

République démocratique populaire d'Algérie
UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA
Faculté des Nouvelles Technologies des Informations et de communications
Département d'électronique et des télécommunications



Mémoire
MASTER ACADEMIQUE
Domaine : Sciences et technologies
Filière : Génie électrique
Spécialité : Signal et communication
Présenté par :
Ghoulia bouthaina Koudri yamina

Thème:

**Etude comparative d'ensemble des descripteurs de
texture pour la reconnaissance de visages.**

Soutenu publiquement

Le : 24/05/2017

Devant le jury :

M ^f Samai Djamel	MC (B)	Président	UKM Ouargla
M ^f Chaa Mourad	MA (A)	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M ^f Mehaouchi Aze addine	MA (A)	Examineur	UKM Ouargla

Année universitaire 2016/2017



DEDICACES

Je dédie ce mémoire :

A mes chers parents qui m'ont soutenu avec leurs encouragements.

A Ma grand-mère et Mon grand père.

A mes chères sœurs ikram, soumia.

A mes chers frères Mohamed tayeb, houssam eddine et

Toute ma famille.

À mes amis : fathia, rayhana, ghania, selma, Fatiha, mesouda,

À toutes les professeurs et enseignants que j'ai eu durant

***Tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir Dans mes
études.***

A tous ceux que je porte dans mon cœur.

A toute personne ayant participé à ce travail de près ou de loin.

Ghoulia bouthaina

DEDICACE

Je dédie ce mémoire :

*À mes très chers parents pour leur soutien durant
toute ma vie d'études avec leur encouragement.*

*A tous mes frères et sœurs, Cherif, Sadek, Abd el
Hamid, Youssef, Hassiba*

Et ma petite chère Raghoda

A tout la famille Kouidri et oulad Salem

À mes amis : Sarah, wafa, Fatima.

A tous mes professeurs :

*Leur générosité et leur soutien m'oblige de leurs
témoigner mon profond respect et ma loyale
considération.*

*A toute personne ayant participé à ce travail de
près ou de loin*

Yamina



REMERCIEMENTS

Nous remercions en premier lieu Dieu tout puissant de nous avoir accordé la puissance et la volonté pour terminer ce travail.

Nous remercions vivement notre encadreur, **Mr Chaa Mourad**, pour nous avoir proposé ce sujet d'actualité assez passionnant ; sa patience et son organisation nous ont permis de surmonter de nombreuses difficultés liées à ce travail.

Nous tenons à lui exprimer nos sincères déférences pour son encadrement. Merci également à tous ceux qui ont contribué à notre formation spirituelle. Notre gratitude s'adresse également à tous ceux qui, de loin ou de près, ont participé à la réalisation de ce travail.

Nous tenons aussi à remercier toute les enseignants pour nous avoir transmis leur savoir tout au long de notre cycle d'étude.

Merci également à tous mes collègues d'étude dans l'université qui m'ont soutenu avec leurs encouragements.

Je n'oublierai pas remercier l'ensemble des collègues du laboratoire de recherche.

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : introduction à la biométrie	
1.1. Introduction	3
1.1.2. La biométrie	3
1.3. Les différents techniques biométriques	3
1.4 Description des principales techniques biométriques	4
1.4.1 La biométrie morphologique (physique)	4
1.4.1.1 Les empreintes digitales	4
1.4.1.2 La géométrie de la main	5
1.4.1.3 La reconnaissance de la rétine	5
1.4.1.4 La reconnaissance de l'iris	5
1.4.1.5 La reconnaissance de visage	5
1.4.2 La biométrie comportementale	6
1.4.2.1 La voix	6
1.4.2.2 La signature	6
1.4.2.3 Dynamique de la frappe au clavier.....	7
1.5 Les avantages et inconvénients des différentes technologies biométriques.....	7
1.6 Modes de fonctionnement d'un système biométrique	8
1.6.1 Le mode d'enrôlement	8
1.6.2 Le mode de vérification	9
1.6.3 Le mode d'identification.....	9
1.7 Principaux modules du système biométrique.....	10
1.7.1 Le module de capture	10
1.7.2 Le module d'extraction de caractéristiques	10
1.7.3 Le module de correspondance.....	10
1.7.4 Le module de décision.....	10
1.8 Mesure de la performance d'un système biométrique	11
1.9 Applications des systèmes biométriques.....	14
1.9.1 Applications commerciales	14

1.9.2 Applications gouvernementales	14
1.9.3 Applications légales	14
1.10 La reconnaissance de visage	14
1.10.1 Principales difficultés de la reconnaissance de visage	14
1.10.1.1 Changement d'illumination.....	15
1.10.1.2 Variation de pose.....	15
1.10.1.3 Expressions faciales	16
1.11 Conclusion.....	16

Chapitre2 : État de l'art de la reconnaissance de visage

2.1 Introduction	17
2.2 Motivation	17
2.3 Système de reconnaissance facial	18
2.3.1 L'acquisition de l'image	18
2.3.2 Détection de visage	19
2.3.3 La prétraitement	20
2.3.4 L'extraction de caractéristiques	20
2.3.4.1 Les méthodes globales	20
2.3.4.1.1 Analyse Discriminante Linéaire (LDA)	21
2.3.4.1.2 Analyse en Composantes Principales (PCA)	22
2.3.4.2 Les méthodes locales	23
2.3.4.3 les méthodes hybrides	29
2.3.5 Etat de l'art de reconnaissances de visage	29
2.3.6 Classification	31
2.3.6.1 Classification par le SVM (support Vector machine)	31
2.3.6.1.1 Les SVM linéaires	32
2.3.6.1.2 Les SVM non linéaires	34
2.3.6.1.3Les fonctions noyau	35
2.3.6.2 Classification par les réseaux de neurones (RNA)	37
2.3.7 La décision	38
2.4Conclusion	39

Chapitre3 : résultats expérimentaux

3.1 Introduction	40
3.2 La base de données ORL.....	40
3.3 Extraction de caractéristiques	40

3.4 Le taux de reconnaissance	41
3.5 Le temps d'exécution et l'environnement de programmation	41
3.6 Classification par SVM	42
3.7 Etude comparative entre LBP, TPLBP et FPLBP	49
3.8 Conclusion	49
Conclusion générale	50
Référence.....	51

Liste de figure

Chapitre1

Figure 1.1 les différentes modalités biométriques	4
Figure 1.2: Mode d'enrôlement d'un système biométrique.....	9
Figure 1.3 : Mode de vérification d'un système biométrique.....	9
Figure 1.4 : Mode d'identification d'un système biométrique.....	10
Figure 1.5 : Graph démonstratif de l'EER.....	12
Figure 1.6 : Courbe ROC	13
Figure 1.7: Illustration du FRR et du FAR.....	13
Figure 1.8: Exemple de variation d'illumination.....	15
Figure 1.9: Exemples de variation de poses.....	16
Figure 1.10: Exemples de variation d'expressions.....	16

Chapitre2

Figure 2.1 : Système de reconnaissance de visage.....	18
Figure 2.2: Exemple d'acquisition d'une image.....	18
Figure2.3 : détection de visage.....	19
Figure 2.4: Projection par LDA avec séparation entre les classes.....	22
Figure2.5 : Exemple de projection suivant PCA.....	23
Figure2.6: Exemple of LBP feature Vector création.....	24
Figure 2.7: Exemples de différents voisinages circulaires pour les LBP	25
Figure 2.8 : Primitives extraites par les motifs binaires locaux.....	25
Figure 2.9: Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP.....	27
Figure 2.10: (a) Le code LBP Three-Patch	28
Figure2.11:(a) Le code LBP Four-Patch.	29
Figure 2.12: Séparation linéaire dans un espace à deux dimensions.....	32
Figure2.13: exemple de RNA.....	37

Chapitre3

Table de matière

Figure 3.1 : Exemples d'images de visages de la base ORL.....	40
Figure3.2 : exemple d'image originale et image LBP.....	42
Figure 3.3: exemple d'image originale et image après la méthode TPLBP	43
Figure 3.4: exemple d'image originale et image après la méthode FPLBP.....	43
Figure3.5 : La courbe du taux de reconnaissance pour le paramètre r.....	44
Figure3.6 : Taux de reconnaissance pour le paramètre w.....	44
Figure 3.7: La courbe du taux de reconnaissance pour les différentes valeurs d'alpha.....	45
Figure 3.8: Taux de reconnaissance en fonction de r1	46
Figure 3.9: Taux de reconnaissance en fonction de r2.....	46
Figure 3.10 : Taux de reconnaissance par le nombre d'image d'entraînement pour les trois méthodes.....	47
Figure 3.11 : le temps d'exécution en fonction des nombre images d'entraînement.....	48

Liste de tableau

Tableau 1.1 : comparaison des traits biométrique.....	8
Tableau 3.1: le taux de reconnaissance (%) pour ORL obtenus en fonction les différents nombres de vecteurs propres.....	47
Tableau 3.2: le temps d'exécution.....	48

Introduction générale

Les dernières décennies sont marquées par l'évolution technologique rapide sur tous les plans de notre vie. L'homme n'a pas cessé de moderniser et de développer les techniques biométriques de plus en plus performantes. L'objectif lointain est de faire une comparaison entre les différents descripteurs (LBP (Local binary pattern), TPLBP (Three patch LBP) et FPLBP (Four patch LBP)).

Aujourd'hui les recherches intenses portant sur la biométrie, la classification et les méthodes de reconnaissance faciale d'une part, on permet la conception de la biométrie et le système de reconnaissance faciale.

La reconnaissance faciale est une science de définition d'algorithmes permettant de classer de visages ou qui caractérise des personnes dans l'aspect a varié, en d'autre termes elle permet le passage perception des images de visage à leur reconnaissance .Généralement un problème de reconnaissance ce présent comme suit :

- La définition précise des classes entre lesquelles on va décider
- Le choix de vecteur caractéristique extrait à partir d'image de visage qui caractérise l'individu.
- Le choix d'une méthode de décision

La reconnaissance de visage n'est pas une discipline récente. Les recherches faites dans ce sens, voient chaque jour de nouvelles approches naîtraient.

Dans notre travail, nous proposons des méthodes locales pour la reconnaissance des visages .L'étude est basé sur une approche locale basée sur les trois descripteurs à partir des visages d'une base de données ORL.

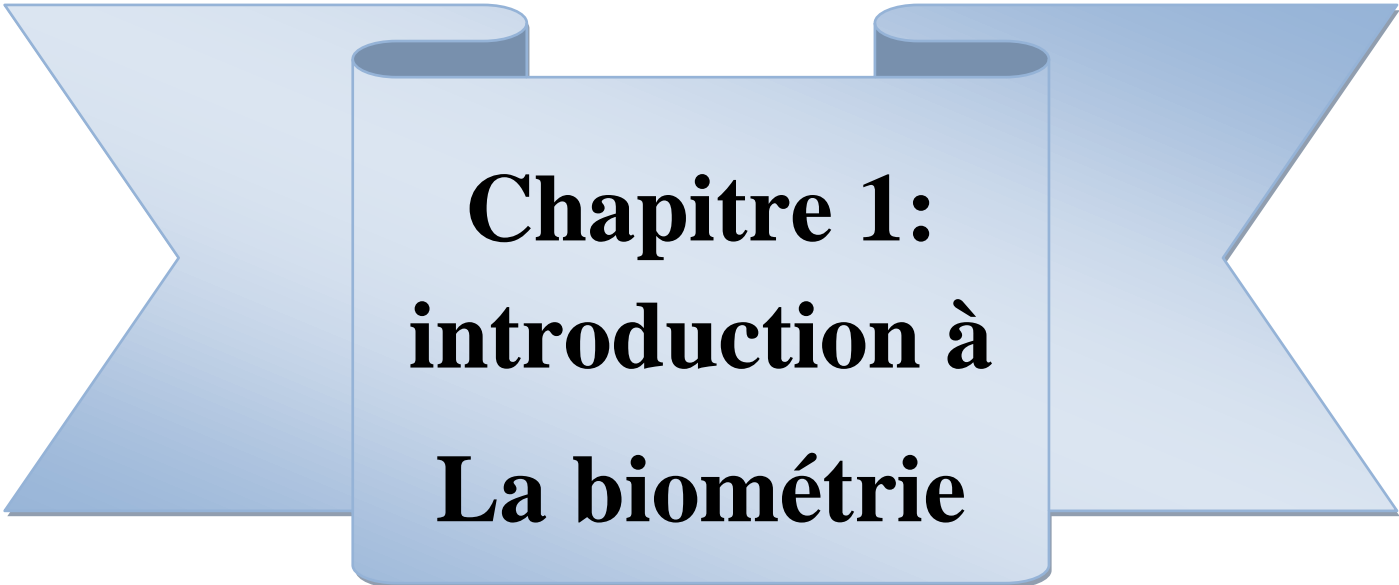
Le travail global est partagé en trois chapitres organisés comme suit :

Dans le premier chapitre nous présentons un aperçu général sur la biométrie ainsi les domaines d'utilisation, et les principales difficultés de reconnaissance des visages.

Le chapitre deux sera consacré au système de reconnaissance des visages, et les détaille sur les méthodes d'extraction de caractéristique avec les types de classification.

Le dernier chapitre présente l'objet d'une étude comparative aux trois méthodes (LBP, TPLBP et FPLBP).À la base de donner « ORL », et leurs résultats obtenus.

Enfin, nous terminons notre mémoire par une conclusion générale sur le travail élaboré et les axes principaux autour desquels nous pourrions élargir cette étude.



**Chapitre 1:
introduction à
La biométrie**

1.1 Introduction

En dernières années le développement de la technologie de la biométrie est devenu d'occasion dans les domaines de sécurité et de contrôle d'accès comme un mot de passe et à base de puce, comme une clé physique, une carte d'identité et un passeport. La biométrie vérifier l'identité d'une personne à l'aide d'une ou plusieurs modalités. Elle recouvre deux approches principales : analyse comportementale (vitesse de signature, marche,...) ou analyse de la morphologie humaine (empreintes digitales, iris, rétine, voix, main, visage, ...). Dans ce chapitre, nous allons mettre en relief quelques notions de base liées à la biométrie. Et quelques définitions des techniques biométriques. Nous donnerons les avantages et les inconvénients des techniques biométriques. Et le principe de fonctionnement et performances des systèmes biométriques. Enfin nous rappelons les principales difficultés de la reconnaissance de visage.

1.2 La biométrie

La biométrie est la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits spécifiques. Aussi la biométrie consiste à identifier une personne c'est-à-dire la mesure des caractéristiques biologiques pour l'identification ou l'authentification d'un individu à partir de certaines de ses caractéristiques: comportementales (exemple de la dynamique de frappe au clavier), physiques ou physiologiques (exemple de l'ADN, visage, iris, géométrie de la main, voix etc.). Et pour établir la reconnaissance des personnes dans un grand nombre d'applications diverses en utilise cette technique. Donc pour obtenir une bonne sécurité en utilise la reconnaissance de personne. En effet les caractéristiques biométriques ne peuvent pas être oubliées ou perdues [1]. De plus, elles sont très difficiles à deviner.

1.3 Les différents techniques biométriques

La comparaison entre les différentes modalités biométriques permet de choisir une technologie en fonction des contraintes facteurs liées à l'application. En effet, chaque modalité biométrique a ses forces et ses faiblesses, et faire correspondre un système biométrique spécifique à une application dépend du mode opérationnel de l'application et des

caractéristiques biométriques choisie. La **Figure 1.1** montre un exemple de quelque modalité biométrique.

			
L'empreinte digitale	Le visage	L'iris	La rétine
			
La Géométrie de la main	La signature	La frappe au clavier	La voix

Figure 1. 1 : Les différentes modalités biométriques

1.4 Description des principales techniques biométriques

Les systèmes biométriques sont généralement classés par l'industrie dans deux grandes catégories : [2]

1.4.1 La biométrie morphologique (physique)

La biométrie morphologique est basée sur l'identification de traits physiques particuliers pour chaque personne, elles sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance des empreintes digitales, de la forme de la main, du visage, et de la rétine et de l'iris de l'œil.

1.4.1.1 Les empreintes digitales

L'identification par les empreintes digitales est la technique biométrique que la plupart des gens connu. Elles sont formées par les crêtes (ridge) et les vallées présentes sur la surface du bout des doigts [3]. Un système biométrique utilise l'empreinte digitale comme un moyen d'identification ou de vérification qui ne procède pas la même façon. Ce n'est pas l'image de

l’empreinte digitale qui sert le point de comparaison, mais l’ensemble des données biométriques qui est tiré à partir des minuties de l’empreinte digitale.

1.4.1.2 La géométrie de la main

Cette méthode consiste à déterminer les caractéristiques de la main d’un individu : sa forme, la longueur, la largeur, la courbure des doigts. [4][5] etc. Les systèmes de la reconnaissance géométrique de la main sont faciles d’utiliser pour doit poser la paume de sa main sur une plaque qui possède des guides afin d’aider à positionner ses doigts. [6]

1.4.1.3 La reconnaissance de la rétine

La rétine est la couche sensorielle de l’œil qui permet la vision. Cette zone est parcourue par des vaisseaux sanguins qui émergent au niveau de la papille optique .La reconnaissance de la rétine est actuellement considérée comme une des méthodes biométriques les plus sûres. Les motifs formés par les veines sous la surface de la rétine sont uniques et stables dans le temps. La biométrie par la rétine procure également, un haut niveau en matière de reconnaissance. Cette technologie est bien adaptée pour des applications de haute sécurité. Aussi, cette technologie, très précise [7].

1.4.1.4 La reconnaissance de l’iris

La reconnaissance de l’iris est considérée comme une méthode biométrique le plus fiable qu’il soit le changement et l’environnement de la personne. L’iris est la région annulaire située entre la pupille et le blanc de l’œil. Il est unique et les deux iris du même individu sont différents. Le point faible de ce type de système utilise l’œil à fins d’identifier ou de vérifier l’image de l’œil qu’il provoque beaucoup difficultés pour lire l’image d’œil d’une personne aveugle ou d’individu ayant un problème de caractère[8]. Son inspection attentive révèle de nombreuses structures détaillées uniques et indépendantes du code génétique de l’individu et pratiquement ne varient pas pendant la vie.

1.4.1.5 La reconnaissance de visage

Dans la vie habituelle la reconnaissance de visage est un travail que les humains exécutent naturellement et sans effort. Cette technique consiste à déterminer l’identité d’une personne à partir d’une image de son visage. Pour cela, il est nécessaire que l’identité de la personne soit connue au préalable, au moyen d’une ou plusieurs images de son visage, la

grande disponibilité d'ordinateurs puissants et peu onéreux ainsi que des systèmes informatique embarqués ont suscité un énorme intérêt dans le traitement automatique des images et des vidéos numériques au sein des nombreuses applications, incluant l'identification biométrique, la surveillance, l'interaction homme-machine et la gestion de données multimédia. La reconnaissance de visages est une technique la plus commune et populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle, et par rapport les autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse, d'une part c'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), et d'une autre part les capteurs utilisés sont peu coûteux (une simple caméra) contrairement à l'empreinte digitale et l'iris où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image sans oublier le coût de l'équipement nécessaire pour l'acquisition (équipement spécial coûteux). [9]

1.4.2 La biométrie comportementale

Quant à elle, se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé l'empreinte de sa voix, de sa signature, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier.

1.4.2.1 La voix

Est une caractéristique biométrique intéressante, la reconnaissance de la voix n'est pas intrusive pour la personne et n'exige aucun contact physique avec le lecteur du système. Les systèmes d'identification de la voix sont basés sur les caractéristiques de voix, uniques pour chaque individu. Ces caractéristiques de la parole sont constituées par une combinaison des facteurs comportementaux (vitesse, rythme, etc....) et physiologiques. (Tonalité, âge, fréquence,...). [10]

1.4.2.2 La signature

Toute personne a son propre style d'écriture. A partir de la signature d'une personne, nous pouvons définir un modèle qui pourra être employé pour son identification [11]. Il existe deux modes dans le système de reconnaissance de l'écriture : le mode statique et le mode dynamique. Le mode statique n'utilise que l'information géométrique de la signature. Le mode dynamique utilise à la fois l'information géométrique et dynamique, c'est-à-dire les mesures de vitesse, et ce système analysent les caractéristiques spécifiques d'une signature

comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé [12]. L'utilisateur de cette technologie signe généralement avec un stylo électronique sur une tablette graphique. Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison.

1.4.2.3 Dynamique de la frappe au clavier

Le système est basé sur la dynamique de frappe au clavier, il ne nécessite aucun équipement particulier, chaque ordinateur disposant d'un clavier. Cette technique repose sur les particularités de chaque individu lorsqu'il frappe sur un clavier en particulier, la force avec laquelle il frappe [13] [14]. En l'état actuel des techniques, cette méthode peut difficilement être regardée comme une technique de haute sécurité, mais plus comme une technique de substitution à un code pour ouvrir un appareil électronique.

1.5 Les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométriques

Plutôt que de comparer uniquement les performances de ces systèmes, il est nécessaire de tenir compte de l'environnement, de l'usage, de la facilité aussi bien de saisie que d'analyse, de stockage ou de vérification. En effet, chaque technologie possède des avantages et des inconvénients, acceptables ou inacceptables suivant les applications. Toutes les solutions ne sont donc pas concurrentes, elles n'offrent ni les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi.

Nous dressons dans le tableau suivant les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométriques :

Tableau 1.1 : comparaison des traits biométrique

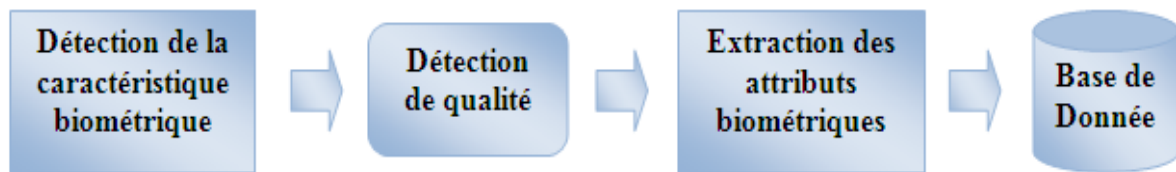
Technique	Avantages	Inconvénients
Empreintes digitales	-Coût acceptable - Ergonomie moyenne - Taille du capteur	- Qualité optimale des appareils de mesure (fiabilité) - Acceptabilité moyenne -Possibilité d'attaque
La géométrie de la main	-Bonne acceptation des usagés -Très simple à utiliser	-Système encombrant et couteux -Perturbation possible par des blessures
Visage	- Peu encombrant -Bonne acceptabilité	- Jumeaux -Psychologie, déguisement vulnérable aux attaques
Rétine	- Fiabilité - Pérennité	- Acceptabilité très faible contrainte d'éclairage
Iris	-Grande quantité d'information	- Acceptabilité très faible contrainte d'éclairage
Voix	- Facile -Impossible d'imiter la voix	-Vulnérable aux attaques -Sensible aux bruits ambiants
Signature	- Facile à utiliser et très acceptée par les usagers	- Besoin d'une tablette graphique -Sensible aux émotions de l'individu
Frappe au clavier	-Ergonomie	- Sensibilité à la différence entre les claviers

1.6 Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Tout système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification [15].

1.6.1 Le mode d'enrôlement

Est la première phase de tout système biométrique, il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois et où une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et enregistrées dans une base de données. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données. Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps, puisqu'il s'effectue.



Le processus d'enrôlement

Figure 1.2: Mode d'enrôlement d'un système biométrique.

1.6.2 Le mode de vérification

Est une comparaison "1 à 1", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la actuellement la vérification est réalisée via un numéro d'identification personnel, un nom d'utilisateur, ou bien une carte à puce.

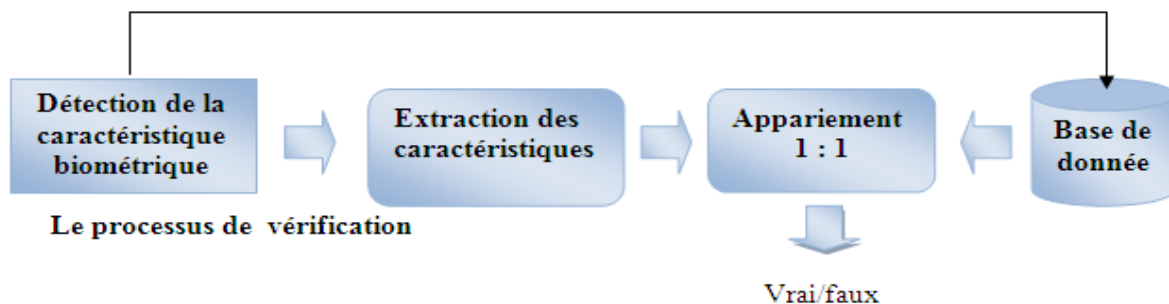


Figure 1.3 : Mode de vérification d'un système biométrique.

1.6.3 Le mode d'identification

Est une comparaison un à plusieurs "1 à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne.

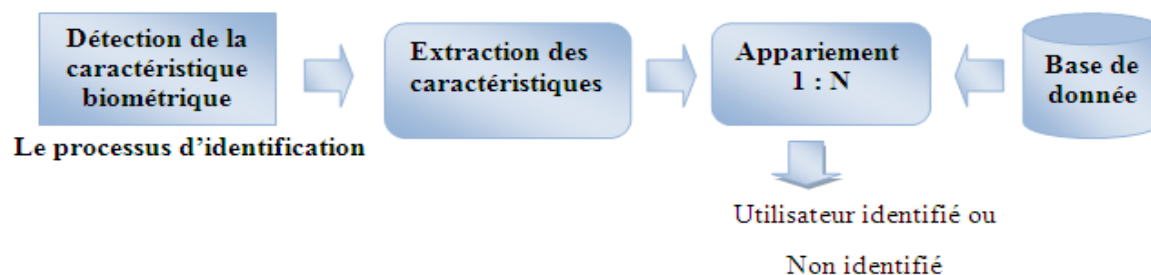


Figure 1.4 : Mode d'identification d'un système biométrique.

1.7 Principaux modules du système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de personnes. Il peut être représenté par quatre modules principaux chacun de ces modules sont définis dans ce qui suit :

1.7.1 Le module de capture

Est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.). S'effectue à partir d'une caméra DTC «*Dispositif à Transfert de Charge*». Chaque image enregistrée nécessite environ 100 octets de mémoire. L'utilisation de cette technique dans les aéroports, les casinos, certains grands magasins, sort du cadre de cette étude, orientée contrôle d'accès.

1.7.2 Le module d'extraction de caractéristiques

Prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classes.

1.7.3 Le module de correspondance

Compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux.

1.7.4 Le module de décision

Vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et les modèles stockés.

1.8 Mesure de la performance d'un système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux.

- **FRR (False Reject Rate)**

S'appelle le taux de faux rejet Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système. La fréquence des rejets par rapport aux personnes qui doivent être correctement vérifiées. Quand un utilisateur autorisé est rejeté il ou elle doit représenter leurs caractéristiques biométriques au système. Notez qu'un faux rejet ne signifie pas nécessairement une erreur du système, par exemple, dans le cas d'un système à base d'empreintes digitales, un mauvais positionnement du doigt sur le capteur ou la saleté peuvent produire des faux rejets.

$$FRR = \frac{\text{Nombre des clients rejetés}}{\text{Nombre totale d'accès clients}} \quad (1.1)$$

- **FAR (False Accept Rate)**

Le taux de fausse acceptation ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{\text{Nombre des imposteur sacceptés}}{\text{Nombre totale d'accès imposteurs}} \quad (1.2)$$

- **EER (Equal Error Rate)**

Taux d'égale erreur ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR=FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

$$\text{EER} = \frac{\text{Nombre defausse acceptation} + \text{Nombre defaux rejets}}{\text{Nombre totale d'accès}} \quad (1.3)$$

La **Figur1.5** illustre l'EER à partir des courbes FAR (θ) et FRR (θ) avec θ et le paramètre seuil de décision (Threshold).

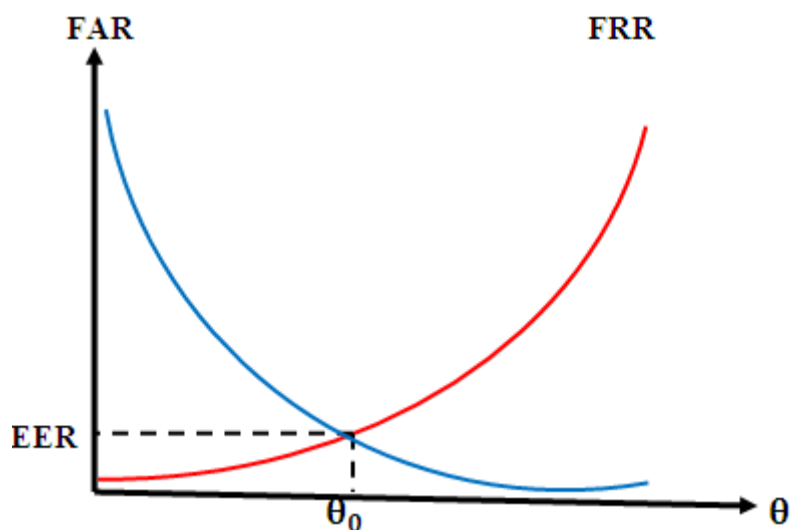


Figure 1.5 : Graph démonstratif de l'EER

θ_0 : Seuil correspondant onle point d'équivalence des erreurs.

Les performances d'un système biométrique peuvent être présentées graphiquement à l'aide de la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic), illustrée par à la (**Figure 1.6**). Cette courbe permet de représenter graphiquement la performance d'un système de vérification pour les différentes valeurs de θ . Le taux d'erreur égal (Equal Error Rate ou EER) correspond au point FAR=FRR, c'est-à-dire graphiquement à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice.

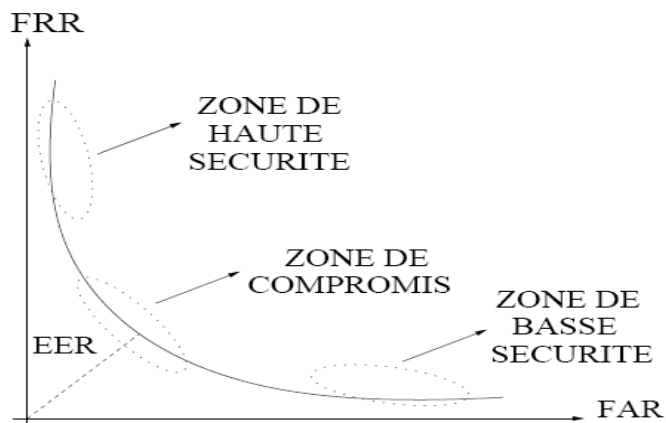


Figure 1.6 : Courbe ROC

Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système biométrique. Cependant, il est important de souligner que l'EER ne résume en aucun cas toutes les caractéristiques d'un système biométrique. Le seuil θ doit donc être ajusté en fonction de l'application ciblée : haute sécurité, basse sécurité ou compromis entre les deux. Le but fondamental de tout système biométrique opérant au niveau score, est de pouvoir séparer au maximum les distributions de score des imposteurs et des authentiques (**Figure 1.7**). En minimisant la zone de recouvrement entre ces deux distributions, on améliore la performance globale du système en augmentant le taux de reconnaissance.

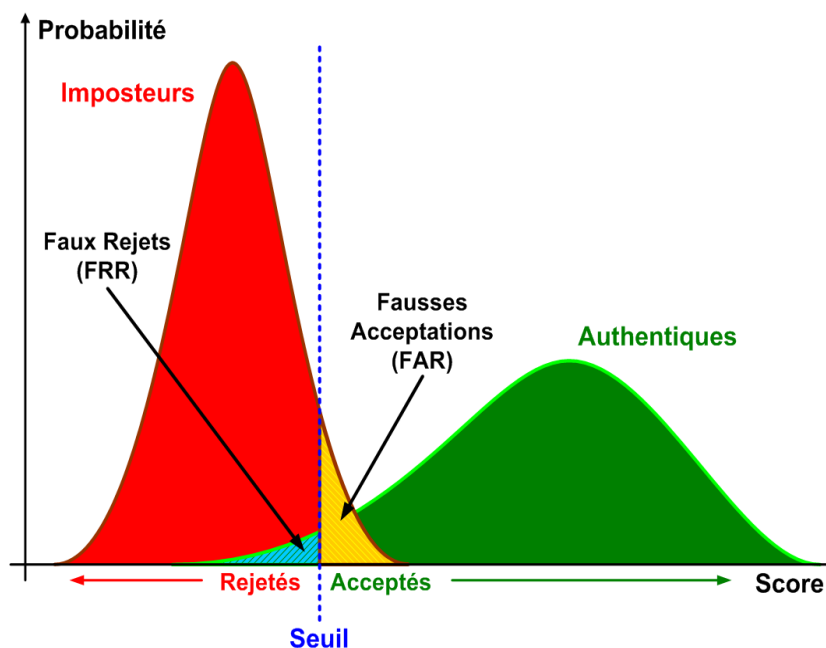


Figure 1.7: Illustration du FRR et du FAR.

1.9 Applications des systèmes biométriques

L'authentification par la biométrie est utilisée dans tous les domaines nécessite un accès contrôlé tels que celui des applications bancaires, les endroits hautement sécurisés comme les sièges du gouvernement, parlement, armée, service de sécurité etc. Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux:

1.9.1 Applications commerciales

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

1.9.2 Applications gouvernementales

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

1.9.3 Applications légales

Telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, L'identification de terroriste, etc.

1.10 Principales difficultés de la reconnaissance de visage

Le traitement des visages est une tâche visuelle de haut niveau avec l'avancement de cette technologie. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui réalise de telles tâches montre un sérieux défi. Ce défi est très grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il distingue deux types de changements associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. D'autre part la variation intra sujet est très vaste. Elle peut être donnée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous. [16]

1.10.1 Changement d'illumination

La variation des conditions d'illumination est l'un des défis majeurs dans la reconnaissance de visages distants. En particulier, lorsque les images sont capturées à longue portée, on n'a pas de contrôle sur les conditions d'éclairage. Par conséquent, les images capturées souffrent souvent de conditions de faible luminosité (due à l'ombre, l'intempérie, ou l'extrême (à cause du soleil), le soir, etc.). Les changements induits par l'illumination peuvent faire habituellement des images de visage sur le même sujet éloignées de celles de différents sujets. L'aspect d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue. Les variations d'illumination rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée. Ceci a été expérimentalement observé avec Adini et al [17]. L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche ouvert. La figure 1.8 montre quelques images de visages avec un changement d'illumination.



Figure 1.8: Exemple de variation d'illumination.

1.10.2 Variation de pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. Cette difficulté a été démontrée par des tests d'évaluation élaborés sur les bases FERET et FRVT [18]. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale [19]. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible. La figure illustre quelques images de visages avec les variations de pose.



Figure 1.9: Exemples de variation de poses.

1.10.3 Expressions faciales

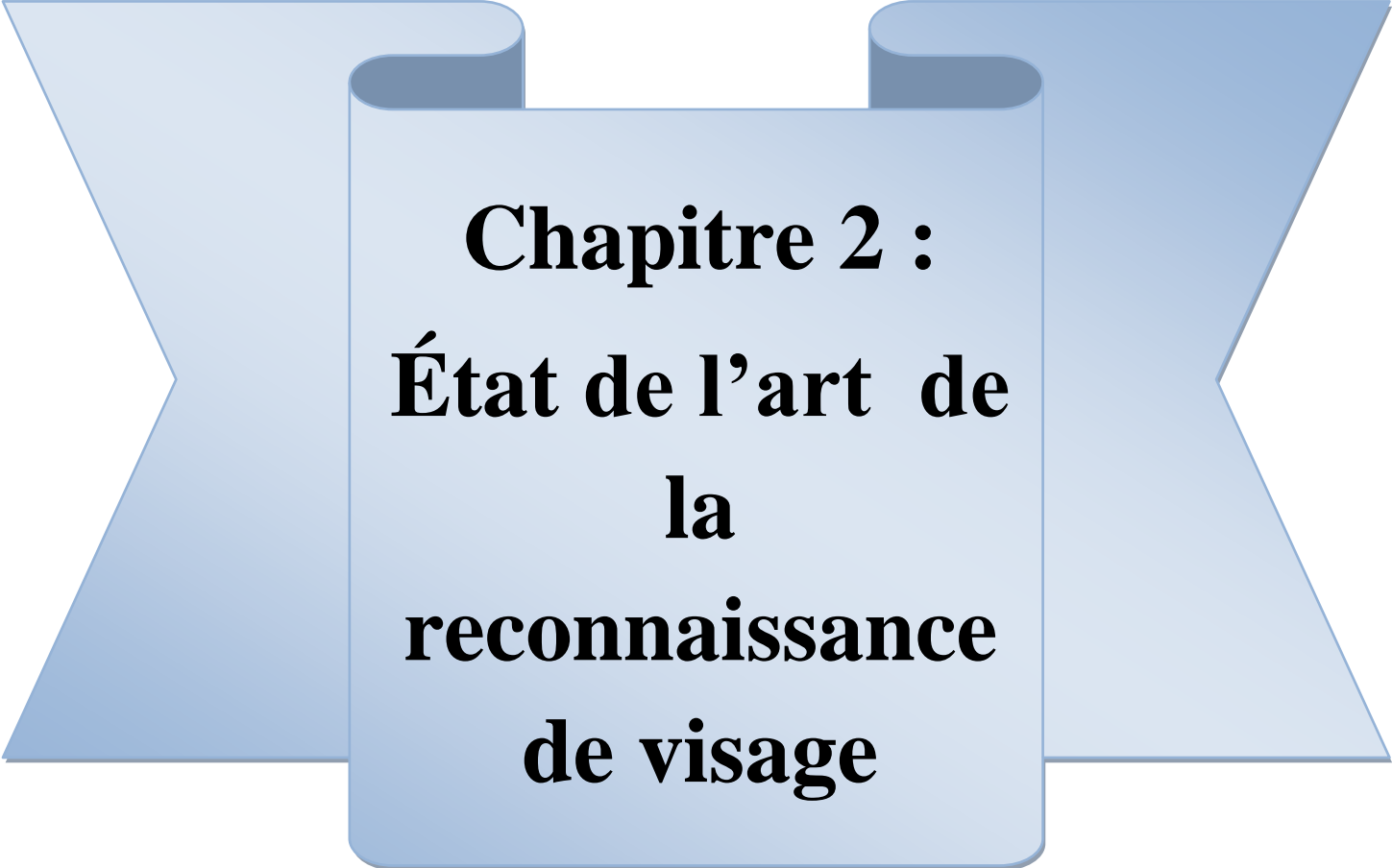
La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu [20]. La **Figure 1.10** suivant montre quelque exemple d'expression faciale.



Figure 1.10: Exemples de variation d'expressions.

1.11 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit le concept de systèmes biométriques, leurs différentes applications .nous ont présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques et la mesure de leurs performances. Enfin nous donnons les principales difficultés sur la reconnaissance de visage.



**Chapitre 2 :
État de l'art de
la
reconnaissance
de visage**

2.1 Introduction

La reconnaissance de visage sont commencée par plusieurs chercheurs et chaque année ils sont avancées dans ce domaine pour réalisé quelque notion de base et donner un meilleur résultat sur la reconnaissance de visage. Le but de ce chapitre est de donner un vue des méthodes les plus significatives en reconnaissance de visages. Dans cette description nous présentons l'état de l'art et les méthodes appliquées à la reconnaissance du visage. Nous avons donc intéressé à décrire la plupart des grandes méthodes classiques et la majorité des approches qui ont apporté une vraie originalité et une avancée sensible dans le domaine. Plusieurs méthodes de reconnaissance de visages ont été proposées ces dernières années, suivant deux grands axes: la reconnaissance à partir d'images fixes et la reconnaissance à partir de séquence d'images (vidéo) [21]. Dans ce chapitre nous intéressons à la reconnaissance faciale à partir d'images fixes.

2.2 Motivation

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages est devenue une participation essentielle, notamment dans les domaines de l'indexation de documents multimédias et surtout dans la sécurité, ceci est dû aux besoins du monde actuel mais aussi à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer :

- La disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles.
 - Passivité du système : un système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système. En plus, cette technique est très efficace pour les situations non standards, c'est les cas où on ne peut avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels. Certes que la reconnaissance des visages n'est pas la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on utilise des approches plus efficaces en plus du bon choix des caractéristiques d'identification représentant le visage en question.
- Acceptabilité** : les personnes sont moins sensibles pour la capture du visage, vu que c'est une partie apparente du corps.

-**Capture facile** : la capture de visage est assez facile sans contact comparé à d'autres modalités telles que l'iris qui sont difficiles à capté. De plus les capteurs de visage sont les capteurs les moins chers sur le marché .Ce qui facilite une commercialisation d'un système a base de reconnaissance de visage.

2.3 Système de reconnaissance facial

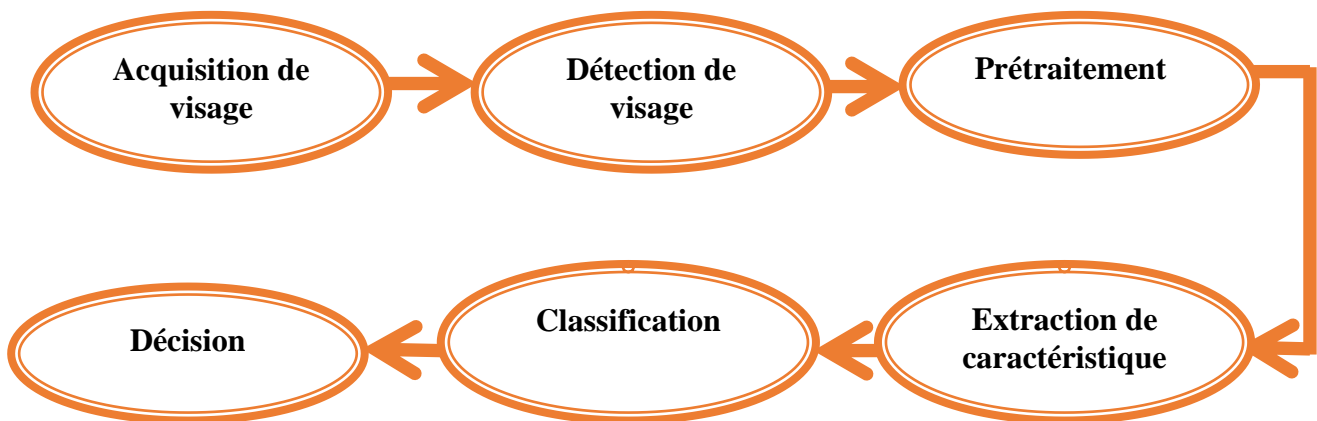


Figure 2.1 : Système de reconnaissance de visage

2.3.1 L'acquisition de l'image

Dans cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un (appareil photo, Scanner, etc.) ou dynamique à l'aide d'une (caméra, Web caméra). Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris. L'image dans cette étape est dans un état originel ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.

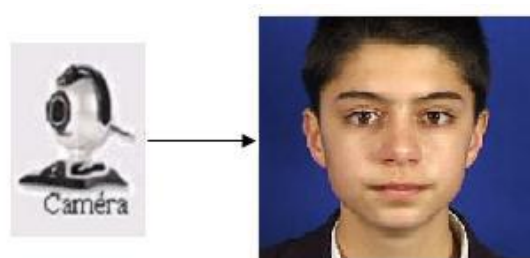


Figure 2.2: Exemple d'acquisition d'une image.

2.3.2 Détection de visage

La détection de visage est une étape très intéressante dans le domaine de système de reconnaissance de visage. On remarque que un avancé majeur de plusieurs travaux des chercheurs, une classification des méthodes de localisation faciale est proposée par Yang et al. [21]. Un visage est considéré correctement détecté si la taille d'image extraite ne dépasse pas 20% de la taille réelle de la région faciale [22] [23]. Cette étape peut se faire la détection de la couleur de peau, la forme de la tête et on a plusieurs méthodes détectant les différentes caractéristiques du visage. Ils ont donné lieu au développement d'une multitude des techniques allant de la simple détection du visage, à la localisation précise des régions caractéristiques du visage, tels que les yeux, le nez, les narines, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles, etc. Cependant, les solutions proposées jusqu'à maintenant sont loin d'être satisfaisantes car elles fonctionnent uniquement dans des environnements contrôlés, et par conséquent elles ne gèrent pas la variabilité des conditions d'acquisition de la vie habituelle, notamment : La pose, la présence ou absence des composantes structurales (la barbe, la moustache et les lunettes), les occultations et les conditions d'illumination [23][24].

Une avancée majeure dans ce domaine a été réalisée par les chercheurs Paul Viola et Michael Jones en 2001[25]. Ces derniers ont proposé une méthode basée sur l'apparence «*Appearance-based methods* » ces méthodes est très rapide d'exécuter que les autres mais demandent un long temps d'entraînement. La méthode de Viola et Jones est une méthode de détection d'objet dans une image numérique, elle fait partie des toutes premières méthodes capables pour détecter efficacement et en temps réel des objets dans une image. Cette méthode est l'une des méthodes les plus connues et les plus utilisées avec les autres. Il existe d'autres méthodes mais celle de Viola et Jones est la plus performante à l'heure actuelle. La figure montre un exemple de détection d'image originale avec leur image détectée.

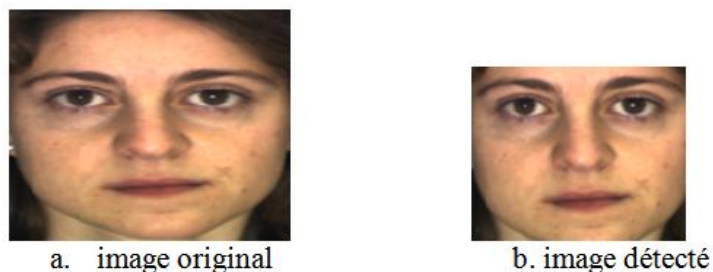


Figure2.3 : détection de visage

2.3.3 La prétraitement :

Le but de cette étape est d'éloigner les parasites causés par les caractères des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition d'image en entrée, dans le rôle de ne conserver que les informations nécessaires et donc préparer l'image à l'étape d'extraction de caractéristique. Elle est obligatoire car on ne peut pas jamais avoir une image sans bruit à cause de l'arrière-plan et de la lumière qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, l'égalisation et le filtre médian.

2.3.4 L'extraction de caractéristiques :

Après le prétraitement, on doit extraire les caractéristiques de visage (vecteur de caractéristique), ces informations nécessaires 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. Dans cette étape représente le cœur du système de reconnaissance de visage, elle consiste à réaliser le traitement de visage dans un autre espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes. L'action de cette étape a une attraction directe sur la performance du système de reconnaissance de visage. Les méthodes de reconnaissance de visage dans cette étape peuvent être séparées en trois grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques), les méthodes locales et les méthodes hybrides.

2.3.4.1 Les méthodes globales

Le principe de ces méthodes est d'utiliser le visage complet comme une source d'information sans segmentation de ses parties, elles se basent principalement sur l'information de pixels. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices des valeurs des pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à traiter. ces algorithmes s'appuient sur des propriétés statistiques bien connues et utilisent l'algèbre linéaire. Ils sont relativement rapides à mettre en œuvre mais sont sensibles aux problèmes de changement d'illumination, de pose et d'expression faciale [26].

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales: **les techniques linéaires: PCA** (Analyse en Composante Principale), **LDA** (Analyse

Discriminante Linéaire) et **ICA** (Analyse en Composante Indépendantes) et **les techniques non linéaires** sur la notion mathématique de noyau (Kernel) comme le **Kernel PCA** et le **Kernel LDA**. 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 [27]. On peut classifier quelque algorithme de cette méthode.

2.3.4.1.1 Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

Le LDA 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. LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, mais l'analyse en composant principale (PCA) est d'abord utilisée pour projeter les images dans un espace de données inférieur. L'objectif de cet algorithme est de maximiser les variations entre les différentes images d'individus (interclasses) tout en minimisant les variations entre les images d'un même individu (intra-classes), ce qui revient à retrouver la matrice de transformation W qui maximise le critère de Fisher [27][28]. Cette technique essaye de trouver la projection.

$$j(W) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (2.1)$$

Donc W optimale pour

$$W_{opt} = \operatorname{argmax} \left(\frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} \right) = [W_1 W_2, \dots, W_m] \quad (2.2)$$

Soit l'ensemble d'apprentissage contenant L classes et chaque classe X_i contienne n_i échantillons. Les matrices intra-classe (S_w) et inter-classe (S_b) est défini comme :

$$S_w = \sum_{i=1}^L \sum_{x_k \in X_i} (\overline{x_k} - \overline{m_i})(\overline{x_k} - \overline{m_i})^T \quad (2.3)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^L n_i (\overline{m_i} - \overline{m})(\overline{m_i} - \overline{m})^T \quad (2.4)$$

\bar{m} est le moyenne de toute les images d'apprentissage, \bar{m}_i est les moyennes des images dans chaque classe X_i , \bar{x}_k est l'échantillon appartenant à la classe X_i .

La **Figure 2.4** montre un exemple de separation entre deux classe , la premier classe est présenté par une cercle bleu et l'autre classe est montré par l'étoile vert.

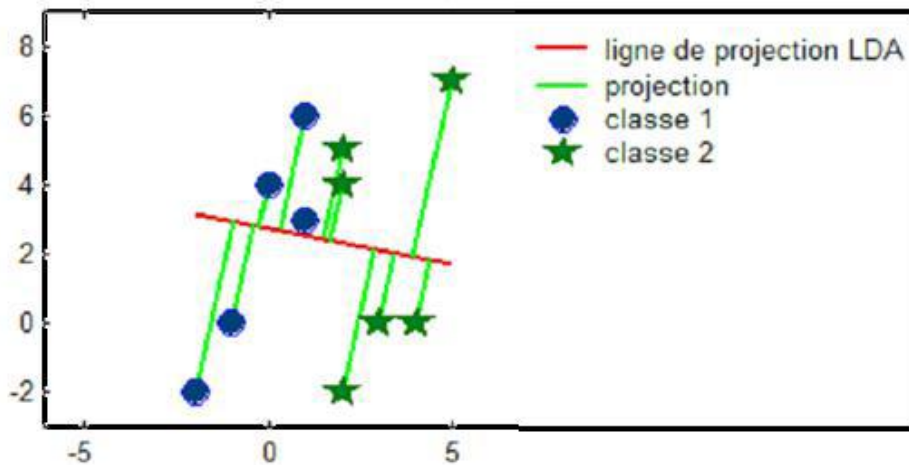


Figure 2.4: Projection par LDA avec séparation entre les classes.

2.3.4.1.2 Analyse en Composantes Principales (PCA)

La **PCA** est une technique linéaire traditionnelle de représentation des données largement utilisées dans les domaines de reconnaissance du visage. Cet algorithme appliqué pour la représentation efficace d'une image de visage pour la première fois ils représentaient comme une addition d'un petit nombre de valeurs de poids défini comme un vecteur de base du visage et du vecteur moyen. Ils ont fait valoir que toute image de visage pourrait être reconstruite à peu près comme une moyenne pondérée somme d'une petite collection d'images que définis base du visage et moyenne d'image de visage. Le but de **PCA** est de trouver les axes maximisant la variance des données (minimisant l'écart au carré par rapport aux axes). En terme mathématique, c'est de calculer les composantes principales d'une distribution de visages, par le calcul des vecteurs propres (**Eigen Face**) de la matrice de covariance d'ensemble des visages et les ordonnées suivant les valeurs propres correspondantes. C'est l'algorithme de référence de la reconnaissance de visage. C'est une méthode de réduction d'espace. Le premier système de reconnaissance de visages qui a permis d'obtenir des résultats significatifs a été réalisé par Turk et Pentland [29]. en utilisant la méthode dite des «Eigenface ». où la notion de "eigenface" a été introduite pour exprimer les différents vecteurs propres de la base d'images de visage. En effet, on peut considérer que les images de visage de dimension $N \times N$ pixels ne forment qu'un sous ensemble de l'espace des images de

dimension $N \times N$. Il est alors intéressant de chercher une représentation d'un visage dans cet sous ensemble appelé espace des visages constituant la base d'apprentissage. L'objectif de PCA est de maximiser la variance entre les données. Cela revient à maximiser la variance entre les "différents visages". Pour un ensemble de N images, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ est l'ensemble des images exemples, l'analyse par composante principale est une décomposition en éléments propres de la matrice de covariance C de ces données d'apprentissage.

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (2.5)$$

Où \bar{x} et la valeur moyenne de X :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.6)$$

En montre que dans la **Figure 2.5** suivant un exemple de la projection de **PCA**

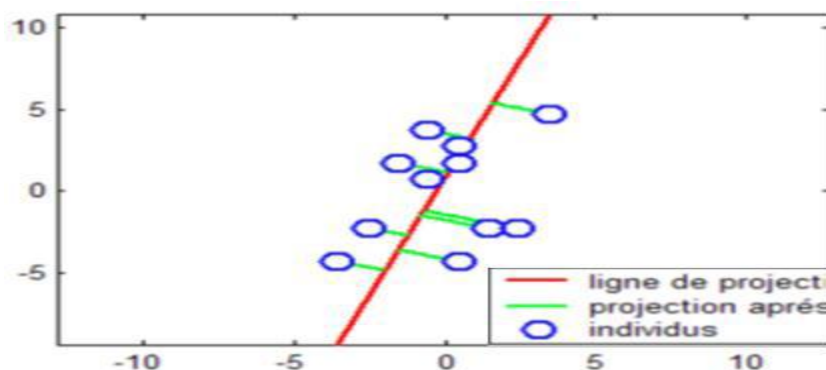


Figure2.5 : Exemple de projection suivant **PCA**

2.3.4.2 Les méthodes locales

On appelle aussi les méthodes à traits basé sur les modèles, à caractéristiques locales, ou analytiques. Ce type consiste à appliquer des transformations en des endroits spécifiques de l'image, le plus souvent autour de points caractéristiques (coins des yeux, de la bouche, le nez, ...).elles nécessitent donc de utilisation des connaissances a priori sur les images de visage que l'on possède sur la morphologie s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type [30].l'avantage de ces méthodes est de pouvoir modéliser plus facilement les variations de

pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Pourtant, elles sont plus chargées à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre des 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 [31].

Dans cette catégorie, on trouve plusieurs méthodes comme: LBP, TPLBP, FPLBP, filtres de Gabor...etc.

- **Local Binary Patterns (LBP)**

LBP d'origine trace les pixels d'une image avec les nombres décimales, appelés patterns binaires locaux ou codes **LBP**, qui encode la structure locale autour de chaque pixel. Il procède ainsi, comme l'illustre la **figure 2.6** cette méthode pour calculer la valeur LBP consiste pour chaque pixel est comparé à son huit voisins dans un quartier 3x3 en sous traçant le valeur de pixel central, Les valeurs strictement négatives résultantes sont en codé avec 0 et les autres avec 1, un nombre binaire est obtenu en mesurant tous ces codes binaires dans le sens des aiguilles d'une montre direction à partir de la partie supérieure gauche et correspondante la valeur décimale est utilisée pour l'étiquetage. les nombres binaires dérivés sont appelés codes binaires locaux ou codes LBP[32].

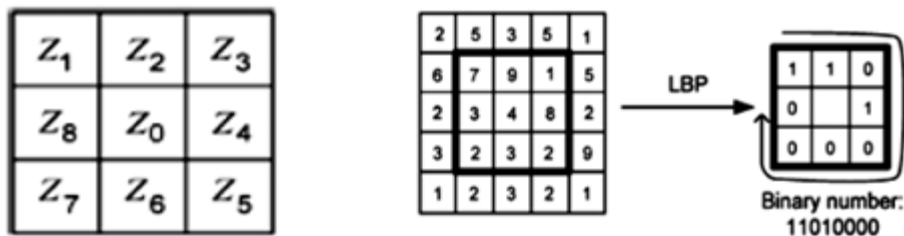


Figure2.6: Example of LBP feature vector creation

$$LBP_{(p,r)}(N_c) = \sum_{p=0}^{P-1} g(N_p - N_c) 2^p \quad (2.7)$$

• **LBP circulaire**

Ayons R centré autour du pixel central. Les valeurs de niveaux de gris de ces P points sont interpolées bi linéairement, ce qui permet de considérer toutes les combinaisons possibles de rayon et de points dans le voisinage. Des exemples de voisinages sont montrés dans la **figure 2.7**. Les différentes valeurs possibles des motifs peuvent être assimilées à des micro-textons à différentes échelles, au sens où les primitives ainsi mesurées correspondent à des lignes, à des zones uniformes ou encore à des points, voir **figure 2.8**.

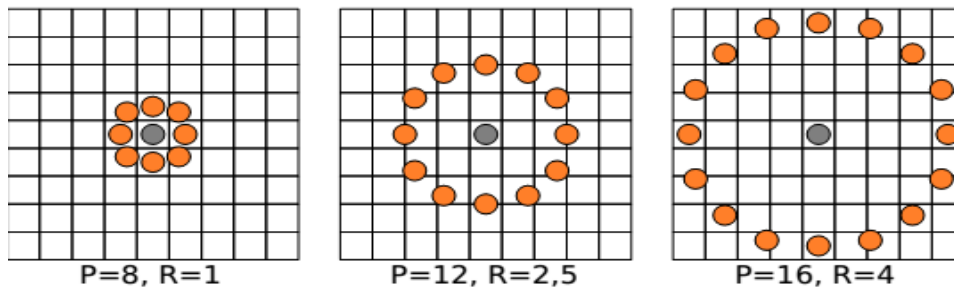


Figure 2.7: Exemples de différents voisinages circulaires pour les LBP [19].

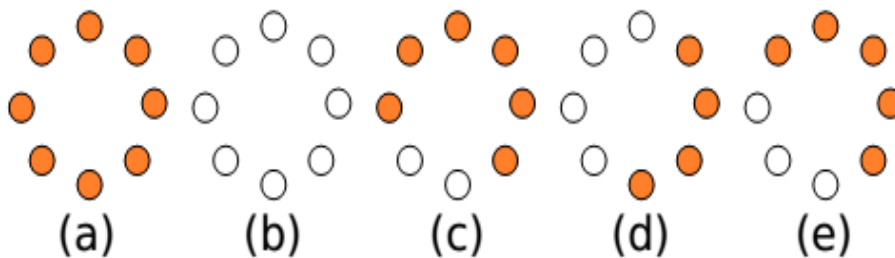


Figure 2.8 : Primitives extraites par les motifs binaires locaux.

(a) et (b) correspondent à des tâches respectivement claires et sombres, (c) est une fin de ligne, (d) une bordure et (e) est un coin.

Le LBP d'un pixel c d'une image I, pour un voisinage de rayon R avec P points, est défini comme :

$$\forall c \in \mathbb{N}^2, \forall P \in \mathbb{N}, \forall R \in \mathbb{R}, LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(I_R(p) - I(c)) \times 2^p \tag{2.8}$$

Ou :

$$\forall x \in \mathbb{R}, s(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.9)$$

$$\forall (x_c, y_c) \in \mathbb{N}^2, \forall P \in \mathbb{N}, \forall p \in \{1..P\} \quad (2.10)$$

$$I_R(p) = I(x_c + \mathcal{R} \cos\left(2\pi \frac{p}{P}\right), y_c - \mathcal{R} \sin\left(2\pi \frac{p}{P}\right)) \quad (2.11)$$

Une autre extension à l'opérateur d'origine est le LBP uniforme. Un code LBP est uniforme s'il contient au plus deux transitions de bits de 0 à 1 ou vice-versa lorsque la chaîne binaire est considérée circulaire. Par exemple, 00000000, 00011110 et 10000011 sont des codes uniformes. La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que le LBP d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins. Les LBP ne prennent en compte que l'information de signe des différences autour d'un pixel central, négligeant l'amplitude des variations qui peut également contenir de l'information pertinente. De même, la valeur du pixel central est également susceptible de contribuer à cette information complémentaire. Une fois le code LBP calculé pour tous les pixels de l'image, on calcule l'histogramme de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image faciale. En réalité, afin d'incorporer plus d'informations spatiales au vecteur représentant le visage, on divise tout d'abord l'image codée par l'opérateur LBP en petites régions et l'histogramme est construit pour chaque région. Finalement, on combine tous les histogrammes des régions afin de former un grand histogramme représentant l'image des caractéristiques faciales (voir la **Figure 2.9**).

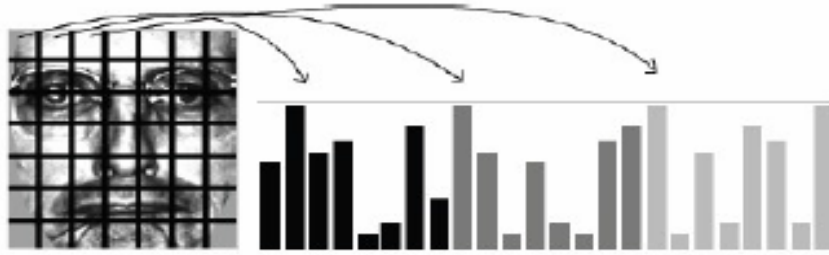


Figure 2.9: Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP.

- **TPLBP (Three-Patch LBP Codes)**

Comme son nom l'indique, le code Three-Patch LBP (TPLBP) est produit en comparant les valeurs de trois correctifs pour produire une valeur de bit unique dans le code attribué à chaque pixel. Pour chaque pixel dans l'image, nous considérons un patch $w \times w$ centré sur le pixel, et S des patches supplémentaires répartis uniformément dans un anneau de rayon r autour d'elle (**Figure 2.10**). Pour un paramètre α , on prend des paires de patches, α Se détachent le long du cercle et comparent leurs valeurs avec celles de la centrale pièce. La valeur d'un seul bit est définie selon laquelle des deux patches est plus semblable au patch central. Le code résultant comporte S bits par pixel. Plus précisément, nous produisons le LBP Three-Patch en appliquant la formule suivante à chaque pixel:

$$\text{TPLBP}_{r,s,w,\alpha}(p) = \sum_i^s f(d(C_i, C_p) - d(C_{i+\alpha \bmod S}, C_p))2^i \quad (2.12)$$

Où C_i et $C_{i+\alpha \bmod S}$ sont deux patches le long de l'anneau et C_p est la centrale pièce. La fonction $d(C_i, C_p)$ est une fonction de distance entre deux patches (par exemple, L2 norme de leurs différences de niveau de gris) et f est défini comme suit:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq \tau \\ 0 & \text{if } x < \tau \end{cases} \quad (2.13)$$

Nous utilisons une valeur α Légèrement plus grand que zéro (par exemple, $\tau = 0,01$) pour fournir Stabilité dans des régions uniformes[33], de même que .En pratique, nous utilisons le voisin le plus proche échantillonnage pour obtenir les correctifs au lieu d'interpoler leurs valeurs, car cela Accélère le traitement avec peu ou pas d'effet sur les

performances.une fois encodé, la signature d'une image est produit de manière similaire à celle de la CSLBP descripteur [33]. L'image est divisée en une grille sans chevauchement régions et un histogramme mesurant la fréquence de chaque code binaire est calculé pour chacune de ces régions. Chacun de ces histogrammes est normalisé en unité longueur, leurs valeurs tronquées à 0,2, puis une fois de plus normalisées à l'unité longueur. Une image est représentée par ces histogrammes concaténés à un seul vecteur.la **figure 2.10** montre un exemple de code TPLBP avec $\alpha= 2$ et $S = 8$. **(b)** Le code TPLBP Calculé avec les paramètres $S = 8$, $w = 3$ et $\alpha = 2$. **(c)** Image de code produite.

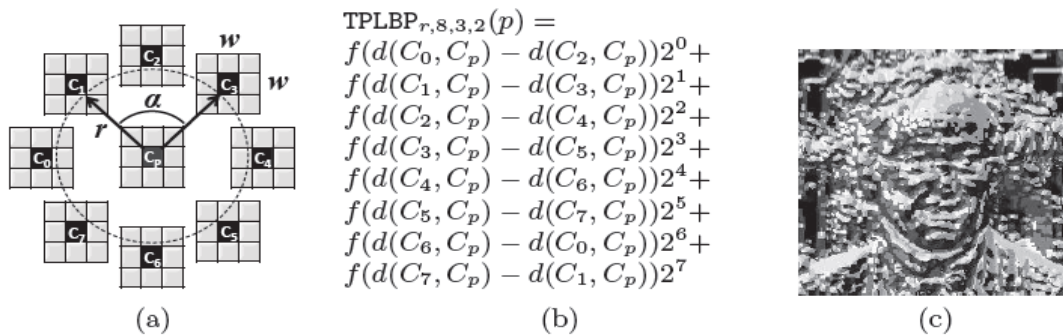


Figure 2.10:Le code LBP Three-Patch

- **Four-Patch LBP Codes**

pour chaque pixel dans l'image, on regarde deux anneaux de rayon r_1 et r_2 centrés sur le pixel et les patchs S de taille $w \times w$ se répartissent uniformément sur chaque anneau (**Figure 2.11**).A Produisez les codes Four-Patch LBP (FPLBP), nous comparons deux symétriques centrales Patches dans la bague intérieure avec deux emplacements symétriques centraux dans la bague extérieure Positionné Se détache le long du cercle (par exemple dans le sens des aiguilles d'une montre).un peu dans chaque code du pixel est défini en fonction de laquelle des deux couples comparés est plus similaire. Ainsi, pour les patchs S le long de chaque cercle, nous avons des paires symétriques centrales $S / 2$ qui est la longueur des codes binaires produits. La définition formelle de code FPLBP est le suivant:

$$FPLBP_{r_1, r_2, s, w, \alpha}(p) = \sum_i^{s/2} f(d(C_{1i}, C_{2, i+amods}) - d(C_{1, i+s/2}, C_{2, i+\frac{s}{2}+amods}))2^i \quad (2.14)$$

La signature finale de l'image est produite en utilisant la même normalisation en deux étapes Procédure décrite à la section de TPLBP.

La **Figure 2.11(a)** le code FPLBP quatre patches impliqués dans le calcul d'un seul valeur de bit avec paramètre $\alpha = 1$ sont mis en évidence. **(b)** Le code FPLBP calculé avec les paramètres $S = 8, w = 3$ et $\alpha = 1$. **(c)** code d'image produite.

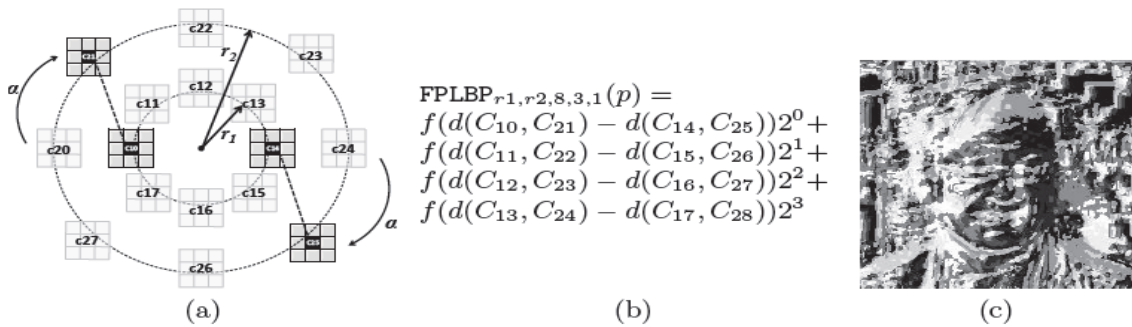


Figure2.11: Le code LBP Four-Patch.

2.3.4.3 Les méthodes hybrides

Plusieurs techniques peuvent parfois s'appliquer afin de résoudre un problème de reconnaissance des formes. Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales. Chacune d'entre elles possède évidemment ses points forts et ses Points faibles qui, dans la majorité des cas, dépendent des situations (pose, illumination, expressions faciales,...etc.). Il est par ailleurs possible d'utiliser une combinaison de classificateurs basés sur des techniques variées dans le but d'unir les forces de chacun et ainsi pallier à leurs faiblesses.

2.3.5 Etat de l'art de reconnaissances de visage

L'objectif de les méthodes globale est de trouver une base réduite de projections qui optimise un certain critère et l'espace original est ensuite projeté sur cette base de dimension

inférieure. ces dernières utilisent comme entrée le visage complet sous forme d'un vecteur de niveau de gris pour décider d'une identité. Dans le domaine des méthodes holistiques, l'idée simple de Yang et al. [34] qui utilisent les images symétriques gauche et droite pour générer de nouvelles vues. Noter aussi, le travail de Beymer et al. [35] qui ont présente la méthode de déformation parallèle pour générer de nouvelles poses à partir d'une première photo. En effet, les méthodes de projection telle que la LDA [36] .elle utilise le critère de réduction qui se base sur la notion de séparabilité des données par classe. L'idée de la réduction par séparation des classes date de 1936 [37]. Elle a été appliquée aux visages en 1996 [38]. LDA a été généralisée pour le cas non linéaire, à savoir l'analyse discriminante généralisée (General Discriminant Analysis, GDA) [39] et l'analyse non linéaire discriminante de Fisher (Kernel Fisher Discriminant Analysis, KFDA) [40]. L'idée est d'appliquer l'LDA à un espace de plus grande dimension (que celui des visages d'entrée), dans lequel les classes des visages sont censées être linéairement séparables. Pour la représentation des visages dans un espace de dimension réduite, reste l'analyse en composante principale (ACP). Elle appartient à la première classe d'algorithmes [41]. L'idée est de trouver une transformation linéaire dans un espace de dimension réduite qui maximise la variance des projections des échantillons originaux. Cette représentation a été appliquée au visage en 1991 par Matthew Turk [42]. En 1996, l'approche de l'ACP a été étendue à la version non linéaire par l'introduction des fonctions à noyaux non linéaires, appelée "Kernel Principal Component Analysis" (KPCA) [43]. ICA (Independent Component Analysis) est basée sur la réduction d'espace par minimisation de la dépendance statistique des projections [44]. Le traitement consiste à extraire les composantes linéaires d'une observation multi variée afin qu'elles soient aussi indépendantes que possible, Cette simple idée s'est révélée très fructueuse pour le traitement des signaux multi-capteurs dans de nombreux domaines : réseaux d'antennes pour les télécommunications, prise de son, signaux biomédicaux multi-électrodes. une version non linéaire de cette méthode, appelée KICA (Kernel Indépendant Component Analysis), a aussi été proposée dans [45]. Pour les méthodes locales les premières méthodes de reconnaissance du visage par ordinateur ont été proposées par Kelly en 1971 [46] et Kanade en 1973. Ces méthodes utilisent la mesure des distances entre les différents points du visage afin de calculer la similarité entre deux visages à comparer. une autre méthode qui se base sur les points caractéristiques a été proposée en 1994 [47]. Et la méthode de LBP (*local binary patterns*) sera décrite avec Ahonen et al, la majeure partie des informations étant reprise de leur article [48]. La valeur LBP finalement obtenue est le nombre binaire se lisant dans le sens des aiguilles d'une montre autour du pixel central. L'entrée est un carré de 9 pixels dans un seuil

est appliqué tel que tous les pixels périphériques dont la valeur est supérieure à la valeur du pixel central se voient attribuer la valeur 1 tandis que les autres reçoivent la valeur 0. Et dans cette méthode on utilise les modèles de Markov caché (**HMM** : *Hidden Markov Model*) pour l'identification des visages [49]. Ce modèle rencontre les problèmes de prises de vue des images en entrée et il est coûteux en temps de calcul. L'idée originale, qui se base sur une architecture de liens dynamiques pour la reconnaissance des objets, a été proposée par Lades en 1993 [50] et a été appliquée, avec succès, à la reconnaissance par le visage, par Wiskott en 1996 [51]. La méthode la plus populaire et la plus efficace, dans les approches par points caractéristiques, reste de loin la correspondance élastique des graphes (*Elastic Graph Matching*, EGM). Et les méthodes hybrides combinent des méthodes holistiques et locales. L'idée est de les combiner de manière à utiliser les avantages de l'une pour contrebalancer les défauts de l'autre. La combinaison efficace entre caractéristiques locales et globales reste pour le moment un problème et peu de travaux sur son application au problème de la reconnaissance faciale existent [52] et créer des algorithmes basés sur des approches hybrides comme l'PCA modulaire (Analyse en Composante Principale) [53], la LFA (local feature analysis) et l'analyse des caractéristiques locales [54].

2.3.6 Classification

En examinant les modèles stockés dans la base de données, le système collecte un certain nombre de modèles qui ressemblent le plus à celui de la personne à identifier, et constitue une liste limitée de candidats. Cette classification intervient uniquement dans le cas d'identification car l'authentification ne retient qu'un seul modèle (celui de la personne proclamée). Il y a plusieurs travaux ont été menés au cours de la dernière décennie sur la catégorisation de textes classification par SVM, réseaux de neurones et KNN etc.

2.3.6.1 Classification par le SVM (support Vector machine)

En théorie le SVM est un algorithme de classification binaire par l'apprentissage contrôlé. Cette méthode repose sur l'existence d'un classifieur linéaire. Dans un espace approprié, l'utilisation de fonction noyau qui permettent une séparation optimale des données [55]. Les machines à vecteurs de support souvent traduit par l'appellation (SVM) ou Séparateur à Vaste Marge c'est une classe d'algorithmes d'apprentissage initialement définis pour la discrimination c'est-à-dire la prévision d'une variable qualitative binaire. Les SVMs reposent sur une théorie mathématique solide à l'inverse des méthodes de réseaux de

neurones. Ils ont été ensuite généralisés à la prévision d'une variable quantitative. Dans le cas de la discrimination, ils sont basés sur la recherche de l'hyperplan de marge optimale qui, lorsque c'est possible, classe ou sépare correctement les données tout en étant le plus éloigné possible de toutes les observations. Le principe est donc de trouver un classifieur, ou une fonction de discrimination, dont la capacité de généralisation (qualité de prévision) est la plus grande possible. La minimisation de ces bornes conduit à l'algorithme d'apprentissage SVM qui ne minimise donc pas simplement l'erreur sur les données disponibles comme la plupart des algorithmes d'apprentissage de réseaux de neurones. Les SVM sont originalement été développées pour la reconnaissance de visage ou la classification. Dans ces domaines, elles sont rapidement imposées comme l'état de l'art tant sur des benchmarks que sur diverses applications [56-59]. Les Sections suivantes présentent l'algorithme SVM pour un modèle linéaire, puis pour le cas non-linéaire.

2.3.6.1.1 Les SVM linéaires

L'objectif est de trouver un classifieur linéaire (hyperplan) (voir **Figure 2.12**) qui va séparer les données et maximiser la distances entre ces 2 classes différentes (+1 ou -1)[55].

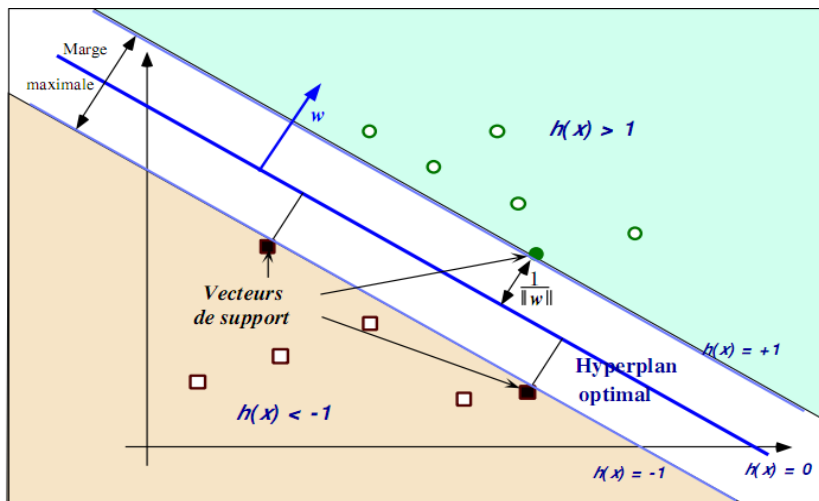


Figure 2.12: Séparation linéaire dans un espace à deux dimensions

Les données sont linéairement séparables, on parle d'une machine à vecteur support à marge dure (Hard margin).

La méthode est d'abord décrite pour une fonction f linéaire de la forme

$$H(x) = \omega^T x + b \quad (2.15)$$

Où ω est un vecteur de poids et x est un vecteur d'entrée. La fonction de décision, pour un exemple x , peut être exprimée comme suit :

$$\begin{cases} \text{Classe} = 1 & \text{Si } H(x) > 0 \\ \text{Classe} = -1 & \text{Si } H(x) < 0 \end{cases} \quad (2.16)$$

Le problème de l'équation est un problème de programmation quadratique avec contraintes linéaires. La frontière de décision $H(x)=0$ est un hyperplan, appelé hyperplan séparateur, ou séparatrice. La marge est la plus petite distance entre les échantillons d'apprentissage x_i et l'hyperplan séparateur $H(x)$ qui satisfasse la condition de séparabilité

$$l_k(\omega^T x + b) \geq 0 \quad (2.17)$$

Où les l_k sont les labels $\in \{-1,1\}$. La distance d'un échantillon x_i à l'hyperplan est donnée par sa projection orthogonale sur l'hyperplan :

$$\frac{l_k(\omega^T x + b)}{\|\omega\|} \quad (2.18)$$

L'hyperplan séparateur (ω, b) de marge maximale est donc donné par :

$$\operatorname{argmax}_{\omega, b} \left\{ \frac{1}{\|\omega\|} \min_k [l_k(\omega^T x + b)] \right\} \quad (2.19)$$

Dans ce cas le problème est convertit en un problème dual équivalent sans contraintes de l'équation suivante qui introduit les multiplicateurs de Lagrange :

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{y_i(\omega^T x_i + b) - 1\} \quad (2.20)$$

Le Lagrangien doit être minimisé par rapport à ω et b et maximisé par rapport à $\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0$ et

$\frac{\partial L}{\partial b} = 0$ Et les $\alpha_i \geq 0$ à partir de ces relations nous pouvons déduire :

$$\omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \quad \text{Et} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (2.21)$$

En les remplaçant dans (ω, b, α) , on obtient le problème dual :

$$\begin{cases} L_D = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad \text{et} \alpha_i \geq 0, i = 0, \dots, l \end{cases} \quad (2.22)$$

La fonction de décision est alors :

$$F(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i (\langle x_i, x \rangle + b) \right) \quad (2.23)$$

Cette fonction de décision est donc seulement influencée par les points correspondants à des α_i non nuls. Ces points sont appelés les vecteurs de Support [60]. Un problème de discrimination est dit linéairement séparable lorsqu'il existe une fonction de décision linéaire (appelé aussi séparateur linéaire), c'est un problème particulier qui semble très spécifique, mais qui permet d'introduire de manière pédagogique le principe de SVM : marge, programmation quadratique, vecteur support, formulation duale et matrice de gram. Nous allons ensuite généraliser au cas des observations non séparables et non linéaires par l'introduction de variables d'écart et de noyaux.

2.3.6.1.2 Les SVM non linéaires

Dans le cas où les données ne sont pas linéairement séparables, ou contiennent du bruit (données mal classifiées) les contraintes ne peuvent être vérifiées, et il ya nécessité de les relaxer un peu. Ceci peut être fait en admettant une certaine erreur de classification des données ce qui est appelé "SVM à marge souple (Soft Margin)". Le principe de la marge souple est d'autoriser des erreurs de classification. Le nouveau problème de séparation optimale, l'hyperplan optimal séparant les deux classes est celui qui sépare les données avec le minimum d'erreurs, et satisfait donc les deux conditions suivantes :

Condition 1

- la distance entre les vecteurs bien classés et l'hyperplan doit être maximale.

Condition 2

- la distance entre les vecteurs mal classés et l'hyperplan doit être minimale [55].

On introduit alors sur les contraintes des variables dites de relaxation pour obtenir la contrainte de l'équation :

$$y_i(\omega^T x_i + b) \leq 1 - \varepsilon_i, i=1, \dots, l \quad (2.24)$$

Grâce aux variables de relaxation non négatives ε_i , un hyperplan séparateur existera toujours. Avec l'introduction d'un terme de pénalité, la fonction objective devient :

$$\text{MIN}_{w,b,\varepsilon} \frac{1}{2} w^T w + c \sum_{i=1}^l \varepsilon_i, c \geq 0 \quad (2.25)$$

Le paramètre est défini par l'utilisateur. Il peut être interprété comme une tolérance au bruit de classificateur. C'est aussi la pénalité associée à toute violation des contraintes du cas linéairement séparable. Pour de grandes valeurs de c et de très faibles valeurs de ε sont autorisées et par conséquent, le nombre de points mal classés sera très faible (données faiblement bruitées). Cependant, si c est petit, ε peut devenir assez grand et autorise alors bien plus d'erreurs de classification (données fortement bruitées) [60].

L'idée de changer l'espace des données afin de surmonter l'inconvénient des cas non-linéairement séparables, Transformation d'un problème de séparation non-linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de représentation de plus grande dimension, Cette transformation non-linéaire est réalisée via une fonction noyau. En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues: polynômiale, gaussien et sigmoïde. Il revient à l'utilisateur de SVM d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application [55].

2.3.6.1.3 Les fonctions noyau

Pour de terminer des décisions non linéaires en employant le SVM, il n'est pas principale de déterminer un changement clair. On remarque que les vecteurs d'entrée se présentent dans les fonctions exprimés sous formes de produits scalaires entre les paires de

vecteurs, la ruse L'astuce est de calculer le produit scalaire dans l'espace des caractéristiques en fonction des vecteurs de l'espace d'entrée directement [61]

Le produit scalaire dans l'espace d'entrée en utilisant la transformée utilisée dans l'espace du ou exclusif est :

$$\mu' \cdot \nu' = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_1 \mu_2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \nu_1 \\ \nu_2 \\ \nu_1 \nu_2 \end{pmatrix} = \mu \cdot \nu + \mu_1 \mu_2 \nu_1 \nu_2 \quad (2.26)$$

Donc on peut définir le noyau :

$$K(\mu, \nu) = \mu \cdot \nu + \mu_1 \mu_2 \nu_1 \nu_2 \quad (2.27)$$

Les produits scalaires peuvent être changés par une fonction noyau. On peut utiliser n'importe quelle fonction noyau valide. Voici quelques noyaux :

-Le noyau Linéaire

$$K(x, y) = \langle x, y \rangle \text{ avec } \phi(x) = x \text{ (la fonction identité)} \quad (2.28)$$

-Le noyau Polynomial

Sa forme générique est de la forme :

$$K(x, y) = (\sigma(x, y) + b)^d \quad (2.29)$$

-Le noyau Polynomial réel de Vovk

La forme générique de ce kernel est :

$$K(x, y) = \frac{1 - (x, y)^d}{1 - (x, y)} \text{ avec } -1 < x \cdot y < 1 \quad (2.30)$$

-Le noyau RBF (Radial Basis Function)

La forme générique de ce kernel est :

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.31)$$

2.3.6 .2 Classification par les réseaux de neurones (RNA)

Parmi les techniques non-linéaires d'extraction de signatures qui ont été largement utilisées pour la reconnaissance de visages, on trouve celles qui reposent sur un réseau de neurones artificiels (RNA). Ces derniers ont été initialement inspirés de la physiologie du système nerveux si parfaitement créée et conçue. Les PMC (Perceptron Multicouche) sont généralement organisés en couches, la première couche est la couche d'entrée et la dernière est la couche de sortie, les couches intermédiaires sont les couches cachées, le nombre de ces couches est défini selon le type du problème à résoudre. L'information à analyser est transmise au réseau via la couche d'entrée, elle sera propagée par la suite vers les couches internes (couches cachées), la réponse du réseau qui est le résultat finale qui sera transmis vers la couche de sortie. [62].

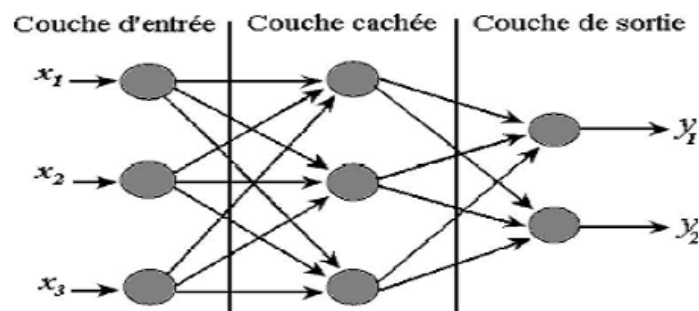


Figure2.13:exemple de PMC

La recherche des algorithmes d'apprentissage statistiques a mène à d'importantes découvertes au cours des deux dernières décennies, qui ont changé la manière de concevoir le problème de rendre les ordinateurs plus intelligents. Un agent est intelligent parce qu'il a des connaissances opérationnelles (pas nécessairement sous une forme verbale explicite) qui lui permettent d'effectuer certaines taches ou de répondre à certaines questions sur un certain domaine. Avant de pouvoir être utilisé, le réseau doit pouvoir déterminer la valeur des poids de chacune de ses connexions. Cette valeur est déterminée durant la phase d'apprentissage on

utilisant la règle de rétro propagation du gradient. Cette règle permet de déterminer les valeurs des poids dans toutes les couches du réseau en fonction de l'erreur entre la valeur obtenue et la valeur désirée, donc le but de l'apprentissage est de minimiser cette erreur. On définit une erreur totale E_p qui permettra de stopper l'apprentissage. L'équation de E_p est la suivante :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{m=0}^M (d_m - S_m)^2 \quad (2.32)$$

Où :

- M Représente le nombre de sortie du réseau.
- d_m La sortie désirée
- S_m La sortie calculée

L'algorithme d'apprentissage est le suivant :

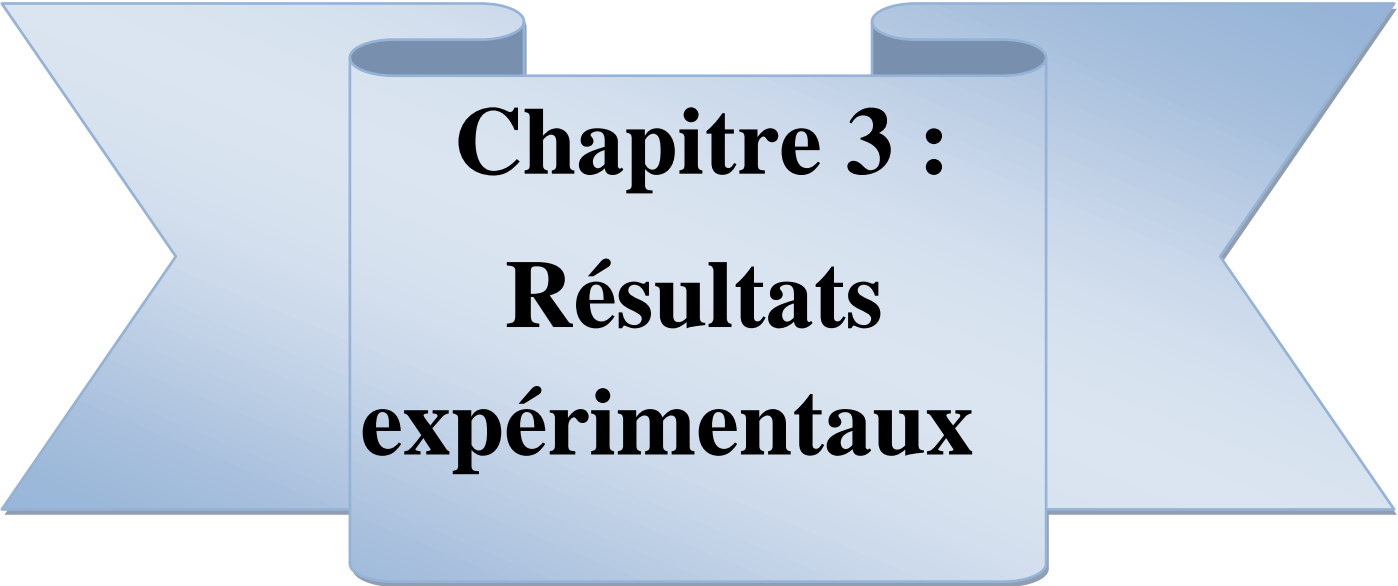
1. Initialiser les poids : On attribue à chaque poids une valeur aléatoire comprise entre 0 et 1.
2. Présenter un exemple au réseau : On présente un exemple X en entrée et la valeur désirée en sortie.
3. Propager les signaux d'activation des entrées vers les sorties : On calcul les sorties de la première couche qui deviennent les entrées de la couche suivante, puis on fait de même jusqu'à la dernière couche.
4. Comparer avec les sorties désirées et rétro propager l'erreur des couches de sortie. On calcul l'erreur pour chaque neurones avec l'équation suivante :
5. Modifier les poids.
6. Recommencer : On recommence tant que E est égal ou inférieur à l'erreur minimale souhaitée.

2.3.7 La décision

Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la technologie biométrique de la reconnaissance de visage pour l'identification de personnes. C'est une technique très efficace qui est utilisée dans de nombreuses applications. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages. Nous avons aussi donné un aperçu sur le système de reconnaissance de visage et les trois méthodes de l'extraction de caractéristique et les différents types de classification et donner un état de l'art sur la reconnaissance de visage. Dans cette étude on montre quelques algorithmes utilisant pour la reconnaissance faciale, et on défini quelques descripteurs et ces algorithmes seront implémentés puis comparés et les résultats sont détaillées dans le chapitre suivant.



Chapitre 3 :
Résultats
expérimentaux

3.1 Introduction

L'extraction des caractéristiques est l'étape la plus importante dans le système de reconnaissance faciale. Dans ce chapitre, nous avons appliqué les trois algorithmes LBP, TPLBP et FPLBP sur les images de visages, et faire une comparaison entre ces méthodes en utilisant deux critères le taux de reconnaissance et le temps d'exécution.

3.2 La base de données ORL

La base de données de visage « ORL » est prisee entre Avril 1992 jusqu'Avril 1994 au laboratoire AT &T d'université de Cambridge [63]. Cette base de données est contient un ensemble d'images de visage de plusieurs personnes. Elle est constituée de 40 individus, chaque individu possède 10 poses, donc la base contient 400 images représentant les différentes expressions faciales, toutes les images sans couleur. La taille de chaque image est 92x112 pixels, avec 256 niveaux de gris par pixel(en format BMP). La **Figure 3.1** montre quelques exemples d'images de la base de données faciale « ORL » de la même personne.



Figure 3.1 : Exemples d'images de visages de la base ORL.

3.3 Extraction de caractéristiques

Dans la partie d'extraction des caractéristiques nous avons utilisé les trois algorithmes LBP, TPLBP et FPLBP. Dans cette section notre base de données ORL est divisé en deux ensembles : ensemble d'apprentissage et ensemble de test :

- **Images d'apprentissages** : Les cinq premières images de visage pour chaque personne servent pour la phase d'apprentissage, ce qui nous fait un sous ensemble de 200 images dédiées à cette phase.
- **Images de tests** : Les restes images de chaque individu nous ont servies pour la réalisation des différents tests, ce qui nous fait un sous ensemble de 200 images dédiées à la phase de test.

3.4 Le taux de reconnaissance

Le taux de reconnaissance est le rapport entre le nombre d'images de test reconnus N_r et le nombre total des images de test N_t . Le taux de reconnaissance (TR) est donnée par la relation suivante :

$$TR(\%) = \frac{N_r}{N_t} \cdot 100 \quad (3.1)$$

3.5 Le temps d'exécution et l'environnement de programmation

Le temps d'exécution pour chaque image de test est égal à la somme de temps d'acquisition, le temps d'extraction de caractéristique et le temps de comparaison. Nous avons appliqué le système de test de visage dans l'élément de programmation MATLAB 2016 avec une RAM de 4 GB qui offre une grande simplicité de l'utilisation des images. Ce programme possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tel que :

- La portabilité de programme pour simplifie le changement de programmation.
- Facilité d'utilisation des programmes d'algorithmes avec en charge tous les outils mathématiques utiles au traitement et à l'analyse des images de visage.
- L'utilisation des bases de données est acceptable pour différents types.

Ce système est divisé en 3 modules principaux :

Module 1 : La détection est la phase fondamentale d'un système de reconnaissance de visage que nous avons réalisé par l'opération de découpage.

Module 2 : l'extraction des caractéristiques obtenues en applique LBP, TPLBP et FPLBP après une opération de découpage.

Module 3 : Puis dans la partie de classification en utilise la classification par SVM (*Support Vector Machine*): est une mise en œuvre d'un réseau SVM présenté dans le chapitre 2. Après une phase d'apprentissage, cette classification reste efficace mais complexe.

3.6 Classification par SVM

Nous avons choisi la classification par SVM par ce qu'elle a plusieurs d'avantages qui sont très importants :

- Donne un meilleur taux de reconnaissance par rapport à les autres classificateurs comme KNN (en anglais K-Nearest Neighbors) ou le perceptron multicouche (en anglais multi layer perceptron MLP)
- classification des données a grandes dimensions.
- Cette méthode très efficace.
- Les SVM possèdent des fondements mathématiques solides.
- Les exemples de test sont comparés juste avec les supports vecteur et non pas avec tout les exemples d'apprentissage.
- Décision rapide. La classification d'un nouvel exemple consiste à voir le signe de la fonction de décision.

Les figures 3.2, 3.3 et 3.4 montrent quelques d'exemples d'images originales et leurs images LBP, images TPLBP et images FPLBP respectivement.



Figure 3.2 : exemple d'images originales et images LBP

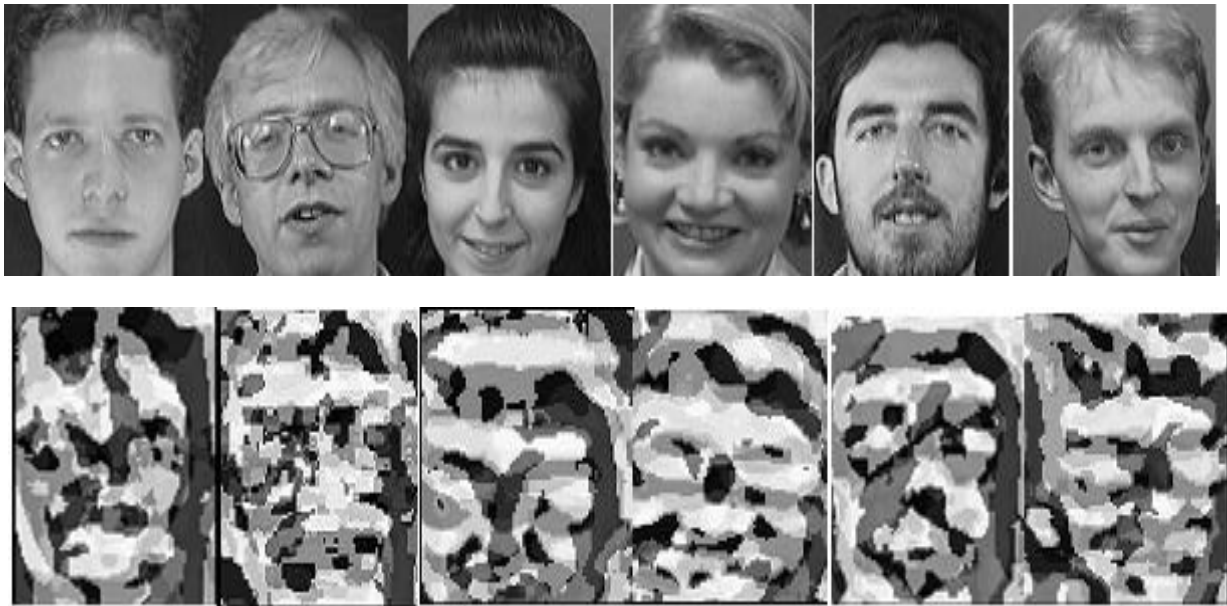


Figure 3.3: exemple d'images originales et images TPLBP

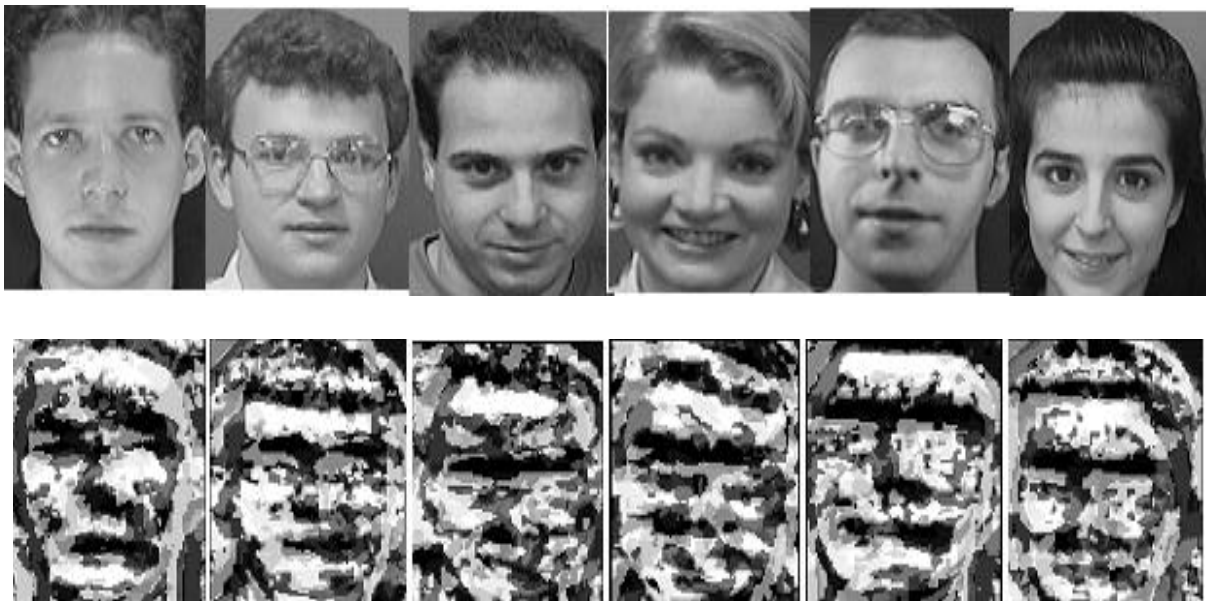


Figure 3.4: exemple d'images originales et images FPLBP.

Afin d'obtenir le mieux taux de reconnaissance pour la méthode TPLBP nous avons varié certaines valeurs des paramètres r , w et α . La **Figure 3.5** montre le taux de reconnaissance en fonction de paramètre « r » de l'algorithme TPLBP avec la variation de paramètre r et les autres paramètres w et α sont fixés, le meilleur résultat obtenu est $TR=93.25\%$ pour $r=8$.

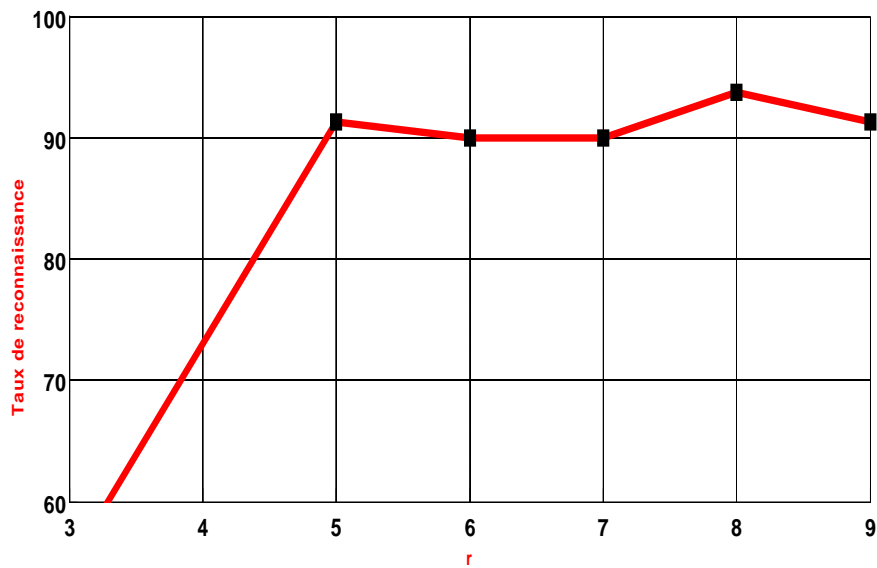


Figure 3.5 : La courbe du taux de reconnaissance pour le paramètre r.

La **Figure 3.6** présente le taux de reconnaissance en fonction de paramètre « w », en varie la valeur de w avec les paramètres r et alpha sont fixés.

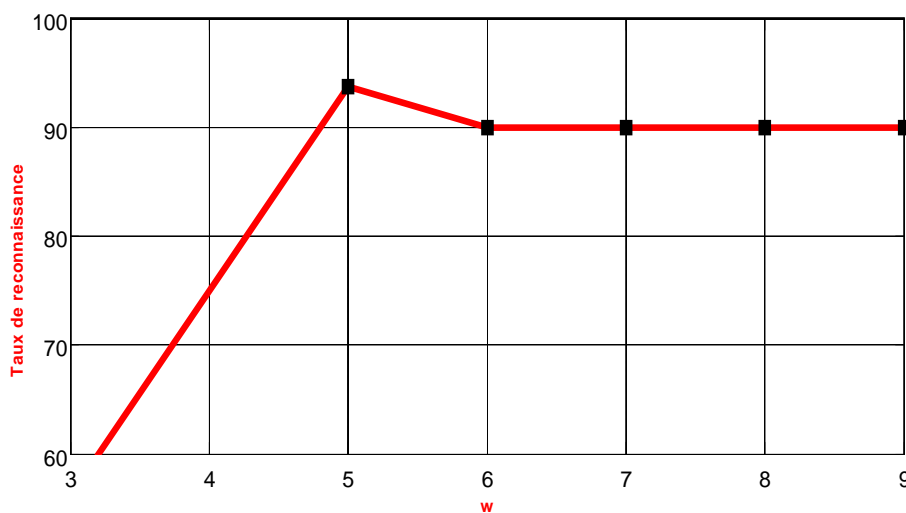


Figure 3.6 : Taux de reconnaissance pour le paramètre w.

Le meilleur taux de reconnaissance TR =93.75% est obtenu avec w=5.

La **Figure 3.7** donne le taux de reconnaissance en fonction de «alpha » de l'algorithme TPLBP, nous montrons la meilleur valeur de TR=93.75% sont obtenu pour les valeurs : alpha=5, r=8 et w=5.

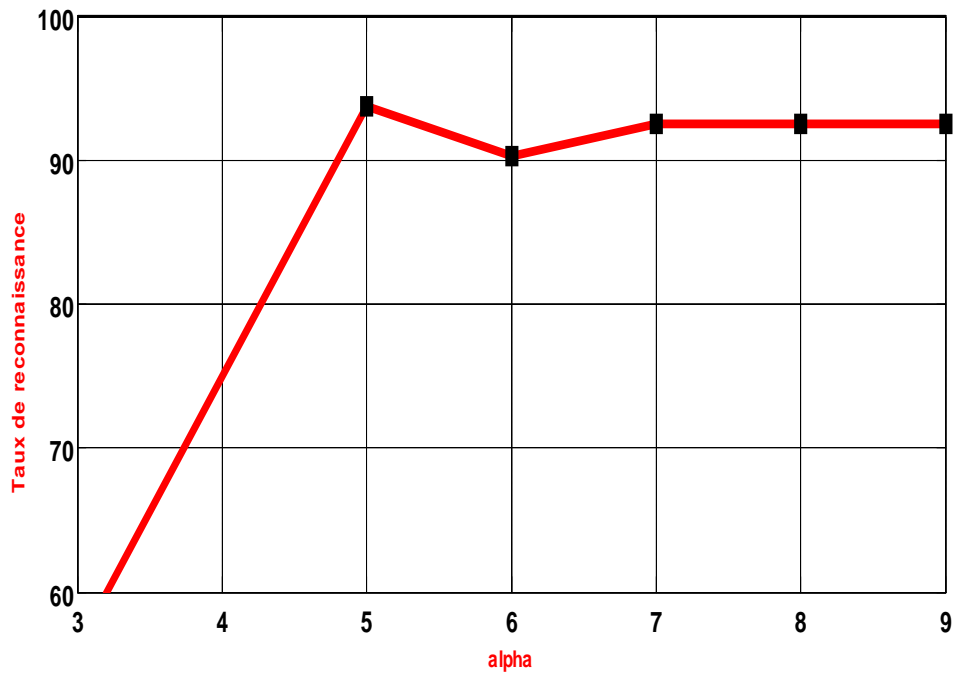


Figure 3.7: La courbe du taux de reconnaissance pour les différentes valeurs d'alpha.

Pour la méthode FPLBP nous avons changé les valeurs des paramètres r_1 et r_2 avec les autres paramètres $s=8$, $w=3$ et $\alpha=1$ sont fixés. Et les performances sont présentées par les **Figures 3.8** et **3.9**. La **Figure 3.8** présente le taux de reconnaissance en fonction de paramètre « r_1 » de la méthode FPLBP avec $r_2=5$ et nous changeons la valeur de paramètre r_1 .

On observe que le meilleur TR=95.00% est obtenu pour $r_1=6$. On fixe $r_1=6$ et on varie la valeur de paramètre r_2 . Il est clair que le meilleur TR =95% est obtenu avec le paramètre $r_2=5$.

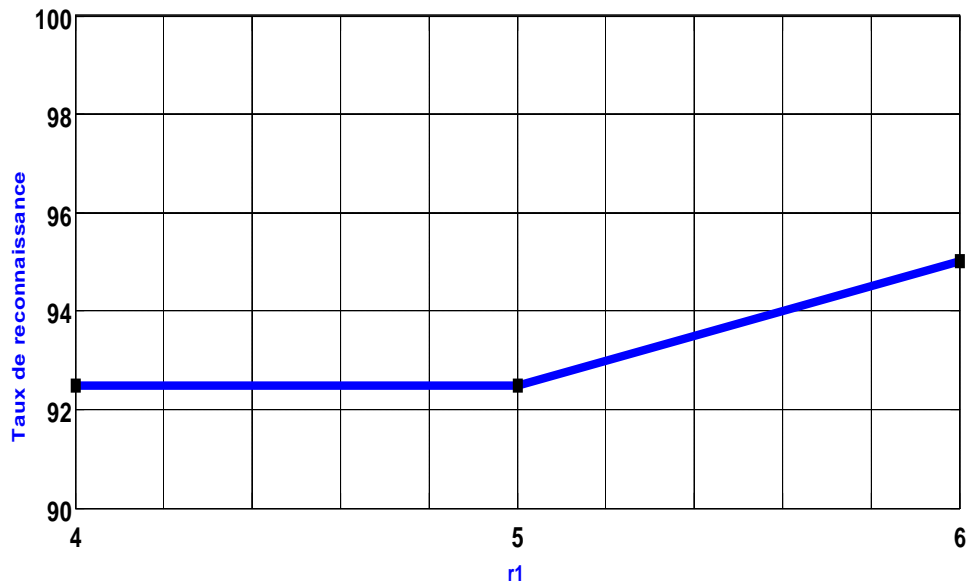


Figure 3.8: Taux de reconnaissance en fonction de r_1

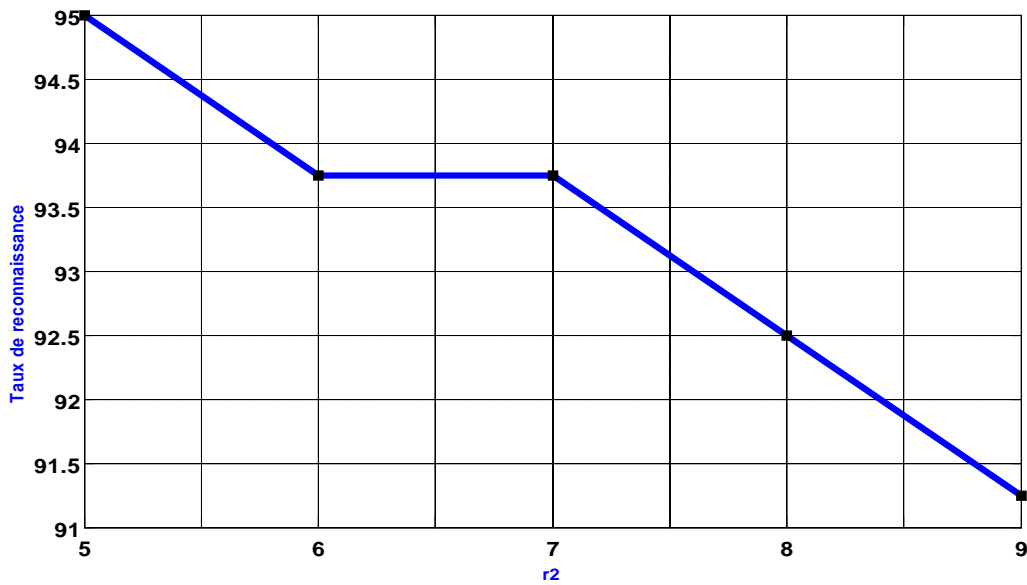


Figure 3.9: Taux de reconnaissance en fonction de r_2

On calcule le taux de reconnaissance (%) pour les différentes méthodes LBP et TPLBP et FPLBP avec les différents nombre d'images d'entraînement. Les résultats sont donnés par le **Tableau 3.1**.

Tableau 3.1: le taux de reconnaissance (%) obtenus pour les différents descripteurs et les différents nombre d'images d'entraînement.

Nombre des images d'entraînement	5	6	7	8	9
LBP	72.11%	81.88%	86.66%	86.25%	90.00%
TPLBP	89.50%	91.88%	94.17%	93.75%	95.00%
FPLBP	88.50%	92.50%	91.67%	95.00%	92.50%

La **Figure 3.10** montre le taux de reconnaissance en fonction des nombre d'images d'entraînement pour les trois algorithmes LBP, TPLBP et FPLBP.

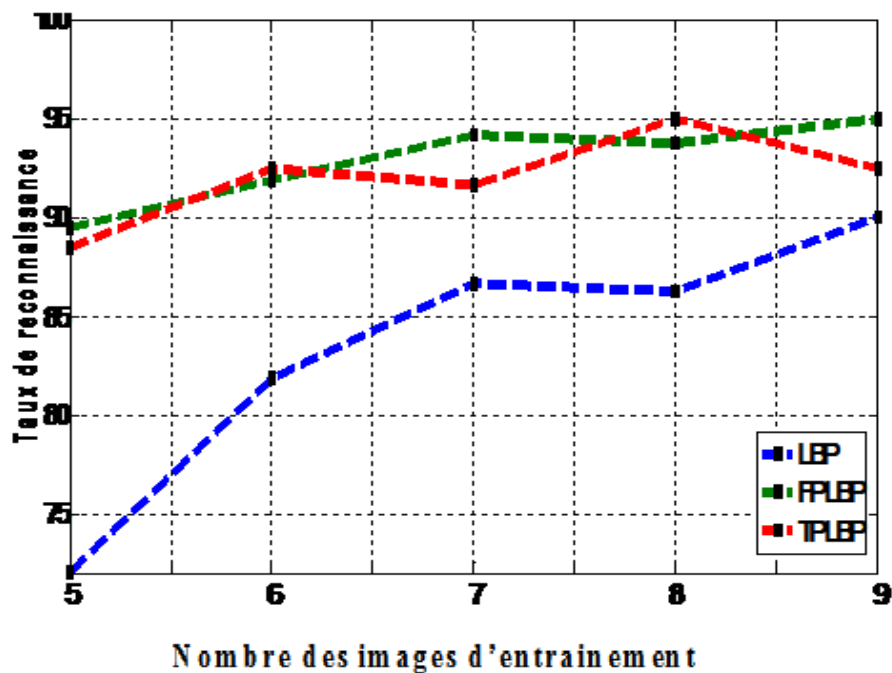


Figure 3.10 : Taux de reconnaissance pour les trois méthodes avec les différents nombre d'image d'entraînement.

On remarque que la méthode LBP donne un résultat de taux de reconnaissance TR=90.00 % avec le nombre d'images d'entraînement N=9 et on observe aussi que taux de reconnaissance est augmenté avec le nombre d'image d'entraînement. D'autre part la deuxième méthode TPLBP donne un taux de reconnaissance TR=95.00% lorsque le nombre d'images

d'entraînement $N=9$. Enfin, le taux de reconnaissance TR est égal à 95.00 % avec $N=8$ pour la dernière méthode FPLBP. Le tableau 3.2 montre le temps d'exécution pour les trois méthodes :

Tableau 3.2: le temps d'exécution

L'algorithme	5	6	7	8	9
LBP	0.15s	0.17s	0.16s	0.17s	0.16s
TPLBP	0.15s	0.11s	0.09s	0.06s	0.03s
FPLBP	0.02s	0.01s	0.01s	0.01s	0.01s

La **Figure 3.11** illustre les trois courbes de temps d'exécution en fonction des nombres d'images d'entraînement par les trois algorithmes LBP, TPLBP et FPLBP. On remarque que la méthode LBP est plus rapide pour $N=5$ avec un temps d'exécution est égal 0.15s. On observe que le temps d'exécution augmente avec l'augmentation de N .

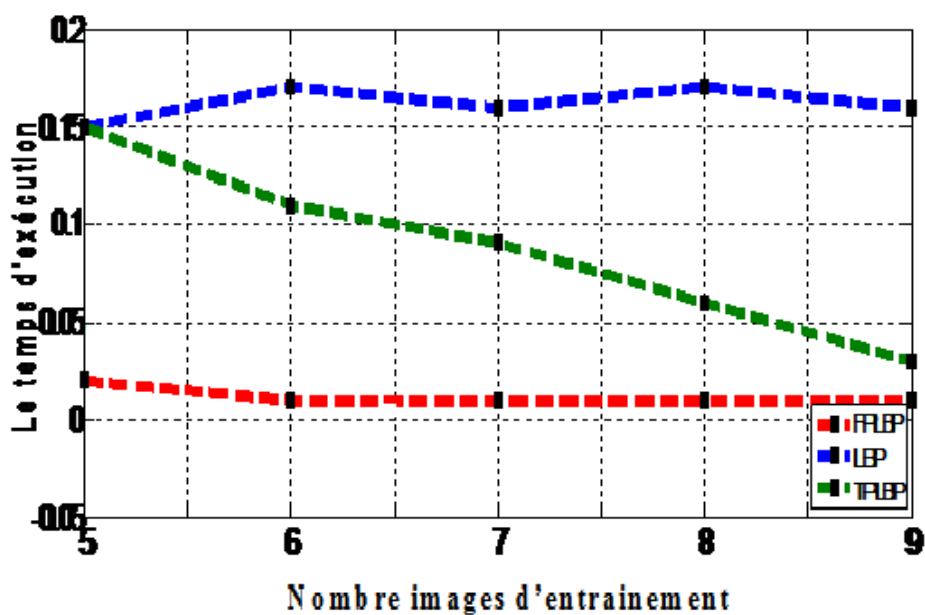


Figure 3.11 : le temps d'exécution en fonction des nombre images d'entraînement.

Pour la méthode TPLBP lorsque $N=9$ le temps d'exécution est égal 0.03s. Finalement la méthode de FPLBP le temps d'exécution est approché $T=0.01s$ pour les différents nombre d'images d'entraînement.

3.7 Etude comparative entre LBP, TPLBP et FPLBP

D'après les résultats expérimentaux on constate que le meilleur taux de reconnaissance TR= 95.00% est obtenus par les deux méthodes TPLBP et FPLBP en comparant avec la méthode LBP. Par conséquent que les deux méthodes TPLBP et FPLBP sont meilleur que LBP dans la reconnaissance de visage et aussi le minimum temps d'exécution $T=0.01s$ est obtenu par la méthode FPLBP par rapport LBP et TPLBP.

3.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, on fait une comparaison entres les trois descripteurs LBP, TPLBP et FPLBP en utilisant deux critère le taux de reconnaissance et temps d'exécution avec SVM pour la classification. Le descripteur TPLBP donne un meilleur taux de reconnaissance comparés aux descripteurs FPLBP et LBP. Et au niveau de la vitesse d'exécution de descripteur FPLBP donne minimum temps d'exécution qui est égal 0.01s.

Conclusion générale

Dans dernières années la biométrie est un domaine de plus en plus connu, cette technique consiste à identifier une personne par ses caractéristiques : voix, empreintes digitales, visage, iris...etc. et la modalité de reconnaissance de visage se sépare des autres modalités par la simplicité des systèmes d'identification qui n'ont pas nécessité de matériau amélioré.

Un état de l'art des différentes approches récentes dans le système de reconnaissance de visage est établi. Les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification des personnes sont étudiées.

Dans notre travail nous avons étudié plusieurs techniques de reconnaissance de visage, aussi ont été testées sur une base de données de visage ORL, nous avons utilisé trois méthodes différentes basées sur la texture afin d'obtenir de bons résultats pour reconnaître un individu. La première méthode est LBP (local Binary Pattern) c'est une méthode mathématique dont son but consiste à caractériser la texture d'une image pour calculer le code LBP pour tous les pixels d'image. La deuxième méthode est TPLBP (Three-Patch LBP) est produite en comparant les valeurs de trois correctifs pour produire une valeur de bit unique dans le code attribué à chaque pixel. Et la troisième méthode FPLBP (Four-Patch LBP) pour produire les codes FPLBP, on a comparé deux symétriques centrales Patches dans la bague intérieure avec deux emplacements symétriques centraux dans la bague extérieure. Dans ce travail, nous avons réalisé une classification par SVM pour consister de ramener le problème de la discrimination à celui, linéaire, de la recherche d'un hyperplan optimal.

Enfin, les résultats que nous avons obtenus ont été utilisés pour comparer le taux de reconnaissance et le temps d'exécution du système dans les trois méthodes, d'après les résultats obtenus (présentés dans le troisième chapitre) nous remarquons que le meilleur TR dans la base d'évaluation est égal à 95.00% et le temps d'exécution $T=0.01s$ pour la méthode FPLBP.

Nous proposons comme perspectives, l'utilisation des bases de données 3D afin de confirmer les résultats obtenus.

Références

- [1] Ajay Kumar, David Zhang. \Improving Biometric Authentication Performance from the User Quality", IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2010.
- [2] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane., \Multimodal Biometric Person Recognition System based on Iris & Palmprint Using Correlation Filter Classier", International Conference On Computing And Information Technology-ICCIT 2012, Al Madinah, Saudi Arabia, March 12-14, 2012.
- [3] Kumar, A, Zhang, David. \Combining Fingerprint, Palmprint and Hand-shape for User Authentication", 18th International Conference on Pattern Recognition-ICPR, 2006.
- [4] I.H.Jacoby & A.J.Giordano.« Hand ID system », US Patent,1971.
- [5] I.H.Jacoby, A.J.Giordano, and W.H.Fioretti.« Personal identification apparatus », US Patent, 1972.
- [6]A. Kumar, D. Wong, H. Shen, and A. Jain. \Personal verication using palmprint and hand geometry biometric", Audio and Video based Biometric Person Authentication, 2003.
- [7] Lajevardi, S.M. ; Arakala, A. ; Davis, S.A. , Horadam, K.J. , \Retina Verication System Based on Biometric Graph Matching", IEEE Transactions onImage Processing, Vol. 22, No. 9, pp. 3625-3635, 2013
- [8] C. Tisse, L. Martin, L. Torres and M. Robert. \Person identification technique using human iris recognition", Proc. of Vision Interface, pp. 294-299, 2002.
- [9] Cardinaux F, Sanderson C, Bengio S. \Face verication using adapted generative models", The6th IEEE International Conference Automatic Face and Gesture Recognition-AFGR, Seoul, 2004.
- [10] T.Bänziger, G.Klashmeyer, T.Johnstone et Al. « Améliorer les systèmes de vérification automatique du locuteur en intégrant la variabilité émotionnelle : méthodes et premières données », Aussois, 19-23 Juin 2000 .

[11] Jain, A. K., Griess, F. D. and Connell, S. D. "On-line signature verification" Pattern Recognition, 2002

[12] R.S.Kashi, J.Hu et W.L.Nelson. « On-line handwritten signature verification using hidden Markov model », IEEE Proc. of 4th International Conference on Document Analysis and Recognition, Germany, 18-20 Août 1997.

[13] R.Gaines, W.Lisowski et N.Shapiro, « Authentication by keystroke timing », Rand Corporation Report, 1980.

[14] Ying Zhang, Guiran Chang, Lin Liu, JieJia., "Authenticating User's Keystroke Based on Statistical Models", Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing, Shenzhen, China, Dec 2010.

[11] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition", IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image- and Video-Based Biometrics, January 2004.

[12] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Efficient person identification by fusion of multiple palmprint representations", the 4th international conference- ICISP 2010, Trois-Rivieres, QC, Canada, Proceedings. Berlin, Springer, June 2010.

[13] A. K. Jain, L. Hong, and S. Pankanti, "Biometric Identification", Comm. ACM, February 2000.

[14] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Fusion of Finger-Knuckle-Print and Palmprint for an Efficient Multi-Biometric System of Person Recognition", IEEE International Conference on Communications-ICC, Kyoto, Japan, June 2011

[15] LOUIBA Fadia et HADJ ALI Ryma « Système de contrôle d'accès physique basé sur le visage » 2010.

[16] Souhila Guerfi Ababsa -Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D-Docteur de l'Université ,03 octobre 2008.

[17] Y. Adini, Y. Moses, S. Ullman, Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell, 1997.

[18]D.blackburn, M.Bone, P .J Phillips. «face recognition vendor test 2000 . »Tech. rep.

<http://www.frvt.org>,2001.

[19] P. J. Phillips, P. J. Grother, R. J. Micheals, D. M. Blackburn, E. Tabassi, and J. M. Bone. Face recognition vendor test 2002: Evaluation report. NISTIR 6965. Available online at <http://www.frvt.org> , 2003.

[20] R. Gross, J. Shi, J. Cohn. Quo Vadis face Recognition. Third Workshop on Empirical Evaluation Methods in computer Vision, December, 2001.

[21] Reda Jourani. «Reconnaissance de visage», Université Mohammed V-Agdal de Rabat, 2006.

[22] Boudjellal. S. Détection et identification de personne par méthode biométrique. Mémoire de Magister ,Université Mouloud Mammeri,(consulté le 12 /05/2017).

[23] Ming- Hsuan Yang, David J. Kriegman et Narendra Ahuja ,Detecting faces in images A Survey Dans IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002.

[24] Commercial Security Devices,<http://www.commercialSecuritydevises.com/fr/détection-de-visage.html>.(consultée le 10 /05 / 2017).

[25] Paul Viola and Michael Jones, Robust real-time object detection In Second International work shop on statistical and computation theories of vision Vancouver- Canada, July 13 2001.

[26] Adjout Mohamed et Benaissa Abdelhak, «Fusion de la DCT-PCA et la DCT-LDA appliquée à la reconnaissance de visages», Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Oued-smar Alger, 2007.

[27] Belahcene Mébarka. «Analyse de texture par ACP»Magister électricité industrie Université de Batna, Octobre 1994

[28] Anour Mellakh. Reconnaissance des visages en conditions dégradées. avec l'université d'Evry, 2009.

[29] M. Turk, A. Pentland, Eigenface for recognition. J. of Cognitive Neuroscience, 1991.

[30] T. Kanade. « Picture Processing Systemby Computer Complex and Recognition of Human Faces» In Doctoral dissertation- Kyoto University, November 1973.

[31] S. Arca, P. Campadelli, and R. Lantarotti. « A Face Recognition System Based On Automatically Determined Facial Fiducial Points. » Pattern Recognition, 2006.

[32] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen. Face Recognition with Local Binary Patterns, 2004.

[33] Heikkila, M., Pietikainen, M., Schmid, C. Description of interest regions with center-symmetric local binary patterns. In: Computer Vision, Graphics and Image Processing, 5th Indian Conference, 2006

[34] Qiong Yang and Xiaoqing Ding. Symmetrical pca in face recognition. In ICIP (2), 2002.

[35] David Beymer and Tomaso Poggio. Face recognition from one example view. In Fifth International Conference on Computer Vision (ICCV'95), 1995.

[36] Hua Yu and Jie Yang. A direct lda algorithm for high-dimensional data with application to face recognition. Pattern Recognition, 2001.

[37] R.A Fisher. The use of multiple measures in taxonomic problems. Ann. Eugenics, 1936.

[38] Daniel L. Swets and John (Juyang) Weng. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996.

[39] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Scholkopf, and K.R. Mullers. Fisher discriminant analysis with kernels. Neural Networks for Signal Processing IX, 1999. Proceedings of the 1999 IEEE Signal Processing Society Workshop, 1999.

[40] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Schölkopf, A. Smola, and K. Müller. Invariant feature extraction and classification in kernel spaces, 2000.

[41] Kirby and M Sirovich. Application of the karhunen-loeve procedure for the Characterization of human faces. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990.

[42] M. Turk and A. Pentland. Eigenface for recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991.

[43] B Scholkopf, A Smola, and KR Muller. Nonlinear component analysis as a Kernel eigenvalue problem. Technical Report No 44, December 1996.

[44] A. Bartlett and JR Movellan. Face recognition by independent component Analysis. TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, November 2002.

[45] FR Bach and MI Jordan. Kernel independent component analysis. Journal of Machine Learning Research, 2002.

[46] Michael David Kelly. Visual identification of people by computer. PhD thesis, Stanford, CA, USA, 1971.

[47] F.S. Samaria and S. Young. Hmm-based architecture for face identification, October 1994.

[48] Timo Ahonen, Abdenour Hadid, and Matti Pietikainen. Face description with local binary patterns: Application to face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006.

[49] Hung-Son Le and Haibo Li. Recognizing frontal face images using hidden markov models with one training image per person. In *17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004.

[50] M. Lades, J.C. Vorbruggen, J. Buhmann, J. Lange, C. von der Malsburg, R.P. Wurtz, and W. Konen. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture. *Transactions on Computers*, Mar 1993.

[51] Laurenz Wiskott and Christoph von der Malsburg. Recognizing faces by dynamic link matching. In Axel Wismüller and Dominik R. Dersch, editors, *Symposium über biologische Informationsverarbeitung und Neuronale Netze*, München, 1996

[52] Xiaoyang Tan, Songcan Chen, Zhi-Hua Zhou, and Fuyan Zhang. Face recognition from a single image per person: A survey. *Pattern Recognition*, 2006.

[53] A. Pentland, B. Moghaddam, and T. Starner. View-based and modular eigenspaces for face recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994. *Proceedings 1994 IEEE Computer Society Conference*, Jun 1994.

[54] P.S. Penev and J.J. Atick. Local feature analysis : A general statistical theory for object representation. *Network : Computation in Neural Systems*, 1996.

[55] Hélène Milhem Institut de Mathématiques de Toulouse, INSA Toulouse, France IUP SID, 2011-2012 (<file:///G:/svm/SVM.pdf>).

[56] Tommi Jaakkola and David Haussler. Exploiting generative models in discriminative classifiers. In M. J. Kearns, S. A. Solla, and D. A. Cohn, editors, *NIPS*, Cambridge, MA, The MIT Press. USA, 1998.

[57] F. Lauer, C. Y. Suen, and G. Bloch. A trainable feature extractor for handwritten digit recognition. *Pattern Recognition*, to appear, 2006.

[58] Edgar Osuna, Robert Freund, and Federico Girosi. Training support vector machines: an application to face detection. In Proc. of the Conf. on Computer Vision and Pattern DC, USA, 1997. IEEE Computer Society .

[59] Vladimir N. Vapnik. Statistical learning theory. John Wiley, New York, NY, USA, 1998.

[60] J.-O. Moussafir, “Machines à Noyaux”, 2 mars 2005.

[61] M. A. Aizerman, E. M. Braverman, and L. I. Rozomer, “Theoretical foundations of the potentiel fonction method in pattern recognition learning”, In Automation and Remote Control, volume 25, pages 821-837, 1964.

[62] «Xièmes rencontres de la Société francophone de classification», Bordeaux, France, 2004.

[63] http://web.mit.edu/emeyers/www/face_databases.html#orl.

Résumé

La reconnaissance de visage est une technologie biométrique en vogue, elle est très utilisée dans les applications de contrôle. Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes globales, locales et hybrides de reconnaissance de visages à l'étape de l'extraction de caractéristique. La reconnaissance faciale est une technique importante et très difficile à la reconnaissance des gens automatique. Dans ce travail, le but de ce mémoire est d'établir une étude comparative entre les trois descripteurs locaux Binary pattern (LBP), Three-Patch LBP (TPLBP) et Four-Patch LBP (FPLBP). Ensuite ces descripteurs sont soumis à un classifieur connu pour son efficacité c'est support Vector machine (SVM) nous avons testé ces techniques sur des images des visages de la base de donnée ORL pour obtenu le meilleur résultat.

Mot clés : La reconnaissance de visage, biométrique, LBP, TPLBP, FPLBP, SVM, extraction de caractéristique.

ملخص

يعتبر التعرف على الوجه من اهم التكنولوجيات الحيوية المستعملة حيث تستخدم على نطاق واسع في تطبيقات التحكم من خلال وجود العديد من الاساليب الشاملة و المحلية و الهجينة لاستخراج ميزة الوجه. التعرف على الوجه تعتبر تقنية هامة وصعبة في التعرف على الناس تلقائيا. و الغرض من هذا الموضوع هو استخراج ميزات الصورة باستعمال ثلاث خوارزميات (LBP), (TPLBP) و (FPLBP). لترتيب الصور استعملنا قمتنا بتطبيق هذه الطريقة على قاعدة بيانات (SVM) وتحصلنا على افضل النتائج.

الكلمات المفتاحية: التعرف على الوجه, خوارزمية (LBP), خوارزمية (TPLBP), خوارزمية (FPLBP)

Abstract

Face recognition is a biometric technology it is widely used in access control applications. In the literature, there are three types methods: global, local and hybrid for face recognition. Face recognition is a difficult technique to automatically recognise peoples. The purpose of this work is to make a comparative study between three descriptors: local binary pattern (LBP), three patch LBP (TPLBP) and four patch LBP (FPLBP). The features of these descriptors used by support vector machine (SVM) classifier for it is effectiveness. We too tested these techniques on the ORL face of data base to achieve the good result.

Keyword: Face recognition, biometric, LBP TPLBP, FPLBP, SVM, Feature extraction