Remerciements

Tout d'abord, louange à Allah qui m'a guidé sur le droit chemin tout au long du travail et m'a inspiré les bons pas et les justes reflexes. Sans sa miséricorde

Nous profitons de cette occasion pour remercier tous ceux qui nous ont aidés à réaliser ce projet dans les meilleures conditions.

Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements en premier lieu à notre encadreur, ***DR.SOLTANE M*** *Pour l'aide déterminante qu'il nous a accordée et pour l'intérêt qu'il a porté à notre projet. Qu'il trouve ici l'expression de nos profonds respects.*

Je tiens par la même occasion à remercier mes enseignants qui ont pleinement contribué à ma formation.

Je remercie les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font en acceptant de juger ce travail.

HOUMEUR Ali & ZIGADI labbas.

Dédicaces

A mon cher père,
Et ma chère mère,

Pour l'éducation et le grand amour dont ils m'ont entouré depuis ma naissance. Et pour leurs patiences et leurs sacrifices.

A mes chers frères et mes adorables sœurs,

A tous mes proches ;

A tous mes ami(e)s;

A tous ceux que j'aime.

A toute la promotion 2ème années Master L.M.D option Télécommunication.



HOUMEUR Ali

Dédicaces

J'ai l'honneur de dédier ce mémoire

À mes très chers parents qui étaient présents pour moi

Durant toute ma vie.

A ma famille,

A mes amis,

A tous ceux qui me sont chers

A toute la promotion 2ème années Master L.M.D option Télécommunication



ZIGADI LABBAS

Résumé :

La reconnaissance de visages est une technologie biométrique en vogue, elle est très utilisée dans les applications de contrôle d'accès. Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes globales, locales et hybrides de reconnaissance de visages. Le but de ce projet est d'introduire et d'expliquer les approches classiques de reconnaissance à savoir : ACP, ADL, ACI, SVM, et surtout de présenter les résultats de l'ensemble des tests des différentes méthodes qu'on a évalués, des tests qui ont été réalisés sur différentes bases de données et qui ont permis quel algorithme et meilleure de ceci donne les performances optimales.

Mots clés : biométrie, reconnaissance de visages. ACP, ADL, ACI, SVM

Abstract:

The recognition of faces is a biometric technology sails about it; it is very much used in the applications of access control. In the literature, one finds several methods total, local and hybrids of recognition of faces. The goal of this project is to introduce and to explain the traditional approaches of recognition to knowing: PCA, LDA, ICA, and SVM. and especially to have the results of the whole of the tests of the various methods that one evaluated, of the tests which were carried out on various data bases and which have license that it algorithm and die of this gives the optimal performances.

Key words: biometrics, recognition of faces.PCA, LDA, ICA, SVM.

ملخص:

التعرف على الوجه هي التكنولوجيا البيومترية (الحيوية) ، التي تستخدم على نطاق واسع في تطبيقات التحكم و الوصول ، وهناك العديد من الطرق للتعرف على الوجه (الشاملة والمحلية والهجينة) .والغرض من هذا العمل هو تقديم وشرح النهج التقليدي للتعرف وهي ACP ، ADL، ACI، SVM، وخاصة لعرض و تقييم نتائج جميع الاختبارات من الأساليب المختلفة التي أجريت على قواعد بيانات مختلفة، وأي من هذه الخوارزميات تعطي النتائج الأحسن.

كلمات البحث : القياسات الحيوية، التعرف على الوجه , PCA, LDA, SVM, ICA

Table des matières

Remerciements…….. i
Dédicace…… ii
Résumé…….. iii
Table des matières…… iv
Liste des Figures……... v
Liste des Tableaux…… vi
Liste des abréviations……... vii

Chapitre I : Introduction et Motivation

I.1. Introduction et Motivation……...…….. 1

Chapitre II: Biométrie et la reconnaissance de visage.

II.1. Introduction…….. 4
II.2. La biométrie……..... 4
II.2.1. Fonctionnalité des systèmes biométrique……..... 4
II.2.1.1. L'enrôlement……..... 4
II.2.1.2. Vérification……. 5
II.2.1.3. Identification……..... 5
II.2.2. Modalités biométriques……. 6
II.2.2.1. Reconnaissance de visage……..... 6
II.2.2.2. Empreinte digitale…… 8
II.2.2.3. Iris…… 9
II.2.2.4. Géométrie de la main……..... 10
II.2.2.5. Rétine……. 11
II.2.3. Comparaison entre les techniques biométriques……... 12
II.2.4. Mesure de la performance d'un système biométrique……..... 14
II.3. La reconnaissance du visage……. 17
II.3.1. La place de la reconnaissance de faciale parmi les autres techniques biométriques……. 18
II.3.1. Le processus de reconnaissance de visages……. 20
II.3.2. Architecture générale……. 23
II.3.3. Les déférentes méthodes de la reconnaissance de visage……. 25

II.3.3.1 Méthodes Globales…….. 26
II.3.3.2 Méthodes locales…….. 28
II.3.3.3 Méthodes hybrides……..... 28
II.4. Conclusion…… 30

Chapitre III: L'état de l'art de la reconnaissance de visage.

III.1. Introduction……..... 31
III.2. Analyse en Composantes Principales……..... 31
III.2.1. Méthodologie D'Identification De Visage d'ACP……..... 32
III.2.2. Termes mathématiques……... 33
III.3. Analyse Discriminante Linéaire (ADL)……..... 37
III.4. Analyse en Composantes Indépendantes…… 39
III.4.1. Architecture I : Les images de base statistiquement indépendante…… 41
III.4.2. Architecture II : coefficient statistiquement indépendante……. 43
III.5. Machine à vecteurs de support…… 44
III.5.1. Le principe de SVM…… 45
III.5.2. La séparation optimale…… 45
III.5.3. Le concept d'hyperplan…… 45
III.5.4. La classification linéaire……..... 46
III.5.5 La classification non linéaire…… 47
III.5.6. La classification multi classe……... 48
III.6. Conclusion……... 48

Chapitre IV: Evaluation.

IV.1. Introduction……. 49
IV.2. Base de données…….. 49
IV.2.1. Base de données d'ORL (AT&T)……..... 49
IV.2.1. Base de données indienne de visage (IFD)……. 50
IV.3. Environnement matériel et logiciel……..…….. 51
IV.3.1. Environnement matériel……..... 51
IV.3.2. Environnement logiciel……... 51
IV.3.2.1. Matlab (R 2010 a)…….. 52

IV.4. Résultat d'évaluation…….... 52
IV.4.1. Analyse de la performance……... 52
IV.4.1.1. Taux de précision de la reconnaissance…….. 53
IV.4.1.2.Le Temps d'apprentissage……..……. 55
IV.4.1.3. Temps de Test…… 58
IV.5.Conclusion…… 59

Chapitre V : Conclusion générale.

Conclusion générale……..... 60

Bibliographies

Liste des figures

II.1. Architecture général d'un système biométrique 6
II.2. Reconnaissance de faciale 8
II.3. Empreinte digitale 9
II.4. Iris 10
II.5. Géométrie de la main 11
II.6. Rétine 12
II.7. illustration du FRR et du FAR 16
II.8. Courbe ROC 17
II.9. Schéma général d'un système de reconnaissance de visages 21
II.10.Système de la reconnaissance de visage 23
II.11. Normalisation géométrique du visage 24
II.12. Classification des algorithmes principaux 25
III.1. L'illustration de l'APC a basé le système d'identification de visage 32
III.2. Eigenfaces pour les personnes correspondantes 36
III.3. Illustration du principe de séparation optimale des classes par l'ADL.....37
III.4. Modèle sans visibilité de séparation de source.....41
III.5. Conclusion statistiquement des images indépendantes de base. 42
III.6. Huit vecteurs de dispositif pour chaque technique 42
III.7. Conclusion statistiquement des coefficients indépendants. 44
III.9. Exemple de deux classes linéairement séparables 46
IV.1. Quelques échantillons provenant de base de données de visage d'ORL 50
IV.2. Quelques échantillons provenant de base de données de visage d'IFD 51
IV.3. Taux de précision de la reconnaissance 54
IV.4. Temps d'apprentissage 56
IV.5. Temps de test 58

Liste des tableaux

II.1. Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale……. 7
II.2. Avantages et inconvénients des systèmes de reconnaissance des empreintes digitales……..... 9
II.3. Avantages et inconvénients de la reconnaissance de l'iris…… 10
II.4. Avantages et inconvénients des systèmes de reconnaissance de la main……. 11
II.5. Avantages et inconvénients de la rétine……... 12
II.6. Comparaison entre les techniques biométriques…….. 13
II.7. Comparaison entre les taux FRR et FAR de différents systèmes biométriques…….... 15
II.8. Comparaison des propriétés des caractéristiques locales et des caractéristiques globale……..... 29
IV.1. Représenté le résultat du taux de précision de la reconnaissance…….. 53
IV.2. Représenté le résultat du temps d'apprentissage……..... 55
IV.3. Représenté le résultat du temps de Test…….. 57

Liste des abréviations :

AAM: Modèles Actifs d'Apparence.

CCD: Couple Charged Device

EER: Taux d'erreurs égales ("EqualError Rate")

FAR: Taux de Fausses d'Acceptations ("False Acceptance Rate")

FRR: Taux de Faux Rejets ("False Reject Rate")

HTER: Taux d'erreur moyen ("Half Total Error Rate")

ACI: Analyse en Composantes Indépendantes.

IFD: Indian Face Database

LBP: Local Binary Pattern

ADL: Analyse Discriminante Linéaire

ORL : Olliviti Research Laboratory

ACP : Analyse en Composantes Principales

QP : Programme Quadratique

ROC: Receiver Opération Caractéristique.

RBF: Radial Basis Function

SMO: Sequential Minimal Optimization

SVM: Séparateur a Vaste Marge.

Chapitre I

Introduction et motivation

I.1. Introduction et motivation.

Dans la vie de tous les jours une personne doit être identifiée dans de multiples situations : Entrée d'un immeuble, accès au travail, retrait d'argent, paiement par cartes bancaires, connexion à son ordinateur et à sa messagerie, etc. Entraînant ainsi la mémorisation obligatoire de nombreux codes.

C'est pourquoi aujourd'hui de nombreuses recherches visent à prouver l'identité d'une personne en utilisant des caractéristiques biologiques ou comportementales qui lui sont propres : iris, empreinte digitale, forme de la main, frappe sur un clavier, vélocité de signature, etc.

La biométrie est une tâche particulièrement difficile et généralement considérée comme un problème ouvert. Elle possède de nombreuses applications dans les domaines de sécurité informatique, de multimédia et aussi en sciences cognitives.

La biométrie est la science qui regroupe l'ensemble de ces travaux et dispositifs. Dans le spectre de la biométrie [1]. La reconnaissance de visages, qui tient une place centrale en biométrie, [2].

La reconnaissance des visages humains est considérée actuellement comme l'une des tâches les plus importantes pour relever le défi en reconnaissance des formes. La facilité et la précision avec lesquelles nous pouvons identifier nos amis et nos ennemis, même dans des conditions défavorables, sont des capacités des plus étonnantes du système visuel humain, le but de la reconnaissance des visages est de concevoir des systèmes informatiques capables d'égaler les êtres humains dans ce domaine.

S'investir dans le domaine de la reconnaissance des visages est sans doute motivé par la multiplicité et la variété des champs d'applications de celui-ci (télésurveillance et vérification d'identités, chirurgie plastique, langage des signes…). L'intérêt pour ce domaine s'explique aussi par le fait que par rapport aux autres filières de la reconnaissance des formes (reconnaissance de l'écriture, de la voix, etc.), la reconnaissance des visages n'a pas atteint un niveau aussi avancé que ces autres filières. Ceci s'explique avant tout par la complexité de la forme en question (le visage) comparée avec les autres formes [2].

Nous avons choisi la reconnaissance des visages comme moyen d'identification, par rapport aux autres méthodes, pour différentes raisons :

- Cette identification est naturellement utilisée par une personne normale ; on n'a généralement qu'à voir quelqu'un pour savoir qui la personne est.
- Cette méthode ne demande pas d'équipement d'acquisition très complexe ; une simple caméra peut suffire.
- Ce type de reconnaissance peut éventuellement s'appliquer à la localisation d'un individu dans une foule, contrairement aux autres méthodes.
- Cette approche recevant une information de nature optique, les techniques de traitement optique de 1'information présentent un intérêt [3].

Plusieurs algorithmes de reconnaissance de visage ont été proposés ces dernières années, chacun repose sur une représentation particulière du visage. Nous pouvons identifier deux types d'approches: l'approche globale dans laquelle l'image du visage est considéré comme un vecteur de caractéristique, et l'approche locale qui consiste à appliquer des transformations à des endroits spécifiques de l'image tel que les coins des yeux, de la bouche, le nez, ...etc. [2] et l'approche hybride sont des approches qui combinent les caractéristiques holistiques et locales afin d'améliorer les performances de la reconnaissance de visages [4].

Nous allons fais l'évaluation de la reconnaissance de visage à partir de quatre algorithme dans les deux approche, L'analyse en composantes principales (ACP) , L'analyse discriminante linéaire (ADL), Analyse en Composantes Indépendantes (ACI), et Séparateurs a Vaste Marge (SVM) dans les deux approches globale et locale respectivement. Avec deux bases de données, La base de données d'ORL *« OllivitiResearchLaboratory »* et *« IndianFaceDatabase »* (IFD).

Notre mémoire est organisé comme la manière suivant :

- Le premier chapitre contient une introduction et motivation.
- Le deuxième chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit le principe de fonctionnement des systèmes biométriques puis les déférentes techniques biométriques ainsi que la comparaison, comment mesuré la performance d'un système biométrique. Ensuite, la technologie de la reconnaissance de visage, on présentera le processus et l'architecture générale. Avec les déférentes méthodes.

- Le troisième chapitre on introduira et on expliquera les algorithmes classiques de reconnaissance de visages qui existe dans les méthodes qui nous avons énumérés dans la chapitre précédent.

- Le quatrième chapitre présent une évaluation des performances des quarts algorithmes« ACP, ADL, ACI et SVM ». Pour l'application des reconnaissances de visage de deux bases de données.
- Le cinquième chapitre comme une conclusion général.

Chapitre II

Biométrie et la reconnaissance de visage

Biométrie et la reconnaissance de visage.

II.1. Introduction.

Dans les applications de contrôle d'accès, la biométrie constitue une solution efficace, simple et surtout pas chère, qui assure de bonnes performances. Et parmi toutes les technologies biométriques qui existent, la reconnaissance de visages est parmi des technologies les plus utilisées et les plus adaptées [5].

II.2. La biométrie.

La biométrie est l'étude quantitative des êtres vivants, plus précisément dans notre contexte : c'est la reconnaissance et l'identification des individus en utilisant des informations étroitement liés à leurs caractéristiques. Les méthodes biométriques, impliquent l'utilisation des empreintes digitales, du visage, de la voix, de l'iris ou de l'ADN...etc. Elles possèdent chacune ses propres avantages et ses limitations. Certaines méthodes sont rigoureuses mais sont également très contraignantes (coût élevé, collaboration de la personne indispensable dans la majorité des cas, etc.) alors que d'autres sont plus conviviales mais souffrent de problèmes de précision [4].

II.2.1. Fonctionnalité des systèmes biométrique.

Les systèmes biométriques peuvent fournir trois modes de fonctionnement, à savoir, l'enrôlement, l'authentification (ou vérification) et l'identification. Dans ce qui suit, les figures illustreront, architecture général d'un système biométrique.

II.2.1.1. L'enrôlement.

Le mode d'enrôlement est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs campagnes d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance aux variations temporelles des données.

Pendant cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique (signatures), et enfin stockées dans la base de données.

Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps, puisqu'il s'effectue « hors ligne» [2**].**

II.2.1.2. Vérification.

Dans la vérification, le système valide l'identité d'une personne en comparant sa donnée biométrique acquise, avec celle qui correspond à son identité dans la base de données du système. Dans de tels systèmes, un individu qui souhaite être reconnu décline son identité (par un mot de passe, une carte à puce ou un jeton) et le système fait une comparaison « 1 : 1 » pour déterminer si l'identité prétendue est vrai ou fausse. La vérification est généralement utilisée dans la reconnaissance positive, où le but, est de prévenir l'utilisation d'une identité par plusieurs personnes [6].

II.2.1.3. Identification.

Dans l'identification, le système reconnaît un individu en comparant sa donnée biométrique acquise avec toutes les données enregistrées dans la base de données du système pour trouver une éventuelle correspondance. Dans ce cas, le système est conduit à faire une comparaison « 1 : N » sans que la personne ait à décliner son identité. L'identification est la composante essentielle des applications de la reconnaissance négative ou le système établie si la personne existe dans la base de données. Le but de la reconnaissance négative est de prévenir l'utilisation de plusieurs identités par la même personne. L'identification pourrait aussi être utilisée dans la reconnaissance positive pour limiter le rôle de l'utilisateur dans la reconnaissance par souci de commodité (le fait de décliner son identité).Contrairement à la reconnaissance positive, qui peut se faire par mots de passes, clé set cartes d'accès, la reconnaissance négative ne peut se faire que par la biométrie [6].

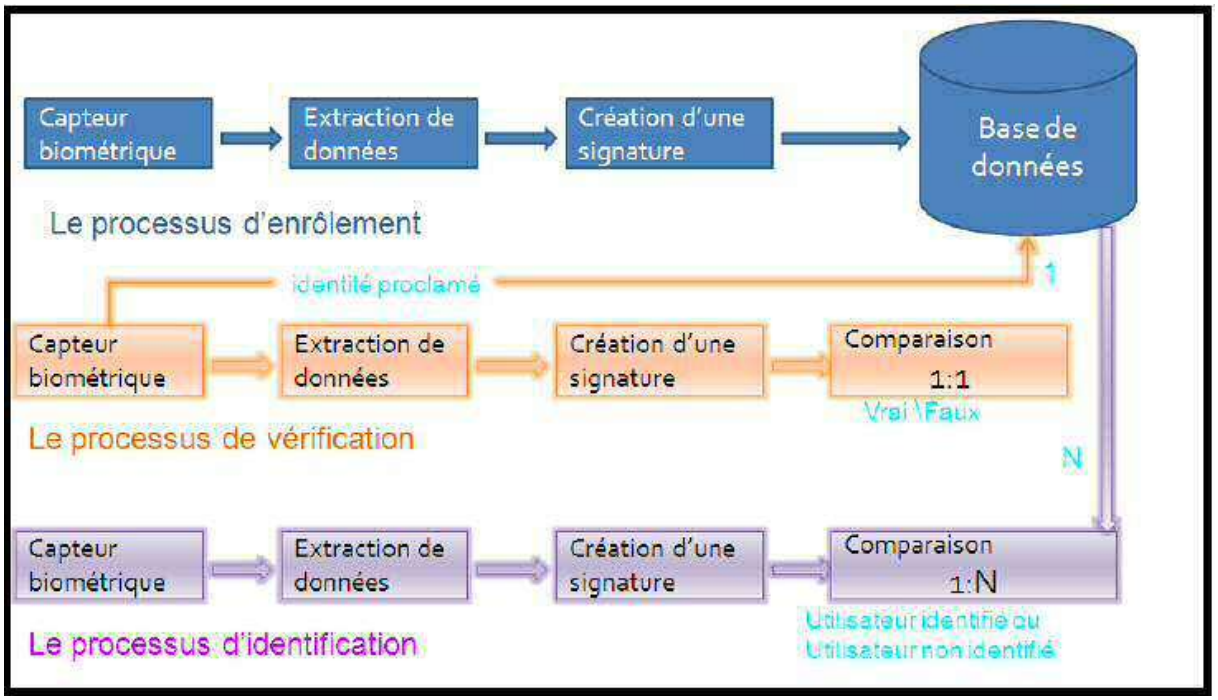


Figure (II.1):Architecture général d'un système biométrique [7].

II.2.2. Modalités biométriques.

Il y a trois catégories technologiques de la biométrie, la première est l'analyse biologique comme les tests portants sur le sang, l'ADN, l'urine etc. La deuxième est l'analyse comportementale, elle traite la dynamique de la signature, la façon d'utiliser un clavier ou la manière de marcher. Enfin il y a l'analyse morphologique qui est la plus répandue et qui traite les empreintes digitales, la forme de la main, les traits du visage, la voix, le dessin du réseau veineux de l'œil etc. [8].

II.2.2.1. Reconnaissance de faciale :

L'utilisation des techniques de reconnaissance faciale a connu un développement à grande échelle depuis le milieu des années 90, avec l'utilisation efficace de nouvelles technologies, notamment l'ordinateur et sa capacité de traitement d'images ce qui lui a donné des nouvelles applications [9].

Les caractéristiques essentielles pour la reconnaissance du visage sont: les yeux, la bouche, le tour du visage, le bout du nez, etc. Selon le système utilisé, l'individu doit être positionné devant la caméra ou peut être en mouvement à une certaine distance. Les données biométriques qui sont

obtenues sont comparées au fichier référence. Le logiciel doit être capable d'identifier un individu malgré différents artifices physiques (moustache, barbe, lunettes, etc..).

Le visage est une biométrie relativement peu sûre. En effet, le signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques. Celles-ci peuvent être causées, entre autres, par le maquillage, la présence ou l'absence de lunettes, le vieillissement et l'expression d'une émotion. La méthode de la reconnaissance du visage est sensible à la variation de l'éclairage et le changement de la position du visage lors de L'acquisition de l'image [10].

Le tableau (II-1) ci-dessous résume les avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale.

Tableau (II-1) : Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale [6].

Avantages	Inconvénients
• Peuvent s'appuyer sur les équipements d'acquisition de l'image actuelle. • Peuvent comparer des images statiques, comme des photos de permis de conduire. • Seule technique biométrique offerte sur le marché capable de fonctionner sans la collaboration du sujet.	• Les changements dans l'environnement d'acquisition des images (principalement la lumière et l'angle de l'appareil photo) peuvent avoir une incidence sur l'exactitude de la concordance. • Les changements physiques peuvent tromper le système. • Fortes préoccupations relatives au respect de la vie privée en raison de leurs capacités d'enrôlement et d'identification sans la collaboration des sujets.

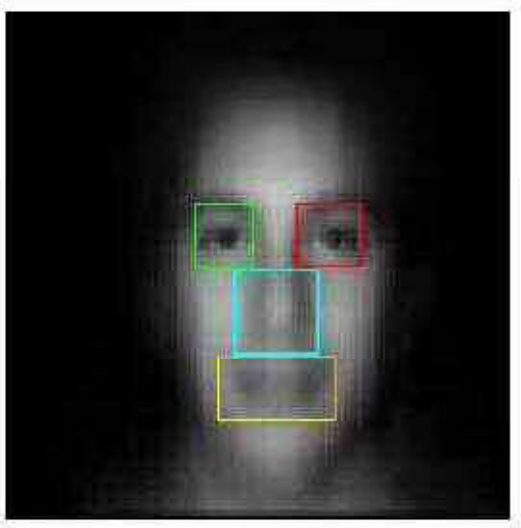


Figure (II.2) : Reconnaissance de faciale [11].

II.2.2.2. L'empreinte digitale :

De part son efficacité, la reconnaissance des empreintes digitales est la technique biométrique la plus utilisée. Une empreinte digitale est la forme des crêtes et sillons sur la surface du bout d'un doigt. Il a été démontré que chaque être humain possède sa propre empreinte et qu'elle est unique, même des jumeaux identiques ont des empreintes différentes.

Elle est aussi différente pour des doigts différents de la même personne. De nos jours, les capteurs d'empreintes digitales coûtent moins de 50$ US et on les rencontre dans un grand nombre d'applications [6]. Il existe certains inconvénients qui sont résumes dans le tableau (II-2) [6].

Tableau (II-2) : Avantages et inconvénients des systèmes de reconnaissance des empreintes Digitales [6].

Avantages	Inconvénients
• Technique évoluée et éprouvée • Grande précision. • Peuvent être installés dans divers Milieux. • Dispositifs ergonomiques et faciles à Utiliser. • Permettent d'enrôler plusieurs empreintes (plus grande précision et fiabilité).	• Enrôlement impossible pour un faible Pourcentage (Facteurs génétiques, environnementaux, professionnels). • Bruit causé par le système d'acquisition. • Possible association psychologique à une enquête criminelle. • Usure de l'empreinte avec le temps.



Figure (II.3) : L'empreinte digitale [11].

II.2.2.3. L'iris :

Après l'avoir localisé, on prend des photos en noir et blanc, on utilise ensuite des coordonnées polaires et on cherche les transformées en ondelettes, pour avoir finalement un code représentatif de l'iris. Utilise la distance de hamming comme mesure de similarité. La reconnaissance par iris est très utilisée dans les applications d'identification et de vérification, car il est hautement distinctif, unique, sa forme est stable et il est protégé et très robuste, toute fois les équipements d'acquisition coûtent chères [5]. Le tableau (II-3) résume les avantages et inconvénients de la reconnaissance de l'iris.

Tableau (II-3) : Avantages et inconvénients de la reconnaissance de l'iris [6].

Avantages	Inconvénients
• Potentiel de très grande précision • Peuvent être utilisés pour l'identification et la vérification • Les structures de l'iris restent stables durant toute là vie.	• L'acquisition des images exige une certaine formation et de la pratique. • L'acquisition des images crée un certain inconfort chez l'utilisateur, ce qui peut empêcher l'enrôlement de certaines personnes.

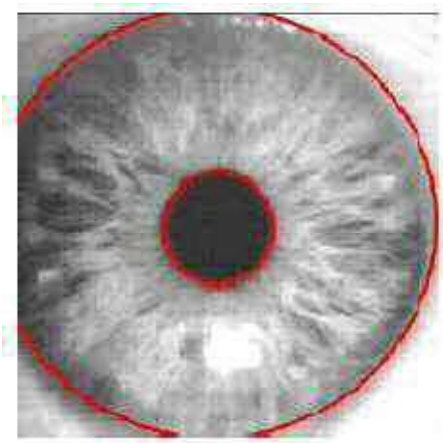


Figure (II.4) : L'iris [11].

II.2.2.4. La géométrie de la main.

La reconnaissance de la géométrie de la main se base sur un nombre de mesures prises à partir de la main incluant sa forme, la taille de la palme, la longueur et la largeur des doigts. Les systèmes d'authentification qui se base sur la géométrie de la main ont été très utilisés daris le monde (Aéroports de New York, Los Angeles, San Francisco, Toronto, Vancouver:..). La technique est très simple, facile à utiliser et pas très chère. Les facteurs environnementaux comme l'humidité de la main et la saleté n'affectent pas la justesse de l'authentification. Cependant, la géométrie de la main n'est pas une caractéristique très

distinctive. Pour cela, on ne peut pas l'utiliser dans l'identification d'un individu issu d'une large population. En plus, la géométrie de la main peut varier avec le temps (croissance, port d'une bague). Aussi, la taille des systèmes d'acquisition (relativement grande) exclu leur utilisation dans les systèmes mobiles [10].

Tableau (II-4) : Avantages et inconvénients des systèmes de reconnaissance de la main [6].

Avantages	Inconvénients
• Technique sure et bien établie. • Généralement perçus comme non Contraignons. • Enrôlement et vérification rapides.	• Précision restreinte. • Le format volumineux de l'appareil peut restreindre ses applications.



Figure (II.5) : La géométrie de la main [11].

II.2.2.5. La Rétine.

La rétine est un nerf sensible à la lumière situé dans le fond de l'œil. Elle est entourée de petits vaisseaux sanguins dont la disposition est variable d'un individu à l'autre. La lecture des caractéristiques de la rétine est une technologie plus ancienne que la lecture de l'iris. La lecture rétinienne n'est pas très agréable car elle nécessite le Placement des yeux à proximité d'une tête de lecture (environ 5 millimètres). Cela donne l'impression d'être en consultation ophtalmologique. L'image de la rétine peut être finalement numérisée par un laser à faible intensité (un laser normal brûlerait la rétine) et être stockée afin d'être comparée ultérieurement à celle d'un individu à

contrôler. Les lecteurs de rétine identifient jusqu'à 192 points de repère [12]. Le tableau (II-5) résume les avantages et inconvénients de la rétine.

Tableau (II-5) : Avantages et inconvénients de la rétine.

Avantages	Inconvénients
• Résistant à la fraude, difficile et long à imiter. • unicité même chez les vrais jumeaux • technique fiable.	• difficile à utiliser en cas de contrôle d'une population important (temps important). • Cout • Nécessite de placer ses yeux a très faible distance du capteur, donc système intrusif mal accepté psychologiquement.

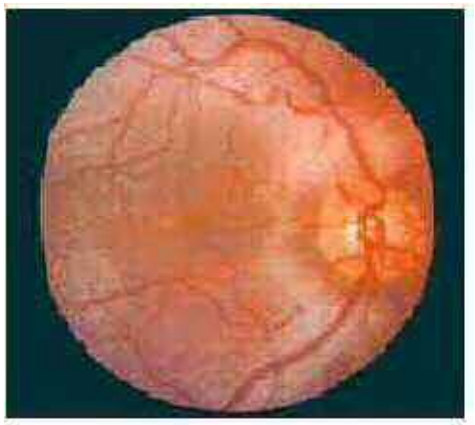


Figure (II.6) : La Rétine [11].

II.2.3. Comparaison entre les techniques biométriques :

Il existe plusieurs des techniques biométriques et elles sont utilisées dans diverses applications. Chaque technique biométrique a ses forces et faiblesses, et le choix dépend de l'application. Aucune technique biométrique ne réponde efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucune technique biométrique n'est optimale.

La correspondance entre une technique biométrique et une application dépend du mode opérationnel de l'application et des propriétés de la caractéristique biométrique [6].

Tableau (II.6): Comparaison entre les techniques biométriques [8].

Biometrics	Universality	Uniqueness	Permanence	Collectability	Performance	Acceptability	Circumvention
Face	H	L	M	H	L	H	L
Fingerprint	M	H	H	M	H	M	H
Hand geometry	M	M	M	H	M	M	M
Keystrokes	L	L	L	M	L	M	M
Hand veins	M	M	M	M	M	M	H
Iris	H	H	H	M	H	L	H
Retinal scan	H	H	M	L	H	L	H
Signature	L	L	L	H	L	H	L
Voice	M	L	L	M	L	H	L
Facial thermograph	H	H	L	H	M	H	H
Odor	H	H	H	L	L	M	L
DNA	H	H	H	L	H	L	L
Gait	M	L	L	H	L	H	M
Ear Canal	M	M	H	M	M	H	M

(H: High, **L:** low, **M:** median**)**

• **Universalité :** ceci signifie que chaque personne devrait avoir le trait.

• **Unicité :** ceci indique que deux personnes quelconques devraient être suffisamment différentes en termes de leurs traits biométriques.

• **Permanence :** ceci signifie que le trait devrait être suffisamment invariable sur une certaine période de temps.

• **Collecte :** ceci indique que le trait peut être mesuré quantitativement.

• **Performance :** qui se rapporte à l'exactitude et la vitesse d'identification, les ressources requises pour obtenir l'exactitude d'identification et la vitesse désirées, aussi bien que les facteurs opérationnels et environnementaux qui les affectent.

• **Acceptabilité :** ce qui indique le point auquel les gens sont disposés à accepter l'utilisation d'un trait biométrique particulier dans leurs vies quotidiennes.

• **Vulnérabilité (Mise en échec) :** ce qui reflète à quel point il est facile de tromper le système par des méthodes frauduleuses.

II.2.4.Mesure de la performance d'un système biométrique.

Un système biométrique n'utilise pas toute l'information contenue dans l'image ou le signal capté, il en extrait certaines caractéristiques, ce qui réduit la qualité d'informations, donc la capacité du système à reconnaitre l'unicité d'une donnée, puis il effectue un calcul et obtient un résultat à partir des données recueillies [7].

❖ **Reconnaissance de visage.**

Sont acquis pour entrer sur le territoire américain, des outils d'évaluation ont été mis en œuvre pour tester les performances des algorithmes de reconnaissance, en particulier dans le mode vérification. Ces outils sont indépendants de la modalité utilisée. Ils tiennent compte de plusieurs critères : techniques, financiers, opérationnels et humains. Ainsi, on cherche à évaluer la fiabilité d'un système face aux intrusions, aux impostures tout en restant facilement utilisable. Nous allons nous intéresser dans cette thèse aux évaluations algorithmiques [13].

Les procédés classiques de vérification d'identité tels que le code PIN ou le mot de passe sont toujours identiques au moment de l'enregistrement et à la vérification. Pour la biométrie, le gabarit ou l'image de test ne sont jamais parfaitement identiques à ceux de référence. Le gabarit est un ensemble de caractéristiques extraites du signal initial de manière à comprimer l'information issue du capteur et à la rendre discriminante. Les variations sont généralement dues aux conditions d'acquisition et aux personnes (lunettes, coiffure, ...). Il faut donc diminuer leurs effets, c'est à dire imposer des contraintes d'utilisation ou avoir un système robuste à ces derniers [13].

En sortie d'un système biométrique, nous avons un score qui reflète la ressemblance entre le gabarit de référence et de test. Ce score peut être une similarité et dans ce cas plus le score est grand plus on a de ressemblance c'est à dire que la personne est bien celle qu'elle prétend (revendique). On dit dans ce cas que c'est un client. C'est le cas d'une corrélation par exemple. Le score peut être aussi une mesure de distance, une distance euclidienne par exemple. Dans ce cas, plus le score est grand plus la ressemblance est faible. C'est ce qui se produit pour une personne prétendant une identité autre que la sienne, dans ce cas on dit qu'on est en présence d'un imposteur. Une décision est faite sur ce score obtenu pour valider l'identité de la personne ou la

refuser à partir d'une comparaison avec un seuil défini auparavant. De là peuvent surgir deux erreurs :

- La fausse acceptation : Cette erreur apparaît quand on accepte une "mauvaise personne. On confond ainsi l'identité d'un imposteur avec celle d'un client. On calcule alors un taux de fausse acceptation ("False Acceptance Rate" - FAR) :

$$\mathbf{FAR} = \frac{\text{Nombre de fausses acceptations}}{\text{Nombre total d'accès imposteurs}}$$

- Le faux rejet : Cette erreur apparaît quand on rejette l'identité d'un client et le reconnaît ainsi comme un imposteur. On évalue alors un taux de faux rejet (False Rejection Rate - FRR) :

$$\mathbf{FRR} = \frac{\text{Nombre de faux rejets}}{\text{Nombre total d'accès client}}$$

A partir de ces deux mesures, nous définissons le score de moitié des taux d'erreurs (Half Total Error Rate - HTER) qui est la moyenne du FRR et du FAR.

A titre d'exemple on peut citer le tableau (II-7) qui compare les taux FRR et FAR de différents systèmes biométriques en se basant respectivement sur, l'empreinte, la face et l'iris et cela dans des conditions bien précises [13].

Tableau (II.7) : comparaison entre les taux FRR et FAR de différents systèmes biométriques.

Trait biométrique	**Condition du test**	**FRR**	**FAR**
Empreinte digitale	Rotation, distorsion exagérée de la peau	2%	2%
Visage	Variation de la lumière, intérieur/extérieur, temps.	10%	1%
Iris	Environnement intérieur, plusieurs visites.	0.99%	0.94%

La relation liant FAR et FRR est illustrée sur la figure (II.7). On peut voir que plus le FRR faible et plus le FAR est élevé et inversement. Ces deux déments dépendent du réglage du seuil qui le résultat d'un compromis scion le choix de l'application. Pour des applications de haute sécurité (accès au coffre fort de" la banque centrale par exemple), on cherchera à limiter au maximum la possibilité d'intrusion, ce qui se traduit par un FAR faible. Au contraire, dans le cadre d'applications médicales, on ne pourra pas se permettre de rejeter une personne par erreur ce qui implique un FRR le plus faible possible [13].

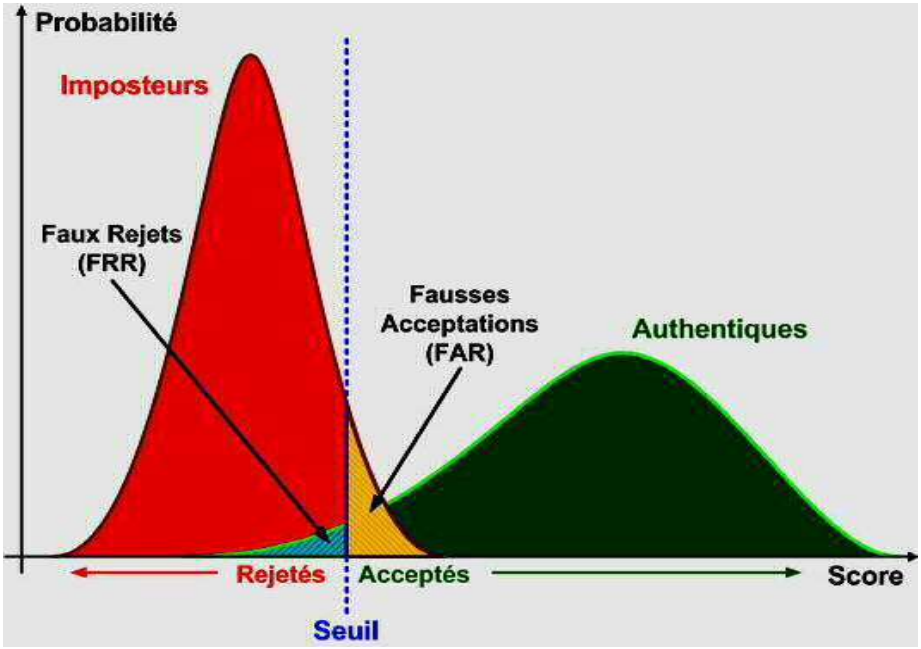
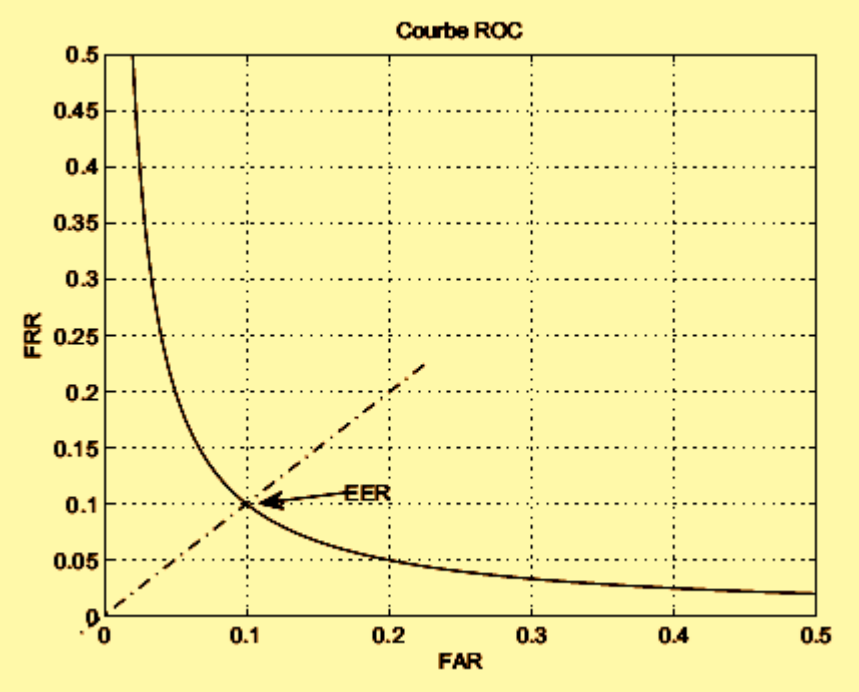


Figure (II.7): illustration du **FRR** et du **FAR** [14].

Reflète les performances de reconnaissance du système biométrique. Les deux taux FRR et FAR sont fonction du seuil T. Pour une valeur du seuil donnée T_0 on a un couple de valeur (FAR(T_0), FRR(To)). Une courbe peut être tracée pour présenter les variations du FAR en fonction du FRR. La figure (II.8) présente un exemple de cette courbe appelée courbe ROC ("Receiver Opération Characteristic"). Sur la courbe, la valeur particulière qui correspond à un FAR égale au FRR est nommée EER ("Equal Error Rate"). Le seuil choisi correspond à la valeur de l'EER. Il permet ainsi de définir le HTER pour les valeurs de FAR et FRR correspondantes [13].



Figure(II.8) : Courbe ROC [13].

Le domaine d'application de la biométrie impose la nature de l'erreur tolérable. Pour une application hautement sécuritaire, la fausse acceptation est intolérable. On fixe le seuil pour avoir le moins de FAR au détriment du FRR. Alors que pour les applications personnelles, on privilégie un FRR bas. Dans tous les cas un EER faible est demandé par les utilisateurs, pour s'approcher le plus des systèmes de mot de passe traditionnels. De là, on peut fixer un autre point de fonctionnement plus adéquat. Le taux de vérification à 0.1% de FAR donne une autre idée sur le comportement du système à faible taux de FAR. Dans ce cas de figure, on ne veut pas d'acceptation d'imposteurs. Ce point de fonctionnement est généralement utilisé avec des modalités telles que l'iris ou l'empreinte. Il demande un nombre assez important de comparaisons intra-classe pour fournir une bonne estimation de cette mesure. Très souvent, on utilise l'EER pour comparer entre elles les performances de différents systèmes biométriques [13].

II.3. La reconnaissance du visage.

Plusieurs méthodes de reconnaissance de visages ont été proposées durant ces 30 dernières années, suivant deux grands axes : la reconnaissance à partir d'images fixes et la reconnaissance à partir de séquence d'images (vidéo).

La reconnaissance de visages basée sur la vidéo est préférable à celle basée sur des images fixes, puisque l'utilisation simultanée des informations temporelles et spatiales aide dans la reconnaissance. Dans ce projet, on sait focaliser sur la reconnaissance basée sur les images fixes, puisqu'elle représente la base de tous les travaux.

La reconnaissance de visages est un gros challenge tellement intéressant, qu'il a attiré les chercheurs des différents domaines : psychologie, identification de modèles, réseaux de neurones, vision d'ordinateur, infographie ...

C'est pour cela, que la littérature est si vaste et si diverse. On peut repartir l'ensemble des techniques de reconnaissance de visages basées sur les images fixes, en trois grandes catégories : les méthodes globales, les méthodes locales et les méthodes hybrides [5].

II.3.1. La place de reconnaissance faciale parmi les autres techniques Biométriques :

La reconnaissance de visages est un gros challenge tellement intéressant, qu'il a attiré les chercheurs des différents domaines : psychologie, identification de modèles, réseaux de neurones, vision d'ordinateur, infographie ..., etc. [15].

C'est pour cela, que la littérature est si vaste et si diverse. On peut repartir l'ensemble des techniques de reconnaissance de visages basées sur les images fixes, en trois grandes catégories : les méthodes globales, les méthodes locales et les méthodes hybrides [15].

La reconnaissance faciale est une technique biométriques qui a une longue histoire. Si l'empreinte digitale est la technique biométrique la plus ancienne et la plus répandue et qui a été adoptée par Scotland Yard dès 1901, et par la Préfecture de Police de Paris, dès 1903 pour rechercher les criminels, la reconnaissance faciale, quant à elle, a trouvé des applications dans différents domaines comme l'identification des personnes inconnues et cela depuis 1926 [15].

Actuellement cette technique est utilisée principalement par l'anthropologie médico-légale dans le domaine de l'identification des individus inconnus où elle est appliquée en parallèle avec la reconstitution faciale dans les cas de catastrophes naturelles où le corps est dans un état avancé de décomposition, la comparaison se fait alors entre les photos des disparus et les portraits issus de la reconstitution.

Un autre champ d'application est l'identification d'auteurs de vol à main armée (VAM):

La comparaison se fait alors entre deux photos: l'une est extraite de l'enregistrement des caméras de surveillance (sa qualité est médiocre), l'autre dite « photo de question » correspond au suspect, elle a été prise dans des conditions idéales et a une bonne qualité d'image [15].

Un autre cas est l'examen comparatif de documents d'identité falsifiés. Chaque fois la tâche de l'anthropologue va être de montrer la correspondance ou non entre l'identité des deux individus.

L'utilisation de techniques de reconnaissance faciale a connu un développement à grande échelle depuis le milieu des années 90, avec l'utilisation efficace de nouvelles technologies, notamment l'ordinateur et sa capacité de traitement d'images et de fouille de banques de données *(datamining)* ce qui lui a donné des nouvelles applications. Ces dernières sont, en plus de l'automatisation des tâches déjà mentionnées plus haut, le contrôle de l'identité sous toutes ses formes:

- contrôle d'accès des utilisateurs aux réseaux informatiques et à l'Internet,
- contrôle d'accès de personnels aux zones contrôlées comme les aéroports
- ou encore la recherche des criminels et des personnes disparus [15].

En plus, la reconnaissance faciale va permettre l'établissement de l'interaction entre machines et humains soit par la détection de l'identité, comme on la vu dernièrement avec le téléphone portable muni d'un système capable de reconnaître son utilisateur, soit par la reconnaissance des mimiques faciales et leurs significations par la machine ce qui permettra aux futurs systèmes de détection de reconnaître l'humeur de leurs utilisateurs. Cette variabilité des applications a donné lieu à la disponibilité de produits commerciaux. Ces produits permettent :

- l'identification, par comparaison, d'un visage à ceux mémorisés dans une base;
- la vérification, par comparaison des identités déclarées avec les identités associées aux visages mémorisés ;
- la supervision, qui permet de suivre l'image d'une personne dans une séquence vidéo ;
- la surveillance, qui permet de retrouver, en temps réel, une personne dans une séquence vidéo à partir d'une liste de visages [15].

L'exemple le plus connu d'utilisation à grande échelle de la reconnaissance faciale est celui de la ville de Newham, dans la banlieue de Londres. Il s'est vu décerner le trophée *BigBrother Award*en 1998 par l'organisation non gouvernementale *Privacy International.*

Un autre exemple d'utilisation ayant eu un certain retentissement est celui de la surveillance et l'identification de personnes recherchées, par reconnaissance des visages dans une foule lors de la finale de foot-ball *(Super Bowl)* des USA, qui a eu lieu à Tampa en Floride, en janvier 2001. Cette utilisation a été fortement critiquée par l'ACLU (American Civil Liberty Union), qui a qualifié l'événement de *SnooperBowl*, autrement dit de *championnat d'espionnage* [15].

La reconnaissance faciale, est une technique biométrique relativement peu sûre car l'image acquise est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractères néanmoins, elle a ses avantages. C'est une technique facile à utiliser, peu intrusive et elle peut être appliquée à distance du sujet, sans solliciter sa coopération. La reconnaissance faciale a donc, comme toutes autres techniques biométriques, sa spécificité et ses champs d'applications qui lui sont propres. Comme nous l'avons dit pour la biométrie, il n'existe pas une technique meilleure, mais devant une situation spécifique c'est la meilleure technique biométrique appropriée qui doit être recherchée et appliquée [15].

II.3.2. Le processus de la reconnaissance de visages.

Tout processus automatique de la reconnaissance de visages doit prendre en compte plusieurs facteurs qui contribuent à la complexité de sa tâche, car le visage est une entité dynamique qui change constamment sous l'influence de plusieurs facteurs. La figure (II.9).illustre la démarche générale adoptée pour réaliser de tels systèmes [16] [2].

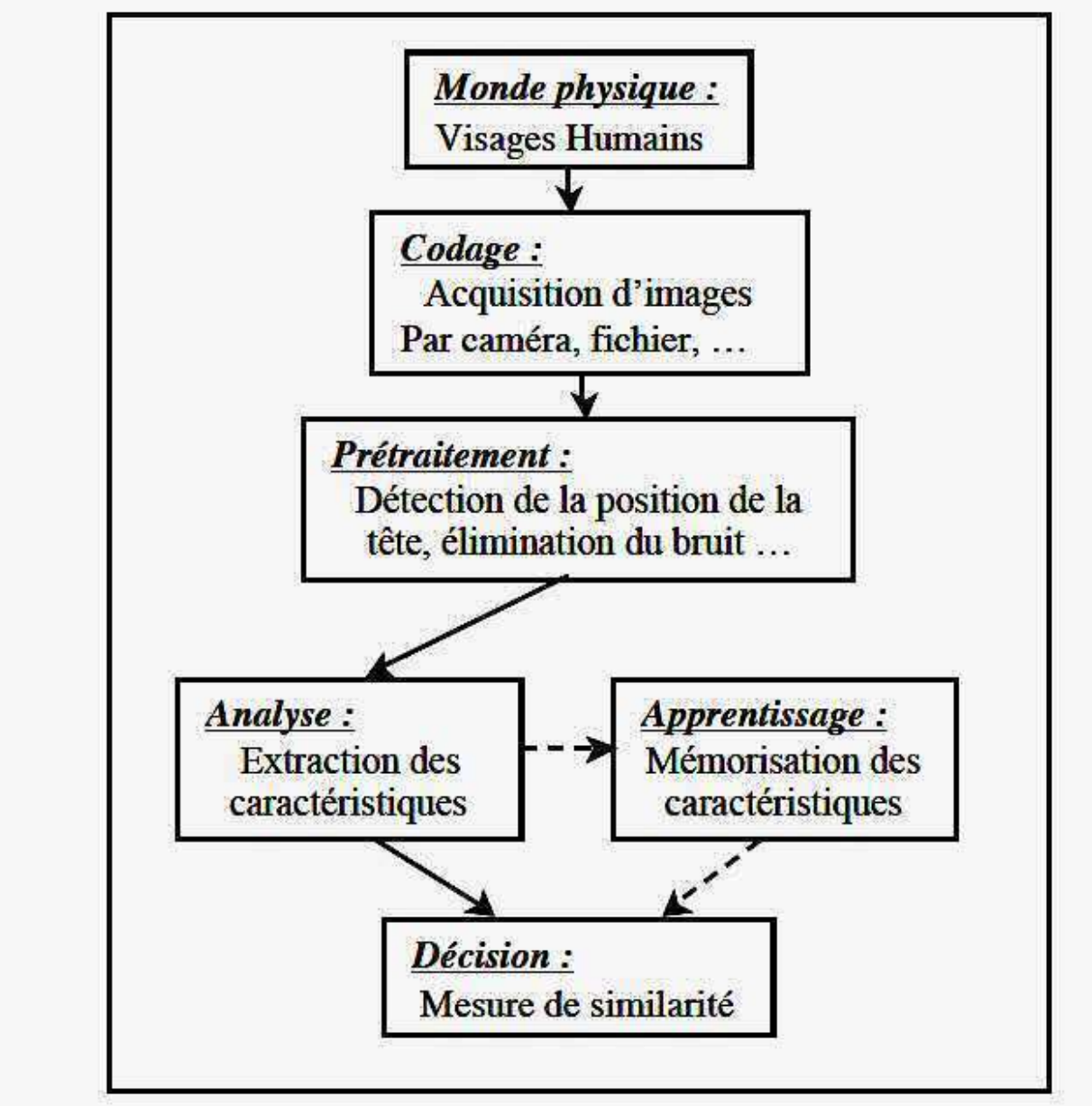


Figure (II-9) : schéma général d'un système de reconnaissance de visages [5].

Dans le monde physique, il y a trois paramètres à considérer : L'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents.

Le codage consiste en l'acquisition d'image et sa digitalisation, il comporte un risque de bruit et donne lieu à une représentation 2-D (la matrice des niveaux de gris) pour un objet 3-D (Le visage) Peu de méthodes 3-D ont été proposées, mais cela devrait changer dans le futur proche avec l'invention des Range-Cameras qui peuvent mesurer la topologie 3-D du visage [5] [16].

Dans le prétraitement il faut éliminer le bruit par des techniques de traitement et de restauration d'images et procéder à une détection de visages, cette opération est très complexe, surtout dans le cas où l'image contient plusieurs visages ou le cas où l'arrière plan n'est pas neutre. La restauration d'images ou l'élimination du bruit consiste à compenser les dégradations connues ou estimées et rétablir la qualité initiale de l'image.

Les performances globales de tout système automatique de reconnaissance dépendent amplement des performances de la détection de visages. Dans l'étape de détection, on identifie et on localise le visage dans l'image acquise au départ, indépendamment de la position, de l'échelle, de l'orientation et de l'éclairage. C'est un problème de classification où on assigne l'image à la classe visage ou à la classe non visage. On peut diviser les approches de détection en quatre catégories : les méthodes basées sur la connaissance où on code la connaissance humaine du visage, les méthodes de correspondance de masques, les méthodes à caractéristiques invariables où on utilise la couleur, les textures et les contours, et finalement les méthodes les plus répandues et qui sont ceux basées sur l'apprentissage ou les statistiques comme ACP, SVM et Graph matching [4].

Dans l'étape Analyse (appelée aussi indexation, représentation, modélisation ou extraction de caractéristiques), il faut extraire de l'image, les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase décision. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes [2].

L'apprentissage consiste à mémoriser les représentations calculées dans la phase analyse pour les individus connus. Généralement les deux étapes d'analyse et d'apprentissage sont confondues et regroupée sen une seule étape [5].

La décision : Pour estimer la différence entre deux images, il faut introduire une mesure de similarité [2].

II.3.3. Architecture générale.

Un système de reconnaissance de visage peut être considéré comme composé de parties :

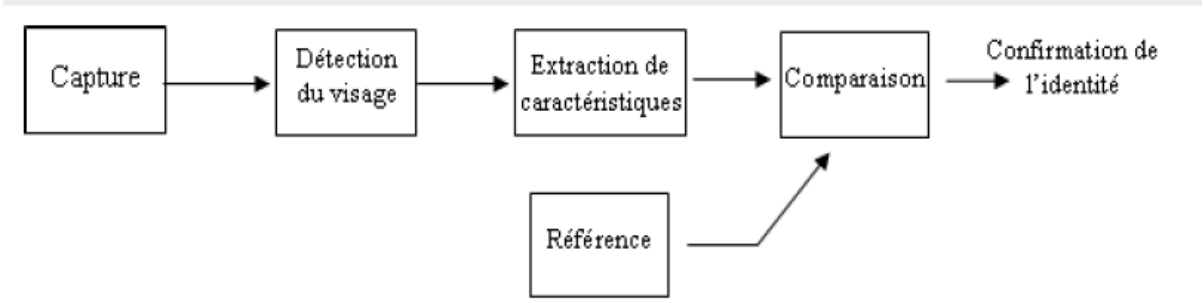


Figure (II.10) : un système de la reconnaissance de visage [13].

- Capture : C'est la première étape dans le processus. C'est aussi l'acquisition des informations et leurs transferts vers l'unité de traitement. Elle est une étape très importante dans les systèmes de reconnaissance. En effet, avoir des images de bonne qualité en référence améliore les performances de reconnaissance. Il faut réussir à capter l'information pertinente sans bruit. Il existe plusieurs types de capteurs pour l'acquisition du visage qui se classe selon leur mode de fonctionnement, leurs domaines de sensibilité spectrale et leur mode d'acquisition. On trouve sur le marché les capteurs classiques d'image à 2D tels que : les CCD (Couple charged device) ou CMOS pour capturer des images dans le spectre visible et/ou proche-infrarouge, ou les capteurs thermiques qui permettent une acquisition dans l'infrarouge. Il existe des capteurs qui nous donnent une image avec l'information 3D, cela se fait par des scanners 3D, où la mesure de la profondeur est réalisée grâce à un rayon laser balayant la scène ou par stéréo vision. Chaque type de capteur présente des avantages et des inconvénients. Dans la reconnaissance de visage on peut utiliser les capteurs 3D par exemple pour s'affranchir des problèmes de pose. Mais leur prix excessif ne permet pas une utilisation à grande échelle. Les capteurs en proche infrarouge sont utilisés pour éliminer les problèmes de l'illumination [13].

- Détection du visage : Après avoir capturé la scène contenant un visage, la deuxième étape consiste à l'extraire de l'image. Cela peut se faire par détection de la couleur de la peau, ou par des méthodes détectant les différentes caractéristiques du visage par des descripteurs locaux (adaboost). Cette étape est autant plus délicate autant que l'image acquise contient plusieurs objets de visage ou un fond non uniforme qui crée une texture perturbant la bonne segmentation du visage. Cette étape est dépendante de la qualité des images acquise. Après la segmentation du visage, on peut filtrer ou améliorer la qualité par des prétraitements qui sont appliqués au visage

extrait. On peut effectuer des normalisations géométrique et photométrique. Ces prétraitements sont nécessaires pour éliminer ou limiter les variations de pose ou d'illumination. Un prétraitement photométrique tend à uniformiser l'éclairage dans une image et ainsi minimiser l'influence de l'illumination. Cela peut être effectué soit par des méthodes simples telle que l'égalisation d'histogramme, une correction gamma ou par des méthodes plus complexes tel que le lissage anisotropique ou la méthode retinex. Une normalisation géométrique est un ajustement du visage pour qu'il ait une dimension donnée et qu'il soit horizontal. La taille du visage est généralement donnée par la distance interoculaire. La figure (II.11) montre la normalisation géométrique [13].

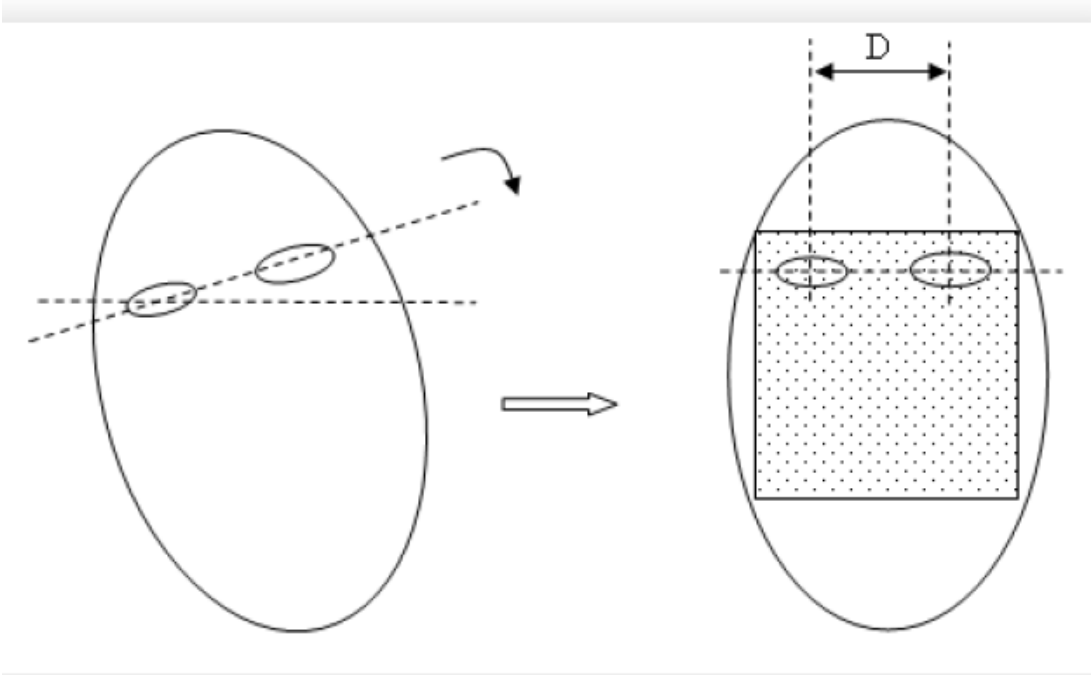


Figure (II.11) : Normalisation géométrique du visage [13].

Tous ces prétraitements tendent à éliminer les variations de formes du visage (rotation, taille) et à avoir une image uniformément éclairée. Ainsi, l'image du visage ressemble à une image acquise dans de bonnes conditions, comparable à celles de l'image de référence. On diminuera donc les chances d'un faux rejet.

- Extraction de caractéristiques : le but est d'extraire les caractéristiques du visage qui peuvent le rendre à la fois différent de celui des autres personnes et robuste aux variations de la personne elle-même. C'est l'information nécessaire pour que le visage d'une personne ne ressemble pas à celui d'une autre personne et en même temps qu'il ressemble à lui-même dans d'autres conditions d'acquisition. Au début des travaux sur la reconnaissance de visage, on a estimé qu'une

représentation du visage devait passer par l'utilisation de la bouche, des yeux, du nez, de leurs positions relatives et de leur géométrie. Mais cette procédure a montré ses limites. Il faut alors une analyse plus poussée du visage pour trouver d'autres caractéristiques. Dans certaines méthodes, on n'utilise d'ailleurs que la détection des yeux pour normaliser le visage et on fait ensuite une étude globale du visage (algorithme type ACP, ADL, etc.) [13].

- **Comparaison des caractéristiques** : selon les caractéristiques extraites précédemment, les algorithmes de comparaison diffèrent. On trouve dans la littérature plusieurs approches : calcul de distance, calcul de similarité [13].

II.3.4. Les déférentes méthodes de la reconnaissance de visage.

Les méthodes de reconnaissance de visage peuvent être séparées en deux grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques) et les méthodes locales [16].

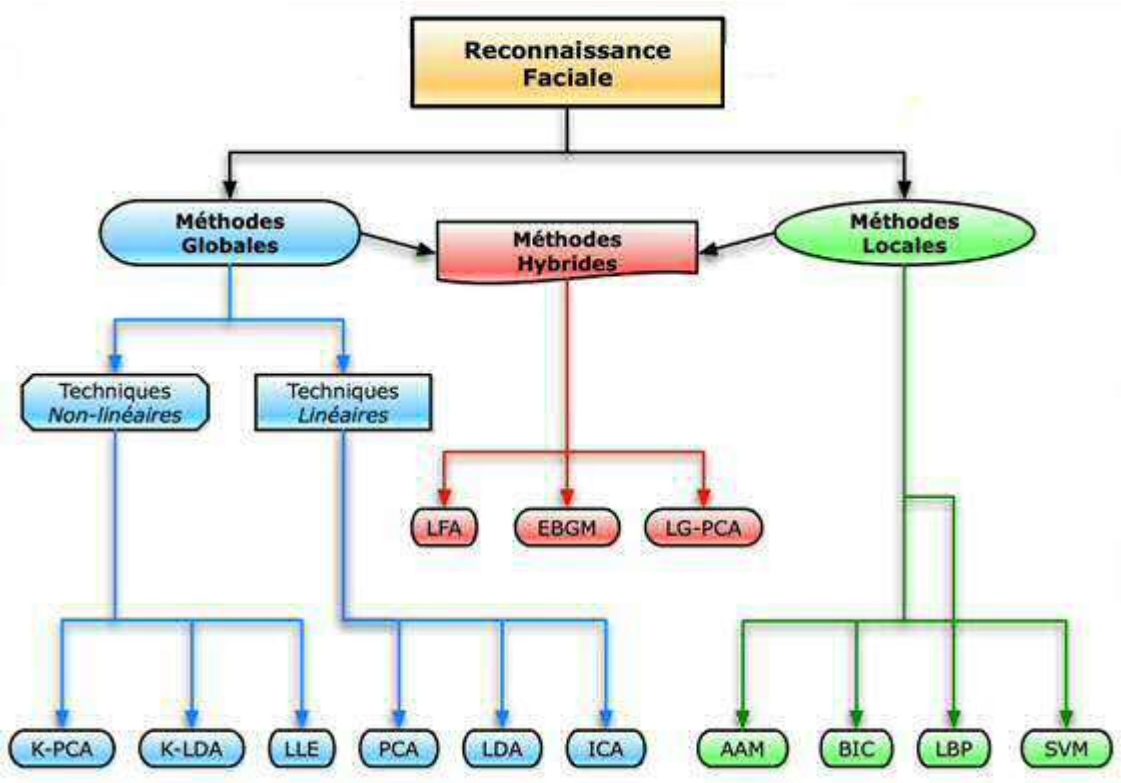


Figure (II.12) : Une classification des algorithmes principaux [14].

II.3.4.1. Méthodes Globales.

Les méthodes globales sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler. L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne. En revanche, elles sont très sensibles aux variations d'éclairement, de pose et d'expression faciale [14].

Ceci se comprend aisément puisque la moindre variation des conditions de sont l'environnement ambiant entraîne des changements inéluctables dans les valeurs des pixels qui traités directement.

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales :

- **Les techniques linéaires et les techniques non linéaires.**

Les techniques linéaires projettent linéairement les données d'un espace de grande dimension (par exemple, l'espace de l'image originale) sur un sous-espace de dimension inférieure. Malheureusement, ces techniques sont incapables de préserver les variations non convexes des variétés (géométriques donc au sens mathématique du terme) de visages afin de différencier des individus. Dans un sous-espace linéaire, les distances euclidiennes et plus généralement les distances de Mahalanobis, qui sont normalement utilisées pour faire comparer des vecteurs de données, ne permettent pas une bonne classification entre les classes de formes "visage" et "non-visage" et entre les individus eux-mêmes. Ce facteur crucial limite le pouvoir des techniques linéaires pour obtenir une détection et une reconnaissance du visage très précises [14].

La technique linéaire la plus connue et sans aucun doute l'analyse en composantes principales (ACP), également appelée transformée de Karhunen-Loeve. L'ACP fut d'abord utilisé afin de représenter efficacement des images de visages humains.

En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigenfaces (on en trouvera une explication approfondie.

Cependant, l'ACP classique nécessite que les images de visage soient mises sous formes de vecteurs, ce qui a pour effet de détruire la structure géométrique de l'image. Pour ne pas perdre les informations de voisinage lors du passage de l'image en vecteur, une méthode ACP bidimensionnelle (2-D ACP). A été étudiée. Cette méthode prend en entrée des images et non plus des vecteurs.

Il existe d'autres techniques également construites à partir de décompositions linéaires comme l'analyse discriminante linéaire (ADL).ou encore l'analyse en composantes indépendantes (ACI).

Tandis que l'ACP construit un sous-espace pour représenter de manière "optimale" (Mathématiquement parlant) seulement "l'objet" visage, le ADL construit un sous-espace discriminant pour distinguer de façon "optimale" les visages de différentes personnes.

Elle permet donc d'effectuer une véritable séparation de classes. Des études comparatives montrent que les méthodes basées sur l'ADL donnent généralement de meilleurs résultats que les méthodes basées sur l'ACP [14].

L'algorithme ACI, quant à lui, est une généralisation de l'algorithme ACP avec lequel il coïncide dans le cas de données gaussiennes. L'algorithme ACI est basé sur le concept intuitif de contraste et permet d'éliminer la redondance statistique des données de départ. Ce dernier a été rendu célèbre notamment avec l'expérience de la "cocktail party" qui met en avant la résolution d'un problème de séparation (décorrélation) de sources audio. Bartlett et al. Ont fourni deux architectures différentes pour l'ACI :

Une première architecture (ACI I) qui construit une base d'images statistiquement indépendantes et une deuxième architecture (ACI II) qui fournit une représentation en code factoriel des données [14].

Bien que ces méthodes globales linéaires basées sur l'apparence évitent l'instabilité des toutes premières méthodes géométriques qui ont été mises au point, elles ne sont pas assez précises pour décrire les subtilités des variétés (géométriques) présentes dans l'espace de l'image originale. Ceci est dû à leurs limitations à gérer la non-linéarité en reconnaissance faciale : les déformations de variétés non linéaires peuvent être lissées et les concavités peuvent être remplies, causant des conséquences défavorables [14].

Afin de pouvoir traiter ce problème de non-linéarité en reconnaissance faciale, de telles méthodes linéaires ont été étendues à des techniques non linéaires basées sur la notion mathématique de noyau (kernel) comme le Kernel ACP et le Kernel ADL. Ici, une projection non linéaire (réduction de dimension) de l'espace de l'image sur l'espace de caractéristiques (feature space) est effectuée ; les variétés présentes dans l'espace de caractéristiques résultant deviennent simples, de même que les subtilités des variétés qui sont préservées. Bien que les méthodes basées sur le noyau peuvent atteindre une bonne performance sur les données d'entraînement, il ne peut pas en être de même pour de nouvelles données en raison de leur plus grande flexibilité ; contrairement aux méthodes linéaires [14].

II.3.4.2. Méthodes locales.

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage puis en les comparants avec des paramètres extraits d'autres visages. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements. Les approches Baye siennes (comme la méthode BIC), les machines à vecteurs de support (SVM), la méthode des modèles actifs d'apparence (AAM), ou encore la méthode "local binary pattern" (LBP), ont été utilisées dans ce but [17].

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage alors que les méthodes globales ne nécessitent de connaître que la position des yeux afin de normaliser les images, ce qui peut être fait automatiquement et de manière assez fiable par un algorithme de détection [17].

II.3.4.3. Méthodes hybrides.

Les méthodes hybrides (ou méthodes de fusion) sont des approches utilisant à la fois des caractéristiques globales et des caractéristiques locales. Les facteurs clés qui influent les performances des méthodes de fusion comprennent le choix des caractéristiques pour la combinaison et la manière de les combiner de telle sorte que leurs avantages soient préservés et que leurs inconvénients soient évités. Ces problèmes sont similaires ceux à des systèmes de classificateur

multiple ou ensemble Learning dans le domaine de l'apprentissage automatique. Malheureusement, même dans ces domaines, ces problèmes ne sont pas encore résolus.

Les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés très différentes et peuvent offrir des informations complémentaires utiles à la tâche de classification. Nous notons aussi que d'un certain point de vue, les méthodes locales peuvent être considérées comme des méthodes hybrides car des informations globales sont généralement prises en compte. Dans la méthode probabiliste locale de nouveaux [18].

Variations	Caractéristiques locales	Caractéristiques globales
Petites variations	Pas sensible	Sensible
Grandes variations	Sensible	Très sensible
Illuminations	Pas sensible	Sensible
Expressions	Pas sensible	Sensible
Pose	Sensible	Très sensible
Bruit	Très sensible	Sensible
Occultations	Pas sensible	Très sensible

Tableau (II.8) : Comparaison des propriétés des caractéristiques locales et des caractéristiques globales.

Échantillons d'apprentissage sont d'abord produits pour chaque personne par méthode globale, puis une méthode locale est utilisée pour la reconnaissance [18].

II.4. Conclusion

La reconnaissance de visages est une technologie biométrique qui est trop utilisée dans les applications de contrôle de frontières, dans la sécurité des établissements et des zones urbaines et dans l'identification des conducteurs. C'est une technique commune, populaire, simple et qui offre beaucoup d'avantages.

Chapitre III

Etat de l'art de la reconnaissance de visage

L'état de l'art de la reconnaissance de visage

III.1. Introduction.

Dans ce chapitre, on introduit et on explique les algorithmes classiques de reconnaissance de visage, notamment : ACP, ADL, SVM, ADL.

III.2. Analyse en Composantes Principales.

- **Présentation.**

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension.

Elle est utilisée pour représenter efficacement les images de visages, qui peuvent être approximativement reconstruites à partir d'un petit ensemble de poids et d'une image de visage standard. Ces poids sont obtenus en projetant l'image dans un espace de visage engendré par les visages propres (Eigenfaces). Ainsi au lieu de stocker un vecteur image de taille Résolution R. On stocke un vecteur de taille N $\leq$ nombre d'image d'apprentissage M $\ll$ R. Dans l'approche ACP. La normalisation d'éclairage est toujours indispensable [17].

Les visages propres sont des images de la même taille que les images d'apprentissage et qui montrent des visages ayant un aspect fantomatique. Mathématiquement, elles sont les composantes principales de la distribution des visages, ou les vecteurs propres (Eigenvectors) de la matrice de covariance de l'ensemble des images de visage. Chaque image de visage de l'ensemble d'apprentissage peut être exactement représentée en termes de combinaison linéaire des Eigenfaces et du visage moyen [10].

Le nombre possible d'Eigenfaces est égal au nombre d'images de visage dans l'ensemble d'apprentissage. Néanmoins les visages peuvent être approximés, en utilisant seulement les meilleurs Eigenfaces (ayant les plus larges valeurs propres qui représentent en fait, la plupart de variance dans l'ensemble d'images de visage) qui définissent le "Low Diniensional Space", permettant ainsi de diminuer les calculs. Dans le cas où on ne prend que les N (N < M) grandes valeurs propres (Eigenvalues) et les vecteurs propres qui leurs sont associés. On réduit encore plus la mémoire de stockage et le temps de calcul, mais on réduit aussi les performances dû à la négligence d'une partie de l'information. C'est pour cela qu'on a pris dans notre application N=M. bénéficiant à la fois d'une réduction de l'espace (R $\leq$ M) acceptable, et aussi en ayant la totalité de l'information, garantissant

ainsi les performances optimales.

Une variante d'ACP. Plus utilisée dans la communauté du traitement du signal est connue sous le nom de transformée de Karhunen-Loève [19].

L'ACP est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de l'ACP sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite. Cependant. L'ACP n'est pas optimisé pour la séparabilité (discrimination) de classe. Une alternative qui est l'analyse discriminante linéaire ADL tient compte de ceci.

III.2.1. Méthodologie d'identification de visage d'ACP.

Les systèmes d'identification de visage essayent d'identifier une image donnée de visage selon un ensemble de formation. Dans la présente partie, un système d'identification de visage (Figure (III.1)**)** est mis en application en utilisant l'algorithme d'ACP.

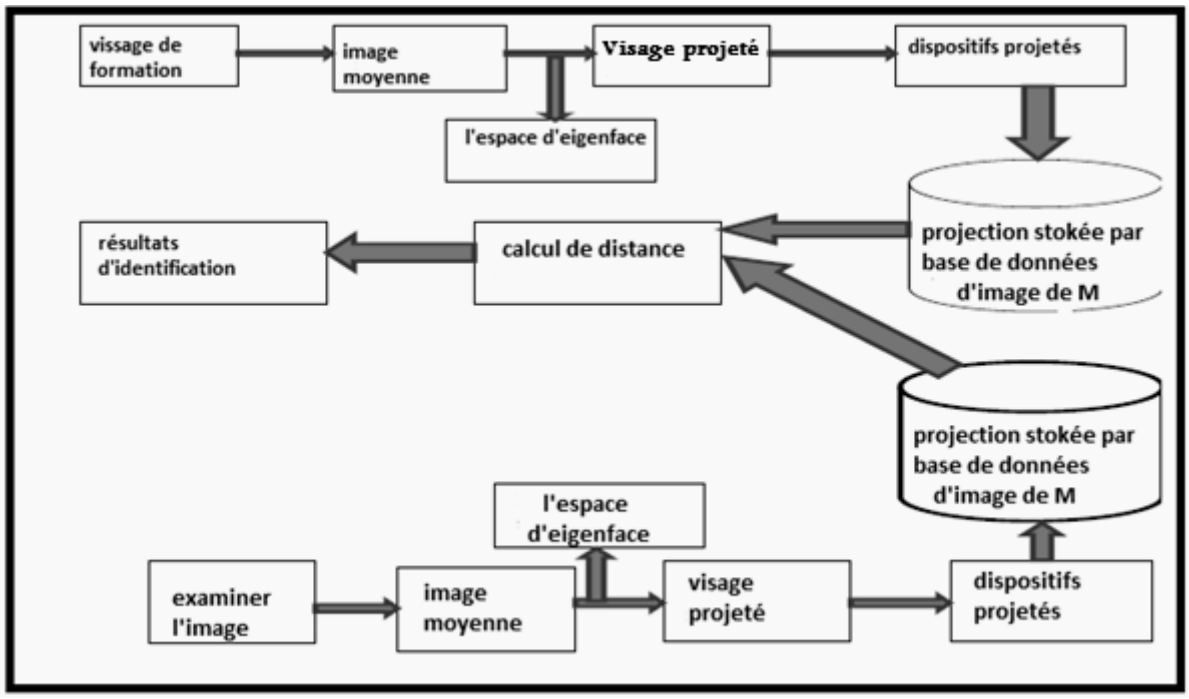


Figure (III.1): L'illustration de l'ACP a basé le système d'identification de visage [20].

- **En théorie de l'information,** nous voulons extraire l'information caractéristique d'une image du visage, pour l'encoder aussi efficacement que possible afin de la comparer à une base de données de modèles encodés de manière similaire.

- **En termes mathématiques,** cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage.

III.2.2. Termes mathématiques.

Pour exécuter un ACP sur un ensemble de données, les étapes suivantes sont nécessaires :

Étape 1 : une formation S réglée des images de visage de M. $\boldsymbol{I_i = (i = 1, 2 \ldots M)}$ est acquis.

Étape 2 : chaque image $I_i$est exprimée comme vecteur $\boldsymbol{\Omega_i (I = 1, 2 \ldots \ldots, M)}$ en enchaînant les éléments de chaque rangée (ou colonne) à une longue colonne, ainsi à toutes les $I_i$images sous forme de matrice de (n× n) sont transformés en long vecteur $\Omega_i$de dimension $(n^2 \times 1)$ [20].

$$\boldsymbol{I_i} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & \cdots & \cdots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & \cdots & \cdots & y_{2n} \\ \vdots & & & & & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & \cdots & \cdots & y_{nn} \end{bmatrix}_{n \times n} \Longrightarrow \boldsymbol{\Omega_i} = \begin{bmatrix} y_{11} \\ y_{12} \\ \vdots \\ y_{1n} \\ y_{21} \\ y_{22} \\ \vdots \\ y_{2n} \\ \vdots \\ y_{n1} \\ y_{n2} \\ \vdots \\ y_{nn} \end{bmatrix}_{n^2 \times 1} \quad \textbf{(III.1)}$$

Où $[y_{ij}]_{i,j=1,2,\ldots\ldots n}$ sont les valeurs de niveau gris des intensités d'image.

Étape 3 : calculer le vecteur moyen de visage de l'ensemble comme illustré dans l'équation (2) :

$$\boldsymbol{W = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \Omega_i} \quad \textbf{(III.2)}$$

L'équation (3) explique comment calculer le visage moyen :

$$\mathbf{W}=\begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ w_{n^2} \end{bmatrix} = \frac{1}{M}\begin{bmatrix} y_{11}^1 + y_{11}^2 + \dots + y_{11}^M \\ y_{12}^1 + y_{12}^2 + \dots + y_{12}^M \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ y_{1n}^1 + y_{1n}^2 + \dots + y_{1n}^M \\ y_{21}^1 + y_{21}^2 + \dots + y_{21}^M \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ y_{2n}^1 + y_{2n}^2 + \dots + y_{2n}^M \\ y_{n1}^1 + y_{n1}^2 + \dots + y_{n2}^M \\ y_{n2}^1 + y_{n2}^2 + \dots + y_{n2}^M \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ y_{nn}^1 + y_{nn}^2 + \dots + y_{nn}^M \end{bmatrix}_{n^2+1} \qquad \textbf{(III.3)}$$

Étape 4 : Le but de cette étape est d'enlever l'information commune et chaque vecteur d'image doit être parti seulement avec de principales configurations, nous soustraient le vecteur moyen de chaque vecteur d'image.

$$d_i = [\Omega_i - w]_{n^2 \times 1} \quad i = 1, 2, \dots \dots M \qquad \textbf{(III.4)}$$

Étape 5 : a établi le moyen soustraient la matrice.

$$A = [d_1 \; d_2 \; d_3 \dots \; d_M \,]_{n^2 \times M} \qquad \textbf{(III.5)}$$

Cet ensemble de grands vecteurs a une dimension très élevée, ainsi l'idée principale derrière l'eigenface est de réduire cette dimension élevée en soumettant cet ensemble à l'ACP.

Étape 6 : obtenant les valeurs propres et les vecteurs propres de la matrice de covariance qui est donnée par :

$$C = AA^T \qquad \textbf{(III.6)}$$

Où A^T stands pour la transposition de A. C est $(n^2 \times n^2)$ la matrice ainsi lui a n^2 valeurs propres et n^2 vecteurs propres correspondants, mais il est si difficile de calculer les valeurs propres et les vecteurs propres pour cette taille typique de matrice, ainsi nous considérerons les vecteurs propres g_i de $\mathbf{L}=A^TA$ ce qui est $(M \times M)$ matrice qui sont calculés dans l'équation :

$$\boldsymbol{A^T A g_i = u_i g_i} \quad \textbf{(III.7)}$$

Multiplier les deux côtés près **A,** et substitution **C** nous obtenons :

$$\boldsymbol{A\, A^T A\, g_i = u_i\, A\, g_i} \quad \textbf{(III.8)}$$

$$\boldsymbol{C\ A\, g_i = u_i\, A\, g_i} \quad \textbf{(III.9)}$$

Ceci peut être écrit comme :

$$\boldsymbol{C E_i = u_i E_i} \quad \textbf{(III.10)}$$

Où $\boldsymbol{u_i}$ et g_i sont la paire propre de la matrice **L,** $\boldsymbol{u_i}$ **et** $\boldsymbol{g_i}$ sont la paire propre de la matrice **C.** De ceci nous pouvons voir que les matrices **L** et **C** avoir les mêmes valeurs propres et leurs vecteurs propres sont rapportés comme suit :

$$\boldsymbol{E_i = A g_i} \quad \textbf{(III.11)}$$

Étape 7 : obtention des eigenfaces, Les vecteurs propres g_i de la matrice L déterminer une Combinaison linéaire de M images réglées s'exerçantes de visage pour former l'eigenfaceE_i.

$$\boldsymbol{E_i = \sum_{K=1}^{M} g_{iK}.\, d_K \ ; \quad i = 1, 2, \dots, M} \quad \textbf{(III.12)}$$

Puisque E_i sont les vecteurs propres de la matrice de covariance correspondant aux images originales de visage, et parce qu'ils sont visage-comme dans l'aspect, ainsi nous les appelons des « eigenfaces » (figure(III.2)).

De cette analyse nous pouvons voir que la dimension du calcul est considérablement réduite de n^2 Pixel dans l'image à M ($M \ll n^2$) ce qui est le nombre d'images dans l'ensemble de formation, ainsi les calculs deviennent maniables [20].



Figure (III.2) : Eigenfaces pour les personnes correspondantes [20].

Étape 8 : dans cette étape nous calculons pour chaque image de visage sa projection sur l'espace de visage enjambé par les vecteurs propres calculés par M, les poids de projection sommes trouvés utilisation cette formule :

$$\boldsymbol{w_{iK} = E_K^T . d_i \; ; \quad \text{Pour} \quad K = 1, 2, \dots \dots M \quad \text{et} \quad i = 1, 2, \dots \dots M.} \qquad \textbf{(III.13)}$$

Ces poids forment les vecteurs de dispositif de formation $\boldsymbol{\Omega_i^T}$ donné par **:**

$$\boldsymbol{\emptyset_i^T = [W_{i1}\, W_{i2 \dots \dots}\, W_{iM}] \quad \text{pour } i = 1, 2, \cdots \cdots M} \qquad \textbf{(III.14)}$$

Les vecteurs de dispositif décrivent la contribution de chaque eigenface pour établir l'image de visage d'entrée.

Étape 9 : Reconstruction des images de visage avec des eigenfaces.

Une image de visage peut être approximativement reconstruite utilisation l'image moyenne et les eigenfaces .utilisation l'équation suivante :

$$\boldsymbol{\Omega_i = W + \sum_{K=1}^{M} W_{lk} \, . E_i \quad \text{Pour } i = 1, 2, \cdots \cdots M} \qquad \textbf{(III.15)}$$

L'identification est faite par la projection $(n^2 \times 1)$ entrer l'image sur l'eigenspace c.-à-d. il est représenté comme combinaison linéaire des vecteurs propres. Nous trouvons alors le minimum des distances à tous les visages stockés dans la base de données, et assorti le plus étroit est considéré comme image identifiée [20].

III.3. Analyse Discriminante Linéaire (ADL).

L'algorithme ADL est né des travaux de *BELHUMEUR et al.* De l'Université Yale (New HAVEN, USA), en 1997. Il est aussi connu sous le nom de *FISHERFACES* [14].

Contrairement à l'algorithme ACP, l'algorithme ADL effectue une véritable *séparation de classes* (Figure (III.3)).

Pour pouvoir l'utiliser, il faut donc au préalable organiser la base d'images d'apprentissage en plusieurs classes : une classe par personne et plusieurs images par classe. Le LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, avec pour objectif de maximiser les variations inter-classes tout en minimisant les variations intra-classes [14].

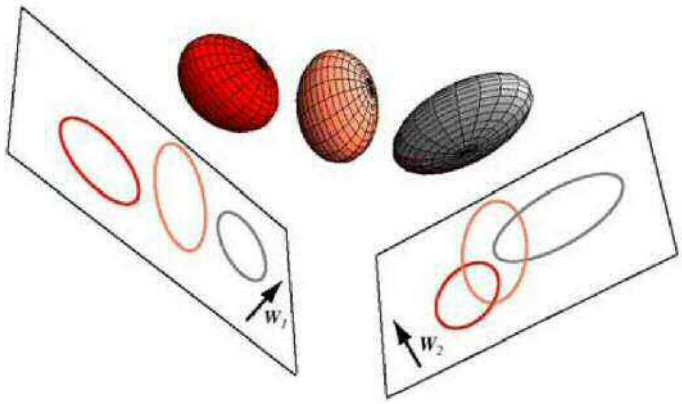


Figure (III.3) : Illustration du principe de séparation optimale des classes par l'ADL. Trois distributions 3D sont projetées sur deux sous-espaces 2D décris par les vecteurs $\mathbf{W_1}$ et $\mathbf{W_2}$. Puisque l'ADL essaye de trouver la plus grande séparation parmi les classes, on voit bien que $\mathbf{W_1}$ est ici le vecteur optimal [14].

Tout comme dans l'ACP, on rassemble les images de la base d'apprentissage dans une grande matrice d'images Γ où chaque colonne représente une image Γ_i, puis on calcule l'image moyenne Ψ.

Ensuite, pour chaque classe C_i, on calcule l'image moyenne $\boldsymbol{\Psi_{Ci}}$:

$$\Psi_{c_i} = \frac{1}{q_i}\sum_{k=1}^{q_i} \Gamma_k \qquad \textbf{(III.16)}$$

Avec q_i, le nombre d'images dans la classe C_i.

Chaque image Γ_i de chaque classe C_i est ensuite recentrée par rapport à la moyenne. On obtient alors une nouvelle image Φ_i :

$$\boldsymbol{\Phi_i = \Gamma_i - \Psi_{Ci}} \quad \textbf{(III.17)}$$

Vient ensuite le calcul de nos différentes matrices de dispersion. On notera c le nombre total de classes (i.e. le nombre d'individus), q_i le nombre d'images dans la classe C_i et M le nombre total d'images.

1. La Matrice de Dispersion Intra-Classe ($\mathbf{S_W}$)

$$\boldsymbol{S_w = \sum_{i=1}^{c} \sum_{\Gamma_k \in c_i} (\Gamma_k - \Psi_{c_i})\,(\Gamma_k - \Psi_{c_i})^T} \quad \textbf{(III.18)}$$

2. La Matrice de Dispersion Interclasse (S_b)

$$\boldsymbol{S_b = \sum_{i=1}^{c} q_i\,(\Psi_{c_i} - \Psi)(\Psi_{c_i} - \Psi)^T} \quad \textbf{(III.19)}$$

3. La Matrice de Dispersion Totale (S_T)

$$\boldsymbol{S_T = \sum_{i=1}^{M} (\Gamma_i - \Psi)(\Gamma_i - \Psi)^T} \quad \textbf{(III.20)}$$

Une fois ces matrices calculées, nous devons trouver une projection optimale W qui minimise la dispersion intra-classe, relative à la matrice ($\mathbf{S_W}$); tout en maximisant la dispersion interclasse, relative à la matrice $\mathbf{S}_b$.

En d'autres termes, nous devons trouver W qui maximise le critère d'optimisation de Fisher $J(T)$:

$$\boldsymbol{W = \textbf{argmax}\,(J\,(T))} \quad \textbf{(III.21)}$$

$$\boldsymbol{\Longrightarrow \quad max\,(J(T)) \;= \frac{|T^T S_b T|}{|T^T S_w T|}\,|T = w} \quad \textbf{(III.22)}$$

W peut alors être trouvé en résolvant le problème généralisé aux valeurs propres :

$$\boldsymbol{S_b W = \lambda_w S_w W} \quad \textbf{(III.23)}$$

Une fois W trouvée, le même schéma que l'ACP concernant la projection des images apprises ainsi que la projection d'une image test est appliqué.

Ainsi, la projection vectorielle d'une image apprise réajustée par rapport à la moyenne Φ_i est définie par :

$$\boldsymbol{g(\phi_i) = W^T \phi_i} \quad \textbf{(III.24)}$$

La phase de reconnaissance d'une image test Φ_t s'effectue en projetant Φ_t sur W:

$$\boldsymbol{g(\phi_t) = W^T \phi_t} \quad \textbf{(III.25)}$$

Enfin, on effectue une mesure de distance entre l'image test et l'image projetée sur l'espace vectoriel engendré par W^T. Par exemple, pour la distance euclidienne, on calcule la distance d_{ti}:

$$\boldsymbol{d_{ti} = \|g(\phi_t - g(\phi_i)\|} \quad \textbf{(III.26)}$$

D'où :

$$\boldsymbol{d_i = \sqrt{\sum_{k=1}^{c}(g(\phi_t) - g(\phi_i))^2}} \quad \textbf{(III.27)}$$

Finalement, une image test est dans la classe dont la distance est minimale par rapport à toutes les autres distances de classe.

En résumé, l'algorithme ADL permet d'effectuer une véritable séparation de classes, selon un critère mathématique qui minimise les variations entre les images d'un même individu (variations intra-classe) tout en maximisant les variations entre les images d'individus différents (variations interclasses). Cependant, pour des problèmes « sous-échantillonnés » en reconnaissance du visage, c'est-à-dire lorsque le nombre d'individus à traiter est plus faible que la résolution de l'image, il est difficile d'appliquer l'ADL qui peut alors faire apparaître des matrices de dispersions singulières (non inversibles) [14].

III.4. Analyse en Composantes Indépendantes (ACI).

Tandis que ACP décorréler les données d'entrée en utilisant des statistiques de second ordre et partant, génère des données compressées avec l'erreur de reprojection quadratique moyenne minimum, ACI minimise les dépendances de deuxième ordre et d'ordre supérieur dans l'entrée. Il est intimement lié à la séparation de sources (BSS) de problème, où le but est de décomposer un signal observé dans une combinaison linéaire indépendante inconnue signaux.

Soit **S** le vecteur des signaux **x** et de source inconnue le vecteur d'observation mélanges. Si **A** est la matrice de mélange inconnu, alors le modèle de mélange est écrit comme :

$$\boldsymbol{X = A.S} \qquad \textbf{(III.28)}$$

Il est supposé que les signaux sources sont indépendants les uns des autres et le mélange Une matrice est inversible. Sur la base de ces hypothèses et les mélanges observés, l'ACI algorithmes essaient de trouver la matrice de mélange **A** ou les séparant **W** de la matrice telle que :

$$\boldsymbol{U = W.X = W.A.S} \qquad \textbf{(III.29)}$$

Est une estimation des signaux de source indépendants (Figure (III.4)). ACI peut être considérée comme une généralisation de l'ACP [21].

Comme indiqué précédemment, ACP décorrélation les données d'entraînement de telle sorte que l'échantillon de covariance de données d'apprentissage est nul. La blancheur est une contrainte forte qui nécessite à la fois une décorrélation et de variance unité. La transformée de blanchiment peut être déterminée comme $\boldsymbol{D^{-1/2}.R^{T}}$où $\boldsymbol{D}$ est la matrice diagonale des valeurs propres et **R** est la matrice des vecteurs propres orthogonaux de l'échantillon matrice de covariance. Application blanchiment des mélanges observés, cependant, les résultats du signal de source seulement jusqu'à une transformation orthogonale. ACI va encore plus loin si qu'il transforme les données blanchis dans un ensemble de signaux statistiquement indépendants.

Les signaux sont statistiquement indépendantes lorsque :

$$\boldsymbol{f_u(u) = \Pi_i f_{u_i}(u_i)} \qquad \textbf{(III.30)}$$

Où $\boldsymbol{f_u}$est la fonction de densité de probabilité de **u**. (Cela équivaut à dire que le vecteurs **u** sont uniformément réparties.) Malheureusement, il ne peut pas avoir de matrice **W** qui satisfait pleinement la condition de l'indépendance, et il n'y a pas d'expression de forme fermée [21].

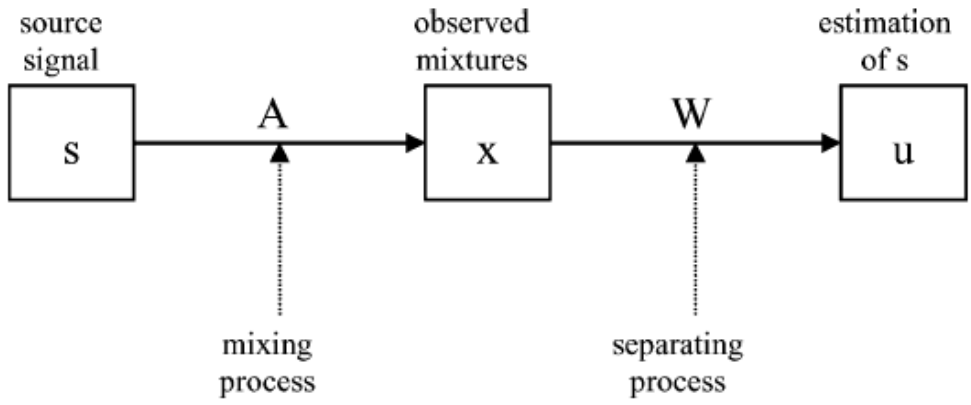


Figure (III.4) : Modèle sans visibilité de séparation de source [21].

Pour trouver **W**. lieu de cela, il existe plusieurs algorithmes **W** itérative approximatives de façon pour maximiser indirectement l'indépendance. Comme il est difficile de maximiser la condition d'indépendance ci-dessus directement, tous algorithmes d'ACI communes refonte du problème afin d'optimiser de manière itérative une fonction lisse dont globale optima se produit lorsque les vecteurs des sorties sont indépendants. Par exemple, Information Maximum repose sur l'observation que l'indépendance est maximisée lorsque l'entropie **H (u)** est maximisée, où:

$$\boldsymbol{H(u) = -\int f_u(u) log f_u(u) d(u)} \qquad \textbf{(III.31)}$$

III.4.1. Architecture I: Les images de base statistiquement indépendante.

Indépendamment de quel algorithme est utilisé pour calculer l'ACI, il y a deux fondamentalement différentes façons d'appliquer l'ACI à la reconnaissance faciale. Dans l'architecture I, les images de visages d'entrée dans **X** sont considérées comme une image linéaire Statistiquement de manière indépendante **S** combinée par une matrice de mélange inconnu **A**. L'ACI algorithme apprend la matrice de poids **W**, qui est utilisé pour récupérer un ensemble d'images de manière indépendante dans les rangs de **U** (Figure (III.5)). Dans cette architecture, le visage images est des variables et des valeurs de pixel fournissent des observations pour les variables. Le tri à la source, par conséquent, est effectué dans l'espace du visage. Projection de l'entrée images sur les vecteurs de poids tirés produit les images de manière indépendante. La représentation compressée d'une image de visage est un vecteur de coefficients utilisés pour combiner linéairement les images de base indépendants pour générer l'image. La rangée du milieu de la (Figure (III.6)). Montre huit images de base produites dans cette architecture.

Ils sont spatialement localisées, contrairement aux images de base ACP (rangée du haut) et celles produites par l'architecture ACI II (rangée du bas) [21].

S'appliquer ACP à les données dans un sous-espace de dimension **m** pour contrôler le nombre de composants indépendants produits par ACI. L'Information Maximum algorithme est ensuite appliqué sur les vecteurs propres de réduire au minimum la dépendance statistique parmi les images de base qui en découlent. Cette utilisation de la ACP comme un préprocesseur dans un processus en deux étapes permet ACI pour créer des sous-espaces de dimension **m** pour tout **m**. il est également fait valoir que l'application de pré-ACP améliore les performances ACI par (1) le rejet petite fuite valeurs propres avant blanchiment et (2) réduire la complexité de calcul [21].

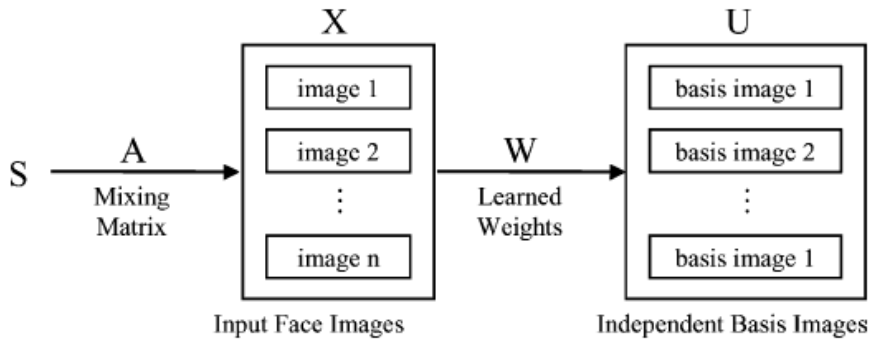


Figure (III.5) : Conclusion statistiquement des images indépendantes de base [21].

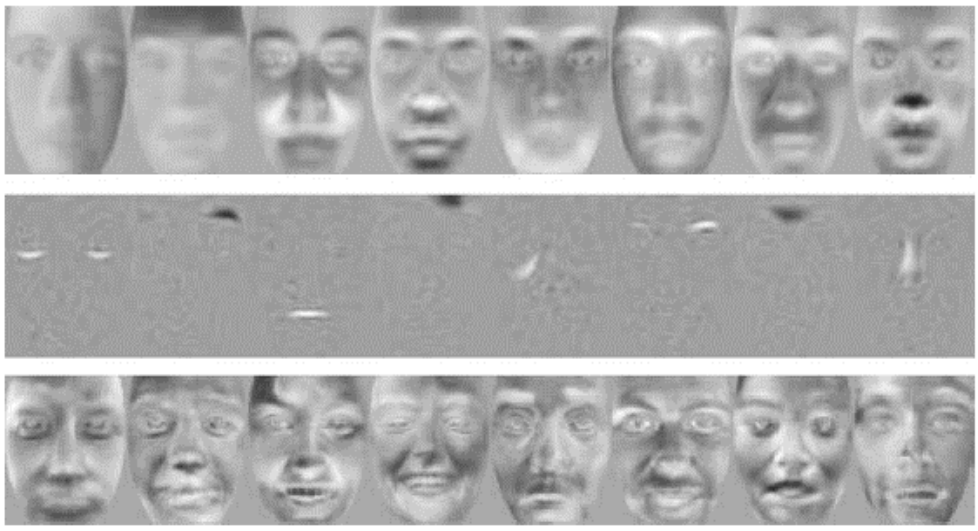


Figure (III.6) : Huit vecteurs de dispositif pour chaque technique [21].

La rangée supérieure contient les huit vecteurs propres avec les valeurs propres les plus élevées pour l'ACP. La deuxième rangée montre huit vecteurs localisés de dispositif pour l'architecture I d'ACI. La troisième rangée montre huit vecteurs (non-localisés) de dispositif d'ACI pour l'architecture II d'ACI.

En minimisant les dépendances par paires. ACP décarreler les données d'entrée, le reste dépendances d'ordre supérieur sont séparés par l'ACI. Pour décrire les bases mathématiques de l'architecture I, laisser **R** être un **p** par la matrice de **m** contenant les premiers vecteurs propres de **m** d'un ensemble d'images de visage de **n**, comme dans la section 2.2.

Soit **p** le nombre de pixels dans une image de formation. Les rangées de la matrice d'entrée à ACI sont des variables et les colonnes sont des observations, par conséquent, l'ACI est effectuée sur $\mathbf{R^T}$**.** Les **m** images de façon indépendante dans les rangs de **U** sont calculés comme

$\boldsymbol{U = W * R^T}$ **.** Puis, **n** par **m** la matrice de coefficients d'ACI **B** pour la combinaison linéaire de la base indépendante des images de dans **U** est calculée comme suit :

Soit **C** le **n** par **m** matrice d'ACP coefficients. En suite,

$$\boldsymbol{C = X * R} \quad \textbf{Et} \quad \boldsymbol{X = C * R^T} \tag{III.32}$$

De : $\boldsymbol{U = W * R^T}$ Et la prétention que **W** est inversible nous obtiennent :

$$\boldsymbol{R^T = W^{-1} * U} \tag{III.33}$$

Par conséquent :

$$\boldsymbol{X = (C * W^{-1}) * U = B * U} \tag{III.34}$$

Chaque ligne de **B** contient les coefficients de combinaison linéaire des images de base à comprennent l'image de visage dans la rangée correspondante de **X**. De plus, **X** est la reconstruction des données d'origine avec une erreur quadratique minimale selon la ACP [21].

III.4.2. Architecture II: Coefficients statistiquement Independent

Alors que les images de base obtenus en architecture I sont statistiquement indépendantes, le coefficient qui représentent des images d'entrée dans le sous-espace défini par les images de base, le sont pas. L'objectif de l'ACI en architecture II est de trouver des coefficients statistiquement indépendants pour des données d'entrée. Dans cette architecture,

l'entrée est transposée de l'architecture I, qui est les pixels sont des variables et les images sont l'observation. La séparation de sources est effectuée sur les pixels, et chaque rangée de la matrice de poids **W** est une image. **A** la matrice inverse de **W**, contient les images de base dans ses colonnes. Les coefficients de sources statistiquement indépendantes en **S** qui composent les images d'entrée sont récupérées dans les colonnes de U (Figure (III.7)). Cette architecture a été utilisée pour trouver filtres d'image qui produit des résultats statistiquement indépendants des cènes naturelles [21].

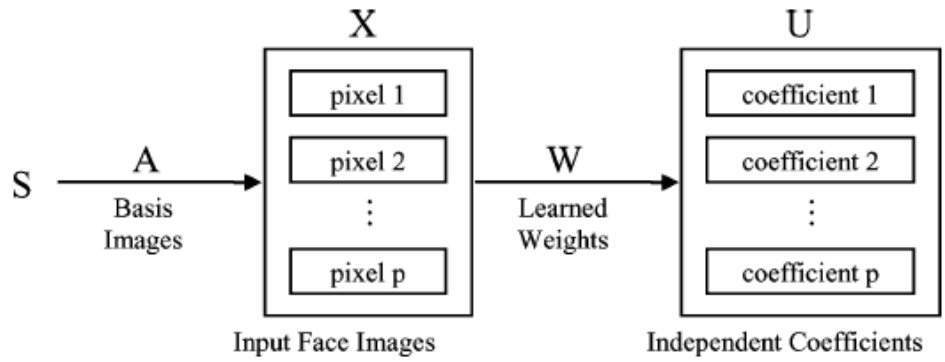


Figure (III.7) : Conclusion statistiquement des coefficients indépendants [21].

Les huit images de base montrées dans la rangée inférieure de Figure (III.6) montrent des propriétés plus globales que les images de base produites dans l'architecture I (rangée moyenne).

Dans ce travail, l'ACI est effectuée sur les coefficients ACP plutôt que directement sur les images d'entrée pour réduire la dimensionnalité. En suivant la même notation décrite ci-dessus, les coefficients statistiquement indépendants sont calculés comme $\boldsymbol{U = W * C^T}$ et les images de base réelle présentée dans la Figure (III.6) sont obtenus à partir des colonnes de

$\boldsymbol{R * A}$ [21].

III.5. Machine à vecteurs de support.

Une machine à vecteurs de support est une technique de discrimination, c'est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée pour la classification et la régression. Elle consiste à séparer deux ou plusieurs ensembles de points par un hyperplan. Selon les cas et la configuration des points, la performance de la machine à vecteurs de support peut être supérieure à celle d'un réseau de neurones ou d'un modèle de mixture gaussienne [17].

III.5.1. Le principe de SVM.

L'idée originale des L'SVM est basée sur l'utilisation de fonctions noyau kernel, qui permettent une séparation optimale des points du plan en différentes catégories. La méthode fait, appel à un ensemble de données d'apprentissage, qui permet d'établir un hyperplan séparant au mieux les points [17].

III.5.2. La séparation optimale.

Dans un plan à deux dimensions dans lequel sont répartis deux groupes de points associés à deux classes : les points (+) pour **y > 0** et les points (-) pour **y < 0**, on peut trouver un séparateur linéaire évident, qui est l'axe des abscisses et qui sépare parfaitement les points. Le problème est dit linéairement séparable. Pour des problèmes plus compliqués, la caractérisation d'un séparateur linéaire peut être très compliquée et tout à fait non optimale. Par exemple dans un plan dans lequel les points (+) sont regroupés en un cercle, avec des points (-) tout autour, aucun séparateur linéaire en deux dimensions ne pourra correctement séparer les groupes. Le problème dans ce cas n'est pas linéairement séparable. La SVM utilise les trucs du noyau "kernel trick" pour appliquer une classification linéaire à un problème de classification non linéaire. [17].

III.5.3. Le concept d'hyperplan.

Afin de remédier au problème de l'absence de séparateur linéaire, le concept des SVM est de reconsidérer le problème dans un espace de dimension supérieure. Dans ce nouvel espace, il existe un séparateur linéaire qui permet de classer au mieux les points dans les deux groupes qui conviennent, avec une distance maximale entre l'hyperplan et les points les plus proches des deux classes, afin de pouvoir classifier plus exactement les nouveaux points, cette distance s'appelle la marge. Cet hyperplan est connu sous le nom de l'hyperplan à marge maximum ou l'hyperplan optimal et les vecteurs (points de dimension n) les plus proches de cet hyperplan s'appellent les vecteurs de support. On pourra ensuite projeter le séparateur linéaire dans l'espace d'origine pour visualiser le résultat de la classification. Le séparateur linéaire obtenu peut être un hyperplan, c'est à dire la généralisation à n dimensions d'une ligne (1D) séparant un espace 2D.

Ou d'un plan (2D) séparant un espace 3D. Le changement d'espace se fait au moyen d'une fonction répondant au critère de MERCER. Ce critère permet un changement dans les deux sens, ce qui permet à partir de l'expression de l'hyperplan dans l'espace complexe de classer les éléments dans l'espace de description initial [17].

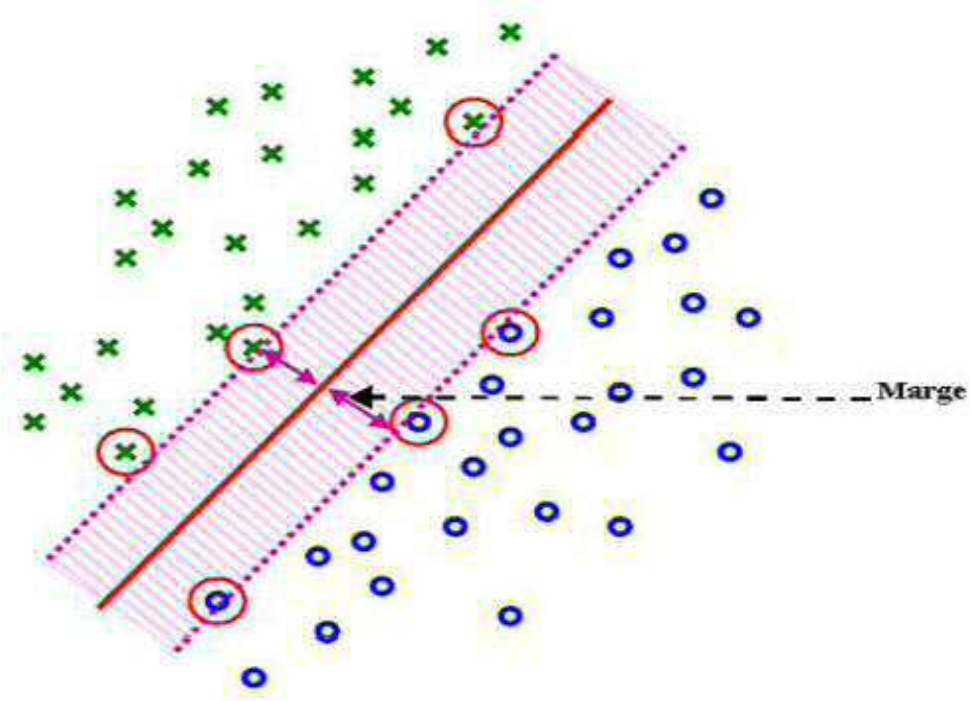


Figure (III.8): Exemple de deux classes linéairement séparables. L'hyperplan déterminé par la SVM. Maximisant la marge, permet de séparer les deux classes de manière optimale [17].

III.5.4. La classification linéaire :

On considère un ensemble de données $\{(\mathbf{X_1}, \mathbf{C_1}), (\mathbf{X_2}, \mathbf{C_2}) \ldots (\mathbf{X_P}, \mathbf{C_P})\}$ Où $\mathbf{C_p}$ est la classe à laquelle appartient le point $\mathbf{X_p}$. $\mathbf{C_p}$ est égale à (-1) ou à (+1) et x_p est un vecteur de dimension n de valeurs appartenant à l'intervalle [0.1] ou [-1.1]. Ces données d'apprentissage désignent la classification correcte qu'on voudra que la SVM fasse par la suite, au moyen de l'hyperplan de division, qui obéit à la forme :

$$\mathbf{w}.\mathbf{x} - \mathbf{b} = 0 \qquad \textbf{(III.35)}$$

On s'intéresse aussi aux hyperplans parallèles à l'hyperplan optimal qui sont tangents aux vecteurs de support des classes, et qui sont décrits par les équations :

$$\begin{cases} \boldsymbol{W}.\boldsymbol{X} - \boldsymbol{b} = \mathbf{1} \\ \boldsymbol{W}.\boldsymbol{X} - \boldsymbol{b} = -\mathbf{1} \end{cases} \qquad \textbf{(III.36)}$$

On veut que ces hyperplans maximisent la distance avec l'hyperplan de division et qu'il

n'y ait aucun point de données entre les deux. En employant la géométrie, on trouve que la distance entre les hyperplans est 2 / |w|, ainsi le but est de réduire au minimum$|w|$.

Pour exclure les points de données, on doit s'assurer que pour chaque i on a $\mathbf{w.xi - b \geq 1}$ ou $\mathbf{w.xi - b \leq -1}$, ou sous une autre équation ci $\mathbf{(w.xi - b) \geq 1}$ avec $\mathbf{1 \leq i \leq p}$. Le problème maintenant est de minimiser |w| sous cette dernière contrainte, ceci est un problème d'optimisation de programme quadratique (QP). Il existe plusieurs algorithmes spécialisés pour résoudre rapidement les problèmes QP et la méthode la plus commune est l'algorithme SMO.

Après l'apprentissage, la SVM peut classifier les nouvelles données (données de test) en utilisant la règle de décision suivant :

$$\hat{C} = \begin{cases} \mathbf{1}, if \ \ w.x + b \geq 0 \\ -\mathbf{1}, \ if \ \ w.x + b \leq 0 \end{cases} \quad \textbf{(III.37)}$$

On peut constater d'après la règle de classification qu'elle est seulement en fonction des vecteurs de supports (les données d'apprentissage se trouvant sur la marge) [17].

III.5.5 La classification non linéaire.

L'algorithme original de l'hyperplan optimal est un classificateur linéaire. et pour avoir un classificateur non linéaire on applique le kernel Trick à l'hyperplan à marge maximum, l'algorithme résultant est formellement semblable, sauf que chaque produit scalaire est remplacé par une fonction noyau non linéaire [17].

Parmi les noyaux les plus communs. On trouve:

* le noyau polynomial (homogène)

$$\mathbf{k(x, x`) = (x.x`)^d} \quad \textbf{(III.38)}$$

* le noyau polynomial (inhomogène) :

$$\mathbf{k(x, x`) = (x.x` + 1)^d} \quad \textbf{(III.39)}$$

* la fonction radiale de base RBF **:**

$$\mathbf{K(x, x`) = e^{(-\gamma\|x-x`\|^2)}} \quad \text{avec } \gamma > 0 \qquad \textbf{(III.40)}$$

* la fonction radiale de base de type gaussien- :

$$\mathbf{k(x, x`) = k\,(x.x`) = e^{\left(-\frac{\|x-x`\|^2}{2\sigma^2}\right)}} \qquad \textbf{(III.41)}$$

* la fonction sigmoïde:

$$\mathbf{k(x, x`) = tanh\,(kx.x` + c)} \qquad \textbf{(III.42)}$$

III.5.6. La classification multi classe.

Parmi les stratégies adoptées pour résoudre des problèmes de classification en q classes par SVM., on trouve l'approche une contre toutes « one vs all » et l'approche par paires "pairwise". On obtient un système de classification multi classe en combinant différents classificateurs SVM (classificateur binaire ou classificateur en deux classes).

Dans la première approche, on fait l'apprentissage de q SVM dont chacune sépare une classe de l'ensemble des autres classes.

Dans la deuxième approche, on fait l'apprentissage de $q\,(q-1)/2$ SVM dont chacune sépare une paire de classes. Ces classificateurs sont arrangés en arbre dont les nœuds sont les SVM. Une récente comparaison entre plusieurs techniques multi classes favorise l'approche une contre toutes vu sa simplicité et ses bonnes performances de classification. Concernant l'apprentissage, il est préférable d'avoir q SVM que d'avoir $q\,(q-1)/2$ SVM et le temps d'exécution des deux stratégies est similaire [17].

III.6. Conclusion

L'état de l'art de la de reconnaissance de visages est très riche, on trouve une multitude d'algorithmes globales, locales et hybrides qui sont utilisés et développés dans les systèmes commerciaux et dans les projets de recherche.

Chapitre IV

Evaluation

IV.1. Introduction.

Après avoir survolé la littérature de la reconnaissance de visages, on est passé à une étape d'évaluation de plusieurs méthodes, afin d'aboutir à la méthode la plus optimale et la plus adéquate. Dans cette partie, on présente les résultats de l'ensemble des tests qu'on a effectué sur différentes bases de données et en utilisant différentes méthodes et sous différentes conditions.

Deux bases de données différentes ont été appliquées pour ce travail, et chacun avec différentes particularités :

IV.2. Base de Données:

IV.2.1.Base de données d'ORL (AT&T):

La base de données d'ORL"OllivitiResearchLaboratory"[22], C'est un ensemble de photos prises entre 1992 et 1994 aux laboratoires Cambridge de AT&T. Il y a des images de 40 personnes différentes, et 10 images ont été prises de chaque personne. La série de 10 les échantillons présente des variations de l'expression faciale, faciale placer (il y a légèrement les visages tournés) et dans un autre les détails aiment des verres de glasses/no. Toutes les images ont été prises avec la personne en position frontale sur un fond foncé. Les images sont 256 niveaux gris avec une résolution (8 bits) de 92 × 112 Pixel.

Dans La (Figure VI.1), nous pouvons observer échantillons différents de la base de données d'ORL du visage, certains utilisateurs et échantillons provenant de chacun.



Figure (IV.1): quelques échantillons provenant de base de données de visage d'ORL [22].

IV.2.2 Base de données indienne de visage (IFD):

Cette base de données contient des images humaines de visage capturées en février, 2002 dans le campus de l'institut de la technologie indien Kanpur [23].

Cette base de données contient des images de 40 sujets distincts avec onze poses différentes pour chacun individuel. Si disponibles, quelques images additionnelles sont également incluses pour quelques individus. Toutes les images ont un fond homogène lumineux et les sujets sont en position droite et frontale. Pour chacun individuel, nous avons inclus la pose suivante pour le visage : regardant l'avant, regardant à gauche, regardant la droite, recherchant, recherchant vers la gauche, recherchant vers la droite, regardant vers le bas. En plus de la variation de la pose, des images avec quatre émotions - neutre, sourire, le rire, triste/dégoût- sont également incluses pour chaque individu. Comme exemple, des images correspondant à un individu sont montrées ci-dessous.



Figure (IV.2):quelques échantillons provenant de base de données de visage d'IFD [23].

Les dossiers sont dans le format de JPEG. La taille de chaque image est les Pixel 640x480, Avec 256 niveaux gris par Pixel. Les images sont organisées dans deux annuaires principaux - des mâles et des femelles. Dans chacun de ces annuaires, il y a des sous-répertoires avec des noms comme nombres, où chaque index correspondant à un individu. Dans chacun de ces annuaires, il y a onze images différentes de ce sujet, qui ont des noms de la forme n.jpg, où n est le nombre d'image pour ce sujet.

IV.3. Environnement Matériel et logiciel :

IV.3.1. Environnement Matériel.

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

Un ordinateur Acer avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur : Intel® core (TM) i5 CPU @ 2.67Ghz 2.67Ghz.
- RAM: 6.00 Gb de RAM
- OS: Microsoft Windows 8
- Type de système : système d'exploitation 64bit.

IV.3.2.Environnement logiciel:

Nous avons eu recours lors de l'élaboration de notre système à Matlab (R 2010 a)que nous présenterons ci-dessous.

IV.3.2.1 Matlab (R 2010 a) :

Matlab et son environnement interactif 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 plus simple et rapide qu'avec des langages de programmation traditionnels tels que le C, C++. Il dispose de plusieurs boites à outils en particulier celle du traitement d'images «*FaceRecognitionEvaluator ToolBox»* qui propose un ensemble d'algorithme et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

IV.4.Résultat d'évaluation.

Ici, deux bases de données de visage ont été employées pour la comparaison des performances. Ce sont : Base de données de visage ATT et Base de données de visage indien (IFD) qui est déjà expliqué. Ces deux bases de données ont été choisies parce que l'ATT contient images avec très faibles variations de l'orientation des images pour chaque sujet concerné, alors que l'IFD contient un ensemble de 11 images pour chaque objet où chaque image est orientée selon un angle différent par rapport à l'autre.

L'évaluation est effectuée en utilisant la reconnaissance faciale évaluateur. Il s'agit d'une open source MATLAB interface. Comparaison se fait sur la base d'un taux de précision de la reconnaissance et le temps de test et d'apprentissage (on prendre 60% dans l'ensemble de visage pour l'apprentissage et 40% pour les reconnaissances).Les résultats comparatives obtenus en testant les cinq algorithmes dires: PCA, LDA, l'ICA, l'ICA2, SVM à la fois sur l'IFD et les bases de données ATT.

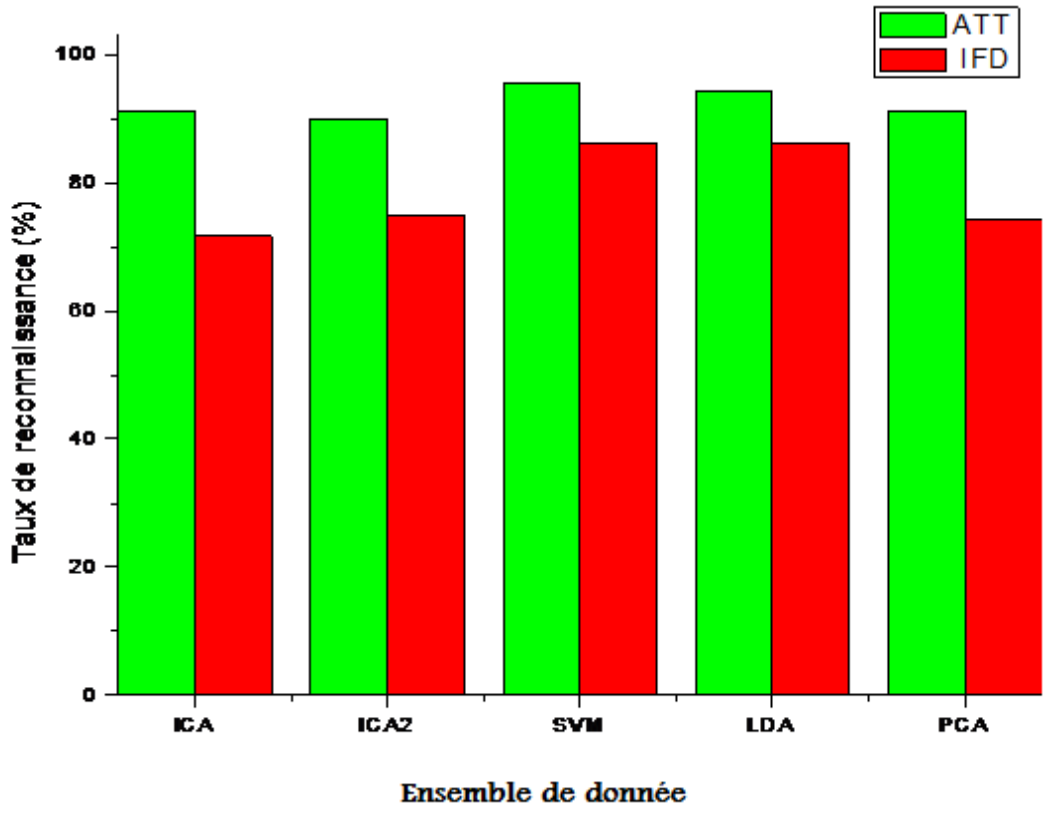
IV.4.1. Analyse de la performance:

Analyse ci-dessus montre la performance de cinq algorithmes sur la base de l'ATT et IFD. Points suivants nous avons observés dans cette expérience.

IV.4.1.1. Taux de précision de la reconnaissance (%) vs. Différent Base de données:

Le tableau (IV.1) : Représenté le résultat du taux de précision de la reconnaissance.

Databases	ICA	ICA2	SVM	LDA	PCA
ATT	91.3	90.0	95.6	94.4	91.3
IFD	71.7	75.0	86.3	86.3	74.2



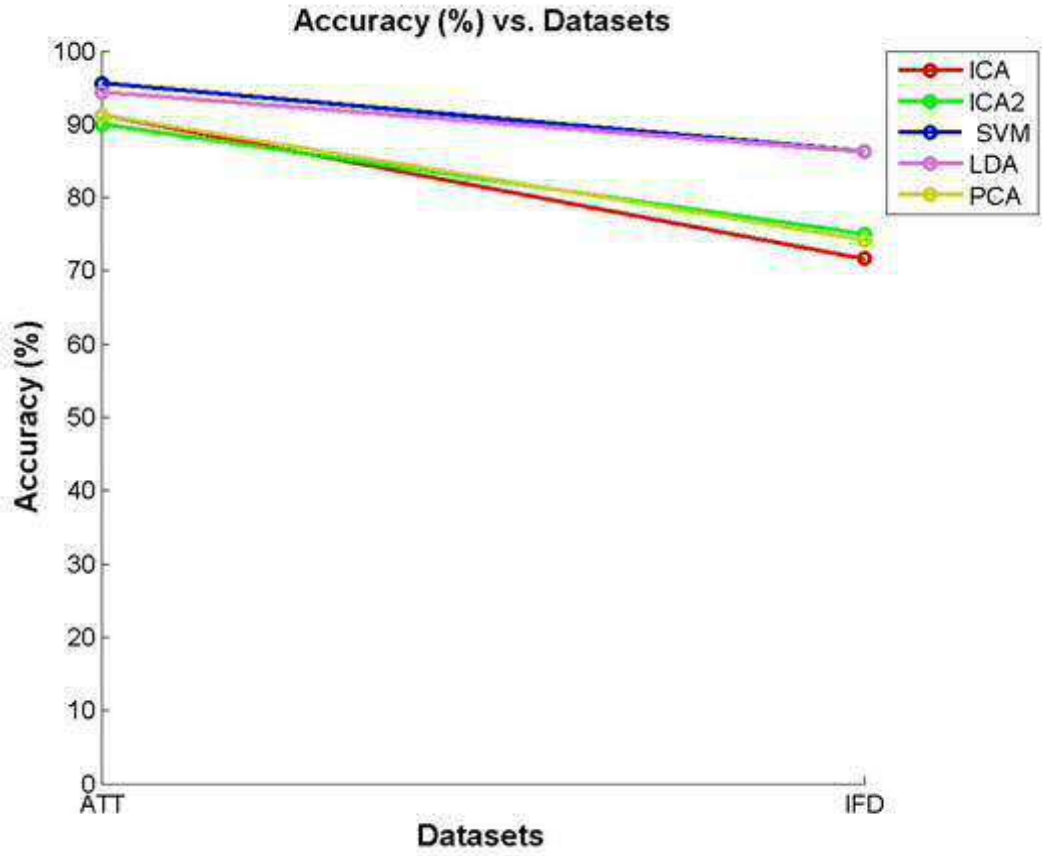


Figure (IV.3): Taux de précision de la reconnaissance.

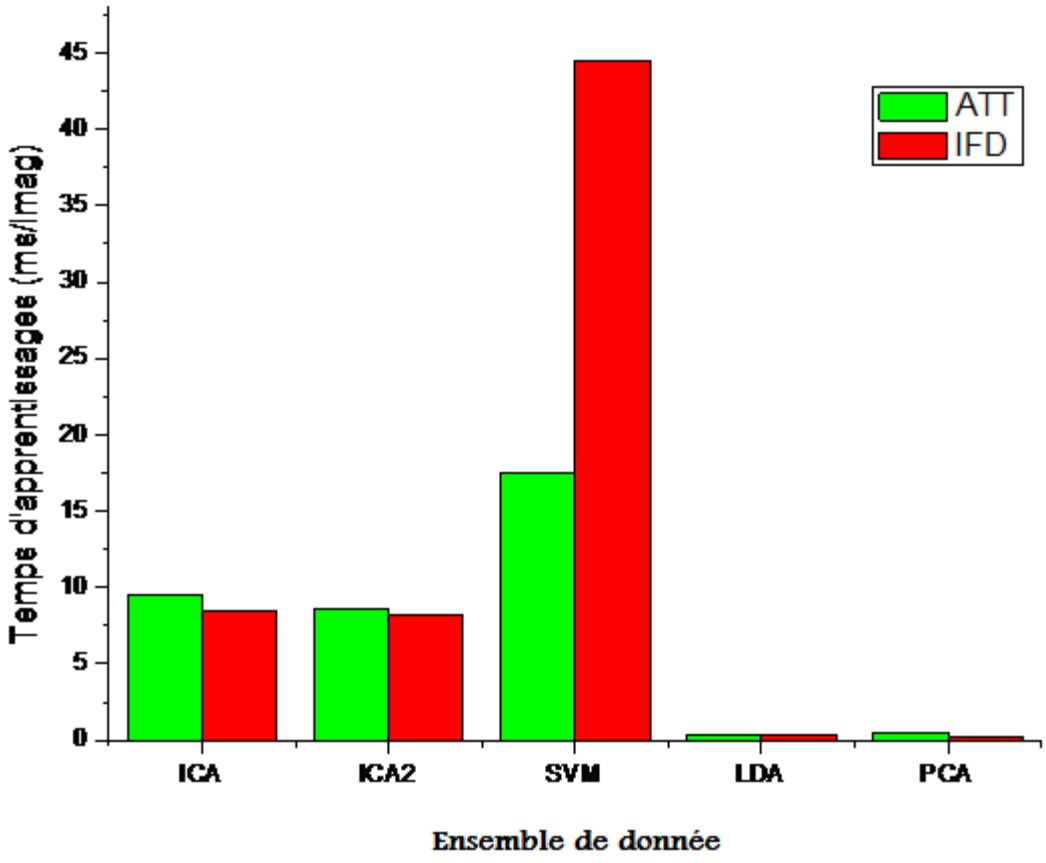
- ✓ On constate que le taux de reconnaissance de la base de données ATT est plus élevé que comparer à base IFD. Cette observation est dû à la nature des images contient dans la base de données IFD. Dans cette base de données, chaque sujet est dépeint avec très différents angles d'orientation. Il montre également que chaque image à fond riche région que la base de données ATT.
- ✓ On observe que le LDA et SVM ont la presque le même taux de précision de la reconnaissance, ce qui sur passe le PCA et ICA, ICA2.

- ✓ On observe que lorsque cinq algorithmes employés sur base de données IFD, LDA et SVM présente le plus haut taux de précision de la reconnaissance égale à 86.3% Sur base de données ATT, SVM présente le plus haut taux de précision de la reconnaissance égale presque 95.6 %.

IV.4.1.2. Temps de d'apprentissages (ms/img) vs. Base de données:

Le tableau (IV.2) : représenté le résultat du temps de d'apprentissages

Databases	ICA	ICA2	SVM	LDA	PCA
ATT	9.5	8.6	17.5	0.4	0.5
IFD	8.4	8.2	44.5	0.4	0.2



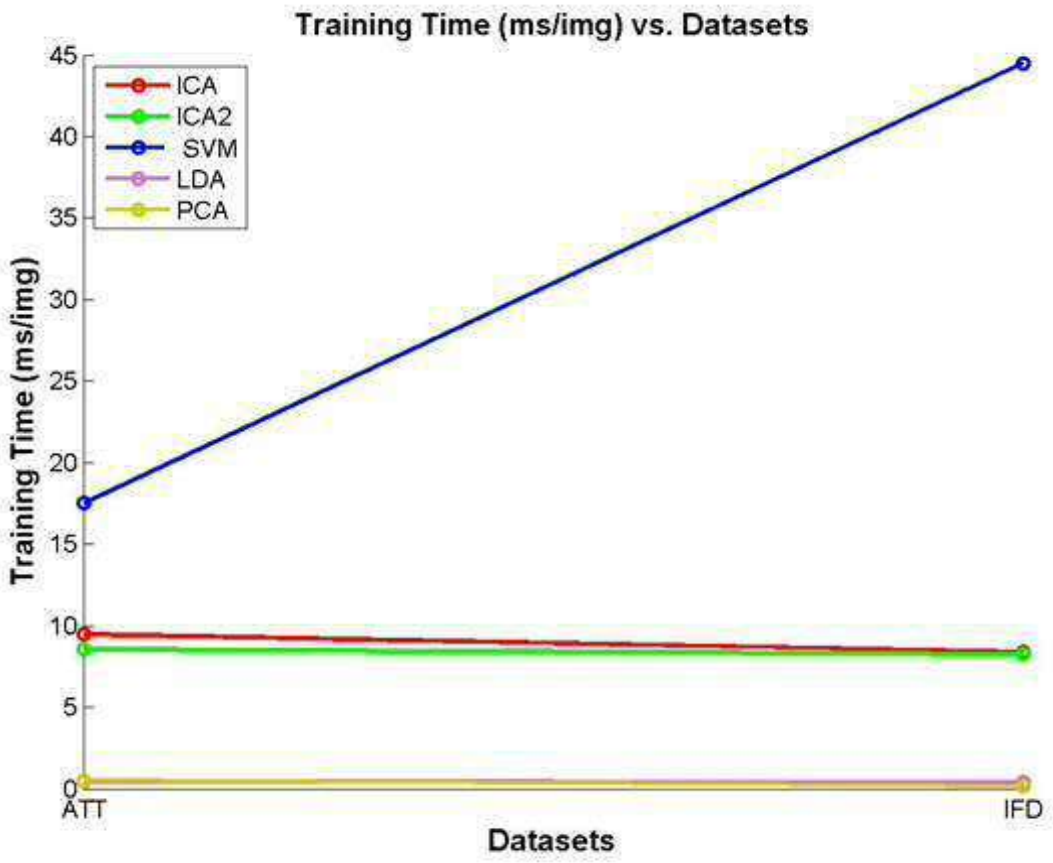


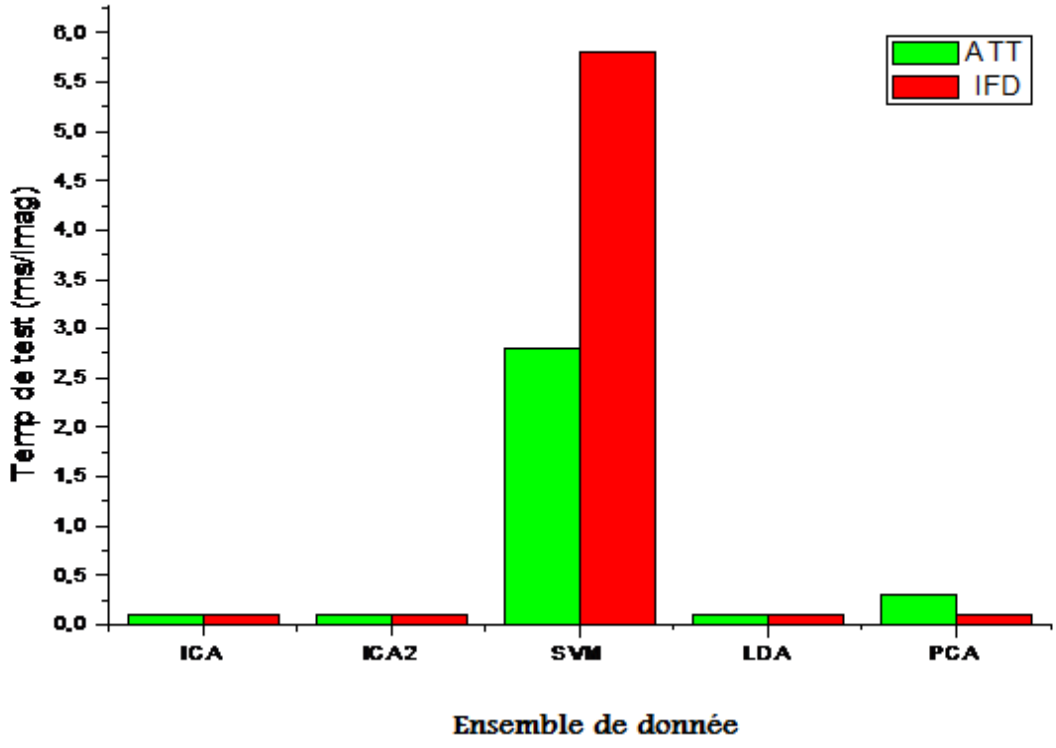
Figure (IV.4): Temps d'apprentissage.

- ✓ Pour le temps d'apprentissage dans la base ATT et mieux que l'IFD .pour l'algorithme SVM et mais par rapport les autres algorithmes. Le SVM prend un temps d'apprentissage très grand.
- ✓ pour l'autre algorithme il ya un petit différant entre le temps d'apprentissage des deux bases ATT et IFD.
- ✓ Mais le ICA et ICA2 présent un temps d'apprentissage plus grand que les algorithmes LDA et PCA.

IV.4.1.3. Le Temps de Test (ms/img) vs. Base de données:

Le tableau (IV.3) : Représenté le résultat du temps de Test.

Databases	ICA	ICA2	SVM	LDA	PCA
ATT	0.1	0.1	2.8	0.1	0.3
IFD	0.1	0.1	5.8	0.1	0.1



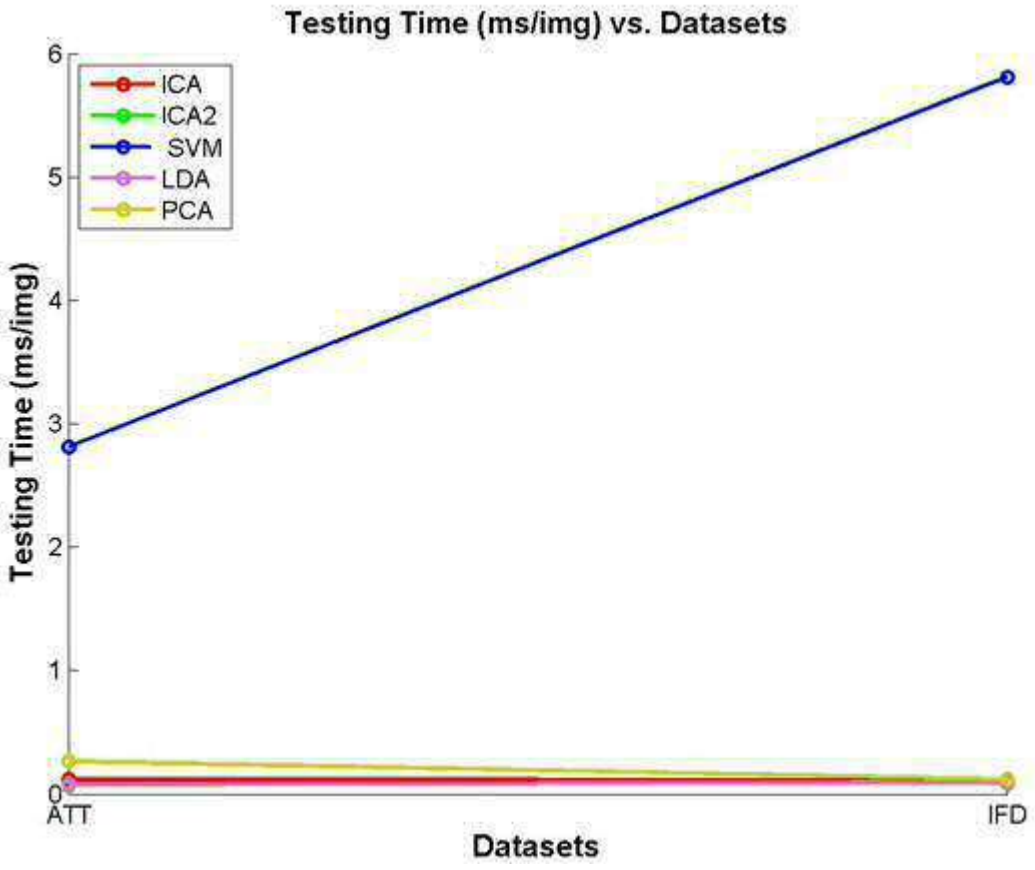


Figure (IV.5): Le Temps de Test.

- ✓ Pour l'algorithme SVM le temps de test dans la base de données ATT et mieux que la base de données IFD, puisque dans le premier (ATT) le temps de test est plus inferieur que de deuxième (IFD).
- ✓ Pour l'algorithme PCA, le temps de test du ATT est mieux que IFD, mais la différence entre les temps de test des deux base (ATT) et (IFD) et très petite par apport la différence entre eux des SVM pour les autres algorithmes il n'ya pas un différance dans le temps de test pour les deux bases des données.
- ✓ On observe de côté algorithmes que le temps de test est très grande que pour l'algorithme SVM par apport les autres algorithmes.

IV.5. Conclusion:

Ici, nous avons utilisé cinq algorithmes de reconnaissance faciale dire ACP, ADL, ACI, ACI2, et SVM. L'exécution a été calculée en fonction de la précision de la reconnaissance. On ne constate que le taux de reconnaissance de la base des données "AT&T" est plus élevé par rapport à la base des données"IFD". Ce constat est dû à la nature de l'image sen globalité dans IFD. On observe que les cinq algorithmes quand employés sur base de données IFD, ADL puis sur class en tous les quatre algorithmesrestants.SVM a le plus haut taux de précision de la reconnaissance. Et on observe aussi dans le temps de test et d'apprentissage que le SVM et la meilleure mais il est prendre plus temps que les autres algorithmes

Chapitre V

Conclusion générale

Conclusion Général :

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

Dans ce mémoire, nous avons étudié l'état de l'art de la reconnaissance du visage qui reste un outil puissant malgré l'existence d'autres méthodes biométriques de reconnaissance. Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître un individu par son visage en utilisant les déférentes méthodes de la reconnaissance de visage.

Nous avons travaillé sur cinq algorithmes classiques ACP, ACI, ACI2, ADL dans la méthode global et SVM dans la méthode locale). Est à deux base de donnée déférente (ORL database et IFD database).

Après les tests qu'on a effectué sur les deux base de donnée on observe que :
Le taux de précision de la reconnaissance dans la base de donnée ATT plus élève par rapport la base de donnée IFD. Ainsi que le temps de test et d'apprentissage quand utilisée l'algorithme SVM, mais cette algorithme prend un temps très grand contrairement à les autres algorithmes qui sont le temps très petit dans les deux base de donnée.

Donc on conclue que l'algorithme SVM est la plus précisé par rapport les autres algorithmes que nous avons vue.

Bibliographies

[1] CHAARI A.[1, 2,3] LELANDAIS S[1, 2] SAAIDIA M [2], VIGNERON V [2], et BEN AHMED M[3]. *« Comparaison d'approches pour la détection et l'identification de visages 2D »*. [1] IUT d'Evry Département Qualité, Logistique Industrielle et Organisation22, allée Jean ROSTAND – 91025 EVRY Cedex [2] Laboratoire IBISC CNRS FRE 2873Université d'Evry Val d'Essonne – UFR Sciences et Technologies40, rue du Pelvoux – 91020 EVRY Cedex [3] Laboratoire RIADI, Ecole Nationale d'Informatique Université de la MANOUBA, 2010 La MANOUBA, TUNISIE liris.cnrs.fr/~cnriut08/actes/articles/193.pdf

[2] LASKRI M.T, CHEFROUR D, « *Système d'identification des visages Humains* ».Département d'Informatique - Université BADJI MOKHTAR ANNABA.http://intranet.inria.fr/international/arima/001/pdf/arima00103.pdf

[3] ADJOUJI R[1], GAFOUR A k[1], BOUKELIF A[2], LEHIRECHE A[1]. « *La reconnaissance Des visages: une comparaison entre les réseaux des Neurones compétitifs et les réseaux Des neurones à Spike* »30 juillet 2007. [1]Laboratoire des Systèmes Distribués & de L'ingénierie évolutive, EEDIS, Département Informatique, Université de Sidi Bel Abbés, Algérie.[2] Laboratoire des Télécommunications et du Traitement Numérique de Signal, Équipe de recherche des techniques vidéo, Département Electronique, Université de Sidi Bel ABBES, Algérie.

[4] GURAFI ABABSA S, *« Authentification d'individus par reconnaissance de Caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D »*.Docteur de l'Université Evry Val D'Essonne Spécialité: Sciences de l'Ingénieur, Soutenue le 03 octobre 2008.

[5] JOURANI R. *« Reconnaissance de visage »*. Université Mohammed V-AGDAL. Novembre 2006.

[6] MOUACI M. *« La reconnaissance des empreintes Digitales »*. L'Université de Médéa, Juin 2010.

[7] MORAKECHI R. *« Reconnaissance biométrique du visage par l'analyse en Composantes Principale »*. Université YAHIA FARES de MEDEA.2011/2012.

[8] Mr. AKROUF *S « Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur »*.UNIVERSITE FERHAT ABBAS-SETIF.07/07/2011.

[9] HAMZAOUI R. *« Reconnaissance des personnes par le visage dans des séquences Vidéo »*.UNIVERSITE DE SOUSSE.2010-2011.

[10] DANG HOANG VU. *« Rapport final du tipe Biométrie pour L'Identification»*. Promotion X-IFI, Hanoi Vietnam .07 – 2005

[11] ADJOUDJ R. « *Authentification Automatique par Identification & Reconnaissance Dans un Système de Haute Sécurité »*. Université DJILLALI LIABES de Sidi Bel ABBES.*2005 – 2006*

[12] KARL BAUMGARTNER, *« Biométrie, présentation personnelle »*. 09 juillet2002. http://www.iict.ch/Tcom/Presentations/BIO/biometrie.pdf

[13] HIZEM W. *« Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage»*. L'institut National des Télécommunication et l'Université Pierre et Marie Curie-Paris 6.2009.

[14] NICOLAS MORIZET, *« Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du visage Et de l'iris »*; L'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications Mars2009.

[15] AL KHATIB.M- Mémoire *« Le rôle de l'anthropologie dans les techniques émergentes de reconnaissance faciale »* Université Claude Bernard - Lyon 1 ; Département de Biologie Humaine ; Jeudi 15 septembre 2005.

[16] BOUREIMA S.S, HAYAKI M.M. AL MOCTAR. *« Etat de l'art sur la Reconnaissance du visage »*. L'institut de Télécommunications EBD ELHAFID BOUSSOUF ORAN Juin 2006.

[17] BOUDJELLAL S. *« Détection et identification de personne par méthode Biométrique »* Université Mouloud MAMMERI de TIZI- OUZOU. http://www.ummto.dz/IMG/pdf/detection_et_identifification_d_individus_par_methode_biometriq ue.pdf

[18] NGOC Son VU, *« Contributions à la reconnaissance de visages à partir d'une seule Image et dans un contexte non-contrôlé ».* L'Institut polytechnique de Grenoble novembre 2010.

[19] *« Principal components analyses ».*Document avalable at. http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_components_anlysis

[20] HAMDANIA M F, DJADI K. *« Local features face recognition »,* UNIVERSITY M'HAMED BOUGARA – BOUMERDES, 2011

[21] BRUCE A. DRAPER, [a,*] KYUNGIM BAEK, [b] MARIAN STEWART BARTLETT, And J. Ross BEVERIDGE [a] *«Recognizing faces with PCA and ICA »* [a] Department of Computer Science, Colorado State University, Ft. Collins, CO 80523, USA [b] Department of Biomedical Engineering, Columbia University, New York, NY 10027, USA [c] Institute for Neural Computation, University of California San Diego, La Jolla, CA 92037, USA. Received 15 February 2002; accepted 11 February. www.elsevier.com/locate/cviu.pdf

[22] Base de données d'ORL.
http://www.cl.cam.ac.uk/Research/DTG/attarchive/pub/data/att_faces.tar.

[23] Base de données indienne de visage (IFD),
http://vis-www.cs.umass.edu/~vidit/IndianFaceDatabase/

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie électrique et de l'informatique

Mémoire de Fin d'études pour l'obtention de diplôme de Master en génie électrique

Option : systèmes de Télécommunication

Présenté par :

HOUMEUR Ali

ZIGADI Labbas

Thème :

ETAT DE L'ART DE LA RECONNAISSANCE DE VISAGE: ETUDE ET EVALUATION

Dirigé par: Dr. Mohamed SOLTANE

2012 - 2013