola et Jones [4].

2.2.1. Comparaison entre les différent Approche de détection de visage

Yang et al. [8] ont proposé cette classification des méthodes de localisation faciale. Le Tableau 2.1 montre une comparaison des méthodes de détection de visage les plus utilisées

Approche	Inconvénients	Avantages
<i>Knowledge based methods</i>	Difficulté à construire un ensemble approprié de règles et occasionne de nombreuses fausses détections et un faible taux de détection.	Fondées sur des règles. Ils essaient de saisir notre connaissance des visages et de les traduire en un ensemble de règles. Facile de deviner quelques règles simples.
<i>Feature invariant approaches</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Les traits du visage sont difficiles à localiser en raison du changement d'éclairage, l'existence de bruit et la présence d'occlusion. - Difficile de détecter les caractéristiques à cause des fonds complexe. 	Les caractéristiques sont invariantes à la pose et au changement d'orientation
<i>Template matching methods</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Pour les vues frontales, le visage ne doit pas avoir d'occlusion - Le(s) visage(s) doivent avoir la même taille que celle du modèle (template) - Dépend de la taille, de l'échelle et de la rotation - Pour couvrir plus de vues du visage, plus le nombre de modèles sont nécessaires et donc a besoin de plus de temps pour détecter un visage. 	<ul style="list-style-type: none"> - Méthode simple, - Inclue moins de données points pour la détection des visages
<i>Appearance based methods</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Demandent beaucoup de temps d'entraînement, - Il faut effectuer des recherches sur l'espace et l'échelle, - Besoin de beaucoup d'exemples positifs et négatifs, - Approche basée sur une approche limitée 	<ul style="list-style-type: none"> - Utilise des algorithmes d'apprentissage automatique puissants - A démontré de bons résultats empiriques - S'exécutent très rapidement - Peut détecter des visages avec différents pose et orientation .

Tableau 2.1 Comparaison des méthodes de détection de visages les plus utilisées.

2.2.2 Présentation de quelques travaux de détection faciale

Auteurs	Année	Approche	Tête de pose	Tête de pose	BDD de test	Taille de visage
Féraud et al [33]	2001	Les réseaux de neurones	Motion, Couleur, Texture	Frontal et profile	Sussex, CMU, images web	15*20
Maio et al [34]	2000	Modèles de visage, transformé de hough	Images directionnelles de texture	Frontal	Image statique	20*27
Garcia et al [35]	1999	Analyse statistique en ondelettes	Couleur, coefficient d'ondelettes	Frontale à presque frontale	MPEG vidéo	80*48
Wu et al [36]	1999	Fuzzy color models ; Template matching	Couleur	Frontale au profil	Image couleur fixe	20*24
Rowley et al [37]	1998	Les réseaux de neurones	Texture	Frontale	CMU; FERET; Web images	20*20
Sung et al [38][43]	1998	Learning	Texture	Frontale	CCD pictures; newspaper scans	19*19
Yang et al [39]	1998	Segmentation multiéchelle, modèle de couleur	Couleur de peau, intensité	Frontale	Color pictures	NA
Colmenar z et al [40]	1997	Learning	Processus de markov	Frontale	FERET	11*11
Yow et al [41]	1997	Traits	Traits du visage géométriques	Frontale au profile	CMU	60*60
Lew et al [42]	1996	Champ aléatoire de Markov, DFFS	Le pixel le plus informatif	Frontale	MIT, CMU, Leide	23*32

Tableau 2.2: Travaux réalisé par l'utilisation des différentes méthodes de détection de visage.

2.2.3 L'algorithme de Viola & Jones

Une des plus grandes découvertes dans le domaine de la détection de visages a été réalisée par Viola et Jones en 2001 [9]. Ils ont proposé une méthode qui se base sur l'apparence « *Appearance-based method* », qui est robuste et qui s'exécute à 15 fps pour des images de 384×288 pixels sur un PC Intel Pentium III 700Mhz. Cette méthode donne des résultats en temps réels c'est-à-dire que l'exécution de la détection ne demande pas beaucoup de ressource, donc ne consomme pas beaucoup de temps pour détecter un visage sur une image. La méthode de Viola et Jones est fondée sur trois concepts : l'image intégrale, l'apprentissage fondé sur Adaboost et les classifieurs en cascade.

L'image intégrale

Pour localiser les visages présents sur une image ou une séquence vidéo, l'algorithme se base sur les différentes caractéristiques de Haar « *Haar features* » en représentant l'image sous forme d'une intégrale. Sous forme intégrale, l'extraction d'une caractéristique à un endroit quelconque sur l'image se fait en un temps constant et le temps de conversion vers la représentation intégrale ne remet pas en cause le temps donné par la représentation en image intégrale. Sur une image, on peut toujours délimiter une zone rectangulaire et faire la somme des valeurs des pixels qui s'y trouvent. Une caractéristique de Haar se définit comme le nombre, les échelles, les positions ainsi que les dimensions des zones rectangulaires qu'on prend. Une caractéristique de Haar est une simple combinaison linéaire des sommes ainsi obtenues. Voici 4 exemples de caractéristique de Haar sur la **Figure 2.2**.

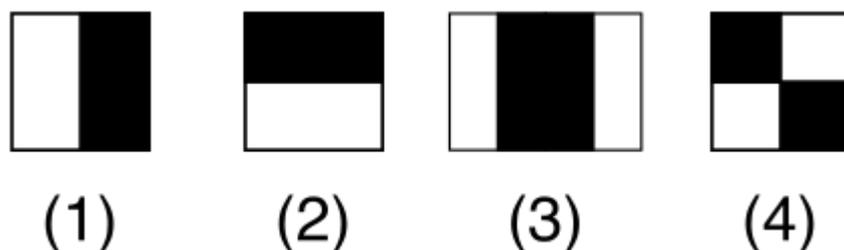


Figure 2.3 Exemple de 4 caractéristiques de Haar [9].

La somme des valeurs des pixels appartenant aux zones rectangulaires blanches est soustraite à la somme des valeurs des pixels appartenant aux zones rectangulaires grises pour obtenir la caractéristique de Haar. Ainsi, pour calculer une caractéristique de Haar il faut toujours considérer tous les pixels inclus dans les zones rectangulaires qu'on prend. Donc les calculs demandent du temps et pour résoudre ce problème de temps d'exécution en un temps constant les auteurs ont proposé d'utiliser l'image intégrale.

L'image intégrale ii au pixel (x, y) est calculée à partir de l'image initiale i par :

$$\forall 0 \leq x \leq width, 0 \leq y \leq height, ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y')$$

Où : i est l'image d'origine et ii l'image intégrale

De ce fait la valeur de chaque pixel de l'image intégrale est donnée par la somme des valeurs des pixels compris dans le rectangle défini par le coin supérieur gauche de l'image et le pixel lui-même. La somme des valeurs des pixels dans une zone rectangulaire s'effectue seulement en prenant 4 pixels de l'image intégrale.

Une façon de calculer cette somme est :

$$s(x, y) = s(x, y - 1) + i(x, y) \text{ et}$$

$$ii(x, y) = ii(x - 1, y) + s(x, y)$$

Où $s(x, y)$ est la somme cumulée de la ligne x jusqu'à la colonne y . L'image intégrale peut donc se calculer avec un seul parcours de l'image d'origine, avec

$$s(x, -1) = 0 \text{ et } ii(-1, y) = 0.$$

Soient un rectangle ABCD, la somme des pixels appartenant à ABCD est donnée par :

$$ii(A) + ii(C) - ii(B) - ii(D)$$

Exemple :

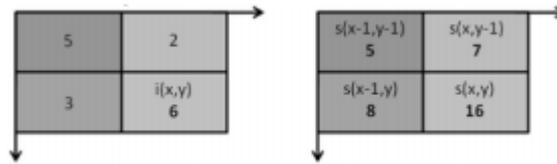


Figure 2.4 Exemple d'une image et de l'image intégrale correspondante

Et puisqu'une caractéristique de Haar est une combinaison linéaire de rectangle comme ABCD, nous déduisons bien que le calcul s'effectue en un temps constant indépendamment de la taille de l'image.

Ces caractéristiques de Haar ont été étendues, et le nouvel ensemble de caractéristiques qui est utilisé aujourd'hui est présenté sur la Figure 2.5.

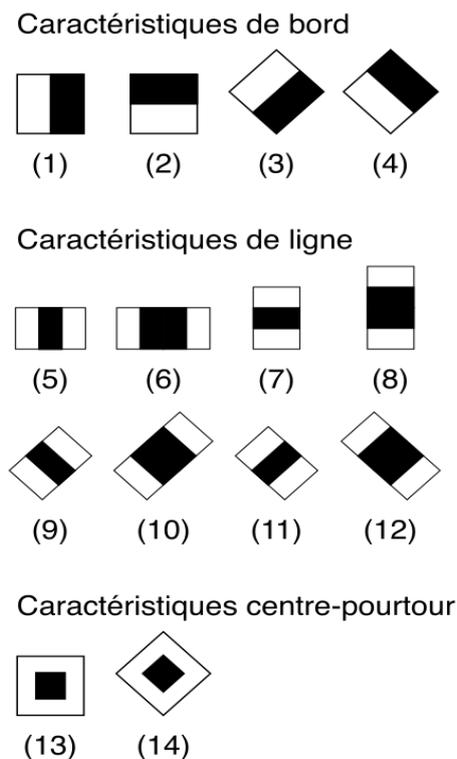


Figure 2.5 Filtrés étendu de Haar [10]

L'algorithme d'apprentissage basé sur Adaboost

Le deuxième élément clé de la méthode de Viola et Jones est l'utilisation d'une méthode de *boosting* pour sélectionner les meilleures caractéristiques. Le *boosting* est un principe qui consiste à construire un classifieur fort à partir d'une combinaison pondérée de classifieurs faibles, c'est-à-dire donnant en moyenne une réponse meilleure qu'un tirage aléatoire.

L'image d'entrée est "scannée" par un rectangle de dimension fixée pour localiser le visage. Le rectangle parcourt l'image dans son intégralité et puis son contenu est analysé pour tester s'il s'agit d'un visage ou non. Cependant pour un rectangle de 24×24 pixels, on peut compter plus de 45000 caractéristiques de Haar et traiter toutes ces caractéristiques de Haar ne permettrait pas de détecter un visage en utilisant moins de ressource et rapidement donc pas de perte de temps pour l'exécution. On utilise une variante de la méthode de *boosting* *Adaboost* pour résoudre le problème de temps d'exécution. *Adaboost* est une méthode d'apprentissage qui permet de "booster" ou d'améliorer les performances d'un classifieur faible. On fait passer les candidats à classifier à plusieurs classifieurs faibles où chacun est entraîné en portant plus d'attention aux candidats mal classés par le classifieur qui le précède. *AdaBoost* est donc une technique de *boosting* qui permet de combiner plusieurs "classifieurs faibles" en un seul "classifieur fort". Un classifieur faible est tout simplement un classifieur qui fonctionne mal, mais qui fonctionne mieux que de deviner au hasard.

On considère, un ensemble de n images (x_1, \dots, x_n) et leurs étiquettes associées (y_1, \dots, y_n) , qui sont telles que $y_i = 0$ si l'image x_i est un exemple négatif et $y_i = 1$ si x_i est un exemple de l'objet à détecter. L'algorithme de *boosting* est constitué d'un nombre T d'itérations, et pour chaque itération t et chaque caractéristique j , on construit un classifieur faible h_j . Idéalement, le but est d'obtenir un classifieur h qui prédise exactement les étiquettes pour chaque échantillon, c'est-à-dire $y_i = h(x_i) \forall i \in \{1 \dots n\}$. Ce classifieur n'est pas parfait, et il engendre une erreur définie par :

$$\epsilon_j = \sum_{i=1}^n w_i |h_j(x_i) - y_i|$$

où les w_i est le poids associés à chaque exemple et mis à jour à chaque itération en fonction de l'erreur obtenue à l'itération précédente. On sélectionne ensuite à l'itération t le classifieur h_t qui présente l'erreur minimale :

$$\epsilon_t = \min_j (\epsilon_j)$$

Le classifieur fort final $h(x)$ est construit par seuillage de la somme pondérée des classifieurs faibles sélectionnés :

$$h(x) = 1 \text{ si } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \text{ et } h(x) = 0 \text{ sinon}$$

où $\alpha_t = \frac{1}{2} \log \frac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t}$ sont des coefficients calculés à partir de l'erreur ϵ_t α_t est le poids appliqué au classifieur t tel que déterminé par *AdaBoost*. Donc, le résultat final est tout simplement une combinaison linéaire de tous les classifieurs faibles qui permet de rendre une décision finale. Le poids de sortie, α_t , est assez simple. Il est basé sur le taux d'erreur du classifieur.

Conclusion : *Adaboost* sert donc à booster un classifieur existant et a priori chaque classifieur faible possède le même espace d'entrée. Pour la variante d'*Adaboost* de Viola et Jones, les classifieurs faibles h_j ont comme donnée entrée une caractéristique de Haar différente. Cette variante d'*Adaboost* de Viola et Jones est utilisée lors de l'apprentissage pour sélectionner les caractéristiques de Haar qui sont capables de détecter un visage et permet donc de résoudre le problème du nombre élevé de caractéristiques de Haar existant pour un rectangle de recherche.

Les classifieurs en cascade

La méthode de Viola et Jones est basée sur une approche par recherche exhaustive sur l'ensemble de l'image, qui teste la présence de l'objet dans une fenêtre à toutes les positions et à plusieurs échelles. Cependant cette approche est coûteuse en temps de calcul. L'une des idées-clés de la méthode pour réduire ce coût réside dans l'organisation de l'algorithme de

détection en une cascade de classifieurs. Appliqués séquentiellement, ces classifieurs prennent une décision d'acceptation ; la fenêtre contient l'objet et l'exemple est alors passé au classifieur suivant, ou de rejet ; la fenêtre ne contient pas l'objet et dans ce cas l'exemple est définitivement écarté. L'idée est que l'immense majorité des fenêtres testées étant négatives c'est à-dire ne contenant pas l'objet, il est avantageux de pouvoir les rejeter avec le moins possible de calculs. Ici les classifieurs les plus simples, donc les plus rapides, sont situés au début de la cascade, et rejettent très rapidement la grande majorité des exemples négatifs. Cette structure en cascade peut également s'interpréter comme un arbre de décision dégénéré, puisque chaque nœud ne comporte qu'une seule branche [11].

Illustrons ces propos dans la Figure 2.6 :

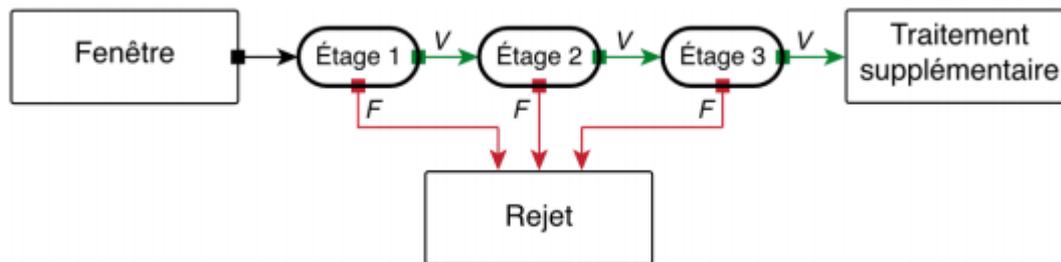


Figure 2.6 Illustration de l'architecture de la cascade.

Les rectangles sont traités séquentiellement par les classifieurs, et rejetées immédiatement si la réponse est négative (F). La méthode de Viola et Jones a des limites dont l'une d'elles est son manque de robustesse à la rotation et sa difficulté à apprendre plusieurs vues d'un même objet.

En particulier, il est difficile d'obtenir un classifieur capable de détecter à la fois des visages de face et de profil. C'est pour résoudre ces problèmes [12] que Viola et Jones ont mis en place une amélioration de leur méthode : la nouveauté consiste à apprendre une cascade dédiée à chaque orientation ou vue, et à utiliser lors de la détection un arbre de décision pour sélectionner la bonne cascade à appliquer. Plusieurs autres modifications ont été proposées après pour solutionner ce problème [13].

2.3 Post-traitement

La phase de post-traitement vient après la phase de détection. Elle permet de préparer l'image du visage de telle sorte qu'elle soit exploitable dans la phase d'enrôlement. Elle s'appelle aussi la phase de normalisation puisqu'elle ramène à un format prédéfini. Elle consiste généralement en un centrage du visage dans l'image et une élimination des zones non informatives. Il est important que toutes les images soient de taille identique, à la même échelle et au même format concernant les couleurs pour garantir la bonne performance du système de reconnaissance de visages. Ceci améliore incontestablement le fonctionnement de l'étape d'extraction [14].

La normalisation est constituée de deux processus : géométrique et photométrique.

La normalisation géométrique est l'extraction de la zone du visage à partir de l'image originale. Ensuite une rotation du visage est faite afin d'aligner l'axe des yeux avec l'axe horizontal. En fin, on effectue une réduction de la distance entre les deux yeux par rapport au centre (des deux yeux). Résultat : on obtient une image du visage dont la mesure entre les centres des yeux est fixe. Les dimensions de l'image du visage sont calculées à partir de la distance à obtenir entre les centres des deux yeux.

La normalisation photométrique Dans le domaine de la reconnaissance par le visage, plusieurs méthodes de normalisation de l'éclairage existent dont l'égalisation d'histogramme tente d'éliminer ou de réduire les effets de l'illumination de l'image pour améliorer grandement le taux d'identification des systèmes de reconnaissance de visages.

2.4 Conclusion

Dans cette partie du chapitre, nous avons présenté les notions de base de la détection de visage ainsi que les approches et les nouvelles tendances utilisées ces dernières années, et à quoi elle sert, ensuite nous avons présenté les différentes approches de détection de visage et les avantages et les inconvénients de chacun par la suite on a présenté quelques travaux qui ont été développés pour la détection faciale, après nous avons bien défini la fameuse algorithmes de détection « L'algorithme Viola et Jones » et ces trois concepts. Finalement on a

présenté en bref le processus intermédiaire entre la détection de visage et la reconnaissance faciale.

Cette étude nous a permis de constater que la détection de visage est une étape très importante dans un système de reconnaissance de visage. Car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la détection automatique de visages, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées dans cette mémoire, notamment l'invariance à l'illumination. Dans la partie suivante, nous présentons différentes méthodes et techniques pour la reconnaissance faciale.

3. Reconnaissance de visages

De nos jours la biométrie a pris une part importante dans le domaine de la sécurité pour l'identification des personnes. La reconnaissance faciale fait partie des méthodes biométriques. Notre visage donne des informations qui permettent d'identifier une personne, par exemple le sexe de la personne, la race, l'âge, les émotions. Durant les 30 dernières années, on a assisté à la naissance de plusieurs algorithmes de reconnaissance de visages. La façon dont chaque personne reconnaît une personne, reconnaît des visages est remarquable quand on considère que les visages sont tous constitués des mêmes éléments qui sont deux yeux, un nez, une bouche et des mêmes configurations, les yeux au-dessus du nez, le nez au-dessus de la bouche, et que ces éléments ne varient pas beaucoup. D'autres domaines, tels que la neurologie, étudient aussi la façon dont le cerveau humain effectue la reconnaissance de visage. Les neurologues pensent que le cerveau humain considère que le visage est un objet spécifique. Tan et al. [17] dénombrent 3 catégories de systèmes de reconnaissance de visages: les méthodes globales, les méthodes locales et les méthodes hybrides. Nous allons détailler ces 3 catégories.

3.1 Les approches de reconnaissance faciale

Plusieurs approches de reconnaissance de visage ont été proposées car ce domaine est devenu un axe de recherche qui attire les chercheurs ce qui explique la diversité de la

littérature dans ce domaine, selon Tana et al. [18] on peut deviser ou classer les approches de reconnaissance faciale en trois grandes familles qui sont :

- Approche de reconnaissance globale.
- Approche de reconnaissance locale.
- Approche de reconnaissance hybride.

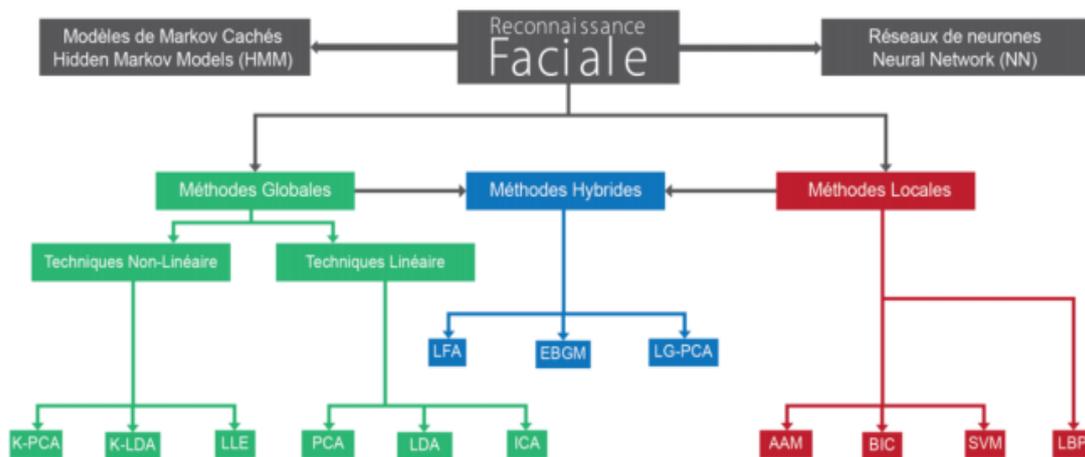


Figure 2.7: Classification des approches principales utilisées en reconnaissance faciale

3.1.1 Les méthodes globales

Dans les méthodes globales, l'image est représentée par un vecteur de niveaux de gris de tous les pixels du visage. Cette représentation est basée sur l'apparence globale qui permet de conserver les informations de texture, de forme qui nous facilite la tâche pour distinguer les visages. Cette représentation prend en compte aussi les aspects globaux du visage. Mais le problème avec cette représentation réside dans la dimension très grande de l'espace image dont elle a besoin, ce qui ne rend pas facile la classification. Pour résoudre le problème des données de grande dimension, l'utilisation des techniques de réduction de la dimension pour la reconnaissance de visages telle que la description par les visages propres [19] qui utilise l'Analyse en Composantes Principales ou ACP est nécessaire.

Analyse en composants principales (ACP)

L'ACP est une méthode permettant d'extraire efficacement de l'information au sein d'un jeu de données souvent complexe en réduisant la dimension de l'espace dans lequel ces données sont observées et en les arrangeant dans un nouvel espace de façon à mettre en évidence l'information utile et à éliminer celle qui est secondaire. La reconnaissance de visages par Eigenface [19] est une approche de type image. Chaque image de visage est considérée comme un vecteur dans un espace ayant autant de dimensions que de pixels dans l'image. Les caractéristiques de l'image sont extraites par la méthode mathématique de réduction de dimensionnalité basée sur l'analyse en composantes principales (ACP). La méthode Eigenface est donc basée sur la technique ACP.

Décrivons maintenant le principe d'Eigenface : soit un ensemble d'images de visages. Premièrement il faut trouver les composantes principales des visages donc il faut trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par l'ensemble des images. Donc chaque visage est alors une combinaison linéaire des vecteurs propres de la matrice de covariance. La matrice de covariance est obtenue à partir de chaque image de visage transformée en vecteur et les éléments du vecteur correspondent au niveau de gris de chaque pixel de l'image. L'ACP est l'une des meilleures techniques pour l'identification de modèle car elle est rapide, simple et populaire. Les projections de l'ACP sont optimales pour la construction d'une base de dimension réduite. Mais l'ACP ne considère pas très bien la discrimination c'est-à-dire la séparabilité de classe, d'où l'utilisation de l'Analyse Discriminante Linéaire ou LDA qui tient compte de la discrimination.

Analyse discriminante linéaire (LDA)

L'alternative de l'ACP qui gère bien la discrimination est l'Analyse Discriminante Linéaire ou ADL. Le but [20] des algorithmes basés sur l'ADL est de trouver les directions de projection les plus discriminantes dans l'espace propre, en maximisant le rapport entre les variations interpersonnelles et les variations intra-personnelles. Puisque les variations intrapersonnelles sont petites quand il n'y a pas beaucoup d'images par individu, le rapport est difficile à maximiser puisqu'il est déjà grand. L'algorithme ADL adapté à l'analyse et l'identification de visage est connu sous le nom de FisherFaces. À l'inverse de l'ACP qui nous permet d'extraire des caractéristiques particulières pour chaque image, FisherFaces nous permet de réaliser une

véritable séparation de classes en utilisant une étiquette de classe associée à chaque variable lors de l'apprentissage. Ainsi on dispose des informations supplémentaires à propos des données d'apprentissage qui doivent permettre de réaliser une classification de ces données et de trouver la classe à laquelle appartient toute nouvelle observation. Donc il faut diviser au préalable la base d'apprentissage en plusieurs classes différentes. Ainsi on peut dire que chaque personne de cette base est une classe et à chaque personne est associée au moins deux images. La conclusion est que les méthodes basées sur l'ADL ne fonctionnent bien que si on possède plusieurs images de chaque personne dans la base d'apprentissage. Par contre si on n'a pas beaucoup d'images par personne dans la base d'apprentissage, il faut utiliser les méthodes basées sur l'ACP [19] qui fonctionnent bien. Cependant, étant donné qu'elles considèrent le visage comme un tout, elles sont sensibles aux conditions d'éclairage, de pose ou encore d'expressions faciales. Pour résoudre ce problème on utilise des représentations faciales locales qui ne sont généralement pas sensibles aux conditions d'éclairage, de pose ou d'expressions.

3.1.2 Les méthodes locales

Les méthodes locales permettent de caractériser localement un visage par des vecteurs de caractéristiques de petite dimension, ce qui permet d'ignorer les problèmes de dimensionnalité rencontrés dans les méthodes globales. Elles permettent aussi de représenter un visage grâce à des caractéristiques multiples beaucoup plus robustes aux variations d'éclairage. Les méthodes locales sont catégorisées en : les méthodes basées sur les points d'intérêt (local feature-based methods) et les méthodes basées sur l'apparence du visage (local appearance-based methods). Les méthodes basées sur les points d'intérêt détectent d'abord les traits du visage (les yeux, le nez, la bouche) puis extraient les caractéristiques. Les méthodes basées sur l'apparence du visage extraient directement les caractéristiques locales au niveau des régions prédéfinies du visage.

Local feature-based methods

Pour les méthodes locales basées sur les points d'intérêt, on détecte les points d'intérêt puis on extrait les caractéristiques localisées sur les points d'intérêt détectés. Les méthodes de reconnaissance faciale les plus anciennes appartiennent à cette catégorie [21] et ces méthodes

s'appuient sur [21][22] pour l'extraction de caractéristiques géométriques comme par exemple les dimensions de la tête, les distances entre les deux yeux. Puis les données extraites sont ensuite envoyées dans des classifieurs pour faire la reconnaissance de l'individu. Cependant deux problèmes se présentent avec ces méthodes :

1. La localisation des points d'intérêt n'est pas facile, surtout lorsque des occultations ou des variations de position ou d'expression sont présentes.

2. Les informations nécessaires à une reconnaissance fiable ne sont pas toujours contenues dans les points d'intérêt parce que des informations passent inaperçues si l'image est compressée sous la forme des informations contenues à quelques endroits.

Ces deux problèmes ont donné naissance à deux autres travaux de recherche : le premier se concentre sur les performances des détecteurs de points caractéristiques du visage et le second se concentre sur des représentations plus élaborées des informations portées par les points caractéristiques du visage mais pas seulement sur les caractéristiques géométriques.

Pour la première approche : Brunelli et Poggio [22] ont proposé d'utiliser un ensemble d'apprentissage pour la détection de la position de l'œil dans une image en calculant dans un premier temps la corrélation entre l'image test et les images des données d'apprentissage pour chaque point. Puis ils ont cherché les valeurs maximales. Dans les travaux de Rowley et al. [2], les auteurs ont utilisé des détecteurs de traits spécifiques correspondant à chaque partie du visage, à savoir les yeux, le nez, la bouche. Cependant on ne trouve pas encore de détecteur de points caractéristiques vraiment robuste.

Pour la deuxième approche : Manjunath et al. [23] ont proposé des algorithmes pour détecter et représenter des caractéristiques faciales à partir d'ondelettes de Gabor. Ainsi, pour chaque point détecté, on stocke deux types d'informations qui sont la position et les caractéristiques.

Pour modéliser la relation entre les points caractéristiques, on construit un graphe topologique pour chaque visage. Wiskott et al. [24] proposent la méthode célèbre : *Elastic Bunch Graph Matching* (EBGM). Dans EBGM, les nœuds des graphes sont situés sur un certain nombre de points sélectionnés du visage (voir l'exemple de la Figure 2.8). Comme dans les travaux de Manjunath et al. [23], Wiskott et al. [24] utilisent aussi les ondelettes de Gabor pour extraire les caractéristiques des points détectés parce que les filtres de Gabor sont robustes aux changements d'éclairage, aux distorsions et aux variations d'échelle.

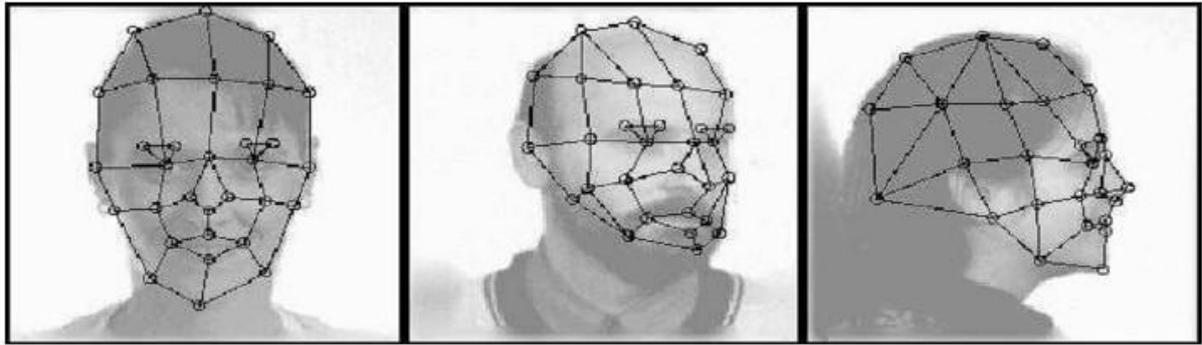


Figure 2.8 EBGM grilles adaptées aux objets pour différentes poses. Les nœuds sont positionnés automatiquement par une correspondance de grappes élastiques [24].

Local appearance-based methods

Les méthodes locales basées sur l'apparence du visage procèdent en 4 étapes qui ne sont pas obligatoires. Mais chaque étape a une importance cruciale pour avoir un algorithme de reconnaissance efficace.

Étape 1 : On découpe l'image en petites régions ou en patches ou en blocs. La taille des petites régions varie mais leur forme est généralement rectangulaire avec ou sans chevauchement des unes avec les autres régions.

Étape 2 : Pour chaque région définie dans l'étape 1, on extrait les caractéristiques locales de l'image. Cette étape est la plus importante car c'est elle qui va déterminer les performances de l'algorithme de reconnaissance. On utilise des extracteurs de caractéristiques spécifiques en fonction de la tâche à faire car certains extracteurs sont plus sensibles que d'autres aux variations de l'image comme par exemple l'éclairage, la pose ou les expressions faciales. On peut citer 3 méthodes d'extraction de caractéristiques spécifiques : les méthodes basées sur les ondelettes de Gabor [25], la méthode LBP [26] qui est robuste aux variations d'éclairage, que nous utiliserons pour notre application de reconnaissance de visages et le *descripteur de Peom* [27] qui est robuste aux variations de pose.

Étape 3 : Sélection des caractéristiques les plus discriminantes. On utilise les algorithmes ACP et LDA. Cette étape est facultative.

Étape 4 : Pour identifier les visages on les classifie. Cette dernière étape fait seulement des calculs de distance entre les vecteurs de caractéristiques comme dans [26], ou elle fait appel à d'autres algorithmes de classification plus évolués comme les machines à vecteurs de support (SVM) utilisés dans [28][29].

3.1.3 Les méthodes hybrides

Les méthodes hybrides sont des approches qui utilisent les méthodes globales et les méthodes locales dans le but d'améliorer les performances de la reconnaissance de visages. En effet, les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont chacune des propriétés différentes. Ainsi on peut penser exploiter et combiner les avantages de l'une pour améliorer les défauts de l'autre. Cependant cette combinaison efficace entre méthodes locales et méthodes globales reste encore un problème et jusqu'ici on n'a pas beaucoup de travaux sur l'application à la reconnaissance de visages.

Le tableau 2.3 résume la différence entre les méthodes locales et méthodes globales.

Facteur de variation	Caractéristiques locales	Caractéristiques globale
Eclairage (Illumination)	Très sensible	Sensible
Expression	Pas sensible	Sensible
Pose	Sensible	Très sensible
Bruit	Très sensible	Sensible

Tableau 2.3 : Comparaison des approches basées sur les caractéristiques locales et les caractéristiques globales en fonction des critères de variation [30]

On peut constater que les caractéristiques locales et globales réagissent différemment aux facteurs de variations. Par exemple les changements d'éclairage peuvent avoir beaucoup plus d'influence sur les caractéristiques locales, alors que les changements d'expression ont plus d'impact sur les caractéristiques globales. Donc, les méthodes hybrides peuvent apporter une approche très efficace pour diminuer la complexité des classifieurs et peuvent aussi améliorer leur capacité de généralisation.

3.2 Quelques travaux sur les approches de la reconnaissance

Approche	Travail représentatif	
Globale		
ACP	L. Sirovich, M. Kirby	[45]
Faces propres	Craw et Cameron	[46]
	Kirby et sirovich	[45]
	Turk et Pentland	[44]
Faces propres probabilistes	Moghaddam et pentland	[47]
SVM	Phillips	[48]
LDA	Etemand et chellapa	[49]
LDA	Zhao et AL	[50]
fisherfaces	Wang et AL	[51]
Locale		
Méthode géométrique pure	Kanade	[52]
	Kelly	[53]
	Cox et autre	[54]
	Manjunath et Al	[55]
Architecture à liens dynamique	Okada et AL	[56]
	Wiskott et Al	[57]
Modèles cachés Markov	Nefian et Hayes	[58]
	Samaria	[59]
	Samaria et Young	[60]
Réseaux de neurones de convolution	Lawrence et AL	[61]
Hybride		
Faces propres modulaires	Pentland et AL	[62]
A formes normalisées (Modèle Actif d'Apparence)	Lanitis et Al	[63]
LFA Hyride	Penev et Atck	[64]
Basée sur les composantes	Huang et Al	[65]

Tableau 2.4 : quelques travaux de recherches sur la reconnaissance [66].

3.3 Mesure de la performance des systèmes de reconnaissance de visages

L'efficacité d'un système biométrique est représentée par deux types de taux d'erreur :

Une erreur de faux rejet FR (False rejection FR) : si un utilisateur enregistré est rejeté. Ici le système évalue que ses données biométriques ne correspondent pas aux données de l'utilisateur dans la base de données.

Une erreur de fausse acceptation FA (False acceptance FA) : si un imposteur est accepté alors qu'il n'existe pas dans la base de donnée. Si $FR = 0$ et $FA = 0$, nous aurons un système idéal. Dans la pratique, FA et FR ne sont jamais nuls et ils peuvent prendre des valeurs non négligeables quand les modalités et conditions d'utilisation augmentent la variabilité des données biométriques et leurs valeurs dépendent du seuil de sécurité. Si la valeur du seuil augmente alors FR augmente aussi et FA diminue et si la valeur du seuil diminue alors FR diminue et FA augmente. Donc il faut bien choisir la valeur du seuil en accord avec les besoins du système c'est-à-dire bien choisir entre la sécurité et l'exploitabilité du système. Le taux de faux rejets (TFR) est donné par :

$$TFR = \frac{\text{nombre d'individus rejetés (FR)}}{\text{nombre total des acces individus}}$$

Et le taux total de fausses acceptations (TFA) est donné par :

$$TFA = \frac{\text{nombre d'imposteurs acceptés (FA)}}{\text{nombre total des acces imposteurs}}$$

La décision d'accepter ou de rejeter un utilisateur qui utilise le système est basée sur le seuil qu'on impose au système. Si le score retourné lors de la reconnaissance est plus grand ou égal au seuil, le système acceptera l'utilisateur sinon il sera rejeté [31]. Il faut donc trouver une relation entre TFA et TFR , on peut prendre le point où les 2 des courbes se coupent (donc $TFA = TFR$) (voir Figure 2.9).

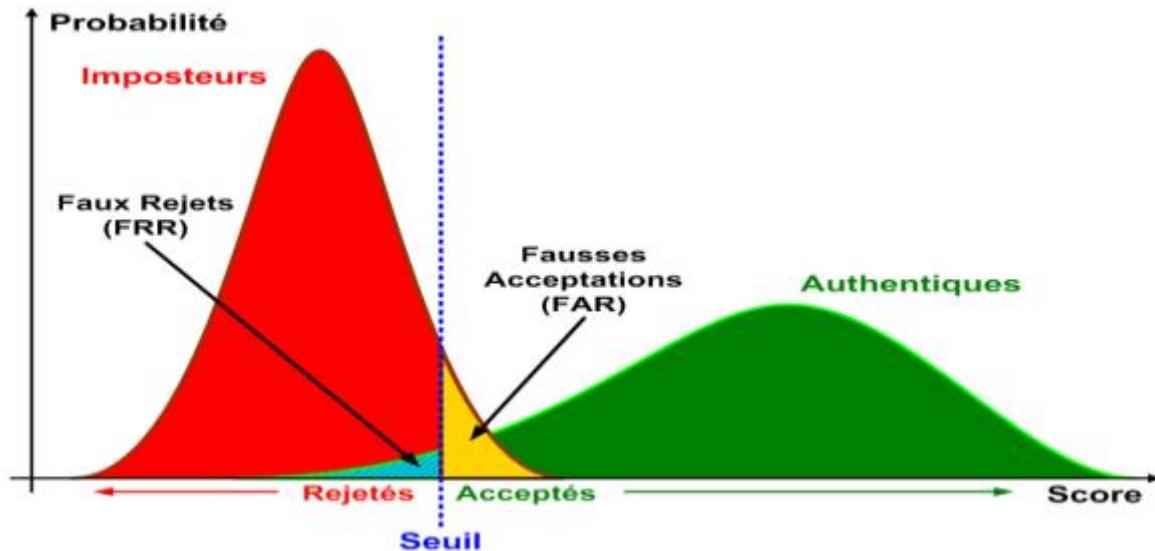


Figure 2.9 : Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques. [32]

3.4 Conclusion

Dans cette partie du chapitre, nous avons présenté la reconnaissance de visage ensuite nous avons présenté les différents approches de la reconnaissance faciale, ainsi leur méthodes avec une comparaison en fonction du critère de variation, par la suite on a présenté quelque travaux qui ont été développé pour la reconnaissance facial, après nous avons présenté comment mesurer la performance des systèmes de reconnaissance de visages.

Dans cette étude nous avons classifié les techniques de reconnaissance de visages en trois grandes catégories : les approches globales, les approches locales et les approches hybrides. Nous avons souligné que l'ACP permet de réaliser un processus de reconnaissance même si l'on ne possède qu'une seule image d'une personne, ce qui n'est pas possible avec des méthodes telles que l'analyse discriminante linéaire (LDA) ou le *Support Vector Machine* (SVM). Toutefois, nous avons soulevé la difficulté de l'ACP, et de ses différentes extensions, à gérer les occultations et les variations de poses, d'illumination et d'expressions. Les approches locales ont prouvé leur efficacité dans le cas d'un seul exemple d'apprentissage, mais elles souffrent d'un manque de robustesse aux occultations. Enfin, les approches hybrides semblent intéressantes pour résoudre le problème de la robustesse.

Dans le chapitre suivant, nous présentons la méthode qu'on a utilisée pour la détection et l'extraction des caractéristiques ainsi que la reconnaissance de visage.

Chapitre 03 : Conception et implémentation

1. Introduction

Notre projet est un système devisé en deux application une pour la détection du visage et la localisation des caractéristiques du visage détecté et l'autre pour la reconnaissance de visage (identification).

Ce chapitre est dédié à la conception et le développement d'un système de vision par ordinateur orienter détection et reconnaissance de visage. Dans ce qui suit, nous représente les plus importantes étapes de la conception et de la réalisation de notre système, ainsi que les différents résultats obtenus, ainsi les difficultés dans les différentes étapes de développement.

Au cours de cette phase, on va présenter l'environnement de travail matériel et les outils de développements de notre système.

2. Le système de détection de visage implémenté

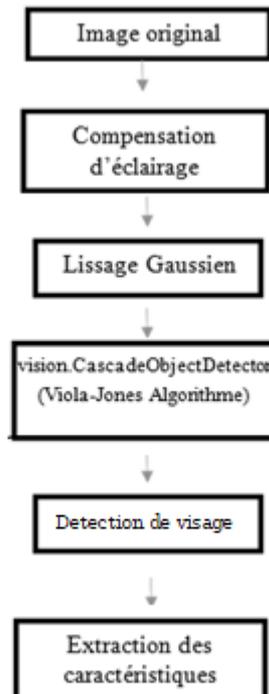


Figure 3.1 : méthode proposé pour la détection de visage

2.1 Prétraitement (Normalisation)

2.1.1 Compensation d'éclairage (CE)

Le changement d'éclairage est un problème complexe dans le domaine de la vision par ordinateur, causé par la luminance complexe de l'environnement dans le monde réel. Le problème dans la détection de visage basée sur la couleur de la peau est qu'il est très sensible à la variation d'éclairage, et les effets sont de plus en plus graves, parce que l'apparition de la couleur de peau dépend des conditions d'éclairage. L'algorithme de compensation d'éclairage (LC) est très efficace pour améliorer et restaurer les couleurs naturelles dans les images qui sont prises dans des conditions d'éclairage difficiles. Par conséquent des nombreux de recherches ont prouvé que l'utilisation de la compensation d'éclairage est indispensable pour la détection de visage sur la base de la couleur de peau. Ça puissance apparait lorsqu'une image de mauvaise qualité est introduit surtout lorsque la couleur jaune est forte. L'algorithme de Compensation d'éclairage est comme suite : [82]

$$Sc = \frac{Cstd}{Cavg}$$
$$Cavg = \frac{\sum_{i=1}^m (Ci) \text{ ci} > 0}{\sum_{i=1}^m (1) \text{ ci} > 0}$$
$$Cstd = \frac{\sum_{i=1}^m [\max(R, Gi, Bi) + \min(Ri, Gi, Bi)]}{2 * n}$$
$$n = m = \sum_{i=1}^m (1) (Ri = Gi = Bi = 0)$$

Où

- Sc représente le facteur d'échelle pour un canal spécifique de R, G ou B.
- Cstd et Cavg tiennent en compte séparément des valeurs de gris moyen standard du canal spécifique et la valeur moyenne des pixels non noirs dans le même canal.
- m Représente le nombre des pixels dans l'image,
- n représente le nombre des pixels non noir dans l'image.

En calculant la moyenne du pourcentage maximum et minimum canal, une valeur adaptative moyenne de gris de l'ensemble de l'image est acquise.

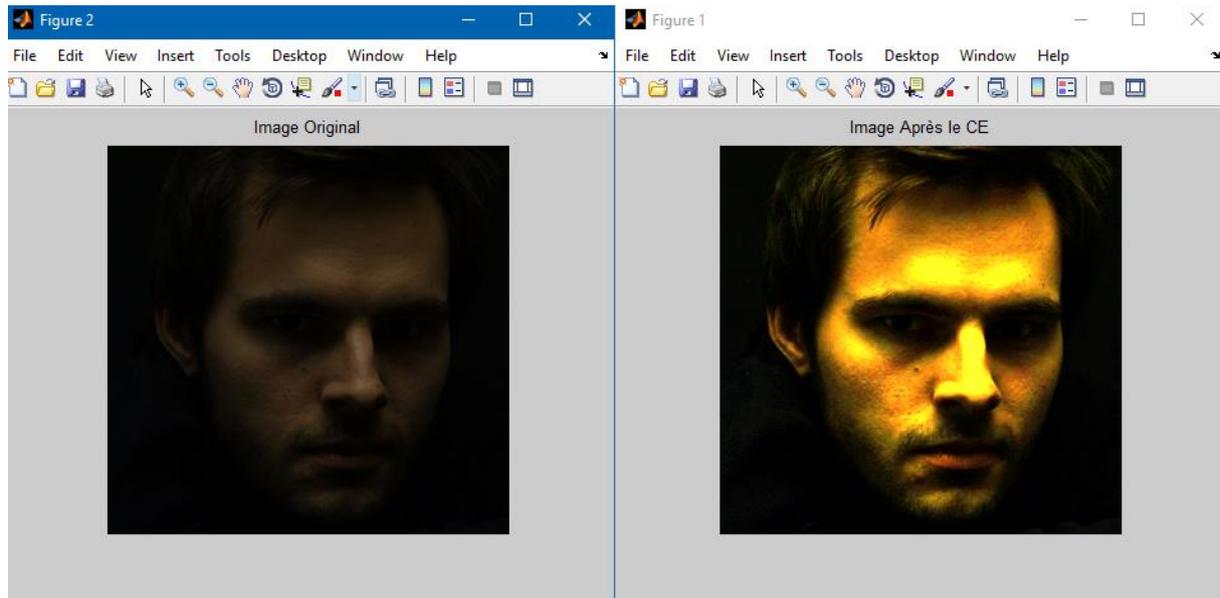


Figure 3.2 : Résultat de compensation d'éclairage

2.1.2 Le lissage par filtre gaussien

Permet de supprimer le bruit basic de l'image, il est rapide et robuste, mais leur inconvénient principal c'est qu'il applique un flou sur l'image mais son effet sera faible sur les contours, car la taille du masque appliqué est : 3×3 .

2.1.3 Détection de visage et extraction des caractéristiques

Détecteur d'objets en cascade (Cascade Object Detector) :

Le détecteur d'objets en cascade du MATLAB utilise l'algorithme Viola-Jones pour détecter le visage, le nez, les yeux, la bouche ou le haut du corps des personnes.

Chaque modèle est entraîné pour détecter un type d'objet spécifique. Les modèles de classification sont entraînés en extrayant des caractéristiques d'un ensemble d'images connues. Ces caractéristiques extraites sont ensuite introduites dans un algorithme d'apprentissage pour entraîner le modèle de classification. Le logiciel *Computer Vision Toolbox™* utilise le

détecteur d'objets en cascade Viola-Jones. Ce détecteur utilise des caractéristiques de type HOG[84], LBP[85] et Haar [83] et une cascade de classifieurs entraînés à l'aide du *boosting*.

3. Le système de reconnaissance de visage implémenté

Notre travail consiste à concevoir un système d'identification biométrique des personnes par l'utilisation des attributs faciaux en se basant sur le calcul de la valeur LBP qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données tout en réduisant sa dimension.

Tout système automatique de reconnaissance de visages doit intégrer une étape d'apprentissage durant laquelle nous construisons une base de données des personnes connues, stockant des images étiquetées des identités. Pour ce faire, un système automatique comporte deux modes de fonctionnement : un mode enrôlement (apprentissage) et un mode identification (test). Le premier mode sert à extraire pour chaque personne les éléments caractéristiques et les mettre sous la forme d'un vecteur de caractéristiques. Ces derniers sont associés par une étiquette d'identité, et seront stockés dans une base de données dédiée. Le mode d'identification permet de reconnaître une personne à partir de son image faciale, c'est à dire de retrouver l'identité associée à l'image.

Les modules de ce système sont illustrés dans le diagramme ci-dessous :

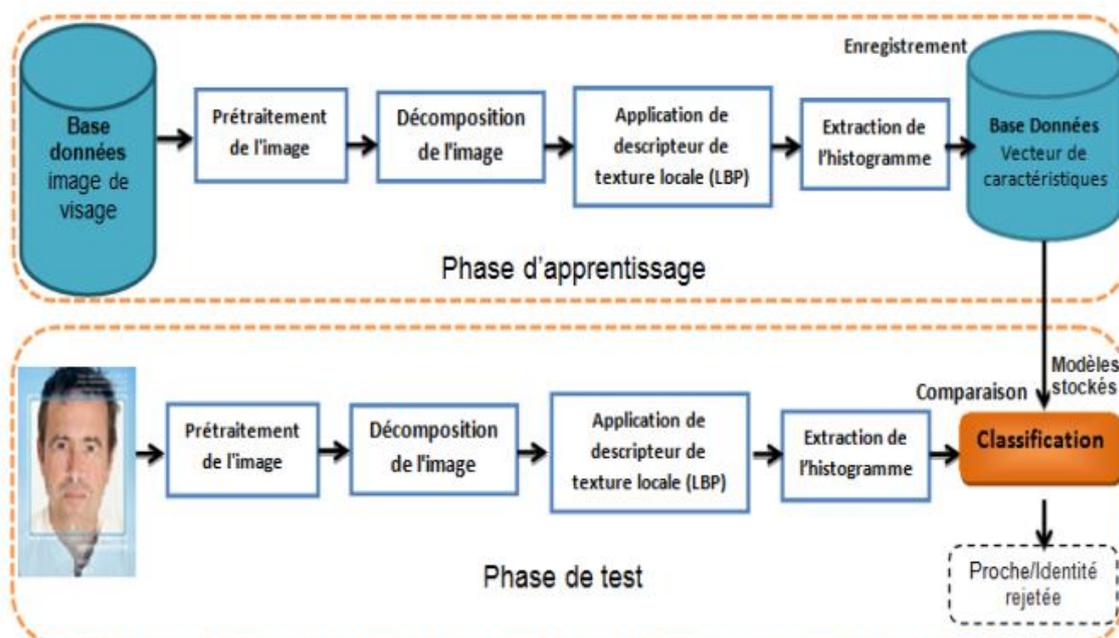


Figure 3.3 : Diagramme de système proposé de reconnaissance de visage.

3.1 Module de prétraitement

La plupart des algorithmes de reconnaissance de visages sont extrêmement sensibles aux conditions d'éclairage, aux bruits qui sont généralement issus du processus de numérisation ou inhérents au signal original. C'est pourquoi il est extrêmement important d'appliquer diverses techniques de prétraitement pour standardiser les images que nous fournissons au système de reconnaissance faciale.

3.2 Module de la décomposition de l'image

3.2.1 LBP multi-blocs (MB-LBP)

Nous avons divisé l'image acquise en régions d'intérêts en $(m \times n)$ sous-blocs et nous avons appliqué la méthode de LBP sur chaque sous-bloc ($m = 1, 2, 3, 4, 5; n = 1, 2, 3, 4, 5$). Après avoir extrait le vecteur de caractéristiques de chaque bloc, nous devons les concaténer pour avoir un nouveau vecteur qui représente l'ensemble des n blocs. Cette méthode est appelée LBP Multi-Blocs (Figure 3.4).

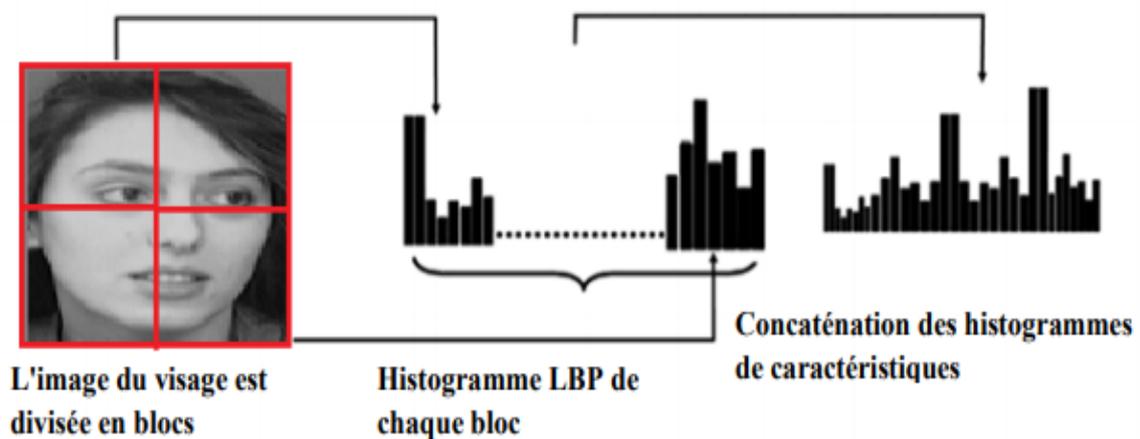


Figure 3.4 : Exemple de décomposition d'image en blocs (2x2).

3.2.2 LBP multi-échelle (ML-LBP)

Le principe de cette approche repose sur l'extraction des caractéristiques de différentes (MB-LBP), puis les concaténer. Le résultat d'histogramme final de ML-LBP est la combinaison de l'ensemble de vecteurs de chaque LBP multi-blocs (MB-LBP) jusqu'à avoir le résultat prévu [86] (Figure.3.5).

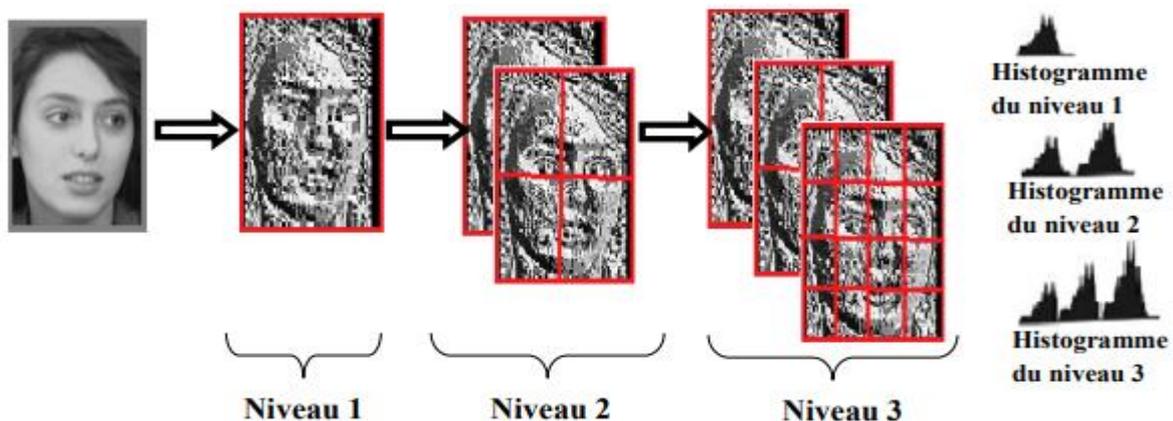


Figure 3.5 : Exemple d'approche ML-LBP d'extraction de caractéristiques avec (n=3 niveaux):

3.3 Module d'extraction des caractéristiques

La phase de l'extraction des caractéristiques est une méthode de réduction dimensionnelle qui représente les informations intéressantes et discriminantes d'une image de manière succincte dans un vecteur. Cette étape est la plus importante car les performances du système en dépendent (résultats et robustesse, un temps de latence acceptable pour des applications « temps réel »). Nous avons utilisé pour cette tâche l'extracteur des caractéristiques LBP (Local Binary Pattern).

3.4 Classification et décision

Dans cette dernière étape de ce système de reconnaissance faciale, nous cherchons, parmi les modèles d'apprentissage représentés en paramètres descriptifs ceux qu'ils sont les plus proches en calculant des distances entre le vecteur de l'image sélectionnée et chaque vecteur de la base d'apprentissage (comparaison 1 à N). Le résultat sera : « Personne identifiée » ou « Personne non identifiée ».

4. Implémentation

4.1 Environnement du travail

Dans cette section, nous présentons les environnements matériel et logiciel de notre travail:

4.1.1 Environnement matériel

Afin de bien mener ce projet, nous avons mis à notre disposition un ensemble de matériels dont les caractéristiques sont les suivantes :

Un ordinateur HP avec les caractéristiques suivantes :

Processeur : Intel® Core™i5-3337U CPU @ 1.80GHz.

Mémoire installée (RAM) : 6.00Go.

Type Système : Système d'exploitation 64bits, processeur x64.

Caméra : avant de 0.9 Mpx,

4.1.2 Outils de développement Matlab R2014a

Nous avons implémenté notre système de reconnaissance de visages dans l'environnement de programmation Matlab R2014a qui offre une grande simplicité de manipulation des images.

Pourquoi utiliser Matlab dans la reconnaissance de visages ?

Matlab est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien simple et rapide. Ce langage possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tels que:

- Il est facile d'accéder et visualiser nos données sur Matlab.
- Facilité de manipulation des matrices ce qui est un point fort et important dans le cas de notre application.
- Un large choix de bibliothèques qui prennent en charge tous les outils mathématiques.
- Utile au traitement et à l'analyse des images.
- Il existe beaucoup d'algorithmes pour l'extraction des caractéristiques et l'apprentissage automatique.

- Il propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.
- Nous pouvons accéder aux contributions des utilisateurs sur site de la communauté d'utilisateurs de Matlab central [87] .

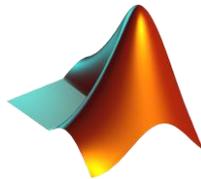


Figure 3.6 : Extension MATLAB

4.2 Présentation de l'application

Nous passons maintenant à l'interface graphique. Dans cette partie, nous présenterons nos deux applications qui vont être destinée aux utilisateurs, elles sont simple et permet d'illustrer les principaux processus et fonctionnalités de notre système.

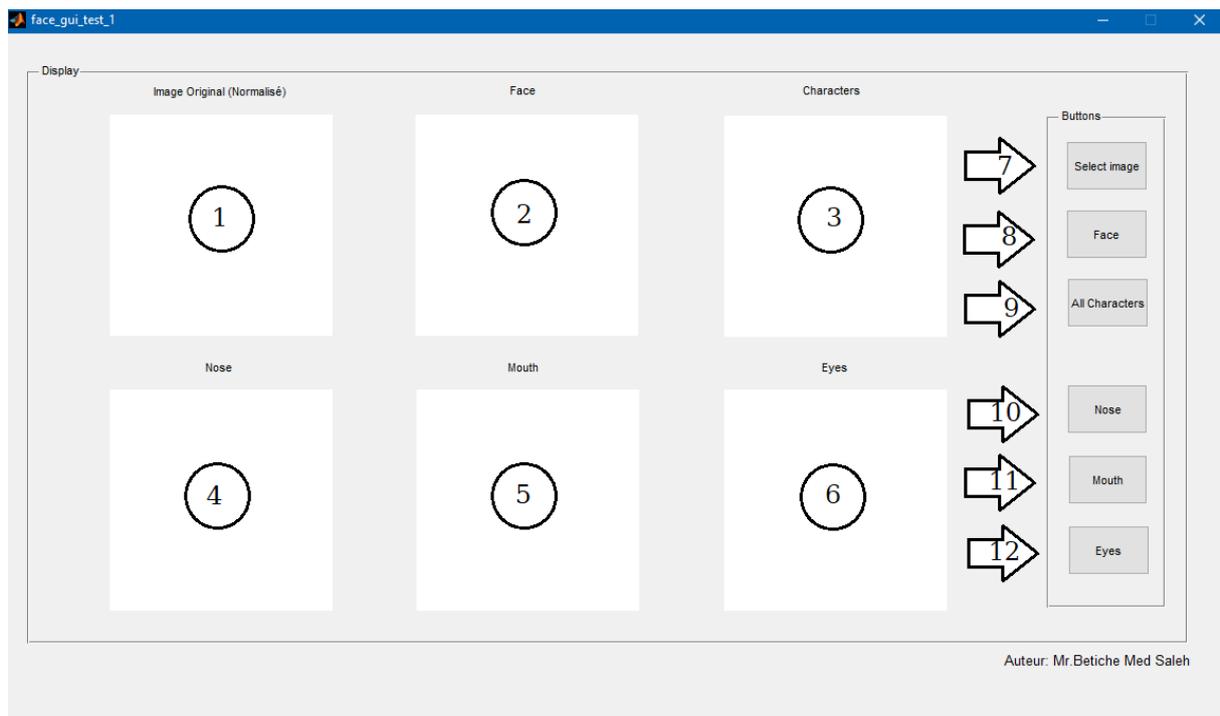


Figure 3.7 : Interface de l'application de détection visage et caractéristique

- 1 : Affichage de l'image d'entrer (Normalisé)
- 2 : Affichage de visage détecté
- 3 : Affichage des caractéristiques visages détectés
- 4 : Affichage de Nez détecté
- 5 : Affichage de Bouche détecté
- 6 : Affichage des Yeux détecté
- 7 : Bouton pour sélectionner l'image d'entrée
- 8 : Bouton pour la détection de visage
- 9 : Bouton pour la détection des caractéristiques visages
- 10 : Bouton pour la détection de Nez
- 11 : Bouton pour la détection de Bouche
- 12 : Bouton pour la détection des Yeux

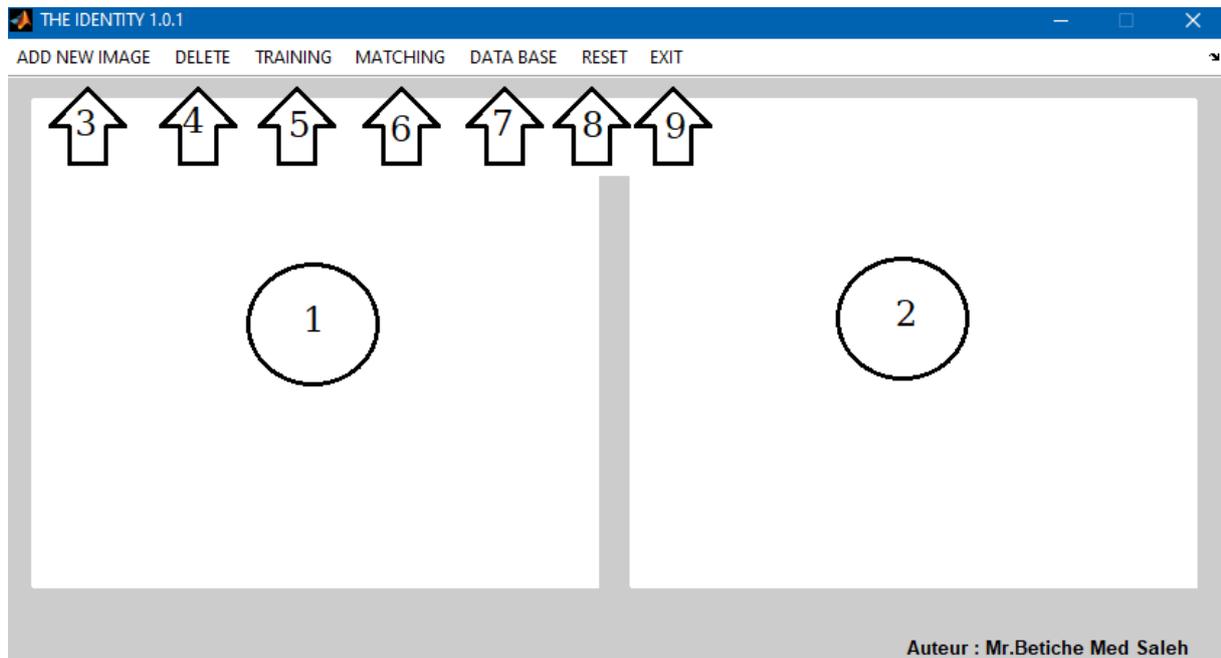


Figure 3.8 : Interface de l'application de reconnaissance de visage

- 1 : Affichage de l'image d'entrer
- 2 : Affichage l'image résultats
- 3 : Menu pour ajouter une image
- 4 : Menu pour supprimer une image de base de données ou la liste de pointage.
- 5 : Menu pour l'apprentissage
- 6 : Menu pour le test d'une image
- 7 : Menu pour voir la base de données et la liste de pointage
- 8 : Menu pour réinitialiser l'application
- 9 : Menu pour quitter l'application

Base de données

Nous avons fait notre base des images combinées avec une partie de la base de données faces94 pour tester notre système de reconnaissance.

5. Tests et résultats

Dans ce qui suit, on va présenter l'ensemble des captures d'écran, et des tests et des résultats de notre système dans les différents cas.

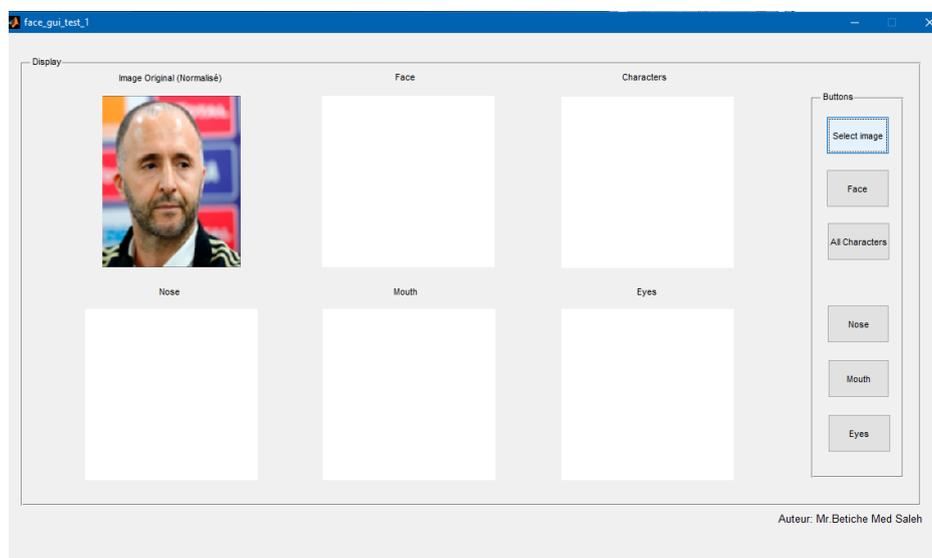


Figure 3.9 : Chargement de l'image

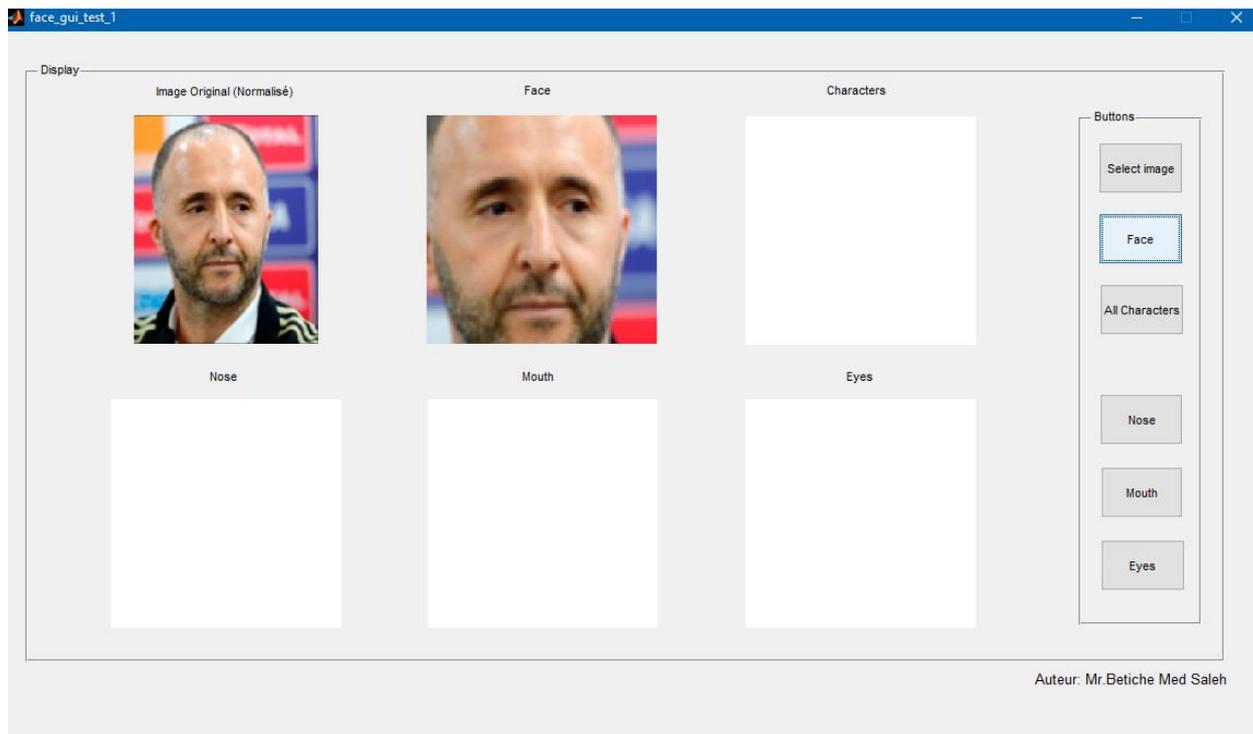


Figure 3.10 : Détection de visage

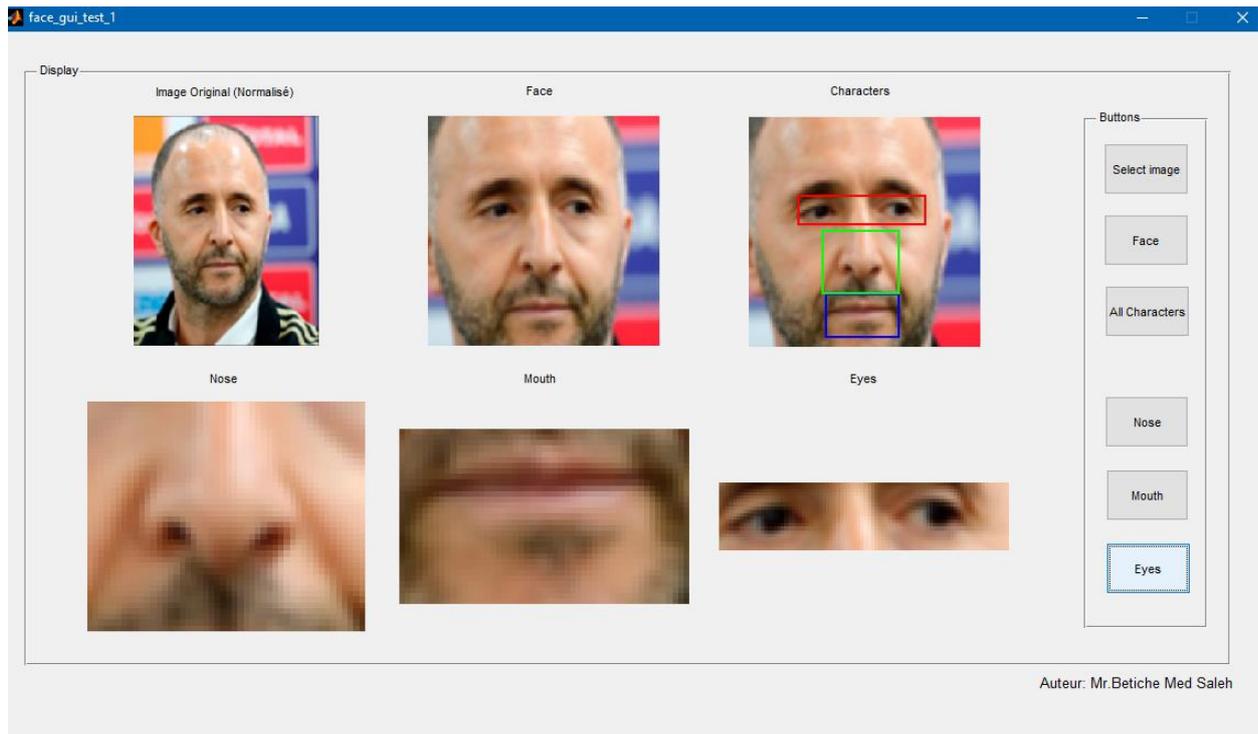


Figure 3.11 : Extraction des caractéristiques

L'application de reconnaissance :



Figure 3.12 : Ajouter une personne sur la base des donnes

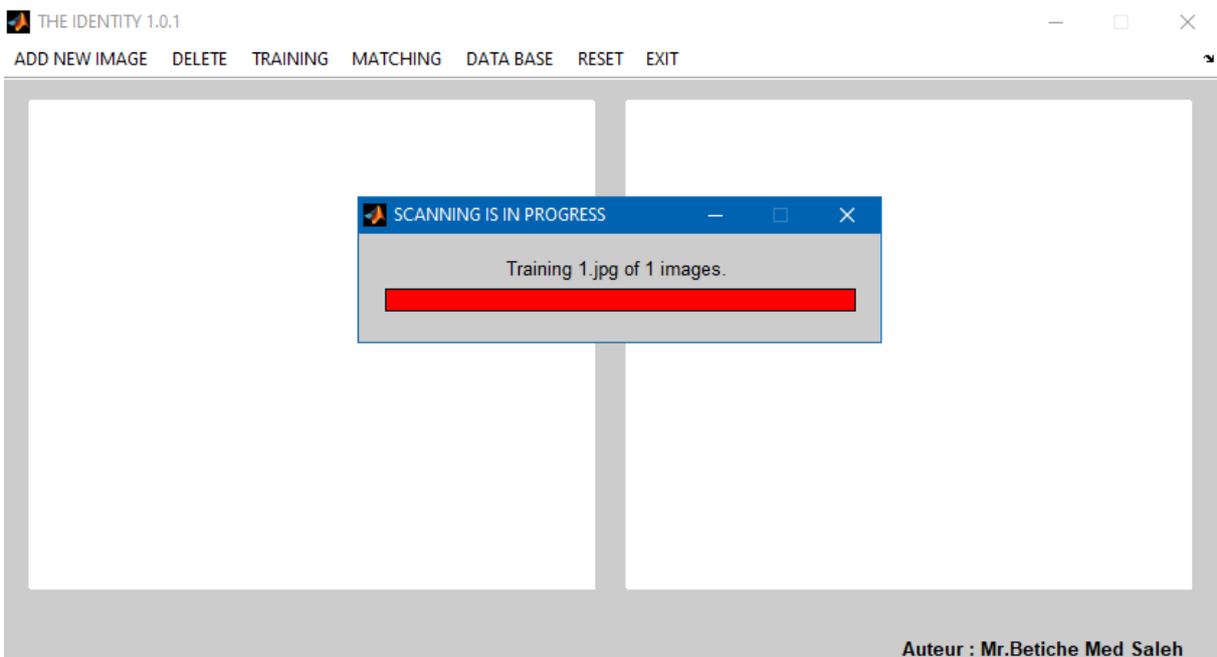


Figure 3.13 : Apprentissage de visage ajouter

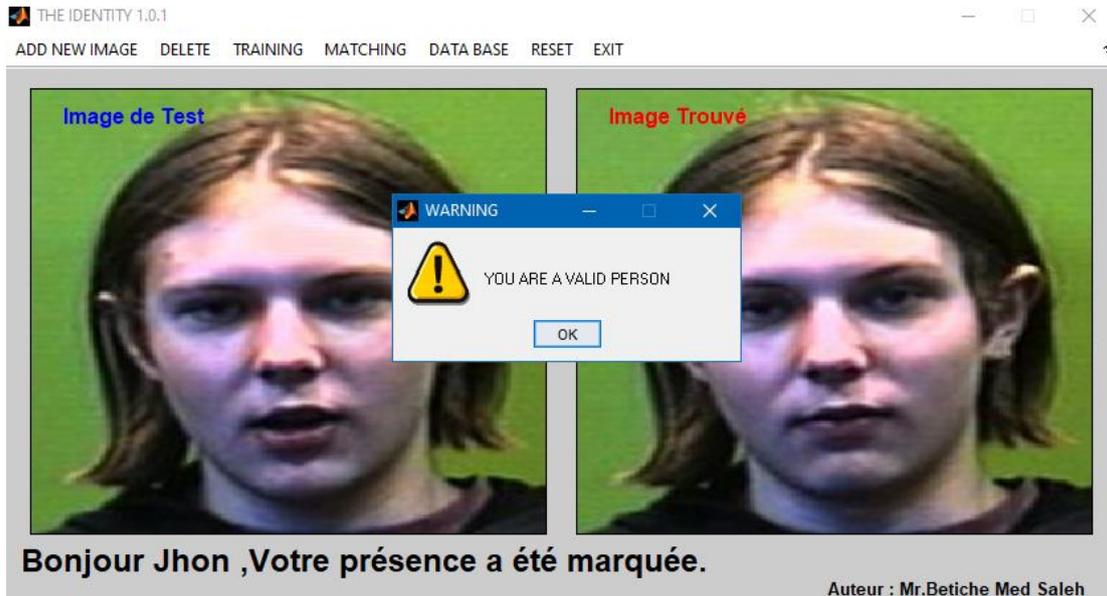


Figure 3.14 : Test de reconnaissance faciale

attendance_sheet.txt - Bloc-notes

Fichier Edition Format Affichage Aide

Name	Date	Time	Attendance
Jhon	07-Jul-2021	2:54:34	Present

Figure 3.15 : Afficher le pointage

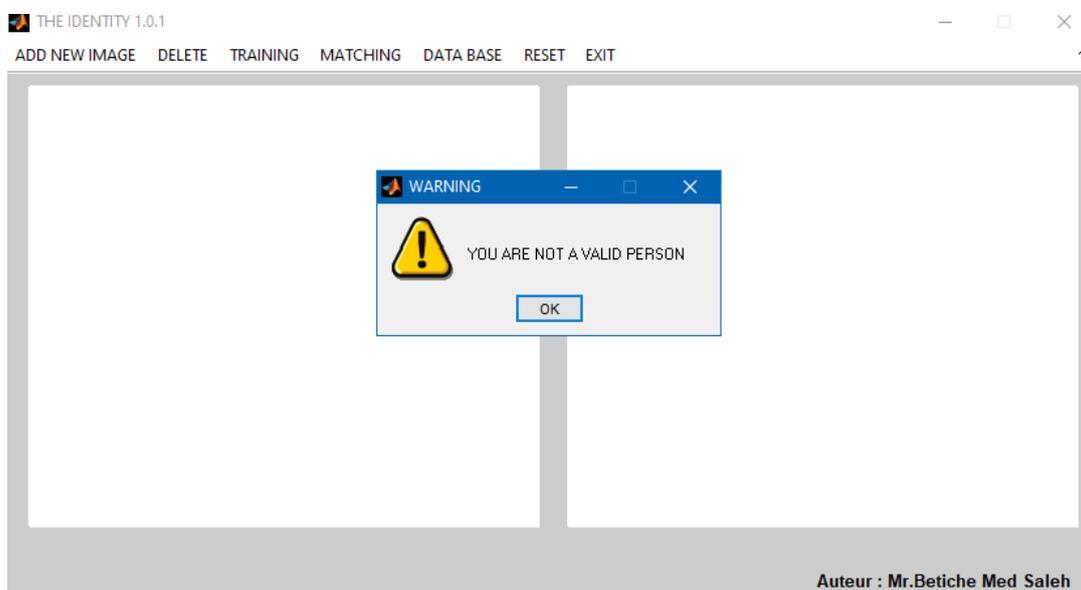


Figure 3.16 : Le cas où la personne n'existe pas dans la base de données

Test Détection des caractéristiques

Caractéristique	Taux sur Notre base
Yeux	94%
Bouche	95%
Nez	97%

Tableau 3.1 : Tableau de test d'extraction des caractéristiques

Test de reconnaissance

	Taux
Bonne reconnaissance	90%
Fausse reconnaissance	0%
Confusion	10%

Tableau 3.2 : Test de reconnaissance de visage

NOTE : Résultats obtenu avec une base des données contiennent 10 personnes (2 photo d'apprentissage pour chaque personne et 1 pour le test).

5.1 Discussion sur les résultats obtenus

Points faibles :

- Les prétraitements utilisés pour améliorer la détection du visage peuvent influencer négativement sur l'extraction des caractéristiques.
- Le mauvais éclairage affecte l'extraction des caractéristiques.
- Les images très petites (visage loin) affectent beaucoup négativement sur l'extraction des traits, ce qui influence sur tout le système.
- Dans certain cas le LBP n'est pas satisfaisante pour la reconnaissance.

Points Fort :

- Une bonne détection des visages même avec barbe, avec moustache ou portant des lunettes.
- La détection donne des bons résultats dans l'éclairage faible.
- Le système est très puissant quel que soit l'ethnie, le sexe ou l'Age des personnes.
- Le système est entièrement automatique, dans l'extraction des traits essentiels du visage.

- La base pour la reconnaissance ne demande pas beaucoup de variétés des classes puisque on a réglé la plupart des cas avant de commencer la reconnaissance.
- Le temps de calcul est très satisfaisant, pour une éventuelle mise en temps réels.

6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la conception de notre système en détail et les algorithmes conçus, les approches implémentées, ainsi que les interfaces de notre application et quelques résultats de tests dans les différents cas. Nous pouvons dire que le programme réalisé permet de détecter et reconnaître les visages.

Conclusion générale et Perspectives

Dans notre travail, nous avons parlé sur une problématique d'authentications des personnes dans des endroits où la sécurité est impérative. L'arrivée de la biométrie permet de résoudre des gros problèmes d'authentification rencontrés précédemment. Cette technique se base sur les caractéristiques physiques ou comportementales d'un individu pour pouvoir l'identifier. Plusieurs modalités biométriques ont été distinguées, telles que la reconnaissance de visage, l'empreinte digitale, l'iris, etc.

La méthode utilisée pour la détection de visage est l'algorithme de Viola et Jones, et la technique que l'on a utilisé pour la reconnaissance de visages est les Local Binary Patterns.

Les problèmes de changement d'éclairage ont des répercussions sur les résultats de la reconnaissance de visages surtout en milieu extérieur. On a utilisé des techniques de prétraitement pour améliorer les résultats des expériences. Ces prétraitements ont donnée des meilleurs résultats par rapport à la non application de ces techniques sur les visages lors des expérimentations. Même avec les méthodes de prétraitement les problèmes de changement d'éclairage ne sont pas totalement résolus. Ces obstacles pour l'obtention de résultats plus meilleurs ne sont pas encore résolus jusqu'à maintenant et on aura besoin d'efforts venant des chercheurs.

Pour les travaux futurs, Nous souhaitons améliorer le module d'extraction automatique de visage et de ses caractéristiques. Et d'ajouter un classifieur de Deep Learning au processus de reconnaissance pour améliorer le résultat, enrichir la base, choisir un domaine d'application réel, et aussi faire marcher tout le système en temps réels.

Voici d'autres idées que l'on pourrait imaginer accomplir dans le futur pour la continuité des recherches qu'on a effectué :

- Reconnaissance de personne par infrarouge en utilisant des caméras infrarouges.
- Reconnaissance d'individu par caméra thermique. Les caméras thermiques permettent d'identifier un objet parmi d'autres objets. De plus la caméra thermique préserve la confidentialité des personnes qu'on sauvegarde dans les bases de données.
- Utilisation de matériels informatique plus performant pour augmenter l'efficacité et la rapidité du système.

Bibliographie

- [1] Zhu, C. et Wang, R. (2012). Local multiple patterns based multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification. *Information Sciences*, 187:93-108.
- [2] Rowley, H. A., Baluja, S. et Kanade, T. (1998). Neural network-based face detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 20(1):23-38.
- [3] Schneiderman, H. et Kanade, T. (1998). Probabilistic modeling of local appearance and spatial relationships for object recognition. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1998. Proceedings. 1998 IEEE Computer Society Conference on*, pages 45-51. IEEE.
- [4] Viola, P. et Jones, M. (2001b). Robust real-time object detection. *International Journal of Computer Vision*, 4.
- [5] Yang, Y.-T. H., Huang, C.-J., Chiang, C., Huang, C., Dai, W. et al. (2003). A novel method for detecting lips, eyes and faces in real time.
- [6] Brunelli et al « Face recognition : Feature versus templates», *IEEE Trans,Pattern Anal,Mach,Intell*,15,1042-1052,1993.
- [7] Valentin et al « Connectionist models of face processing : A survey », *Pattern Recog*,27 , 1209-1230,1994 .
- [8] Yang, M.-H., Kriegman, D. J. et Ahuja, N. (2002). Detecting faces in images : A survey. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 24(1):34-58
- [9] Viola, P. et Jones, M. (2001b). Robust real-time object detection. *International Journal of Computer Vision*, 4.
- [10] Lienhart, R. et Maydt, J. (2002). An extended set of haar-like features for rapid object detection. In *Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on*, volume 1, pages I-900. IEEE.
- [11] Viola, P. et Jones, M. (2001a). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages I-511. IEEE.
- [12] Jones, M. et Viola, P. (2003). Fast multi-view face detection.

- [13] Kolsch, M. et Turk, M. (2004). Analysis of rotational robustness of hand detection with a viola-jones detector. In Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on, volume 3, pages 107-110. IEEE.
- [14] B.Khefif « Mise au point d'une application de reconnaissance faciale » Mémoire de Master en Informatique, Université Abou Bakr Belkaid – Tlemcen, 2012/2013
- [15] T.Sakai et al, « Computer analysis and classification of human faces », in Proc, First USA Japan computer Conference, p .27, 1972.
- [16] R.Chellappa et al « Human and machine recognition of faces : A survey, Proc IEEE 83,5, 1995
- [17] Tan, X., Chen, S., Zhou, Z.-H. et Zhang, F. (2006). Face recognition from a single image per person : A survey. Pattern recognition, 39(9):1725-1745.
- [18] X. Tana et al, « Face recognition from a single image per person: A survey. Pattern Recognition, 2006.
- [19] Turk, M. A. et Pentland, A. P. (1991). Face recognition using eigenfaces. In Computer Vision and Pattern Recognition, 1991. Proceedings CVPR'91., IEEE Computer Society Conference on, pages 586-591. IEEE.
- [20] Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P. et Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition using class specific linear projection. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 19(7):711-720.
- [21] Kanade, T. (1973). Computer recognition of human faces, birkhauser, basel, switzerland and stuttgart.
- [22] Brunelli, R. et Poggio, T. (1993). Face recognition : Features versus templates. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 15(10):1042-1052.
- [23] Manjunath, B., Chellappa, R. et von der Malsburg, C. (1992). A feature based approach to face recognition. In Computer Vision and Pattern Recognition, 1992. Proceedings CVPR'92., 1992 IEEE Computer Society Conference on, pages 373-378. IEEE.

- [24] Wiskott, L., Fellous, J.-M., Kuiger, N. et Von Der Malsburg, C. (1997). Face recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 19(7):775-779.
- [25] Shen, L. et Bai, L. (2006). A review on gabor wavelets for face recognition. *Pattern analysis and applications*, 9(2-3):273292.
- [26] Ahonen, T., Hadid, A. et Pietikäinen, M. (2004). Face recognition with local binary patterns. In *European conference on computer vision*, pages 469-481. Springer.
- [27] Vu, N.-S. et Caplier, A. (2010). Face recognition with patterns of oriented edge magnitudes. In *European conference on computer vision*, pages 313-326. Springer
- [28] Heisele, B., Ho, P. et Poggio, T. (2001). Face recognition with support vector machines : Global versus component-based approach. In *Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on*, volume 2, pages 688-694. IEEE.
- [29] Guo, G., Li, S. Z. et Chan, K. (2000). Face recognition by support vector machines. In *Automatic Face and Gesture Recognition, 2000. Proceedings. Fourth IEEE International Conference on*, pages 196-201. IEEE.
- [30] H.Zedadra et al « Réalisation d'un système de reconnaissance de visage basée sur les caractéristiques biométriques (SkinMap, EyeMap, MouthMap) : application de la vidéosurveillance. » Mémoire Master informatique, Université 8 mai 1945 Guelma, 2016.
- [31] Saigaa, D. (2006). Contribution à l'authentification d'individus par reconnaissance de visages, thèse de Doctorat d'état en automatique. Thèse de doctorat, Université Mohamed khider Biskra Algérie.
- [32] Saigaa, D. (2009). Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris Thèse de Doctorat. Thèse de doctorat, École Doctorale d'Informatique, Télécommunications et Électronique de Paris
- [33] R.Féraud et al «Fast and Accurate Face Detection Dased on Neural Network», *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 1,pp. 42-53,Jan 2001.
- [34] D.Maio et al «Real-Time Face Location on Gray-Scale Static ImagePattern », *Recognition*, vol.33, no.9, pp. 1525-1539,sept 2000.

- [35] C.Garcia et al «Detection Using Quantized Skin Color Regions Merging and Wavelet Packet Analysis»,IEEE Trans. Multimedia vol. 1, no. 3, pp. 264-277, Sept. 1999.
- [36] H. Wu et al «Face Detection from Color Images Using a Fuzzy Pattern Matching Method», IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no .6, pp. 557-563, June 1999
- [37] H.A. Rowley et al«Neural Network-Based Face Detection», IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 1, pp. 2344, Jan 1998.
- [38] H.C Vijay et al « Segmentation Algorithm for Multiple Face Detection in Color Images with Skin Tone Regions using Color Spaces and Edge Detection Techniques ». International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 2, No. 4, August, 2010.
- [39] M.-H. Yang et al, « Detecting Human Faces in Color Images », Proc. IEEE Intel Conf. Image Processing, pp. 127-139, Oct 1998.
- [40] A.J Comenarez et al «Face Detection with Information Based Maximum Discrimination», IEEE Intel Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 782-787, 1997.
- [41] K.C. Yow et al « Feature-Based Human Face Detection », Image and Vision Computing, vol. 15, no. 9, pp. 713-735, Sept. 1997.
- [42] M.S. Lew et al« Information Theory and Face Detection », Proc. Intel Conf. Pattern Recognition, pp. 601-605, Aug 1996.
- [43] K.K. Sung et al « Example-Based Learning for View-Based Human Face Detection » IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 1, pp. 39-51, Jan. 1998.
- [44] M .Turk et al “Eigenfaces for Recognition,” J. Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [45] M. Kirby et al »Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v.12 n.1, p.103-108, January 1990
- [46] I.Craw et al » Face recognition by computer. In Proceedings, British Machine Vision Conference. 489--507. 1996.

- [47] M.Baback et al » Probabilistic Visual Learning for Object Representation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v.19 n.7, p.696-710, July 1997
- [48] I.Biederman et al, » psychophysical analysis of object and face recognition. In Face Recognition: From Theory to Applications, H. Wechsler, P. J. Phillips, V. Bruce, F. F. Soulie, and T. S. Huang, Eds. Springer-Verlag, Berlin, Germany. 1998.
- [49] K.Etemad et al« Discriminant analysis for recognition of human face images. J. Opt. Soc. Am. A 14, 1724--1733. 1997.
- [50] W.Zhao et al, «Robust image based 3d face recognition, University of Maryland at College Park, College Park, MD, 1999 .
- [51] K.JieWang et al »Pattern Recognition Letters Selecting discriminant eigenfaces for face recognition Volume 26, Issue 10, Pages 1470-1482,15 July 2005.
- [52] T.Kanade, » Computer recognition of human faces. Birkhauser, Basel, Switzerland, and Stuttgart, Germany, 1973.
- [53] M. Kelly, »Visual identification of people by computer. Tech. rep. AI-130, Stanford AI Project, Stanford, CA. 1970.
- [54] J. Cox et al, » Feature-Based Face Recognition Using Mixture-Distance, Proceedings of the 1996 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, p.209, June 18-20, 1996
- [55] B. S Manjunath et al “feature based approach to face recognition. In Proceedings”, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 373--378. 1992.
- [56] K.Okada et al, “The Bochum/USC Face Recognition System and how it fared in the FERET Phase III Test”. In Face Recognition: From Theory to Applications, Springer-Verlag, Berlin, Germany, 186--205. 1998.
- [57] L. Wiskott et al »Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v.19 n.7, p.775-779, July 1997.
- [58] A. V.Nefian, et al, »Markov models for face recognition. In Proceedings, International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 2721--2724. 1998.

- [59] F.Samaria, « Face recognition using hidden markov models. Ph.D. dissertation. University of Cambridge, Cambridge, U.K. 1994.
- [60] F.Samaria et al, » HMM based architecture for face identification. *Image Vis. Comput.* 12, 537--583. 1994.
- [61] S.Lawrence et al,» Face recognition: A convolutional neural-network approach. *IEEE Trans. Neural Netw.* 8, 98--113. 1997.
- [62] A.Pentland et al, »View-based and modular eigenspaces for face recognition. In *Proceedings, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* 1994.
- [63] A. Lanitis et al, » Automatic face identification system using flexible appearance models, *Image Vis. Comput.* 13 (5) 393–401, 1995.
- [64] P.Penev et al, » Local feature analysis: A general statistical theory for object representation. *Netw.: Computat. Neural Syst.* 7, 477—500, 1996.
- [65] J.Huang et al, » Component-based face recognition with 3D morphable models. In *Proceedings, International Conference on Audio- and Video-Based Person Authentication.* 2003.
- [66] W. Zhao,R et al, » Face recognition: A literature survey, Volume 35 Issue 4,Pages 399-458 ,December 2003.
- [67] N. GALY: « Etude d'un system complet de reconnaissances digitales pour un capteur microsysteme à balayage ». Thèse de doctorat, Institut national polytechnique de Grenoble (France). Soutenu le 14/04/2005.
- [68] M. WIROTIUS: « Authentification par signature manuscrite sur support nomade ». Thèse de doctorat, Université François Rabelais-Tours (France). Soutenu le 10/11/2005.
- [69] S.L. Padme, D.C. Jain, V.P. Pawar, H.S. Fadewar, and G.P. Khetri: « Human Computer Interpreting with Biometric Recognition System ». *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering.* Vol.02, Issue.02, PP.12, 2012.

- [70] M.D. Femila and A.A. Irudhayaraj: « Biometric Systems ». In proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Electronics and Computer Technology (ICECT). PP.152-156, Kanyakumari (India), 2011.
- [71] A. Ceyhan: « Enjeux d'identification et de surveillance à l'heure de la biométrie». Cultures & Conflits. Vol.04, No.64, 2006
- [72] N. MORIZET, "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris," École Doctorale d'Informatique, Télécommunications et Électronique de Paris, Paris, 2009.
- [73] Damer, Naser. (2018). Application-driven Advances in Multi-biometric Fusion.
- [74] Freyssinet,E., & Desgens-Pasanau, G. (2009). L'identité à l'ère numérique.
- [75] M. El Abed: « Evaluation de systèmes biométriques ». Thèse de doctorat, Université de Caen/Basse-Normandie (France). Soutenue le 09/12/ 2011.
- [76] S.G. ABABSA: « Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D ». Thèse de doctorat, UNIVERSITE D'EVRY VAL D'ESSONNE (France). Soutenue le 03 /10/ 2008.
- [77] Adini, Y., Moses, Y. et Ullman, S. (1997). Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 19(7):721732.
- [78] Chaby, L., Jemel, B., George, N., Renault, B. et Fiori, N. (2001). An erp study of famous face incongruity detection in middle age. Brain and Cognition, 45(3):357-377.
- [79] Crook, T. H. et Larrabee, G. J. (1992). Changes in facial recognition memory across the adult life span. Journal of Gerontology, 47(3):P138-P141.
- [80] Bartlett, J. C. et Leslie, J. E. (1986). Aging and memory for faces versus single views of faces. Memory & Cognition, 14(5):371-381.

[81] N.E. LASMAR: « Modélisation stochastique pour l'analyse d'images ntexturées: Approches Bayésiennes pour la caractérisation dans le domaine des transformées ». Thèse de doctorat, Université Bordeaux I, École Doctorale des Sciences Physiques et de l'Ingénieur (France). Soutenue le 07/12/2012.

[82] R. Hafizur et al « Human Face Detection in Color Images with Complex Background using Triangular Approach»; *Global Journal of Computer Science and Technology Graphics & Vision* Volume 1 3 Issue 4 Version 1.0, 2013.

[83] Viola, Paul and Michael J. Jones, " Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features" , *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001. Volume: 1, pp.511–518.

[84] Dalal, N., and B. Triggs, " Histograms of Oriented Gradients for Human Detection" . *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Volume 1, (2005), pp. 886–893.

[85] Ojala, T., M. Pietikainen, and T. Maenpaa, " Multiresolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification With Local Binary Patterns" . *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Volume 24, No. 7 July 2002, pp. 971–987.

[86] D.Hoang Vu « Biométrie pour l'Identification », Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoï, Vietnam, 07 – 2005.

[87] <https://www.mathworks.com/matlabcentral/>''