

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj –Bouira-



Faculté : Sciences et Sciences Appliquées

Département : Génie Electrique

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : *Génie Biomédical*

Spécialité : *Instrumentation Biomédicale*

Mémoire de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme de MASTER

Thème

**Etude des Performances de la Reconnaissance Faciale dans
des Conditions Non -contrôlés**

Soutenu le 28 /12/2020

Réalisé par :

- Bouzegza Amina

- Talbi Chourouk

Devant le Jury composé de :

- Dr. Dib Riad	M.A.A	Président	UAMOB
- Dr. Benzaoui Amir	M.C.A	Encadreur	UAMOB
- Dr. Kasmi Réda	M.C.A	Examineur	UAMOB

2019/2020

Dédicace

Louange à dieu tout puissant, qui m'a permis de voir ce jour tant attendu.

Je dédie ce mémoire à :

Ma tendre mère :

La lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur ma maman chérie que j'adore.

Mon très cher papa :

Le guide de mes désirs, le donneur avec plaisir, à toi ma fierté et mon pouvoir, merci.

La mémoire de mon grand père et ma grand-mère, que dieu les garde dans son vaste paradis.

Ma très chère sœur et à mes chers frères.

*À Mon binôme **Amina** avec qui j'ai partagé la fatigue et les bons moments durant cette période de travail.*

À toute la promotion Master2 Instrumentation Biomédicale 2019/2020.

À tous ce que j'aime et qui m'aiment.

À tous mes amis.

.

Chourouk

Dédicace

Je remercie et je loue tout d'abord Allah de m'avoir aidé à défier tous les obstacles, afin de compléter ce modeste travail.

C'est ainsi que je dédie ce travail à :

A la mémoire de ma fille gâtée « ma grande mère », que dieu la garde dans son vaste paradis.

A ma chère mère,

A mon cher père,

Qui non jamais cessé, de formuler des prières à mon égard de me soutenir et de m'épauler pour que je puisse atteindre mes objectifs.

A mon cher frère, et mes chères sœurs,

Pour son soutien moral et leurs conseils tout au long de mes études.

A mon cher binôme, Chourouk pour son entente et sa sympathie.

A mes chères amies,

Tout particulièrement, Charihane, Nissema et Houda qui m'ont aidé à supporter dans les moments difficiles.

A monsieur Allal Abdelali et mes professeurs qui doivent voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.

A toute la promotion Master 2 Instrumentation Biomédicale 2019/2020.

Amina

Remerciements

Tout d'abord nous remercions de plus profond de nos cœur **ALLAH** le tout puissant, de nous avoir éclairé vers le bon chemin.

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à notre promoteur le docteur **Benzaoui Amir** de nous avoir proposé ce sujet de mémoire et de l'attention qu'il a porté à notre travail. Il a toujours été présent et a su nous guider durant cette période. Nous avons découvert grâce à lui le monde de la recherche dans les meilleures conditions. Nous lui exprimons notre profonde gratitude pour sa confiance, son attention, et surtout pour la grande patience qu'il a manifestée. Sans ses conseils, son soutien et sa disponibilité, ce travail n'aurait pas pu être couronné de succès.

Nos vifs remerciements vont également aux membres de jury d'avoir bien voulu accepter de juger ce travail, et pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Nous remercions tout particulièrement les professeurs de l'université Akli Mohand Oulhadj notamment ceux du département de génie électrique.

Sans oublier de remercier nos amis, nos proches et toutes les personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.

Et pour finir, nous présentons nos remerciements les plus sincères à nos chères familles, particulièrement à nos parents pour leur soutien inconditionnel et pour leur encouragement durant toutes nos années d'étude.

Table des matières

Table des matières	i
Liste des figures	iv
Liste des tableaux	vi
Abréviation	i
Introduction Générale	1

Chapitre 01 : Introduction à la Biométrie

1.1	Introduction.....	3
1.2	Définition de la biométrie.....	3
1.3	Systèmes biométriques	4
1.3.1	Module de capture	4
1.3.2	Module d'extraction de caractéristiques	4
1.3.3	Évaluation des performances des systèmes biométriques	4
1.3.4	Module de base de données(stockage)	4
1.4	Architecture de systèmes biométrique	5
1.4.1	Phase d'enrolement	5
1.4.2	Phase de reconnaissance	6
1.4.2.1	Mode identification	6
1.4.2.2	Mode vérification	7
1.5	Evaluation des performances	8
1.5.1	Evaluation d'identificatio.....	8
1.5.2	Evaluation de vérification.....	9
1.5.2.1	Le taux de faux rejets (FRR).....	9
1.5.2.2	Le taux de fausses acceptations (FAR)	10
1.6	Application des systèmes biométriques.....	11
1.7	Pannorama de différentes modalités biométriques.....	12

1.7.1	Modalités morphologique.....	13
1.7.2	Modalités comportementales.....	15
1.7.3	Modalités biologiques.....	17
1.8	Comparaison	18
1.9	Motivation : pourquoi nous sommes intéressés par le visage en tant que modalité biométrique	19
1.10	Conclusion	20

Chapitre 02 : Système de reconnaissance automatique de visage

2.1	Introduction.....	21
2.2	Mode de fonctionnement d'un système de reconnaissance de visage.....	21
2.2.1	Acquisition d'image	22
2.2.2	Prétraitement.....	23
2.2.3	Extraction de caractéristiques	24
2.2.3.1	Méthodes globales.....	25
2.2.3.2	Méthode locales	25
2.2.3.3	Méthode hybrides.....	26
2.2.4	Apprentissage.....	29
2.2.5	Classification.....	29
2.2.5.1	Mesures de distances	30
2.2.5.2	K plus proche voisins (K-ppv)	31
2.2.6	Décision	32
2.3	Défis ouverts en reconnaissance de visage	33
2.3.1	Changement d'illumination	33
2.3.2	Variations de poses.....	34
2.3.3	Variations en expressions faciales	34
2.3.4	Occultations partielles	35

2.3.5	Utilisation d'une seule image par personne en apprentissage SSFR (Single Sample Face Recognition).....	36
2.3.6	Autres difficultés.....	36
2.4	Synthèse.....	36
2.5	Approche proposée.....	37
2.6	Conclusion.....	38

Chapitre03 : Études expérimentales

3.1	Introduction.....	39
3.2	Système proposé.....	39
3.2.1	Prétraitement.....	40
3.2.2	Extraction de caractéristiques.....	42
3.2.3	Classification.....	43
3.3	Base de données AR & Protocole d'évaluation.....	43
3.3.1	Base de données.....	43
3.3.2	La base d'image AR.....	44
3.3.3	Description de la base d'images AR.....	44
3.3.4	Taux de reconnaissance.....	45
3.4	Expérimentations & résultats.....	46
3.4.1	Environnement de travail.....	46
3.4.2	Tests et résultats.....	47
3.5	Comparaison avec des travaux connexes.....	55
3.6	Conclusion.....	58
	Conclusion générale et perspectives.....	59
	Annexe.....	60
	Bibliographie.....	63

Liste des figures

Chapitre 01 : Introduction à la Biométrie

Figure 1.1 : Les différents modules d'un système biométriques	5
Figure 1.2 : Mode enrôlement d'un individu dans un système biométrique.	6
Figure 1.3 : Identification d'un individu dans un système biométrique.....	7
Figure 1.4 : Authentification d'un individu dans un système biométrique.....	8
Figure 1.5 : La courbe CMC	9
Figure 1.6 : Taux de vraisemblances des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité)	10
Figure 1.7 : Les applications des systèmes biométriques.....	11
Figure 1.8 : Exemples de modalités biométriques.	12
Figure 1.9 : Iris de l'être humain.....	13
Figure 1.10 : Empreinte digitale.....	14
Figure 1.11 : La reconnaissance vocale.....	15
Figure 1.12 : La façon de marcher.	15
Figure 1.13 : La signature électronique.....	16
Figure 1.14 : Exemple de l'ADN.....	16

Chapitre 02 : Système de reconnaissance automatique de visage

Figure 2.1: Processus d'un système de reconnaissance de visag.....	22
Figure 2.2: Exemple d'acquisition d'une image	23
Figure 2.3: Exemple d'une image de visage avant et après le prétraitement.....	23
Figure 2.4: Schéma représentatif d'une classification des algorithmes utilisés dans la reconnaissance de visag.....	24
Figure 2.5: Reconnaissance basée l'algorithme local EBGM	26
Figure 2.6: Exemple de calcul de l'opérateur LBP.....	28
Figure 2.7: Exemple de traitement de l'opérateur LBP avec différents R et P	28
Figure 2.8: Point x à classer et ses k=11 plus proches voisins : 4 sont de la classe w_2 et 7 de la classe w_1 . La classe majoritaire est w_1	32
Figure 2.9: Exemple de visage avec variation d'illumination	33
Figure 2.10: Exemple de visage avec variations de poses.....	34

Figure 2.11: Exemple de visage avec variation d'expression faciale.....	35
Figure 2.12: Exemple d'un visage partiellement occulté	35
Figure 2.13: Quelques variantes du descripteur LBP.....	38

Chapitre 03 : Études expérimentales

Figure 3.1: diagramme de notre système de reconnaissance biométrique de visage.	40
Figure 3.2: Exemple d'égalisation d'histogramme.	41
Figure 3.3: Exemple d'application de filtre médian sur une image de visage.....	42
Figure 3.4: Exemple de la méthode LBP multi-blocs.	43
Figure 3.5: Exemples d'un individu extrait de la base AR.....	45
Figure 3.6: Exemple de la décomposition d'image en plusieurs blocs homogènes : (a) image de bloc (1×1), (b) image en 4 blocs, (c) image en 16 blocs.....	51
Figure 3.7: Exemple de la décomposition d'une image couleur en trois composantes de l'espace couleur RGB, décomposition de chaque composante en plusieurs blocs, et application du descripteur LBP sur chaque bloc	54

Liste des tableaux

Chapitre 01 : Introduction à la biométrie

Tableau 1.1: Comparaison entre les différentes modalités biométriques	18
Tableau 1.2: Répartition des articles sur les techniques biométriques soumises et acceptés dans la revue IEEE PAMI en 2007	19

Chapitre 02 : Système de reconnaissance automatique de visage

Tableau 2. 1: comparaison entre les caractéristiques globales et locales	27
---	----

Chapitre 03 : Études expérimentales

Tableau 3.1: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs configurations de L'opérateur LBP en changement des expressions faciales.....	47
Tableau 3.2: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs configurations de l'opérateur LBP en occlusion par lunettes de soleil	47
Tableau 3.3: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs configurations de l'opérateur LBP en occlusion par écharpe.....	48
Tableau 3.4: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs types de distances en changement des expression faciales	49
Tableau 3.5: Effet de la décomposition de l'image en plusieurs blocs.....	49
Tableau 3.6: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs types de distances en présence d'occlusion par lunettes de soleil.....	50
Tableau 3.7: Comparaison des résultats obtenus en utilisant la décomposition en plusieurs blocs homogènes en changement d'expressions faciales	51
Tableau 3.8: Comparaison des résultats obtenus en utilisant la décomposition des images en plusieurs blocs homogènes et en présence d'occlusion par lunettes de soleil.....	52
Tableau 3.9: Comparaison des résultats obtenus en utilisant la décomposition des images en plusieurs blocs homogènes et en présence d'occlusion par écharpe.....	52

Tableau 3.10: Comparaison des résultats obtenus en utilisant l'information de couleurs en changements des expressions faciales.	54
Tableau 3.11: Comparaison des résultats obtenus en utilisant l'information de couleurs en présence d'occlusion par lunettes de soleil.	55
Tableau 3.12: Comparaison des résultats obtenus en utilisant l'information de couleurs en présence d'occlusion par écharpe.	55
Tableau 3.13: comparaison de 15 algorithmes sur des sous-ensembles en changements d'expression faciale.	56
Tableau 3.14: comparaison de 15 algorithmes sur des sous-ensembles en changements d'expression faciale.	57

Abréviation

ACP : Analyse en Composantes Principales

ADL : Analyse Discriminantes Linéaire

ADN : Acide Désoxyribonucléique

AR : Alex & Robert

CMC: Cumulative match characteristic

EBGM: Elastics Bunch Graph Matching

FAR: False Accept Rate

FRR: False Rejection Rate

HSV: Hue Saturation Value

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers

K-NN: K-Nearest Neighbors

LBP: Local Binary Pattern

PAMI: Pattern Analysis and Machine Intelligence

RGB: Red Green Blue

SSFR: Single Sample Face Recognition

YCbCr: Luminance Chroma Blue Chroma Red

Introduction générale

Introduction Générale

De nos jours, la sécurité des systèmes d'information sont devenues un domaine de recherche d'une très grande importance en vue de l'augmentation des méthodes de fraude. En effet, les anciennes techniques de sécurité comme la pièce d'identité et les mots de passe s'avèrent inefficaces, elles peuvent être volées, devinées ou perdues. Pour répondre à ces problèmes, le système d'identification biométrique a été proposé comme une solution fiable, robuste et efficace [1].

La biométrie est donc la technique qui s'est développée depuis le début du 20^{ème} siècle. Elle permet de reconnaître les êtres humains à partir de leurs caractéristiques biologiques tel que : L'ADN ; ou physiques tel que : le visage ; ou comportementales tel que : la voix. L'avantage principal de cette méthode est qu'elle est basée sur des caractéristiques qui sont propres à chaque personne [1].

Notre travail est consacré pour la réalisation et l'étude des performances d'un système d'identification biométrique, qu'il s'agit de la reconnaissance faciale basée sur des images 2D du visage dans des conditions non-contrôlées (utilisation d'une seule image par personne en apprentissage, le changement des expressions faciales, la variation de pose, le changement d'éclairage, et les occultations par lunettes du soleil et par écharpe, etc.). Ce système est considéré comme l'une des techniques d'identification des individus les plus réponsus grâce à son efficacité.

Notre objectif est d'améliorer et augmenter le taux de reconnaissance (taux d'identification) dans les cas non-contrôlés.

Afin d'optimiser le taux de reconnaissance, nous avons choisi une approche très performante pour la reconnaissance automatique de visage qui se base essentiellement sur le motif binaire local (LBP : local binary pattern en anglais).

Notre mémoire se répartit en 3 chapitres et il est organisé comme suite :

- Le premier chapitre est consacré à la présentation de la biométrie et les systèmes biométriques, ainsi que ses différentes modalités.

- Nous présentons dans le deuxième chapitre une brève description sur les systèmes de la reconnaissance automatique de visage, son mode de fonctionnement, les difficultés à surmonter, et les approches proposées.

Le 3^{ème} chapitre sera divisé en deux parties :

- ✓ La première partie est dédiée à la présentation des étapes fondamentales pour la conception et l'implémentation de notre système de reconnaissance, ainsi que le Protocole expérimental suivit.
- ✓ La 2^{ème} partie de ce chapitre portera les différents tests et résultats obtenus après l'évaluation de notre système.

Nous finissons notre travail par une conclusion générale et nous donnerons quelques perspectives sur les futurs travaux.

Chapitre 1

Introduction à la biométrie

Chapitre 01 : Introduction à la biométrie

1.1 Introduction

De nos jours, on parle de plus sur l'insécurité dans plusieurs domaines ainsi que les moyens informatiques à mettre en œuvre pour contrer ce phénomène. Généralement, il existe deux manières d'authentification [1]. La première méthode est basée sur ce qu'on appelle une reconnaissance à priori de la personne tels que : les mots de passes ou bien les codes PIN qui sont facilement oubliés ou décryptés via des logiciels spécifiques. Pour la deuxième méthode, elle est basée sur la possession d'un objet tels que : le badge et les cartes à puce qui sont facile à être volés ou perdus.

Afin de pallier ce problème, **la biométrie** a été proposé comme une solution émergente grâce à sa robustesse, sa fiabilité, et la possibilité d'intégration dans un grand nombre de systèmes de sécurité.

Dans ce chapitre, nous allons entamer notre travail par la présentation de **la biométrie** d'une manière générale, les systèmes **biométriques** et leurs architectures, ainsi que les diverses applications qui en découlent, en insistant sur notre intérêt qui est le visage en tant que modalité biométrique avec une motivation justifiant notre choix.

1.2 Définition de la biométrie

La biométrie qui signifie "mesure du corps humain" en Grec [2] regroupe l'ensemble des techniques visant à reconnaître automatiquement un individu à partir de ses caractéristiques physiques (ex, la rétine, l'iris, le visage, etc.), biologiques (ex, l'ADN, les veines de la main, etc.) ou comportementales (ex, la voix, la signature, la démarche, etc). Elle permet donc l'identification d'une personne sur la base de ses caractères physiologiques ou de ses traits comportementaux automatiquement reconnaissables et vérifiables. L'avantage de l'identification basée sur cette technique est que chaque individu a ses propres caractéristiques physiques qui ne peuvent être ni changées, ni perdues, ni volées

1.3 Systèmes biométriques

En général, un système **biométrique** peut être considéré comme un système de reconnaissance des formes [3][4]. Il est basé sur l'objectif d'authentification des personnes en fonction des caractéristiques physiques ou comportementales uniques pour chaque individu [5].

En conséquent, le système **biométrique** peut être vu comme un processus à quatre modules : module de capture, module d'extraction des caractéristiques ou des données, module de correspondance et module de base de données [6], comme montré dans la **figure1.1**.

1.3.1 Module de capture (acquisition)

Le capteur **biométrique** permet de faire la lecture de certaines caractéristiques d'un individu afin d'extraire une représentation numérique (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.). Cette représentation est ensuite utilisée pour l'enrôlement et la reconnaissance (identification / authentification).

1.3.2 Module d'extraction de caractéristiques

Permet de prendre en entrée les données biométriques acquises et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Cette dernière est censée être unique pour chaque individu et elle est relativement invariante aux variations intra-classes.

1.3.3 Module de correspondance

Permet de faire la comparaison entre l'ensemble de caractéristiques extraites et le modèle enregistré dans la base de données du système. Ce module détermine ainsi le degré de similarité (ou de divergence) entre deux vecteurs **biométriques**.

1.3.4 Module de base de données (stockage)

La base de données agit comme un référentiel de données **biométriques**, elle permet de stocker les modèles **biométriques** des utilisateurs enrôlés.

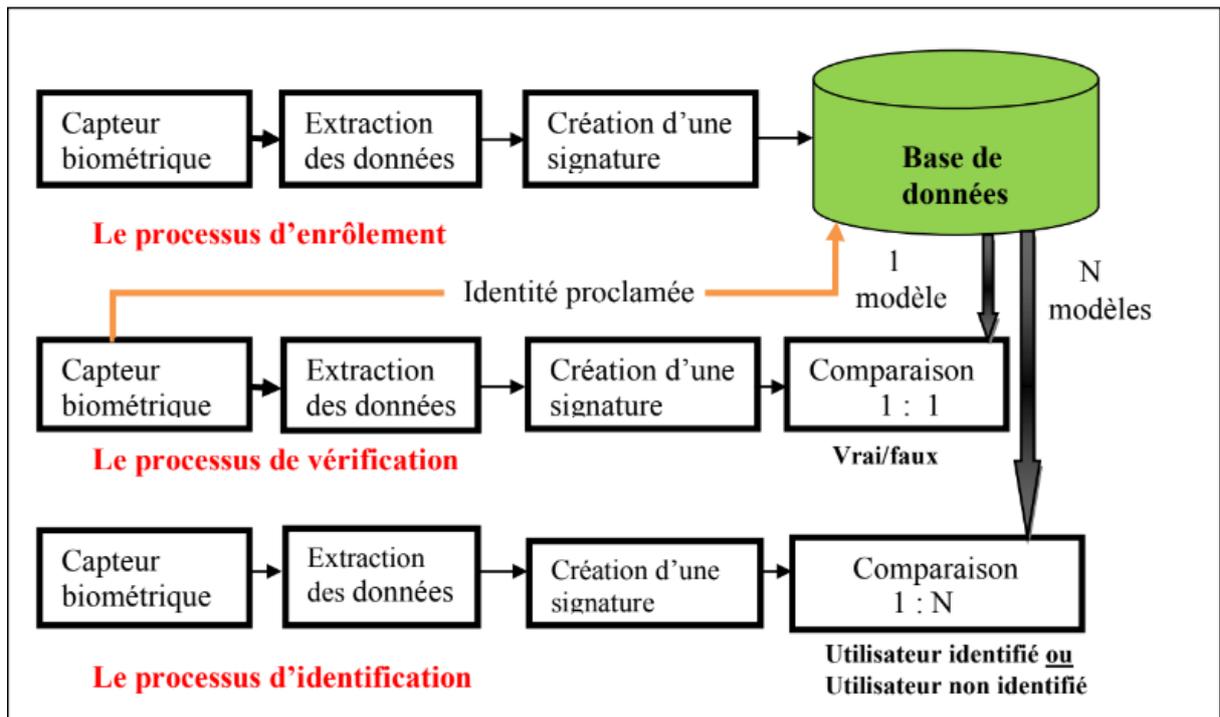


Figure1.1 : Les différents modules d'un système biométriques.

1.4 Architecture des système biométriques

Les systèmes **biométriques** fonctionnent selon deux phases : apprentissage (enrôlement) qui sert à constituer une base de données et la reconnaissance qui sert à identifier et/ou authentifier l'identité d'une personne [7]. Durant l'apprentissage, le système va acquérir une ou plusieurs mesures **biométriques** qui serviront à construire un modèle de référence de l'individu. Ce modèle servira comme un point de comparaison lors de la reconnaissance.

1.4.1 Phase d'enrôlement

C'est la première phase de tout système **biométrique** qui sert à collecter les informations sur les personnes à identifier. Pendant cette phase, la caractéristique est mesurée par l'utilisation d'un capteur **biométrique** afin d'extraire une présentation numérique. Cette dernière sera réduite par la suite, en utilisant un algorithme d'extraction pour réduire la quantité de données à stocker et faciliter la vérification et l'identification. Donc, le modèle **biométrique** retenu est finalement enregistré dans une base des données, comme montré dans la **figure1.2**.

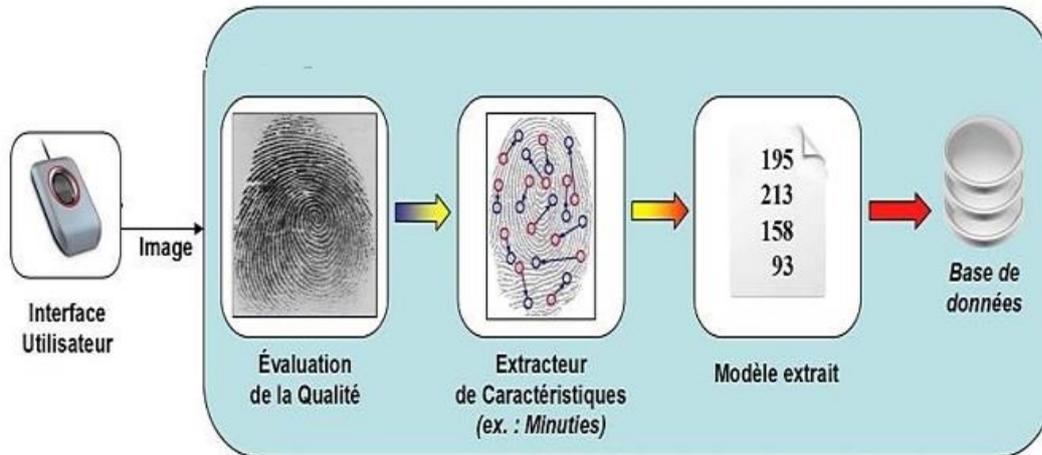


Figure 1.2 : Mode enrôlement d'un individu dans un système biométrique [8].

1.4.2 Phase de reconnaissance

Au cours de cette phase, la caractéristique **biométrique** est mesurée avec l'extraction d'un ensemble de paramètres de la même manière que l'apprentissage. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possible du capteur utilisé durant le mode d'apprentissage. Si les propriétés des deux capteurs sont trop différentes, donc, il faudra appliquer une série de prétraitements supplémentaires pour que la dégradation des performances sera limitée. La suite de la reconnaissance sera différente suivant le mode opératoire du système **biométrique** : identification ou vérification [9] :

1.4.2.1 Mode identification

Dans ce cas, le système doit deviner l'identité de la personne, il répond donc à la question : « Qui suis-je ? ». Donc, le système compare le signal mesuré avec toutes les références enregistrées dans la base de données (comparaison 1 à N). En général, lorsqu'on parle d'identification, on suppose que le problème est fermé, alors, toute personne qu'utilise le système possède un modèle dans la base de données, comme montré dans la **figure1.3**.

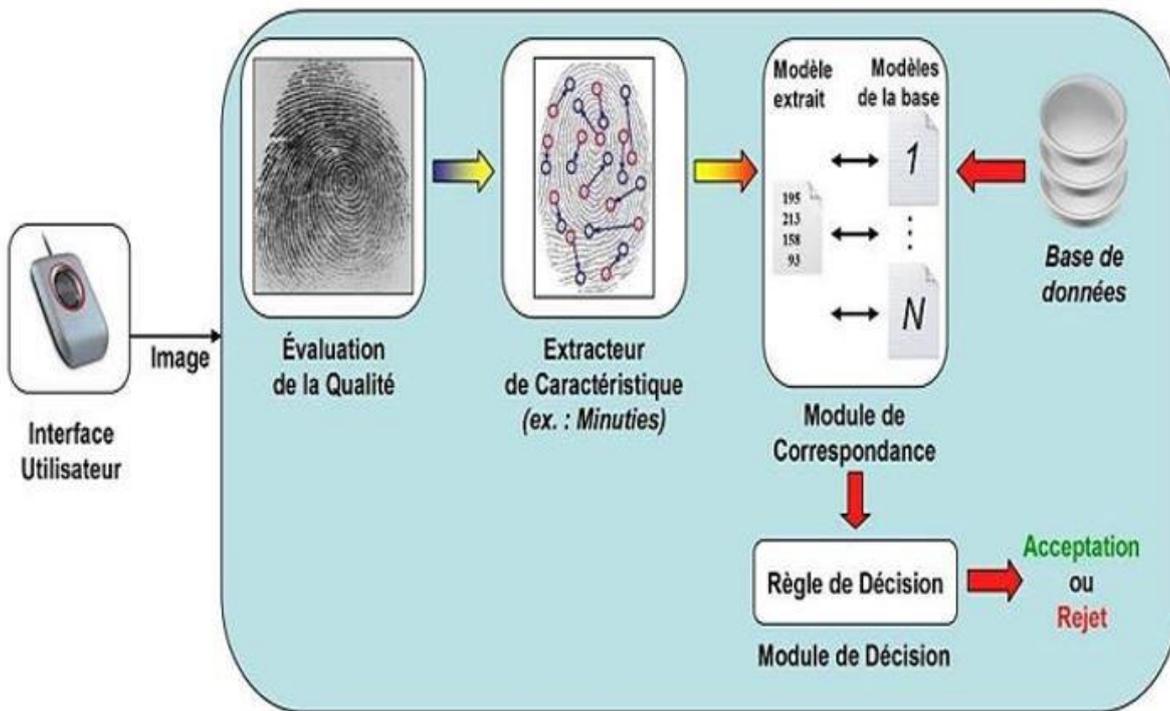


Figure 1.3 : Identification d'un individu dans un système biométrique [8].

1.4.2.2 Mode vérification

Dans ce mode, le système doit répondre à la question : "suis-je la personne que je prétends être ?". L'utilisateur propose une identité au système qu'il doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle proposée. D'autre part, le système compare le signal avec un seul des données des modèles stockés dans la base des données (comparaison 1 à 1). Dans ce cas, on parle de problèmes ouverts puisqu'on suppose qu'un individu qui n'a pas de modèle dans la base des données (imposteurs) peut chercher à être reconnu, comme montré dans la **figure 1.4**.

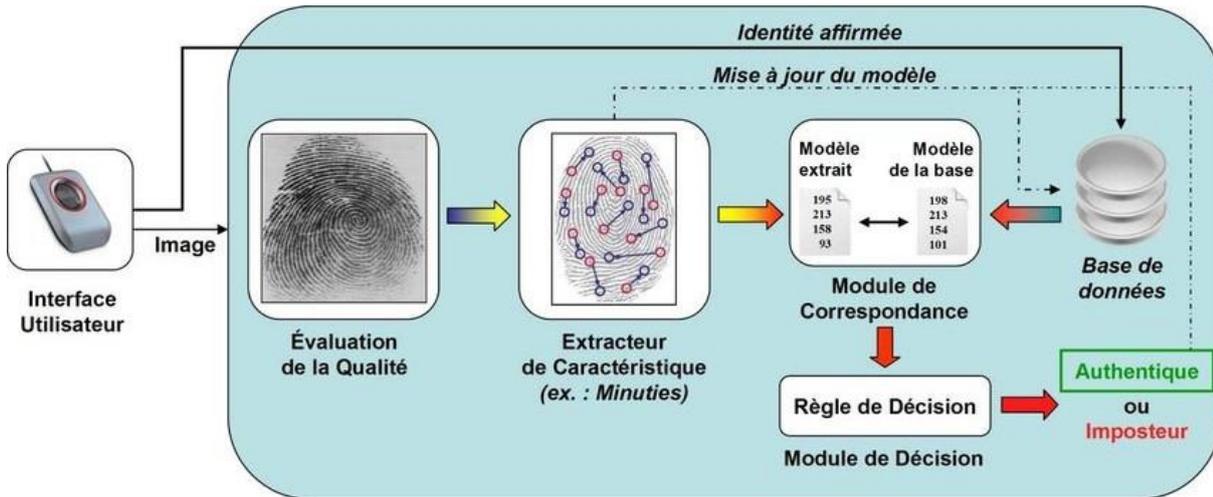


Figure 1.4 : Authentification d'un individu dans un système biométrique [8].

1.5 Évaluation des performances

La performance d'un système **biométrique** est un élément qui peut être mesuré principalement à l'aide de trois critères : la précision, l'efficacité et le volume de données qui doit être réservé pour chaque personne [10].

Afin de mesurer la fiabilité d'un système **biométrique** en mode vérification et/ou identification, deux principaux tests sont utilisés [11] :

1.5.1 Évaluation d'identification

Lorsque le système fonctionne en mode identification, celui-ci peut provoquer deux erreurs :

- ✓ **Mauvaise identification** : au cas où le système propose une identité qui ne correspond pas à celle de personne présentée.
- ✓ **Non détection** : au cas où le système n'a pas pu identifier le visage de la personne présentée dans la base de données.

Pour le mode d'identification, les résultats sont toujours donnés sous forme d'un taux d'identification avec une courbe dite **CMC** (cumulative match characteristic), comme montré dans la **figure 1.5** qui permet de donner le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle "rang". Cette courbe représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N première [12].

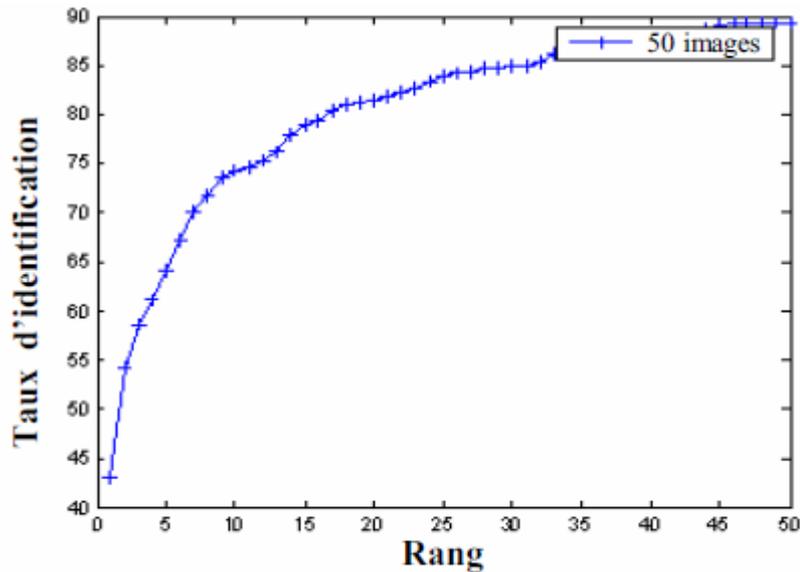


Figure 1.5 : La courbe CMC.

1.5.2 Évaluation de vérification

Dans le mode de vérification, l'utilisateur doit faire une demande d'authentification de son identité. Donc, le système doit déterminer si l'identité proclamée par l'utilisateur est vraie ou fausse. Lorsque le système fonctionne en mode vérification, on peut distinguer deux types d'erreur [13] :

1.5.2.1 Le taux de faux rejets ou false rejection rate (FRR)

Le taux de faux rejets représente le pourcentage des personnes censées être reconnus mais qui sont rejetées par le système. Ce taux dépend du seuil de décision (t), il indique le nombre de Faux Rejets (FR) divisé par le nombre de clients authentiques dans la base de données N et il est calculé par l'équation (1.1) :

$$TFR(t) = \frac{FR(t)}{N} \quad (1)$$

1.5.2.2 Le taux de fausses acceptations ou false accept rate (FAR)

Le taux de fausse acceptation représente le pourcentage des personnes censées à ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système. Ce taux dépend du seuil de décision (t), il est défini comme le nombre de Fausses Acceptations (FA) divisé par le nombre d'imposteurs dans la base de données N et il est calculé selon l'équation (1.2) :

$$FAR(t) = \frac{FA(t)}{N} \quad (2)$$

La figure 1.6 représente la distribution théorique des taux de vraisemblance des utilisateurs authentiques avec les imposteurs. Les deux taux d'erreur, FRR et FAR sont liés et dépendent d'un seuil de décision qui doit être ajusté en fonction de la caractéristique ciblée par le système biométrique (haute ou basse sécurité).

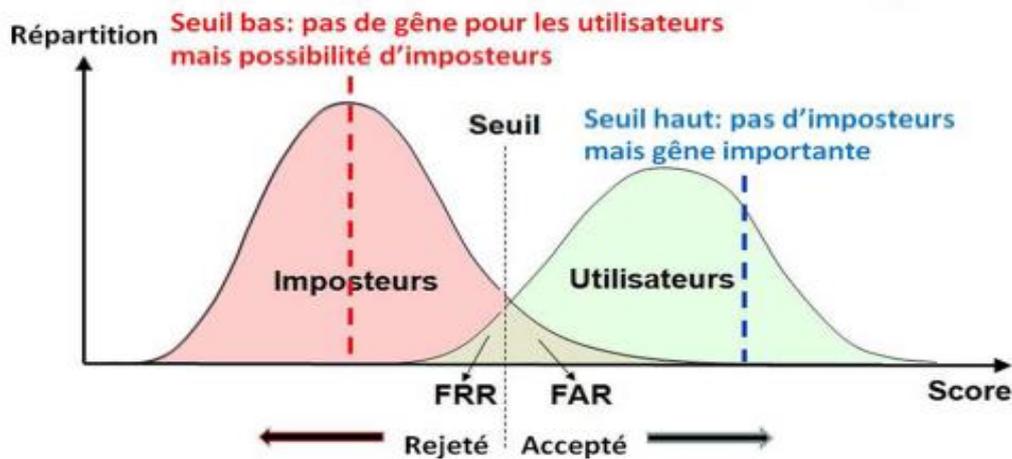


Figure 1.6 : Taux de vraisemblances des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité) [14].

- Plus le seuil est bas, plus le taux de fausse acceptation est élevé. Donc, le système biométrique acceptera des imposteurs (c'est une basse sécurité).

- Par contre, plus le seuil est élevé, plus le taux de fausse acceptation est bas. Le système biométrique sera donc robuste aux imposteurs mais rejettera de vrais utilisateurs (c'est une haute sécurité).

Pour le bon choix, il se trouve dans le point d'intersection (seuil en figure et le point entre FAR et FRR dans l'axe de score).

1.6 Applications des systèmes biométriques

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines, leur champ d'application couvre tous les domaines de sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des individus. Les applications des systèmes biométriques peuvent se classer selon trois catégories (figure 1.7) :

- ✓ **Applications commerciales** : telles que l'accès d'internet, le téléphone portable, le contrôle d'accès physique, etc.
- ✓ **Applications gouvernementales** : telles que le permis de conduire, la sécurité sociale, la carte d'identité nationale, etc.
- ✓ **Applications médico-légales** : nous citons : l'identification de cadavre, l'analyse de l'ADN, la recherche criminelle.



Figure 1.7 : Les applications des systèmes biométriques.

1.7 Panorama de différentes modalités biométriques

On peut reconnaître une personne grâce à ses caractéristiques morphologiques, pouvons inclure l'iris, l'empreinte digitale, le visage, l'empreinte palmaire, les caractéristiques

comportementales telles que la voix, la signature électronique, la démarche, la frappe au clavier, et les caractéristiques biologiques incluent l'ADN et la thermographie faciale.

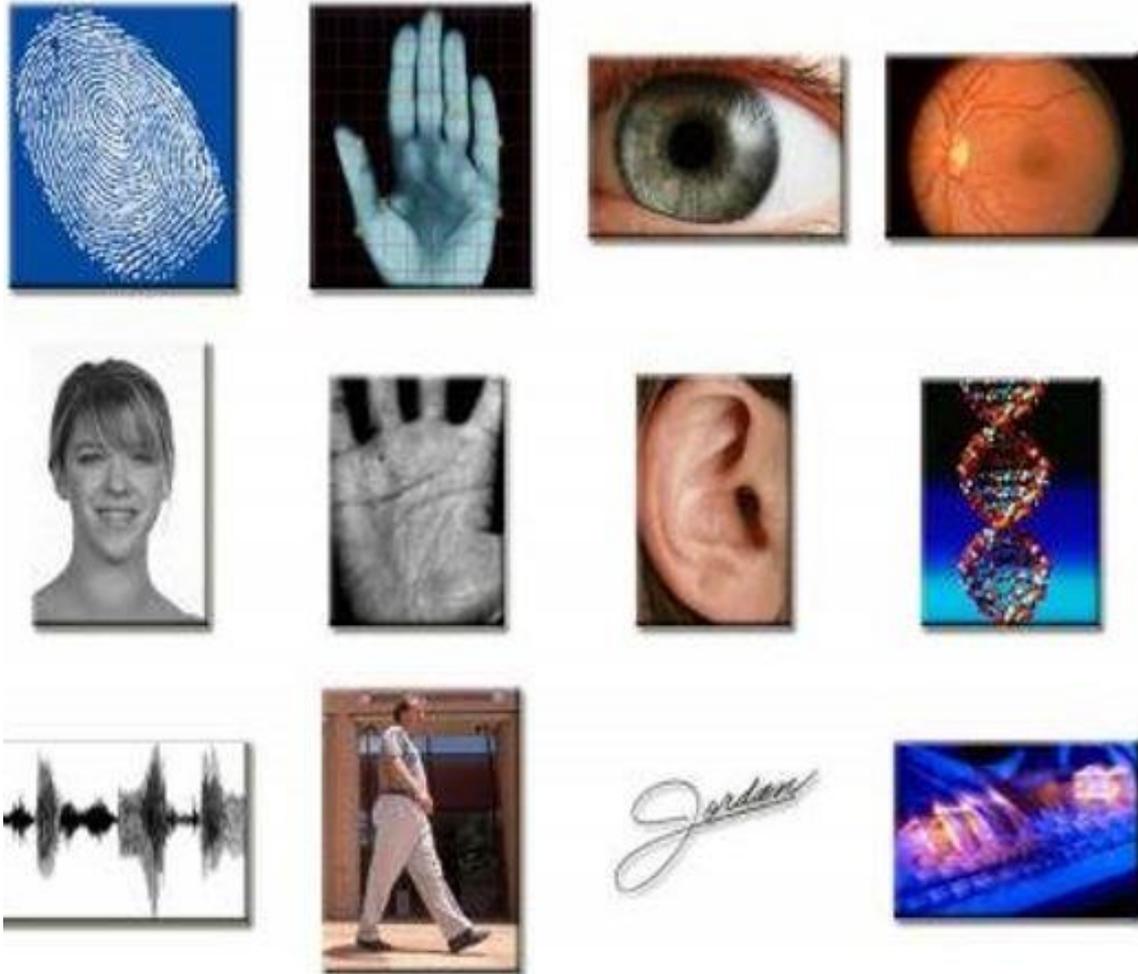


Figure 1.8 : Exemples de modalités biométriques.

Les modalités **biométriques** peuvent être classées selon la coopération ou la non coopération de l'individu, en deux groupes [2] :

- **Technique intrusive :** C'est une technique à contact physique direct avec l'individu.
- **Technique non intrusive :** C'est une technique à distance sans contact physique avec l'individu, elle ne nécessite aucune coopération de l'utilisateur.

1.7.1 Modalités morphologiques

Les modalités morphologiques peuvent être définies comme unité de mesure d'une ou de plusieurs parties du corps humain [15]. Ces modalités ont un principe basé sur l'identification des traits physiques pour chaque individu. Elles sont uniques et permanentes.

a. L'iris :

C'est la zone colorée qui est placée devant le cristallin et percée en son centre de la pupille [16]. Elle peut être considérée comme la plus précise technique pour l'identification et l'authentification.

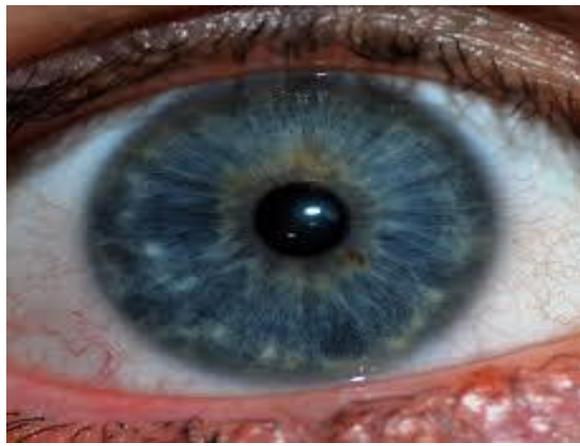


Figure 1.9 : Iris de l'être humain.

b. L'empreinte digitale :

Les empreintes digitales sont le dessin formé par les lignes de la peau. Elles sont différentes pour chaque individu, immuables et inaltérables. Elles se reconstituent en effet à l'identique, même en cas de blessure ou de brûlure.



Figure 1.10 : Empreinte digitale.

c. Le visage :

La reconnaissance faciale est la modalité la plus commune en tant qu'une utilisation naturelle pour reconnaître un individu. Le système de reconnaissance de visage prend une photo de la personne à l'aide d'une caméra, puis il fait l'extraction d'un ensemble de caractéristiques propres à chaque personne [17]. Ces caractéristiques sont : l'écartement des yeux, des lèvres, des sourcils, la bouche, la forme du visage, etc

1.7.2 Modalités comportementales

La modalité comportementale ou biodynamique est basée sur l'analyse de certains comportements d'un individu.

a. la voix :

L'identification de la voix est considérée comme l'une des formes les plus normales de la technologie **biométrique**, car elle n'est pas intrusive et n'exige aucun contact physique avec le système [19]. La reconnaissance vocale est captée via un microphone afin de permettre la transcription sous forme d'un texte exploitable par la machine. Ensuite, plusieurs caractéristiques issues de cette modalité (comme la tonalité, la fréquence, l'harmonique, la

vitesse et le rythme, etc.) sont extraites afin de les comparer à celles déjà stockées dans une base de données pour affirmer ou nier l'identité d'un locuteur [20].



Figure 1.11 : La reconnaissance vocale.

b. La démarche :

Cette modalité permet de faire l'identification d'une personne à distance par sa manière de marcher par l'analyse des images vidéo de ce candidat. On peut le distinguer par la distance entre les deux pieds, le maintien du corps et la position des joints [21].



Figure 1.12 : La façon de marcher.

c. La signature électronique :

Les systèmes de reconnaissance de la signature électronique, 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 [22]. L'utilisateur de cette technologie signe généralement avec un stylo électronique sur une tablette graphique.

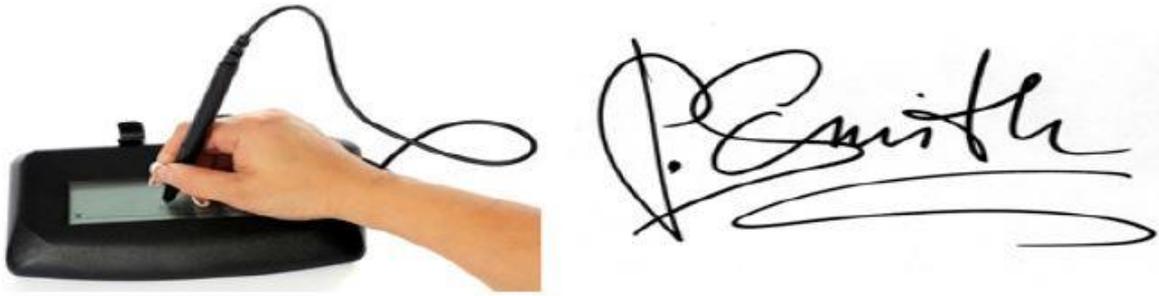


Figure 1.13 : La signature électronique.

1.7.3 Modalités biologiques

Les modalités biologiques sont basées sur l'identification de traits biologiques, elles s'appuient sur l'analyse de données biologiques liées à l'individu [23].

a. L'ADN :

L'ADN (Acide Désoxyribonucléique) est l'analyse biologique utilisée afin d'identifier les humains. Elle est considérée comme la technique la plus efficace puisqu'il est impossible de trouver deux personnes qui ont le même ADN.

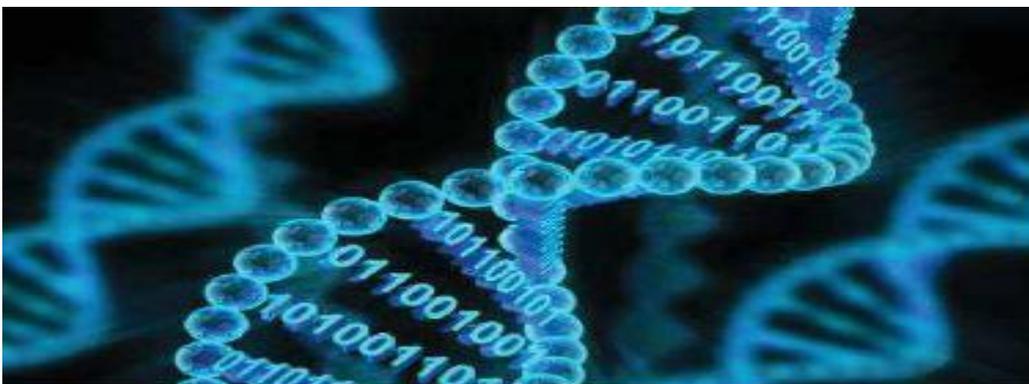


Figure 1.14 : Exemple de l'ADN.

1.8 Comparaison

Généralement, n'importe quelle modalité morphologique, comportementale ou biologique peut être considérée comme une modalité **biométrique**, dans la mesure où elle satisfait plusieurs propriétés, nous citons [4] :

Universalité : Chaque personne doit avoir cette caractéristique biométrique.

Unicité : chaque deux personnes ne devraient pas avoir la même caractéristique.

Performance : cette propriété vise l'efficacité en vitesse d'exécution et la précision de la reconnaissance.

Stabilité : cette propriété ne doit pas être dépendantes aux circonstances d'acquisition de la modalité

Acceptabilité : c'est la propriété qui signifie que les individus acceptent de présenter leurs traits biométriques au système. Ce système doit respecter certains critères (facilité d'acquisition, rapidité, etc.).

Mesurabilité : l'information doit être mesurable afin d'être utilisé pour les comparaisons.

Circonvention : peut-on facilement imiter le facteur biométrique ?

Le tableau 1.1 compare les principales modalités biométriques selon ces propriétés :

Tableau 1.1 : Comparaison entre les différentes modalités biométriques [24].

Modalité	Universalité	Unicité	Performance	Stabilité	Acceptabilité	Mesurabilité	Circonvention
Visage	Elevé	Elevé	Moyenne	Elevé	Elevé	Elevé	Faible
Empreinte digitale	Moyenne	Elevé	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevé	Elevé
Oreille	Moyenne	Elevé	Elevé	Elevé	Elevé	Elevé	Faible
Iris	Moyenne	Elevé	Moyenne	Faible	Faible	Elevé	Faible
Empreinte palmaire	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevé	Moyenne
Signature	Faible	Elevé	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevé	Elevé
Voix	Elevé	Moyenne	Moyenne	Elevé	Elevé	Elevé	Elevé
Façon de marche	Elevé	Moyenne	Moyenne	Elevé	Elevé	Moyenne	Faible
Frappe sur clavier	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevé	Moyenne	Moyenne

D'après le **tableau 1.1** nous constatons qu'aucune caractéristique n'est donc idéale, chaque modalité peut être plus ou moins adaptée à des applications particulières.

1.9 Motivation : pourquoi nous sommes intéressés par le visage en tant que modalité biométrique ?

Plusieurs études ont démontré que l'iris est l'une des caractéristiques la plus fiable grâce à la stabilité de sa texture durant toute la vie [3]. D'autre part, les empreintes digitales sont les caractéristiques **biométriques** les plus utilisées pour la reconnaissance des criminels. Cependant, ces techniques présentent l'inconvénient majeur d'être intrusives ce qui explique la limitation de leurs domaines d'application. A l'inverse, les autres modalités d'identification basées sur l'analyse des images de visage (la reconnaissance faciale) sont des techniques acceptables car elles sont naturelles, non intrusives, leurs simplicités et leurs cout faible (simple camera), sans oublier que ces méthodes sont très efficaces pour les situations standards. D'après

le **tableau1.2** qui mentionne des résultats issus d'une analyse statistique des publications sur méthodes biométriques soumises et publiées dans la revue IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) transaction on PAMI (Pattern Analysis and Machine Intelligence) en 2007, nous constatons que la reconnaissance faciale est la modalité qui arrive largement en tête avec un pourcentage de 33% ce qui démontre l'intérêt scientifique pour cette technique.

Tableau 1.2 : Répartition des articles sur les techniques biométriques soumises et acceptés dans la revue IEEE PAMI en 2007.

Article%	Visage	Empreinte digital	Multimodalité	Performance évaluation	Iris	Autre
Soumission	33%	17%	16%	9%	4%	21%
Acceptation	33%	16%	16%	11%	5%	20%

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit le concept de systèmes biométriques. Puis, nous avons présenté l'architecture et l'évaluation des performances ainsi que les applications de ces systèmes. Ensuite, nous avons parlé sur les différentes modalités biométriques. A la fin nous avons terminé avec une motivation justifiant notre choix de choisir le visage comme modalité **biométrique**.

Dans le chapitre suivant, nous allons discuter sur le système de reconnaissance automatique de visage.

Chapitre 2

Système de reconnaissance automatique de visage

Chapitre 02 : Système de reconnaissance automatique de visage.

2.1 Introduction

Plusieurs chercheurs ont abordé la reconnaissance de visage et chaque année des avancements dans ce domaine verrons le jour.

Au cours des vingt dernières années, la reconnaissance automatique de visage est devenue un phénomène primordial, surtout dans les domaines de l'indexation de documents multimédias, elle est considérée comme la méthode la plus fiable et la plus courante. Bien qu'elle soit plus acceptable parce qu'elle répond à ce que les gens utilisent dans l'interaction visuelle.

Dans ce qui suit, nous initialisons notre chapitre par la présentation du mode de fonctionnement de système de reconnaissance de visage en précisant ses étapes essentielles, nous citons les différentes difficultés de ce système, l'approche proposé et nous terminons par une conclusion.

2.2 Mode de fonctionnement d'un système de reconnaissance de visage

La reconnaissance de visage est un système qui consiste à identifier et confirmer une personne en contrôlant si celle-ci appartient à la base de données du système.

Comme on a déjà mentionné dans le chapitre précédent, le système automatique fonctionne selon deux modes : apprentissage et identification/authentification, dans chacun de ces deux modes, il exécute des opérations à savoir plusieurs étapes qu'elles peuvent être illustrées dans le diagramme de la **Figure 2.1** [12].

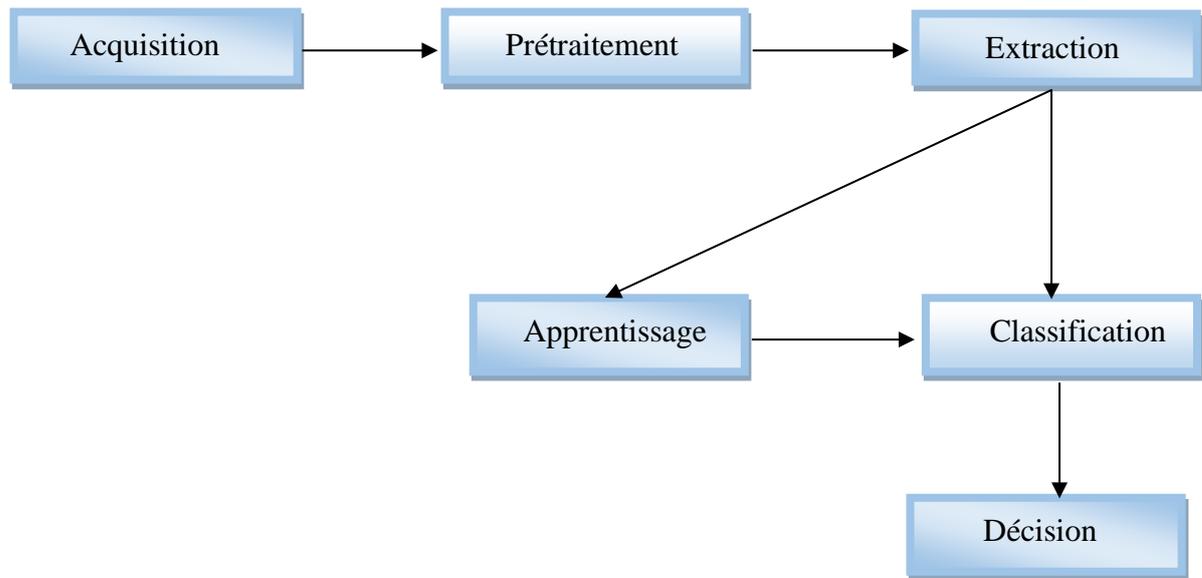


Figure 2.1 : Processus d'un système de reconnaissance de visage.

2.2.1 Acquisition d'image

C'est la première étape dans le processus de la reconnaissance faciale qui permet d'extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur [25] grâce à des capteurs spécifiques (appareil photo, capteur des empreintes, etc). Lorsque l'image est acquise et numérisée, en tenant compte les deux étapes suivantes :

- ✓ **L'échantillonnage** : discrétisation spatiale d'une image.
- ✓ **La quantification** : consiste à définir le nombre de valeurs différentes que peut prendre chaque pixel.

Dans cette étape, l'image nécessite une phase de prétraitement afin d'optimiser les performances du système car elle est dans un état brut (présence de bruit).

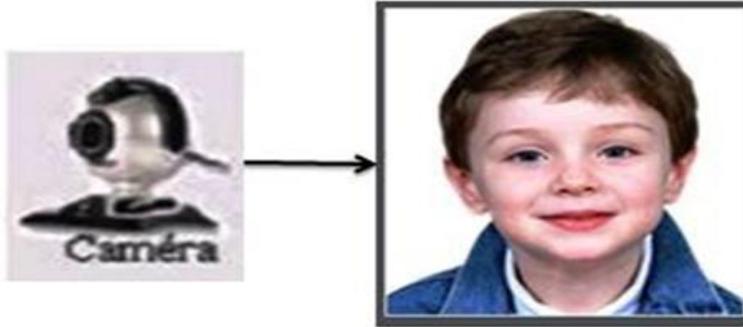


Figure 2.2 : Exemple d'acquisition d'une image.

2.2.2 Prétraitement

Le prétraitement est considéré comme une étape essentielle dans tout le système de reconnaissance [26]. Cette phase vient après la phase d'acquisition, elle permet de préparer l'image de visage et sélectionner l'information utile au domaine d'application [27]. Cette sélection passe par l'élimination de bruit, la normalisation de données, l'égalisation et l'étirement d'histogramme et aussi par la suppression de la redondance. Elle peut servir aussi à la préparation aux phases suivantes [28].

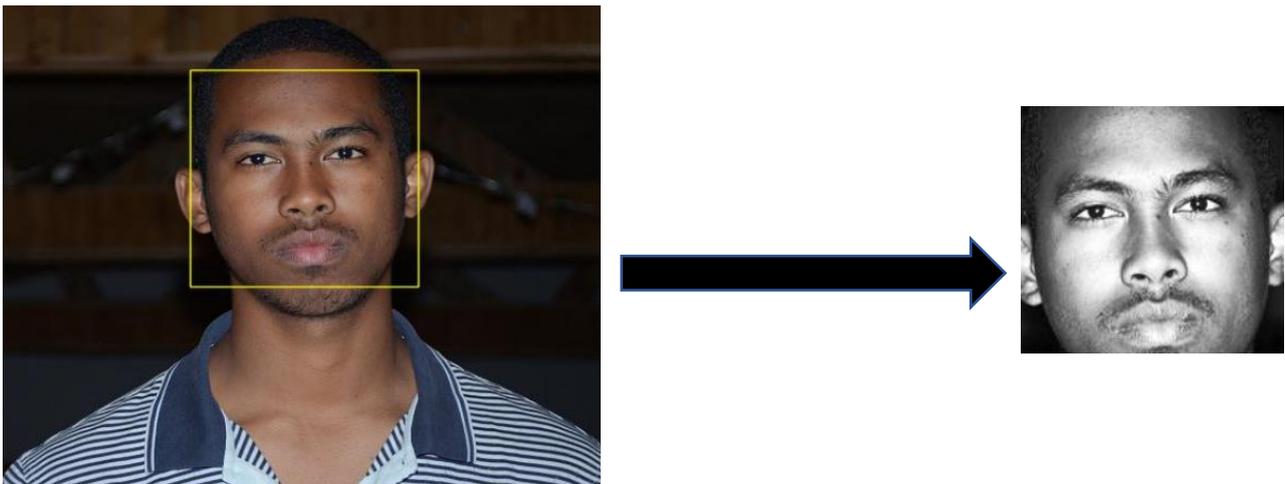


Figure 2.3 : Exemple d'une image de visage avant et après le prétraitement.

2.2.3 Extraction de caractéristiques

Cette étape est aussi appelée « l'analyse » qui est l'une des étapes les plus difficiles et qui représente le cœur du système de reconnaissance. Elle permet d'extraire les informations d'image qui seront enregistrées dans la mémoire pour un processus ultérieur. Cette analyse est une façon directe de concaténer des valeurs de gris ou de couleur de tous les pixels d'une image.

Cependant, cela se traduira par un vecteur de très hautes dimensions avec beaucoup d'informations redondantes qui sont très sensibles à toutes les variations de l'image (position, éclairage, échelle, etc) [29].

Par conséquent, l'analyse vise à transformer le contenu de l'image en un ensemble de vecteurs de caractéristiques ou des descripteurs discriminatifs, informatifs et non redondants avec des tailles acceptables et moins sensibles aux certaines variations de l'image. Donc, le processus suivant ne dépend plus de l'image elle-même mais seulement de l'information portée par les vecteurs de caractéristiques extraites [30].

Nous pouvons citer plusieurs méthodes d'extraction de caractéristiques qui peuvent être résumées en trois catégories [31] : les méthodes globales (statistiques), les méthodes locales (géométriques) et les méthodes hybrides comme montré dans **la Figure 2.4**.

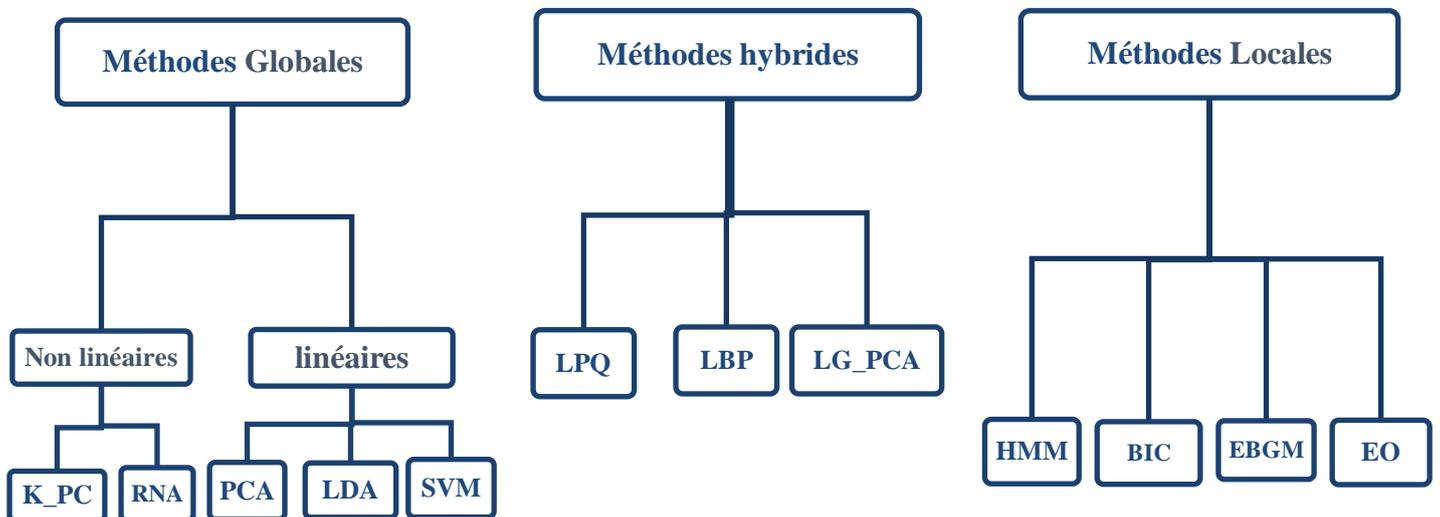


Figure 2.4 : Schéma représentatif d'une classification des algorithmes utilisés dans la reconnaissance de visage.

2.2.3.1 Méthodes globales

Les méthodes globales ou statistiques utilisent toute la surface du visage comme entrée dans le système de reconnaissance. Ces caractéristiques extraites prenant la forme d'un seul vecteur ou histogramme basé sur l'analyse statistique de l'image pixel par pixel [32-34].

Pour le visage, les images d'entrée sont traitées d'une manière globale pour sélectionner seulement les caractéristiques essentielles afin de faire la différence entre les individus.

Parmi les avantages des méthodes statistiques, la rapidité et les calculs de base sont d'une complexité moyenne. En revanche, elles sont très sensibles aux variations d'éclairage, de pose et d'expression faciale.

Parmi les approches les plus importantes de cette classe, nous citons [34] :

- L'Analyse en Composantes Principales (PCA) ;
- L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA) ;
- Machine à Vecteurs de Support (SVM) ;
- Les Réseaux de Neurones (RNA) ;
- Modèle Surfactive du Visage (3D) ;
- Mélange de Gaussiennes (GMM).

2.2.3.2 Méthodes locales

Les méthodes locales ou géométriques utilisent les descripteurs de texture locaux. La fonction du descripteur local est de convertir l'information au niveau du pixel en une forme utile qui capture le contenu le plus important mais insensible aux variations causées par l'environnement, ce qui révèle que ces approches sont les plus efficaces dans les conditions réelles [35].

Pour le visage, ces méthodes sont basées sur les connaissances a priori que nous les possédons sur la morphologie des visages et s'appuient généralement sur ses points caractéristiques (coins des yeux, de la bouche, du nez, etc.). Toutes ces approches ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression.

Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage [36].

La **figure2.5** représente l'un des opérateurs populaires de cette approche qui est l'algorithme locale EBG (Elastic Bunch Graph Matching). Cet algorithme sert à modéliser le fonctionnement du cortex visuel primaire humain avec l'utilisation des ondelettes 2D de GABOR [37]. Il permet de traiter indirectement les valeurs de niveau de gris d'une image d'un visage. Ce dernier est représenté par un graph étiqueté et composé d'un ensemble de nœuds connectés entre eux par des contours, chaque nœud correspond à un point caractéristique du visage qui est caractérisé par sa position et par un vecteur qui contient des informations de ses voisinages [38].

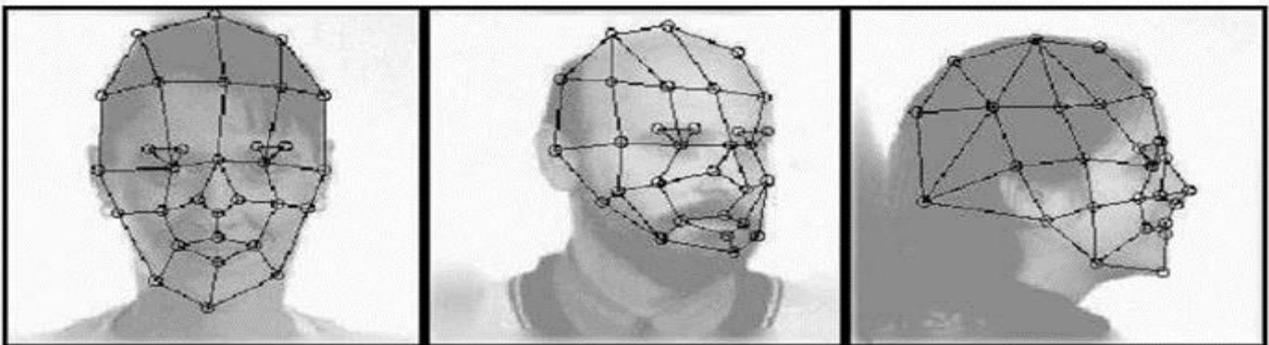


Figure 2.5 : Reconnaissance basée l'algorithme local EBG.

2.2.3.3 Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides combinent les deux approches précédentes (locales et globales) dont le but est d'améliorer les performances de la reconnaissance [39-42]. Ces deux caractéristiques ont des propriétés différentes. L'exploitation de leur complémentarité consiste à améliorer la classification en coopérant les avantages de chaque méthode.

Cette procédure vise à augmenter la sensibilité des performances lors de variation de pose, d'éclairage, voir même d'expression faciale dans le cas de reconnaissance de visage [43].

Le tableau 2.1 représente une comparaison entre les deux méthodes d'extraction de caractéristiques (méthodes locales et globales) :

Tableau 2.1 : comparaison entre les caractéristiques globales et locales.

Facteurs de variations	Caractéristiques globales	Caractéristiques locales
Expressions faciales	Sensible	Pas sensible
Illumination	Sensible	Très sensible
Pose	Très bien	Sensible
Bruit	Sensible	Très sensible

D'après le **tableau 2.1**, nous constatons que les caractéristiques locales et globales réagissent différemment et sont sensibles aux facteurs de changement. Par exemple, les variations d'illumination peuvent avoir plus d'influence sur les caractéristiques locales, tandis que les changements d'expression ont plus d'impact sur les caractéristiques globales. Parmi les opérateurs hybrides utilisés dans la reconnaissance faciale, nous pouvons citer :

a. Motif binaire locale (LBP : local binary pattern, en anglais) :

Les motifs binaires locaux sont considérés comme des descripteurs d'analyse de textures présentes dans les images en niveau de gris [44]. Ils ont été proposés par Ojala et al. [45] en 1996.

Ces descripteurs ont été largement utilisés dans diverses applications notamment la reconnaissance de visage. Ses avantages se résument dans son invariance pour les variations monotones, l'efficacité de calcul, l'intensité ainsi qu'ils ont bien adapté aux tâches exigeantes d'analyse d'image [46]. Ces techniques peuvent rassembler des informations efficaces afin de reconnaître une personne en fonction des fonctionnalités collectées [47].

La **figure 2.6** résume le concept du LBP qui propose d'assigner un code binaire à un pixel en fonction de son voisinage. Ce code décrivant la texture locale d'une région est calculé par le seuillage d'un voisinage avec le niveau de gris du pixel central.

Pour générer un motif binaire, tous les pixels voisins prendront un '1' si leur valeur est supérieure ou égale au pixel central et '0' autrement. Les pixels de ce motif seront donc multipliés par des poids et en les résumant ensemble pour obtenir un code LBP du pixel central. Alors, nous obtenons pour toute l'image des pixels d'ont l'intensité se situe entre 0 et 255. Plutôt que de décrire l'image par la séquence des motifs LBP, nous pouvons choisir comme descripteur de texture un histogramme de dimension 255 [48].

La valeur du code LBP d'un pixel (X_c, Y_c) est donnée par la formule suivante :

$$LBP(p, r) = \sum_{p=0}^{p-1} S(Gp - Gc) 2^p \quad (1)$$

Avec :

- ❖ **Gp** : désigne des valeurs de P pixels espacés sur un cercle de rayon 'r' ;
- ❖ **Gc** : correspond à la valeur du niveau de gris du pixel central (Xc, Yc) ;
- ❖ **S** : définit une fonction de seuillage comme suit :

$$S(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

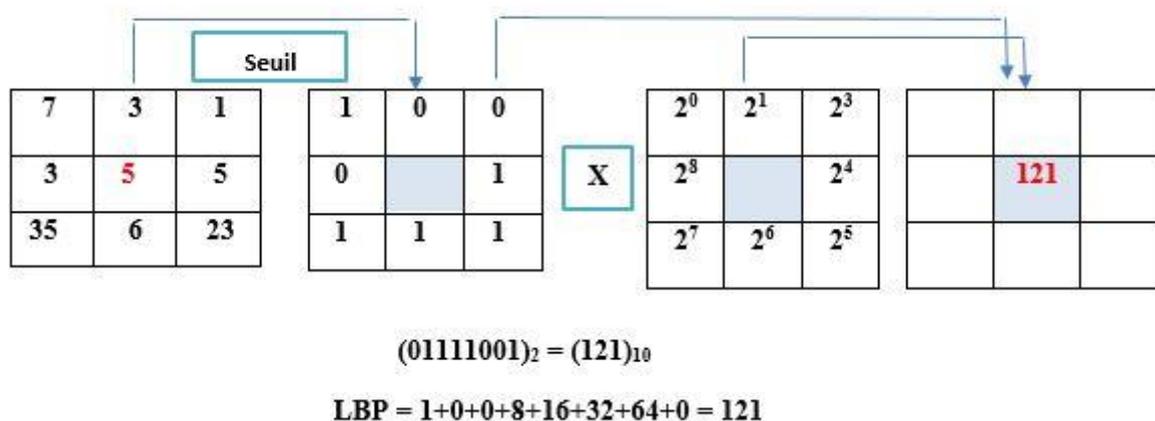


Figure 2.6 : Exemple de calcul de l'opérateur LBP.

Comme nous pouvons voir dans la **figure 2.7**, les coordonnées d'un voisin ne se trouvent pas forcément au centre d'un pixel. Dans ce cas, l'intermédiaire d'une interpolation détermine le niveau de gris.

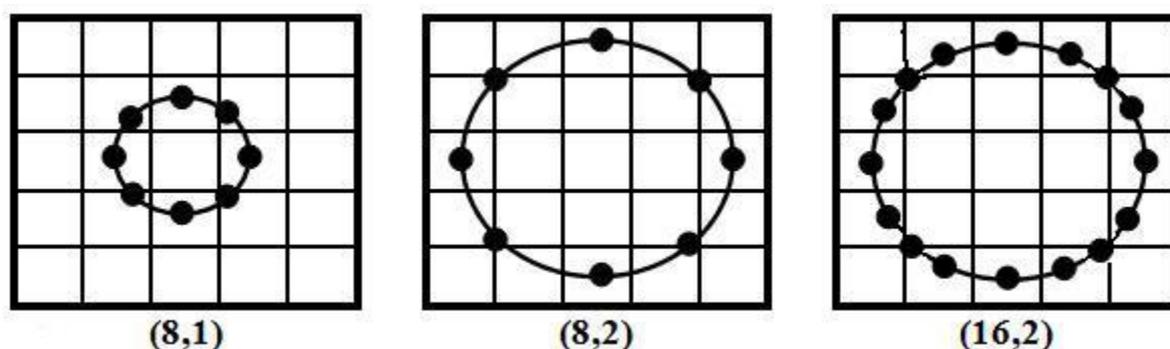


Figure 2.7 : Exemple de traitement de l'opérateur LBP avec différents R et P [45].

b. Algorithm Log Gabor PCA (LG-PCA):

L'algorithme Log Gabor effectue une convolution avec des ondelettes de Gabor orientées autour de certains points caractéristiques du visage (les yeux, le nez, la bouche, etc.) pour créer des vecteurs contenant la localisation et l'amplitude énergétiques locales. Les vecteurs créés sont ensuite envoyés dans un algorithme PCA afin de réduire les dimensions de données [43].

2.2.4 Apprentissage

L'apprentissage est une étape clé dans la chaîne de reconnaissance qui consiste à apprendre les caractéristiques communes aux classes et à distinguer les différentes classes entre elles [49]. Autrement dit, c'est la création de la mémoire du système [50]. Cet apprentissage permet d'établir l'algorithme de décision le plus adéquat vis-à-vis à des règles de modalisation choisies [51].

Il existe deux types d'apprentissage : apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé.

➤ **Apprentissage supervisé :**

L'apprentissage est dit supervisé si les classes des formes sont communes a priori. Dans ce cas, la classe présentée par son étiquette de chaque objet est fournie au même temps que les données aux programmes d'apprentissage [50].

➤ **Apprentissage non supervisé :**

Un apprentissage est dit non supervisé lorsque les classes sont mal définies a priori (aucune information n'est disponible sur les classes d'un système). Donc, les classes sont déterminées automatiquement en formant des nuages de points dans l'espace de représentation [49].

2.2.5 Classification

La classification consiste à concevoir un des modèles à partir des paramètres caractéristiques d'un ensemble de visages extraits dans la phase précédente. C'est-à-dire, cette tâche consiste à attribuer un ensemble de vecteurs de caractéristiques extraits à partir des formes (ex : image 2D de visage) présentées au système à des classes spécifiques.

Dans notre travail, nous parlerons d'une classification basée sur les mesures de distance et l'approche de k-les plus proches voisins (k-NN).

2.2.5.1 Mesures de distances

Si nous parlons sur la comparaison des objets, nous devons comprendre le processus de calcul de distance entre les projections vectorielle. Plus la distance entre deux projections est petite, plus ces deux projections se ressemblent. Le résultat de la reconnaissance est l'image de la base d'apprentissage qui ressemble le plus à la nouvelle image présentée dans le système.

Les distances euclidiennes sont l'un des types de mesures de distances vectorielles, elles sont définies par la distance de Minkowski d'ordre '**p**' dans un espace euclidien \mathbf{R}^N où **N** détermine la dimension de l'espace euclidien [37].

La distance de Minkowski d'ordre **p** notée L_p est définie par la formule suivante :

$$L_p = \left(\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|^p \right)^{1/p} \quad (2)$$

Avec : $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ et $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$.

- Lorsque nous avons **p=1**, nous obtenons la distance **city-block** :

$$L = \sum_{i=0}^N |X_i - Y_i| \quad (3)$$

- Pour **p=2**, nous obtenons **la distance Euclidienne** :

$$L_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|^2} \quad (4)$$

Les objets peuvent donc apparaitre de façon différente selon le type de distance choisie [37].

2.2.5.2 K plus proches voisins (K-ppv)

L'algorithme des k-plus proches voisins (K-Nearest Neighbors, en anglais) est une méthode d'apprentissage à base d'instance. Il est basé sur une comparaison directe entre le vecteur caractéristique de l'instance à classer et les vecteurs des instances de la base d'apprentissage [52].

Dans cette tâche, nous classons un échantillon en calculant les distances entre celui-ci et les échantillons dans l'ensemble d'apprentissage. Puis, nous attribuons cet échantillon à la classe la plus commune parmi ses k-les plus proches voisins [53].

- **1-PPV (k=1) :**

On suppose que X est un point de l'espace de représentation $\mathbf{R}=\mathbf{R}_d$ et \mathbf{X}_i le plus proche voisin de \mathbf{X} dans cet espace, appartenant à l'ensemble d'apprentissage \mathbf{E} muni de la distance \mathbf{d} :

$$\forall \mathbf{x}_j \in \mathbf{E}, \mathbf{d}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \leq \mathbf{d}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_j).$$

La règle de décision consiste à attribuer au vecteur \mathbf{x} de classe inconnue, la classe du vecteur \mathbf{x}_i [28].

- **K-PPV (k>1) :**

La règle de décision des k-NN examine les k-plus proches voisins de \mathbf{x} (les vecteurs $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_k$ de \mathbf{E} indicés en fonction de leur distance au point \mathbf{x}).

Cette règle de décision vise à attribuer au vecteur la classe majoritaire (\mathbf{w}_i) représentée parmi les k voisins, comme illustré dans la **figure 2.8**. Une variante de la règle des **k-NN** fixe un seuil de rejet \mathbf{m} . Nous attribuons au point \mathbf{x} la classe \mathbf{w}_i , si et seulement si au moins \mathbf{m} voisin parmi les **k** de cette classe. Sinon, nous rejetons le point \mathbf{x} . Alors, une décision sur un nombre suffisant de point voisin sera fondée [54].

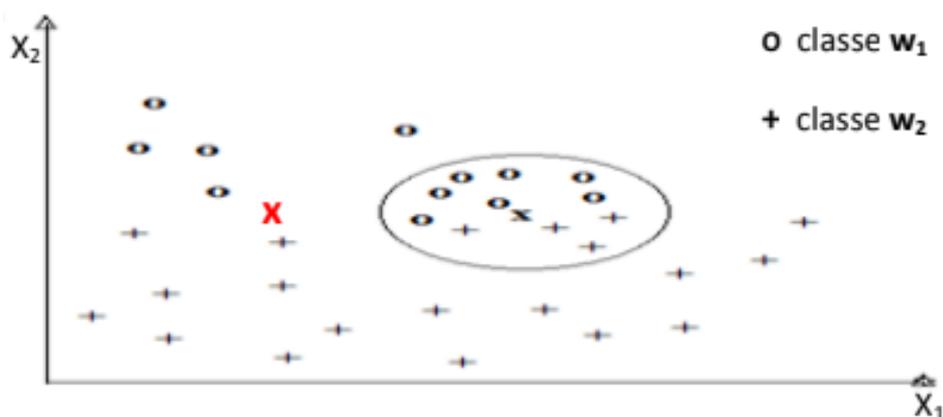


Figure 2.8 : Point x à classer et ses $k=11$ plus proches voisins : 4 sont de la classe w_2 et 7 de la classe w_1 . La classe majoritaire est w_1 [54].

2.2.6 Décision

La décision est considérée comme l'ultime et la dernière étape dans le processus de système de reconnaissance. A partir de la description en paramètre, elle recherche parmi les modèles d'apprentissage en présence, ceux qui sont les plus proches.

La réponse de cette décision peut être :

- Le nom de la forme en cas de bonne reconnaissance ;
- Plusieurs noms en cas d'ambiguïté au sein de l'apprentissage ;
- Le rejet de la forme en cas d'incompatibilité de description avec les formes de références.

2.3 Défis ouverts en reconnaissance de visage

La reconnaissance de visage est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les gens puissent détecter et identifier des visages sans aucune difficulté, la construction d'un système automatique qui est capable d'effectuer ces tâches, représente un grand défi. Ce défi est beaucoup plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables.

Nous citons ici les principales difficultés rencontrées dans un système de reconnaissance faciale qui sont généralement [55] :

- Changement d'illumination ;
- Variation de poses ;
- Variation en expression faciale ;
- Occultations partielles ;

- Utilisation d'une seule image par personne en apprentissage (SSFR : single sample face recognition).

2.3.1 Changement d'illumination

L'intensité et la direction d'éclairage lors de la prise de vue influent énormément sur l'apparence du visage dans l'image. La variation d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les personnes et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée [51]. Ces changements peuvent y faire apparaître des ombres accentuant ou masquant quelques caractéristiques de visage. Donc, l'identification faciale reste toujours un domaine de recherche très ouvert dans un environnement non contrôlé.



Figure 2.9 : Exemple de visage avec variation d'illumination.

2.3.2 Variations de poses

Les variations de poses sont des difficultés majeures qui peuvent baisser le taux de reconnaissance faciale. Elles peuvent être en deux types selon l'axe de rotation : rotation dans le plan si l'axe de rotation est l'axe de caméra, rotation hors plan sinon. Les problématiques liées à l'orientation faciale par rapport à la caméra restent un grand défi pour les différentes méthodes de reconnaissances actuelles, c'est pourquoi les chercheurs sont orientés vers la résolution de ce problème [52-54].

La figure 2.10 montre des concepts d'un visage subissant une variation de pose.



Figure 2.10 : Exemple de visage avec variations de poses.

2.3.3 Variations en expressions faciales

C'est un autre facteur qui affecte l'apparence faciale (**Figure 2.11**). Les traits caractéristiques (bouche, yeux, ...etc) peuvent subir des déformations importantes, pouvant faire échouer un système de reconnaissance de visage fondé sur la géométrie de ces traits caractéristiques. Alors, l'identification de visage avec l'expression faciale reste un problème difficile non résolu [55].



Figure 2.11 : Exemple de visage avec variation d'expression faciale.

2.3.4 Occultations partielles

Le visage peut être occulté d'une manière partielle par des objets dans la scène où par le port d'accessoire (lunette, écharpe, chapeau), comme montré dans **la figure 2.12**. Ces occultations peuvent être intentionnelles ou non, mais la reconnaissance sera d'autant plus difficile que peu d'éléments seront visibles. Dans ces conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance de visage restent faibles [56].



Figure 2.12 : Exemple d'un visage partiellement occulté.

2.3.5 Utilisation d'une seule image par personne en apprentissage (SSFR : Single Sample Face Recognition)

La reconnaissance d'un seul échantillon de visage sous un éclairage variable est extrêmement difficile [57-58]. Les approches SSFR existants ont gravement dégénéré sous un éclairage variable. Dans la littérature, des grandes variétés d'approches ont été proposées afin de traiter le problème d'éclairage.

Récemment, de nombreuses approches SSFR ont été développées et elles ont été divisées en deux catégories : SSFR sans apprentissage générique et SSFR avec apprentissage générique [59].

2.3.6 Autres difficultés

Il existe d'autres types de difficultés qui peuvent apparaître dans un système de reconnaissance de visage. Aussi, des changements peuvent être dues à la présence de maquillage, de différentes coupes de cheveux, la présence ou l'absence de barbes et de moustaches, d'opération chirurgicales, ...etc.

En effet, l'apparence de visage peut changer ce qui engendre des difficultés de reconnaissance.

2.4 Synthèse

Nous avons présenté les principales méthodes utilisées dans la littérature pour la reconnaissance automatique des visages. Ces méthodes peuvent se classer en trois types :

- **Méthodes locales** : consistent à détecter les points caractéristiques du visage, tels que les yeux, la bouche, le nez et les oreilles, ensuite de mesurer chaque position de ces points dans l'espace du visage, puis à les comparer avec les paramètres extraits d'autres visages.
- **Méthode globale** : représentent une image faciale par un seul vecteur de grande dimension en concaténant les niveaux de gris de tous les pixels de visage (description basée sur l'apparence globale).
- **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.

Les méthodes locales présentent certains avantages :

- Les modèles créés peuvent prendre en compte explicitement les variations telles que la pose, l'illumination, ou les expressions.
- La reconnaissance est ainsi plus efficace dans le cas de fortes variations et la connaissance à priori sur les voisinages peut être intégrées aux modèles afin d'améliorer leurs efficacités.

Cependant, les méthodes locales présentent quelques inconvénients :

- La construction du modèle, basée souvent sur la détection de points caractéristiques faciaux, peut être laborieuse.
- L'extraction des points caractéristiques peut être difficile dans le cas de variations de pose, d'occultation
- Les images doivent être relativement de bonne qualité et/ou être de résolution suffisante afin de pouvoir extraire les points caractéristiques.

De la même manière, les méthodes globales présentent un certain nombre d'avantages :

- Le problème de la reconnaissance faciale automatique est transformé en un problème d'analyse de sous espaces de visage, pour lequel de nombreuses approches statistiques existent.
- Ces méthodes sont souvent applicables à des images à base résolution ou de mauvaises qualités.

Certains inconvénients se posent cependant avec les approches globales :

- Il est nécessaire de disposer suffisamment de données représentatives des visages.
- Elles ne sont pas robustes dans le cas où il y a des variations limitées (pose, expression, illumination).

2.5 Approche proposée

Dans notre travail, nous avons utilisé le descripteur LBP avec plusieurs variantes. Pour obtenir les valeurs de P points échantillonnées dans le voisinage pour tout rayon R, la notion (P, R) est généralement utilisée dans les voisinages des pixels pour se référer P points d'échantillonnage sur un cercle de rayon R.

Parmi les variantes LBP que nous avons utilisé :

- LBP_(8,1)
- LBP_(8,2)
- LBP_(8,3)
- LBP_(8,4)
- LBP_(16,2)

La propriété la plus importante de l'opérateur LBP dans les applications du monde réel réside dans son invariance contre les changements monotones de niveau de gris causée, par exemple, par des changements d'éclairage. Une autre propriété aussi importante réside dans sa simplicité de calcul, qui permet d'analyser des images compliquées en temps réel [60].

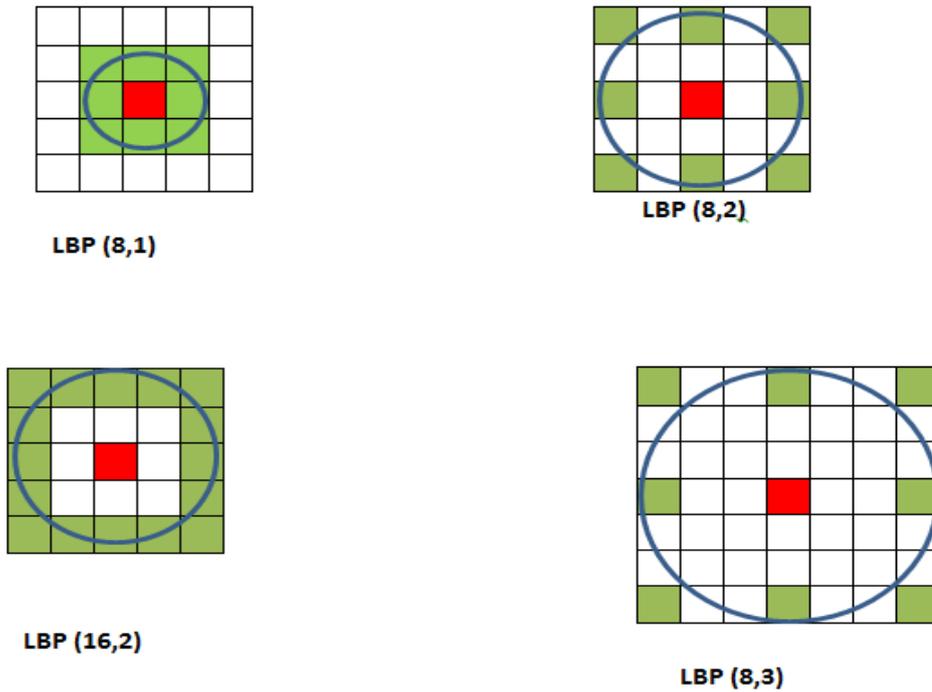


Figure 2.13 : Quelques variantes du descripteur LBP.

2.6 Conclusion

Nous avons consacré ce présent chapitre pour étudier et décrire le système de la reconnaissance automatique de visage. Plusieurs techniques ont été proposées ainsi en décrivant leurs principes de fonctionnement.

Le chapitre suivant sera l'étape finale de notre projet. Dans ce chapitre, nous allons présenter en détails notre étude d'un système de reconnaissance de visage de type SSFR dans des conditions dégradées : variation en éclairage, expression faciale, et occultation.

Etudes expérimentales

Chapitre 03 : Etudes expérimentales

3.1 Introduction

La reconnaissance faciale est l'un des sujets de recherche les plus actifs dans le domaine de l'intelligence artificielle. Après avoir abordé l'aspect théorique de la reconnaissance automatique de visage dans les deux chapitres précédents, nous illustrons dans ce dernier chapitre le côté pratique de notre système.

Dans la première partie, nous présentons une description bien détaillée sur les étapes fondamentales de la conception et l'implémentation de notre système de reconnaissance faciale. Nous réservons la deuxième partie pour les tests et les expérimentations en utilisant plusieurs paramètres, afin d'évaluer et améliorer les performances de notre système. Nous finissons notre chapitre par un ensemble de comparaisons sur les résultats obtenus.

3.2 Système proposé

Le système biométrique proposé dans cette étude comporte deux phases :

- a) **La phase d'apprentissage** : sert à enregistrer les caractéristiques de la modalité biométrique des personnes pour créer leurs propres gabarits biométriques qui seront stockés par la suite dans la base de données.
- b) **La phase du test** : permet de reconnaître les individus à partir de leurs images de visages, c'est-à-dire de retrouver l'identité associée à chaque image.

La **figure 3.1** présente le diagramme de notre système de reconnaissance biométrique basé sur la modalité du visage.

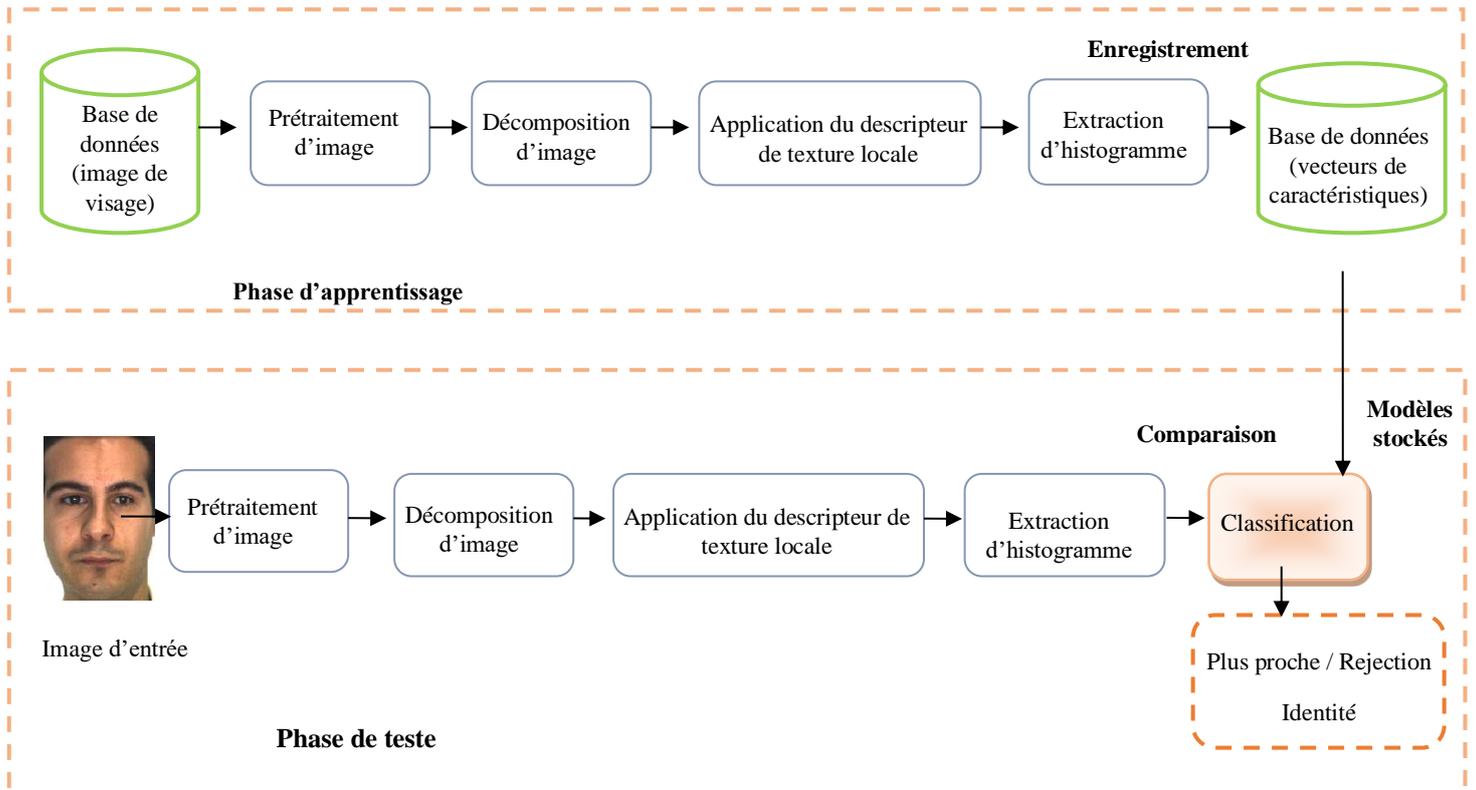


Figure 3.1 : Diagramme de notre système de reconnaissance biométrique par visage.

3.2.1 Prétraitement

Les algorithmes de la reconnaissance faciale sont sensibles aux bruits et aux conditions d'éclairage. C'est pourquoi il est important d'appliquer diverses méthodes de prétraitement afin d'améliorer et standardiser les images que nous fournissons au système de reconnaissance de visage.

Dans ce travail, nous avons effectué un prétraitement en appliquant le filtre médian ainsi que l'égalisation d'histogramme pour toutes les images. L'objectif est de préparer la représentation de l'image originale afin d'améliorer les performances d'identification.

Les types de prétraitement que nous avons utilisé sont :

a) Egalisation d'histogramme :

Cette étape consiste à rendre le plus plat possible l'histogramme de niveau de gris. Donc, elle consiste à équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique.

Soit G , le niveau de gris d'un pixel de départ, le niveau de gris de l'image d'arrivée sera :

$$G' = \frac{255}{\text{Nombre de pixel}} \text{histogramme cumulé}(G) \quad (1)$$

➤ **L'histogramme cumulé :**

L'histogramme cumulé représente la distribution cumulée des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels ayant au moins une intensité lumineuse donnée.

Il est défini par l'équation suivante :

$$HC(x) = \sum_{i=0}^x H(f) \quad (2)$$

Avec :

H(f) : la fonction d'histogramme

HC(x) : l'histogramme cumulé

HC(x) est le nombre de pixels dont le niveau de gris est inférieur à x , il est défini récursivement par :

$$\begin{cases} HC(0) = H(0) \\ HC(x) = HC(x - 1) + H(x) \end{cases} \quad (3)$$

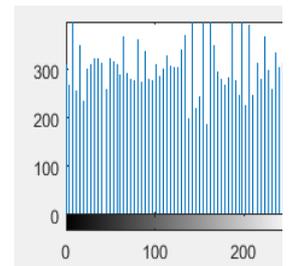
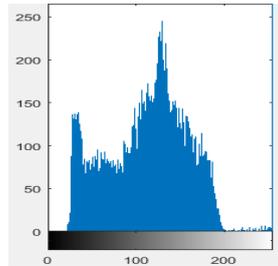


Image originale

Histogramme

Egalisation

**Egalisation
d'histogramme**

Figure 3.2 : Exemple d'égalisation d'histogramme.

b) Le filtre médian :

Le filtre médian est souvent utilisé dans le traitement d'image pour réduire les bruits impulsionnels notamment le bruit de type "sel et poivre". Il est efficace lorsque l'objectif consiste à réduire le bruit et préserver les bords.



Figure 3.3 : Exemple d'application de filtre médian sur une image de visage.

3.2.2 Extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est une méthode de réduction dimensionnelle qui représente les informations intéressantes dans un vecteur. Dans cette phase, les performances du système sont largement dépendantes à cette opération (résultats et robustesse), c'est pourquoi elle est très importante. Pour cette étape, nous avons utilisé le descripteur LBP (local binary pattern) en testant plusieurs variantes comme : LBP_(8,2), LBP_(8,3), LBP_(8,4), et LBP_(16,2). Le principe de fonctionnement du descripteur LBP ainsi que ses variantes sont bien détaillés dans le chapitre précédent.

Dans cette partie, nous avons tout d'abord divisé l'image en plusieurs blocs homogènes. Puis, nous avons appliqué le descripteur LBP sur chaque bloc. A la fin, nous avons concaténé les vecteurs de caractéristiques issus de chaque bloc en un seul vecteur de caractéristiques global. Cette méthode est appelée LBP multi-blocs (**figure 3.4**).

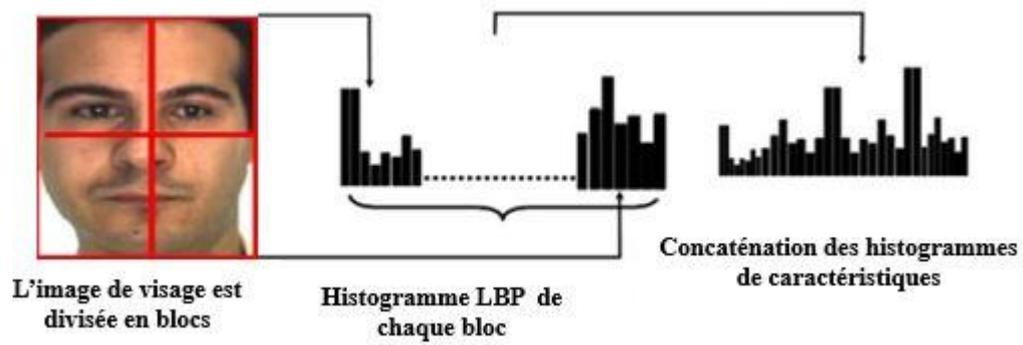


Figure 3.4 : Exemple de la méthode LBP multi-blocs.

3.2.3 Classification

C'est la dernière étape du système de reconnaissance faciale, dans laquelle, nous cherchons parmi les méthodes d'apprentissage descriptif ceux qui sont les plus proches en calculant les distances entre le vecteur caractéristique de l'image de test et les vecteurs de la phase d'apprentissage stockés dans la base de données (c'est-à-dire une comparaison 1 à N). Donc, le résultat sera : personne non identifiée ou personne identifiée avec retournement de son identité.

3.3 Base de données AR & Protocole d'évaluation

3.3.1 Base de données

Il existe plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des systèmes de reconnaissance faciale. Cependant, ces bases de données sont adaptées aux besoins de quelques algorithmes de reconnaissance. Chaque base d'images est construite avec des conditions diverses en acquisition des images de visages (variation d'illumination, de pose, d'expression faciale, etc.) ainsi que le nombre de sessions pour chaque personne.

Notre choix s'est arrêté sur la base AR (Alex & Robert) pour évaluer notre système de reconnaissance de visage.

3.3.2 La base d'images AR

La base AR est une base de données de référence pour évaluer les systèmes de reconnaissance automatique de visage. Elle a été constituée en 1998 au sein du laboratoire CVC (Computer Vision Center) à Barcelone, en Espagne [60].

3.3.3 Description de la base d'images AR

La base de données AR contient 26 images différentes de 100 sujets (individus), donc il y en a 2600 images. Ces images sont en couleur de taille 120×165 pixels. Elles ont été prises à des moments différents et elles sont organisées dans 100 sessions (un pour chaque sujet), dans chaque session, il y a 26 images d'une personne sélectionnée.

Plusieurs changements possibles et prévisibles du visage ont été pris dans cette base de données, comme : le changement de coiffure, la barbe, les changements dans les expressions faciales (yeux fermés / ouverts, souriants / non souriants), les détails faciaux (avec lunettes / sans lunettes, avec écharpe / sans écharpe), etc. Ainsi que les conditions d'acquisition, comme exemple : le changement d'illumination.

Nous présentons dans ce qui suit la figure qui montre un extrait des images collectées de la base d'images AR pour une seule personne.

												
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
Expression Normale	Expression Faciale Souriante	Expression en Colère	Expression Hurlante	Expression Normale + lumière droite	Expression Normale + lumière gauche	Expression normale+ lumière frontale	Avec Lunette du soleil + Sans lumière	Avec lunette du soleil + lumière droite	Avec Lunette du soleil + lumière gauche	Avec foulard + sans lumière	Avec foulard+ Lumière droite	Avec foulard+ Lumière gauche
												
N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
Expression Normale	Expression Faciale Souriante	Expression En Colère	Expression Hurlante	Expression Normale + lumière droite	Expression Normale + lumière gauche	Expression Normale + lumière frontale	Avec Lunette du soleil + Sans lumière	Avec lunette du soleil + lumière droite	Avec Lunette du soleil + lumière gauche	Avec foulard + sans lumière	Avec foulard+ Lumière droite	Avec foulard+ Lumière gauche

Figure 3.5 : Exemples d'un individu extrait de la base AR.

3.3.4 Taux de reconnaissance

Dans notre travail, nous avons effectué plusieurs tests en fonction de différentes configurations des vecteurs de caractéristiques. La base d'images AR a été divisée en deux phases : l'une pour l'apprentissage et l'autre pour les tests.

- ✓ **Phase d'apprentissage** : la première image de chaque personne serve pour cette phase, ce qui implique que 100 images sont dédiées à cette phase.
- ✓ **Phase de test** : elle regroupe les images restantes pour la réalisation de différents tests.

Afin de déterminer l'efficacité de l'approche proposée en cas de changement d'expression faciale, le sous ensemble A (expression normal-1) est utilisé en apprentissage, et les sous-ensembles : B (expression faciale souriante-1), C (en colère-1), D (hurlant-1), O (souriante-2),

P (en colère-2), et Q (hurlant-2) sont utilisés pour le test. Ces sous-ensembles sont acquis en deux sessions différentes et ils ont des expressions faciales différentes.

Pour l'ensemble d'apprentissage, nous avons utilisé 100 images de type normal (100 images pour 100 individus). De plus, nous avons utilisé 700 images pour le test (normal-1, souriant-1, en colère-1, hurlant-1, normal-2, souriant-2, en colère-2, hurlant-2), ces 700 images sont divisées en 7 sous-ensembles, chaque sous-ensemble contient 100 images.

Comme nous avons vu dans la **figure 3.5**, il existe deux formes d'occlusion dans 12 sous-ensembles : la première est une occlusion par lunettes du soleil comprenant les sous-ensembles : H, I, J, U, V, et W. Tandis que la deuxième est une occlusion par écharpe comprenant les sous-ensembles : K, L, M, X, Y, et Z. Dans ces 12 sous-ensembles, les images de chaque sujet (personne) sont acquises en 2 périodes différentes avec des conditions d'éclairage différentes.

Chaque sous-ensemble contient 100 images, donc le nombre total d'images utilisées dans la phase du test est 1200. Nous avons considéré le sous-ensemble A comme un ensemble d'apprentissage, et le reste des sous-ensembles (les 12 objets d'occlusions) ont considéré comme un ensemble de test d'une manière similaires à la configuration précédente.

Le but est d'optimiser le taux de reconnaissance en suivant un protocole de test basé sur la mesure du taux de reconnaissance. Ce taux est calculé par la méthode suivante :

$$\text{taux de reconnaissance} = \frac{\text{nombre d'images de test correctement reconnues}}{\text{nombre total des images de tests}}$$

3.4 Expérimentations & résultats

3.4.1 Environnement de travail

Nous avons implémenté notre système de reconnaissance faciale dans l'environnement de programmation Matlab R2016a qui offre une grande simplicité de manipulation des images.

❖ Pourquoi utiliser Matlab dans la reconnaissance de visage ?

L'environnement de programmation Matlab est devenu un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien simple et rapide. Il dispose plusieurs boites à outils en particulier celle du traitement d'image « Images Processing Toolbox » qui offre un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, etc.

3.4.2 Tests et résultats

- Expérimentation # 01 (Effet des variantes du LBP)

Comme indiqué dans le chapitre précédent, l'opérateur LBP est basé sur deux paramètres : les valeurs de P points échantillonnées dans le voisinage du pixel central sur un cercle de rayon R. Dans cette expérience, nous avons évalué la méthode proposée en testant divers paramètres de l'opérateur LBP pour obtenir une meilleure configuration, ce qui donne les meilleurs taux de reconnaissance. Nous avons transformé l'image RGB en un niveau de gris, nous n'avons pas décomposé l'image en blocs (c'est-à-dire bloc de 1×1), et nous avons utilisé la distance Euclidienne en classification.

Les **tableaux 3.1, 3.2, et 3.3** montrent des détails compréhensifs et une comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs configurations de l'opérateur LBP pour les sous-ensembles de variation en expression faciale, occlusion par lunettes de soleil, et occlusion par les écharpes, respectivement. Les meilleurs résultats sont signalés en gras.

Tableau 3.1: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs configurations de L'opérateur LBP en changement des expressions faciales.

<i>LBP</i>	Taux de Reconnaissance (%)							Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	B	C	D	N	O	P	Q	
LBP (8,1)	75	82	48	45	29	18	17	44%
LBP (8,2)	77	89	57	58	35	49	24	55,57%
LBP (8,3)	74	88	54	63	36	54	26	56,43%
LBP (8,4)	77	92	57	65	42	50	28	58,71%
LBP (16,2)	2	2	3	2	1	2	2	2,33%

Tableau 3.2: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs configurations de l'opérateur LBP en occlusion par lunettes de soleil.

<i>LBP</i>	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	H	I	J	U	V	W	
LBP (8,1)	30	10	4	13	2	2	10,17%
LBP (8,2)	44	12	4	19	8	3	15%
LBP (8,3)	48	13	7	25	8	3	17,33%
LBP (8,4)	52	16	12	24	9	8	20,16%
LBP (16,2)	2	1	1	2	1	1	1,33%

Tableau 3.3: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs configurations de l'opérateur LBP en occlusion par écharpe.

<i>LBP</i>	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	K	L	M	X	Y	Z	
LBP (8,1)	7	8	2	4	1	2	4%
LBP (8,2)	12	9	2	5	2	3	5,5%
LBP (8,3)	2	2	4	3	3	2	7%
LBP (8,4)	28	10	7	7	3	2	9,5%
LBP (16,2)	1	1	1	1	1	1	1%

On peut tout d'abord remarquer que l'utilisation des paramètres P=8 et R=4 de l'opérateur LBP permet d'obtenir les meilleures performances en identification par rapport aux autres configurations considérées dans cette expérience. De plus, il y aurait une augmentation du taux d'identification lorsqu'il y a une augmentation dans la valeur de R. La configuration implémentée peut obtenir des résultats moyens avec les 07 sous-ensembles de changement en expressions faciales. Cependant, pour le sous-ensemble Q, qui se caractérise par une grande variation en expression faciale, la précision de la reconnaissance est très faible (28%). Enfin, les performances de cette configuration avec les sous-ensembles d'occlusion d'objet ne sont pas satisfaisantes, en particulier avec l'occlusion par écharpe, et nécessitent des améliorations supplémentaires.

- **Expérimentation # 02 (Effet des distances)**

D'après le 2^{ème} chapitre, la comparaison des objets nécessite de comprendre le processus de calcul de distance entre les vecteurs de caractéristiques. Donc, plus la distance entre ces deux vecteurs est petite, plus ces deux vecteurs se ressemblent.

Pour cette 2^{ème} expérience, nous avons utilisé d'abord l'image en un niveau de gris sans la décomposer en plusieurs blocs homogènes. Ensuite, nous avons pris la meilleure configuration retirée de l'expérience précédente (LBP_{8,4}) et testé plusieurs distances, à savoir : Euclidienne, Hamming et City block, afin d'optimiser et améliorer le taux de reconnaissance.

La comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs types de distances pour les sous-ensembles traités dans la première expérience est détaillé dans les tableaux 3.4, 3.5, et 3.6, avec la signalisation des meilleurs résultats en gras.

Tableau 3.4: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs types de distances en changement des expression faciales.

<i>Distance</i>	Taux de Reconnaissance (%)							Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	B	C	D	N	O	P	Q	
Euclidienne	77	92	57	65	42	50	28	58,71%
Hamming	9	15	3	8	2	5	3	06,43%
Cityblock	92	100	67	78	53	66	34	<u>70%</u>

Tableau 3.5: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs types de distances en présence d'occlusion par lunettes de soleil.

<i>Distances</i>	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	H	I	J	U	V	W	
Euclidienne	30	10	4	13	2	2	20,16%
Hamming	44	12	4	19	8	3	2,5%
Cityblock	48	13	7	25	8	3	<u>27%</u>

Tableau 3.6: Comparaison des résultats obtenus en utilisant plusieurs types de distances en présence d'occlusion d'écharpe.

<i>Distances</i>	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	K	L	M	X	Y	Z	
Euclidienne	28	10	7	7	3	2	9,5%
Hamming	1	1	2	2	3	0	1.5%
Cityblock	25	11	6	14	3	3	<u>10,33%</u>

D'après les trois tableaux, nous remarquons que les meilleurs résultats ont été achevés par l'utilisation de la distance cityblock. En outre, cette configuration a augmenté le taux de reconnaissance moyen de 58,71% jusqu'à 70% avec les sept sous-ensembles de variation en expression faciale. Ceci implique que le choix de la distance est très important dans un système de reconnaissance de visage. D'autre part, le sous ensemble caractérisé par un grand changement en expression faciale (le sous ensemble Q) a donné une faible précision de reconnaissance (34%). Par contre, le sous ensemble C qu'il n'est pas caractérisé par une grande variation en expression faciale a obtenu une forte précision de reconnaissance (100%), les images de ces sous-ensembles sont presque similaires aux images utilisées en apprentissage.

Pour les sous-ensembles d'occlusion par écharpe et par lunette du soleil, les résultats ne sont pas satisfaisants, ce qui nécessite des améliorations supplémentaires.

- Expérimentation # 03 (Effet de la décomposition des images en plusieurs blocs homogènes)

A partir des meilleurs paramètres obtenus dans les expérimentations précédentes, nous avons pris en charge le traitement des images par blocs en utilisant la fonction Matlab « blkproc ».

- Le premier test sert à prendre l'image telle quelle est (sans la décomposer (bloc 1x1)).
- Le deuxième test consiste à diviser l'image en 4 blocs homogènes (c-à-d.de la même taille).
- Le troisième test consiste à diviser l'image en 16 blocs homogènes.

La **figure 3.6** montre la décomposition d'image en plusieurs blocs homogènes.

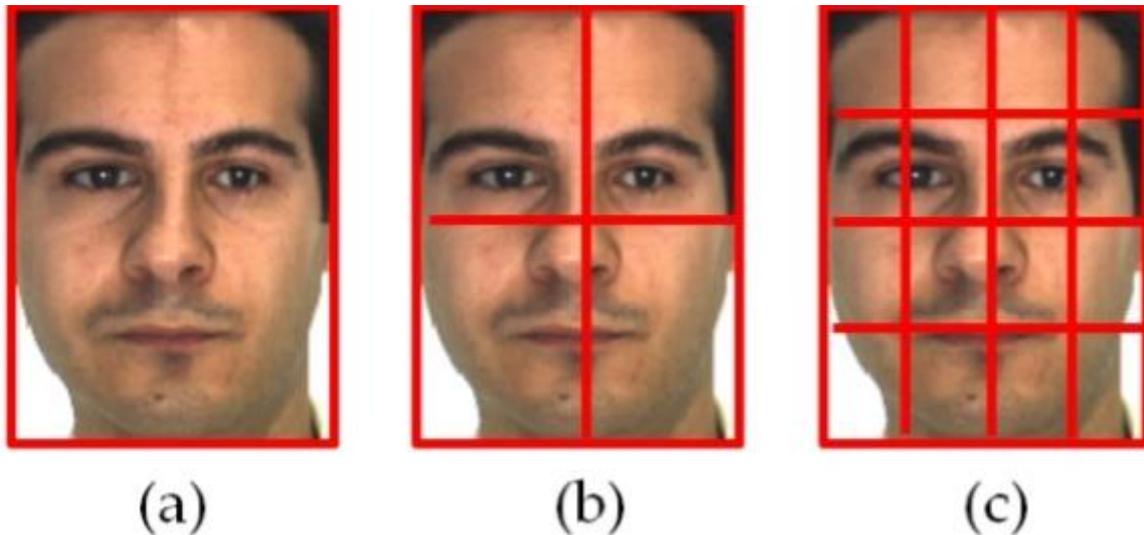


Figure 3.6 : Exemple de la décomposition d'image en plusieurs blocs homogènes : (a) image de bloc (1×1), (b) image en 4 blocs, (c) image en 16 blocs.

Les résultats de cette expérimentation sont présentés dans les tableaux : 3.7, 3.8, et 3.9.

Tableau 3.7: Comparaison des résultats obtenus en utilisant la décomposition en plusieurs blocs homogènes en changement d'expressions faciales.

<i>blocs</i>	Taux de Reconnaissance (%)							Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	B	C	D	N	O	P	Q	
1 bloc	92	100	67	78	53	66	34	70%
4 blocs	100	100	88	90	80	83	55	85,14%
16 blocs	100	100	98	86	86	86	65	<u>88,43%</u>

Tableau 3.8: Comparaison des résultats obtenus en utilisant la décomposition des images en plusieurs blocs homogènes et en présence d'occlusion par lunettes de soleil.

<i>blocs</i>	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	H	I	J	U	V	W	
1 bloc	69	20	17	32	10	14	27%
4 blocs	96	64	42	61	35	26	54%
16 blocs	100	87	85	76	55	50	<u>75,5%</u>

Tableau 3.9: Comparaison des résultats obtenus en utilisant la décomposition des images en plusieurs blocs homogènes et en présence d'occlusion par écharpe.

<i>blocs</i>	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	K	L	M	X	Y	Z	
1 bloc	25	11	6	14	3	3	10,33%
4 blocs	71	29	31	45	13	13	33,67%
16 blocs	74	57	44	49	23	15	<u>43,67%</u>

D'après les résultats obtenus, nous observons l'influence positive de la décomposition de l'image en plusieurs blocs homogènes dans un système de reconnaissance de visage. Nous remarquons que les résultats ont abouti le maximum lorsque on a décomposé l'image en 16 blocs, où le taux de reconnaissance moyen a augmenté de 70% jusqu'à 88,43% avec les sept sous-ensembles de variation en expression faciale, de 27% jusqu'à 75,5% avec les sous-ensembles d'occlusion par lunettes de soleil, et de 10,33% jusqu'à 43,67% avec les sous-ensembles d'occlusion par écharpe. Les sous-ensembles B et C (changement d'expression faciale) ont donné une forte précision de reconnaissance (100%), car, ils sont simples et presque similaires aux images utilisées dans la phase d'apprentissage. Par conséquent, le sous ensemble Q qui est défini par un grand changement en expression faciale a donné un taux de reconnaissance égale à 65%.

Enfin, les résultats des sous-ensembles d'occlusion par lunette du soleil et par écharpe sont acceptables avec des taux de reconnaissances moyens égaux à 75,5% et 43,67%, respectivement.

- **Expérimentation # 04 (Effet d'utilisation de l'information de couleur)**

Pour cette expérimentation, nous avons utilisé, testé, et comparé les performances de notre système en employant :

- L'image au niveau de gris
- L'image couleur en RGB
- L'image couleur en HSV
- L'image couleur en YCbCr

Tous d'abord, nous avons décomposé l'image en trois sous-matrices : x_1 , x_2 , et x_3 . Ensuite, nous avons décomposé chaque matrice en 16 blocs avec l'application de la variante LBP_(8,4) sur chaque bloc (les meilleures configurations des expérimentations précédentes). A la fin, nous avons fusionné les histogrammes de chaque bloc en un seul vecteur, ainsi les trois vecteurs des trois sous-matrices en un seul vecteur de caractéristiques global, comme montré dans la **figure 3.7**.

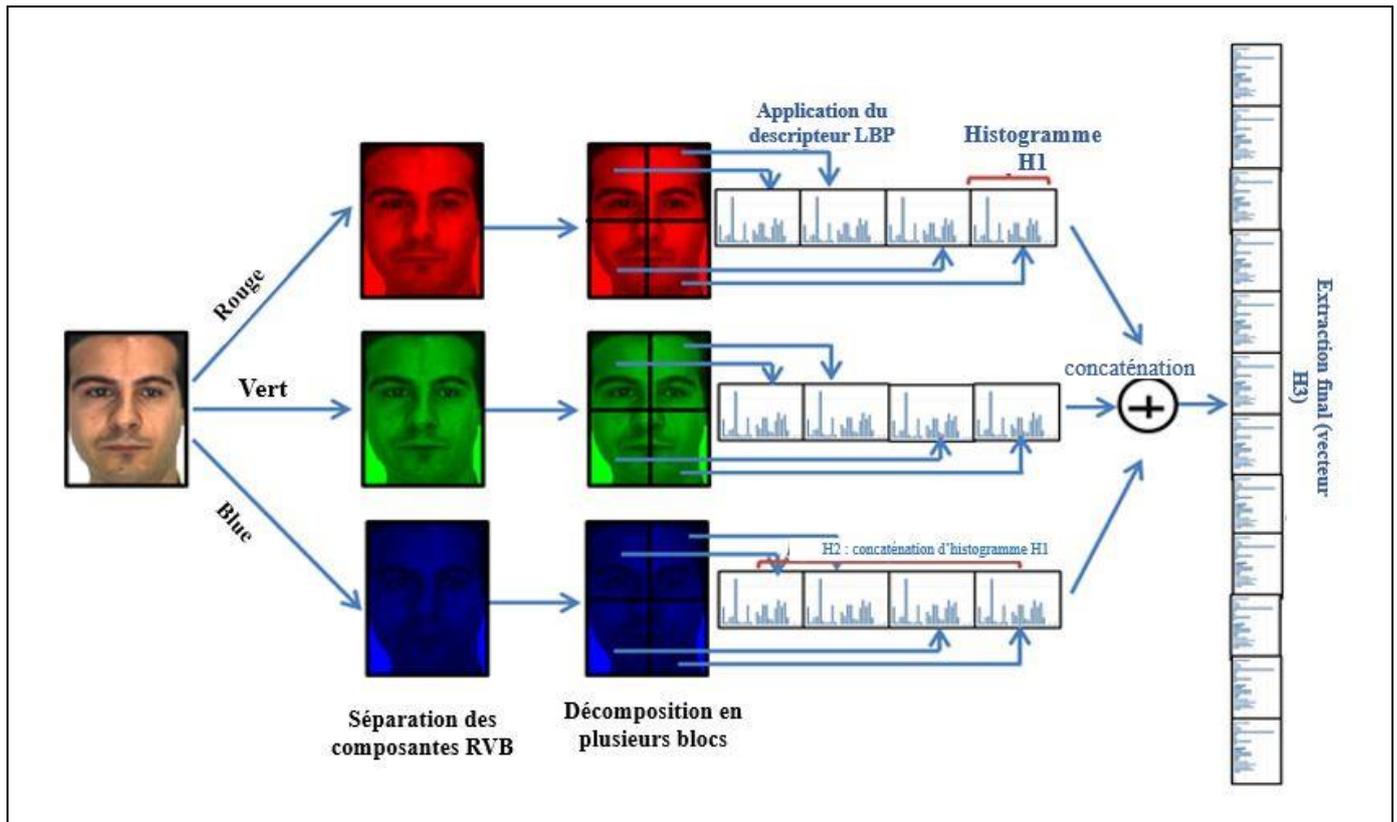


Figure 3.7 : exemple de la décomposition d’une image couleur en trois composantes de l’espace couleur RGB, décomposition de chaque composante en plusieurs blocs, et application du descripteur LBP sur chaque bloc.

Les résultats obtenus sont détaillés dans les tableaux 3.10, 3.11, et 3.12

Tableau 3.10: Comparaison des résultats obtenus en utilisant l’information de couleurs en changements des expressions faciales.

COULEURS	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	H	I	J	U	V	W	
Niveaux de gris	100	87	85	76	55	50	75,5%
RGB	100	74	83	74	43	52	71%
HSV	50	11	10	32	6	10	19,83%
YCbCr	84	56	46	58	30	32	51%

Tableau 3.11: Comparaison des résultats obtenus en utilisant l'information de couleurs en présence d'occlusion par lunettes de soleil

<i>COULEURS</i>	Taux de Reconnaissance (%)							Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	B	C	D	N	O	P	Q	
Niveaux de gris	100	100	98	86	86	86	65	88,43%
RGB	100	100	100	87	87	85	68	<u>89,6%</u>
HSV	77	83	57	33	34	31	22	56,17%
YCbCr	100	97	73	75	59	69	37	72,85%

Tableau 3.12: Comparaison des résultats obtenus en utilisant l'information de couleurs en présence d'occlusion par écharpe.

<i>COULEURS</i>	Taux de Reconnaissance (%)						Taux de Reconnaissance Moyen (%)
	K	L	M	X	Y	Z	
Niveaux de gris	74	57	44	49	23	15	43,67%
RGB	88	50	40	56	23	21	<u>46,33%</u>
HSV	17	4	4	10	4	3	7,17%
YCbCr	73	45	33	43	19	19	38,66%

Après avoir utilisé l'information de couleur (niveaux de gris, RGB, HSV, et YCbCr) et d'après les résultats obtenus, il est remarquable que les meilleurs résultats ont été achevés par l'information couleur de l'espace RGB où le taux de reconnaissance moyen a augmenté de 88,43% jusqu'à 89,6% avec les 7 sous-ensembles de variation en expression de visage. Les sous-ensembles B, C, et D (changement d'expression faciale) ont donné une forte précision de reconnaissance (100%), puisque ces images sont presque similaires aux images utilisées en apprentissage.

Pour le sous-ensemble Q (le sous-ensemble qui est défini par une grande variation en expression faciale) a donné un taux de reconnaissance égale à 68%. Par conséquent, les résultats des sous-ensembles d’occlusion par lunette du soleil et par écharpe sont acceptables avec des taux de reconnaissances moyens égaux à 71% et 46,33%, respectivement.

3.5 Comparaison avec des travaux connexes

Dans cette partie, nous allons comparer les résultats précédents (les résultats obtenus à partir des meilleurs configurations) avec des travaux connexes, comme montré dans les **tableaux 3.13, et 3.14**

Protocole 1 :

Dans ce premier protocole, nous allons comparer le résultat de notre méthode (Multi-blocs Color-LBP) avec les résultats de 15 algorithmes de la reconnaissance faciale pris de la littérature, pour montrer que notre méthode peut donner une forte précision de reconnaissance. Nous allons travailler avec 6 sous-ensembles de variation d’expression faciale y compris les sous-ensembles : B, C, D, N, O, P.

Tableau 3.13 : Comparaison de 16 algorithmes sur des sous-ensembles en changements d’expression faciale.

Méthode	Année	Précision (%)						Précision Moyenne (%)
		B	C	D	N	O	P	
PCA [61]	1991	97.00	87.00	60.00	77.00	76.00	67.00	77.33
(PC) ² A [62]	2002	97.00	87.00	62.00	77.00	74.00	67.00	77.33
E(PC) ² A [63]	2004	97.00	87.00	63.00	77.00	75.00	68.00	77.83
2DPCA [64]	2004	97.00	87.00	60.00	76.00	76.00	67.00	77.17
(2D) ² PCA [65]	2005	98.00	89.00	60.00	71.00	76.00	66.00	76.70
SOM [66]	2005	98.00	88.00	64.00	73.00	77.00	70.00	78.30
LPP [67]	2005	94.00	87.00	36.00	86.00	74.00	78.00	75.83
SVD-LDA [68]	2005	73.00	75.00	29.00	75.00	56.00	58.00	61.00
Block-PCA [69]	2004	97.00	87.00	60.00	77.00	76.00	67.00	77.33
Block-LDA [70]	2004	85.00	79.00	29.00	73.00	59.00	59.00	64.00
UP [71]	2010	98.00	88.00	59.00	77.00	74.00	66.00	77.00
DMMA [72]	2013	99.00	93.00	69.00	88.00	85.00	85.50	79.00
SLPMM [73]	2017	99.00	94.00	65.00	-	-	-	-
CPL [74]	2017	92.22	88.06	83.61	83.59	77.95	72.82	83.04
DNNC [75]	2020	100.00	98.00	69.00	92.00	76.00	85.00	86.67
Multi-blocs Color-LBP	2020	100.00	100.00	100.00	87.00	87.00	85.00	93.16

Le **tableau 3.13** présente les résultats de ce premier protocole. Ces résultats sont tirés de plusieurs références [61-78], où (-) indique qu'il n'y a pas de résultat pour la méthode correspondante, et les meilleurs résultats sont signalés en gras.

La comparaison des résultats obtenus valide la robustesse de notre système SSFR suggéré selon des méthodes évaluées sous les sous-ensembles identiques. Il s'agit d'une technique compétitive permettant une précision d'identification souhaitable parmi les 6 sous-ensembles allant jusqu'à 100% pour B, C et D, 87% pour N et O, et 85% pour P. Bien que notre technique suggérée n'atteigne pas la plus grande précision sur les sous-ensembles N et P, sa précision moyenne (93.16%) est la plus élevée parmi les autres précisions obtenues par les autres méthodes. Cela montre que notre méthode permet d'obtenir des fortes performances de reconnaissance en changements d'expression faciale.

Protocole 2 :

Afin de confirmer que notre méthode (Multi-blocs Color-LBP) peut encore obtenir une meilleure précision de reconnaissance en présence d'occlusion + occlusion & illumination, nous la comparons avec 5 algorithmes de la reconnaissance faciale pris de la littérature. Les résultats et les comparaisons seront détaillés par la suite.

Tableau 3.14 : comparaison de 6 algorithmes sur des sous-ensembles en présence d'occlusion + occlusion & illumination

Méthode	Année	Occlusion	Illumination + Occlusion	Précision moyenne(%)
CRC [76]	2011	58.10	23.80	40.95
SVDL [77]	2013	86.30	79.40	82.85
DMMA [72]	2013	46.90	30.90	38.90
SeetaFace [78]	2016	63.13	55.63	59.38
DNNC [75]	2020	92.50	79.50	86.00
Multi-blocs Color-LBP	2020	94.00	61.50	77.75

D'après le **tableau 3.14**, nous remarquons que notre technique utilisée a donné une forte précision égale à 94% en occlusion par rapport aux autres méthodes, et 61.50 % en occlusion & illumination. Cependant, cette technique présente une bonne performance avec une précision moyenne égale à 77,75%.

La puissance de notre méthode par rapport aux autres techniques réside dans les points suivants :

- L'exploitation de l'information locale (pixel par pixel)
- L'exploitation de l'information régionale (division en blocs)
- L'exploitation de l'information globale (calcul d'histogramme)
- L'exploitation de l'information couleur (Color texture information)

3.6 Conclusion

Ce dernier chapitre a été consacré à l'évaluation des performances de notre système de reconnaissance faciale. Une série de tests et expérimentations a été effectuée pour valider ce système jusqu'à ce que nous sommes arrivés aux résultats prévus. En validant ce système sur la base de données AR de 100 individus, nous avons obtenu des performances acceptables dans des conditions non-contrôlées, en termes de : changement des expressions faciales et occlusion par objets.

*Conclusion générale &
perspectives*

Conclusion Générale & Perspectives

Dans notre travail, nous avons traité la problématique d'identification des individus dans des endroits où la sécurité s'avère indispensable. La biométrie qui se base sur les caractéristiques physiques, biologiques ou comportementales d'une personne pour pouvoir l'identifier a été proposée comme une solution fiable et efficace pour pallier les problèmes rencontrés précédemment.

La présente étude s'inscrit dans le domaine de la reconnaissance faciale en employant des images 2D de visage. Plusieurs méthodes et configurations ont été testées sur une base de données « **AR** ».

Notre challenge c'était d'augmenter et améliorer le taux de reconnaissance dans des conditions non-contrôlés (changement des expressions faciales, variation de pose, d'illumination, d'occlusion partielles, etc.) et par l'utilisation d'un seul échantillon par personne en apprentissage.

Les résultats obtenus en évaluant l'efficacité de notre méthode qui se base sur l'exploitation de l'information de type texture-couleur (à l'aide du descripteur LBP) sont très encourageants, ce qui nous encouragerons à essayer d'améliorer les techniques d'identification de visage.

Le travail réalisé dans ce mémoire ouvre diverses perspectives de recherche, donc pour les prochains travaux nous visons :

- ✓ Une amélioration des performances des systèmes actuels par une fusion plus évoluée d'informations.
- ✓ L'exploitation de nouvelles méthodes d'extraction de caractéristiques telles que le PCA (analyse en composantes principales), LPQ (Quantification de Phase Locale), etc.
- ✓ L'utilisation des images 3D du visage pour contourner les problèmes posés par l'illumination.
- ✓ Une réalisation d'un système biométrique de détection et reconnaissance du visage avec des performances assez hautes.
- ✓ L'utilisation d'autres approches de classification ou de réseaux neurones artificiels pour améliorer les résultats et la précision du système de reconnaissance.

Annexe

Généralités sur le traitement de l'images numérique

1. Généralités sur le traitement d'image

1.1 Définition de l'image

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels.

1.2 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants :

- **Pixel** : Le pixel représente le plus petit point distinguable dans une image. Chaque pixel possède une teinte, c'est la juxtaposition des différents pixels qui produisent une image.
- **Dimension** : C'est la taille de l'image. Elle se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques qui représentent des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice est multiplié par le nombre de colonnes, ce qui donne le nombre total de pixels dans une image.
- **Résolution** : C'est la clarté ou la finesse de détails atteints par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Elle est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre).
- **Bruit** : Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisinages, ce phénomène s'ajoute aléatoirement à une image numérique causant la perte de la netteté dans les détails.
- **Histogramme** : L'histogramme d'une image représente la distribution des intensités des pixels en fonction de leur niveau de gris.
- **Luminance** : C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet.
- **Contraste** : C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité

respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport.

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$$

- **Niveaux de gris :** Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de -niveaux intermédiaires (Le niveau de gris minimal est 0 (blanc). Le niveau de gris maximum dépend de la profondeur de numérisation de l'image (noir). Pour une image d'une profondeur de 8 bits c'est 255).
- **Images en couleurs :** Une image couleur est composée de trois images indépendantes, pour représenter le rouge, le vert et le bleu. Cette représentation mime le fonctionnement du système visuel humain.

1.3 Système de traitement d'images

Un système de traitement numérique d'images est composé de :

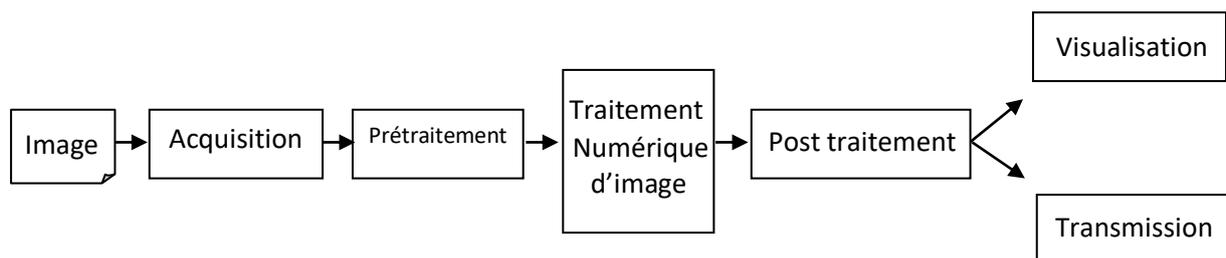


Figure : Schéma d'un système de traitement d'images.

1.4 Prétraitement

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images afin d'améliorer la qualité de l'image en vue de sa segmentation.

Les techniques de prétraitements les plus courantes qu'on va présenter sont :

- La modification d'histogramme,
- La réduction du bruit par filtrage,

1.4.1 Modification d'histogramme

On cherche à améliorer l'image en appliquant une transformation ponctuelle d'intensité ; à tous pixels (x,y), on associe une intensité par la transformation T croissante de façon à conserver des contrastes entre régions (claire sur fond sombre, apparaît plus claire après transformation).

1.4.2 Réduction du bruit par filtrage

En général, le bruit d'images est considéré comme un champ aléatoire caractérisé par sa densité de probabilité et sa fonction de répartition.

Le bruit peut provenir de différentes causes, environnement lors de l'acquisition, qualité du capteur, et qualité de l'échantillonnage, etc.

- **Filtre médian** : C'est un filtre non linéaire, basé sur le remplacement de la valeur d'un pixel par la valeur médiane de la suite mathématique constituée des valeurs des pixels avoisinants à ce point. Il est destiné pour :
 - L'élimination des bruits impulsionnels (**ex** : le bruit poivre et sel).
 - L'intégrité des frontières.

Références bibliographiques

- [1] F. Perronnin et J. Dugelay: «Introduction à la biométrie, authentification des individus par traitement audio et vidéo». *Revue Traitement du Signal*, vol.19, (4), 2002.
- [2] I. Benchanane: «Étude et mise au point d'un procédés biométrique multimodale par la reconnaissance des individus». Thèse de Doctorat, Université Mohamed Boudiaf, Oran (Algérie), 2016.
- [3] N.E. Lasmer: «Modélisation stochastique pour l'analyse d'images texturés : Approches Bayésienne pour la caractérisation dans le domaine des transformées». Thèse de Doctorat, Université Bordeaux I, École Doctorale des Sciences Physiques et de l'Ingénieur (France). Soutenue le 07/12/2012.
- [4] S. Prabhakar, S. Pankanti, and A.K. Jain: «Biometric Recognition: Security and Privacy Concerns». *IEEE Security & Privacy*, vol. 01 (2), pp. 33-42, 2003.
- [5] N.V. Boulgouris, K.N. Plataniotis, and E.M. Tzanakou: «Evolving Intelligent Systems: Methodology and Applications». *IEEE Press Series on Computational Intelligence* (1stEds), 2010.
- [6] R. Belguachi : « Sécurité des systèmes biométriques : révocabilité et protection de la vie privé ». Thèse de Doctorat, École national supérieure d'informatique (ESI), Algérie. Soutenue le 30/06/2015.
- [7] S. Prabhakar, J. Kittler, D. Maltoni, L. O'Gorman, and T. Tan: «Introduction to the Special Issue on Biometrics: Progress and Direction, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*», vol. 29, (4), April 2007.
- [8] <https://www.researchgate.net/scientific-recruitment>. (Consulté en 2020).

- [9] N. Morizet: «Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris». Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications De Paris. Soutenue le 18/03/2009.
- [10] P. Philips, A. Martin and C. Wilson: «An Introduction to Evaluating Biometrics systems». IEEE Computer, vol.33, (2), pp. 56-63, Février 2000.
- [11] S. G. Ababsa: «Authentification d'individus par la reconnaissance des caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D». Thèse de Doctorat, Université d'EVRY VAL D'ESSONNE (France), 2008.
- [12] M. Chaa: «Système de reconnaissance de personne par des techniques biométriques». Thèse de Doctorat, Université Ferhat Abbas-Setif-1 (Algérie). Soutenue le 28/11/2018.
- [13] M. Golfarelli, D. Mio and D. Mattoni: «The Error-Reject Trade- in biometrics verification systems». IEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), vol.7, pp. 786-796, 1997.
- [14] M. Mohamed El Abed: «Evaluation de systèmes biométriques». Thèse de Doctorat, Université de Caen Basse-Normandie (France), 07/08/2006.
- [15] L. ALLANO: «La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesure de dépendance appliqués aux bases de personnes virtuelles». Thèse de doctorat, Institut National des télécommunications dans le cadre de l'école doctorale SITEVRY en Co accréditation avec l'Université d'EVRY-VAL D'ESSONNE (France). Soutenue le 12/01/2009.
- [16] J. M. Gauthier: «Cadre juridique de l'utilisation de la biométrie au Québec : sécurité et vie privée». Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de Maîtrise (L.L.M), Université de Montréal (Canada), Avril 2014.
- [17] K.B. Raja, R. Raghavendra, and C. Busch: «Video Presentation Attack Detection in Visible Spectrum Iris Recognition Using Magnified Phase Information». In Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, vol. 10, (10), pp. 2048-2056, October 2015.

- [18] J. Soldera, C.A.R. Behaine, and J. Scharcanski: «Customized Orthogonal Locality Preserving Projections with Soft-Margin Maximization for Face Recognition». In Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, vol. 64, (09), pp. 2417-2426, September 2015.
- [19] O.P. Yanwu, K. Wong, and L. Jiang: «Retina verification using a combined points and edges approach». In Image Processing (ICIP), IEEE International conference on, pp. 2720-2724, 27-30, September 2015.
- [20] K. Wang, N. An, B. N. Li, Y. Zhang, and L. Li: «Speech Emotion Recognition Using Fourier Parameters». In Affective Computing, IEEE Transactions on, vol. 06(01), pp. 69-75, 2015.
- [21] H. Haifeng: «Multiview Gait Recognition Based on Patch Distribution Features and Uncorrelated Multilinear Sparse Local Discriminant Canonical Correlation Analysis». In Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, vol. 24, (4), pp. 617-630, 2014.
- [22] F. Massicotte: «La biométrie, sa fiabilité et ses Impacts sur la pratique de la Démocratie Libéral». Mémoire présenté comme Exigence Partielle De La Maîtrise En science politique, Université du Québec, Montréal (Canada), Novembre 2007.
- [23] L. Ballihi: «Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométriques : Application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre». Thèse de Doctorat, Université Mohammed V-AGDAL Rabat (Maroc). Soutenue le 12/05/2012.
- [24] S. Liu and M. Silverman: «A Practical Guide to Biometric Security Technology». IEEE IT Professional, vol. 03, (01), pp. 27-32, 2001.
- [25] A. Ghali: «Amélioration de la Reconnaissance par le Visage». Thèse de Doctorat Université Mohamed Boudiaf-Oran (Algérie), Soutenue en 2015.

- [26] M. El-Abed and V. Margner: «Comparison of Different Preprocessing and Feature extraction Methods for Offline Recognition of Handwritten Arabic Words». In Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition, vol. 2, pp. 974-978, 2007.
- [27] N. Benahmed: «Optimisation des réseaux de neurones pour la reconnaissance des chiffres manuscrits isolés, Sélection et pondération des primitives par algorithmes génétiques». Thèse pour l'obtention de la maîtrise en Génie de la production automatisée, Montréal (Canada), Mars 2002.
- [28] L. Likforman-Sulem, E. barney Smith: Livre «Reconnaissance des formes». Ellipses Edition Marketing S.A., ISBN 9782-72298-80675, 2013.
- [29] C. Zhu: «Effective and efficient visual description based on local binary patterns and gradient distribution for object recognition». Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon. Soutenu le 21/11/ 2012.
- [30] M. Tayeb-Laskri and D. Chefrour: «who-is système d'identification des visages humains». Revue Africaine de la recherche informatique et mathématique appliqués 1, 2016.
- [31] M. Belahcene: «authentification et identification en biométrie». Thèse de doctorat, université de Biskra, Algérie 2013.
- [32] A. Benzaoui, A. Boukrouche, and I. Adjabi: «Experiments and improvements of ear recognition based on local texture descriptors ». Optical Engineering, vol. 56 (4), 2017.
- [33] S. Armand: «Analyse quantifiée de la marche : extraction de connaissance à partir de données pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade». Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambresis, France 2005.
- [34] A. Benzaoui, A. Boukrouche, and A. Hadid: «Ear biometric recognition using local texture descriptors». Journal of Electronic Imaging, vol. 23 (5), 053008, 09/10/ 2014.

- [35] B. Gueeroudj and M. Brahim: «Reconnaissance tridimensionnelle du visage». Thèse pour l'obtention du grade de Docteur 3ème Cycle en Informatique, Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, 2018.
- [36] F. Louiba and R. Hadj Ali: «Système de contrôle d'accès physique basé sur le visage et la Java Card». Mémoire fin d'étude d'ingénierie en informatique, Institut National de formation en Informatique (I.N.I) (Algérie), 2010.
- [37] X. Tana and C. Songcan: «Face recognition from a single image per person: A survey». *Pattern Recognition*, vol. 39, 2006.
- [38] D. Hoang Vu: «Biométrie pour l'Identification». Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoi, Vietnam, juillet 2005.
- [39] N. Khiari: «Biométrie multimodale basée sur l'iris et le visage». Thèse de Doctorat, Université El Manar, Tunis (Tunisie), Soutenue le 24 /05/2016.
- [40] T. Ojala, M. Pietikäinen, and D. Harwood: «A comparative study of texture measures with classification based on featured distribution». *Pattern Recognition (Elsevier)*, vol. 29, (1), pp. 51-59, 1996.
- [41] J. Pan and Y. Tang: «Texture classification based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition and Local Binary Pattern». *IJACSA*, vol. 4, (9), 2013.
- [42] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen: «Face Description with Local Binary Pattern: Application to Face Recognition». *IEEE Transactions on PAMI*, vol. 28, 2006.
- [43] S. Akbar, A. Ahmad, H. Maqsood and F. Ali: «Face Recognition Using Hybrid Feature Space in Conjunction with Support Vector Machine». *Journal of Applied Environmental and Biological Sciences*, ISSN: 2090-4274, 2015.
- [44] R. Min: «Face recognition robust to occlusions». Thèse de doctorat, Computer Vision and Pattern Recognition. Télécom ParisTech (France). Soutenue le 12/04/2013.

[45] S. Guerfi: «Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D». Thèse de Doctorat, Université d'Evry-Val d'Essonne, (France), 2008.

[46] H.A. Boubacar: «Classification Dynamique de Données non stationnaires : Apprentissage séquentiel des classes évolutives». Thèse de Doctorat, Université des Sciences & Technologies de Lille, France 2006.

[47] N. S. Altman: «An introduction to kernel and nearest-neighbor non parametric regression». The American Statistician, vol. 46 (3), pp. 175–185, 1992.

[48] F. Huet-Guillemot: «Fusion d'images segmentées et interprétées : application aux images aériennes». Thèse de doctorat, Université de Cergy-Pontoise (France). Soutenue le 5/01/1999.

[49] L. Hartert: «Reconnaissance des formes dans un environnement dynamique appliquée au diagnostic et au suivi des systèmes évolutifs : Automatique /Robotique». Thèse de doctorat, Université de Reims- Champagne Ardenne (France). Soutenue le 22/12/2010.

[50] B. Pierre: «Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux transactions». Thèse de doctorat, Université de CAEN (France), 2011.

[51] CHU. Baptiste: «Neutralisation des expressions faciales pour améliorer la reconnaissance du visage», Thèse de doctorat, Université de LYON (France), 2015.

[52] S. J. D. Prince, J. H. Elder, J. Warrell et F. M. Felisberti: «Tied Factor Analysis for Face Recognition across Large Pose Differences». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 30, pp 970–984, 2008.

[53] A. Li, S. Shan, X. Chen et W. Gao: «Cross-pose face recognition based on partial least squares». Pattern Recognition Letter, Vol. 32, Issue 15, pp. 1948–1955, 2011.

- [54] A. Sharma, M. Al Haj, J. Choi, L. S. Davis et D. W. Jacobs: «Robust pose invariant face recognition using coupled latent space discriminant analysis». *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 116, pp. 1095–1110, 2012.
- [55] D. M. Blackburn, J. M. Bone and P. J. Phillips: «Face Recognition Vendor Test 2000». FRVT 2000 Evaluation Report, NIST, Février 2001.
- [56] E. Norouzi, M. N. Ahmadabadi and B. N. Araabi: «Attention control with reinforcement learning for face recognition under partial occlusion». *Machine Vision and Applications*, vol. 22, Issue 2, pp. 337-348, Mars 2011.
- [57] W. Deng, J. Wu and J. Guo: «Extended SRC: Undersampled face recognition via intraclass variant dictionary». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, (9), pp. 1864-1870, Jan. 2012.
- [58] L. Wei, and Y. F. Wang: «Undersampled face recognition via robust auxiliary dictionary learning». *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, (6), pp. 1722-1734, Mar. 2015.
- [59] C. Hu, M. Ye, S. Ji, W. Zeng and X. Lu: «A new face recognition method based on image decomposition for single sample per person problem». *Neurocomputing*, vol. 160, pp. 287-299, Jul. 2015.
- [60] H. Anoual: «Détection et localisation de texte dans les images de scènes naturelles : Application à la détection des plaques d'immatriculation marocaines ». Thèse de Doctorat, Université Mohamed V-Agdal-Rabat (Maroc), Soutenue le 14/07/12.
- [61] M. Turk and A. Pentland: «Eigen faces for recognition». *Eigen faces for recognition. Journal of cognitive neuroscience*, Vol. 3(1), pp. 71-86, 1991.
- [62] J. Wu and Z. Zhou: «Face recognition with one training image per person». *Pattern Recognition Letters*, vol. 23, (14), pp. 1711–1719, 2002.

- [63] S. Chen, D. Zhang and Z. Zhou: «Enhanced (PC)2A for face recognition with one training image per person». *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, (10), pp. 1173–1181, 2004.
- [64] J. Yang, D. Zhang, A. Frangi, and al.: «Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition». *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, (1), pp. 131–137, 2004.
- [65] D. Zhang, Z. Zhou: «(2D)2PCA: two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition». *Neurocomputing*, vol. 69, (1–3), pp. 224–231, 2005.
- [66] X. Tan, S. Chen, Z. Zhou, and al.: «Recognizing partially occluded, expression variant faces from single training image per person with SOM and soft K-NN ensemble». *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 16, (4), pp. 875–886, 2005.
- [67] X. He, S. Yan and Y. Hu, et al.: «Face recognition using Laplacian faces». *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 27, (3), pp.328–340, 2005.
- [68] D. Zhang, S. Chen and Z. Zhou: «A new face recognition method based on SVD perturbation for single example image per person». *Applied Mathematics and computation*, vol. 163, (2), pp. 895–907, 2005.
- [69] R. Gottumukkal, V. Asari: «An improved face recognition technique based on modular PCA approach». *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, (4), pp. 429–436, 2004.
- [70] S. Chen, Liu, J. Zhou and al: «Making FLDA applicable to face recognition with one sample per person». *Pattern recognition*, vol. 37, (7), pp. 1553–1555, 2004.
- [71] W. Deng, J. Hu, J. Guo, and al.: «Robust, accurate and efficient face recognition from a single training image: a uniform pursuit approach». *Pattern Recognition*, vol. 43, (5), pp. 1748–1762, 2010.

[72] J. Lu, Tan, Y. P and G. Wang: «Discriminative multimanifold analysis for face recognition from a single training sample per person». IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 35, (1), pp. 39 –51, 2013.

[73] N. Mehrasa, A. Aghagolzadeh and H. Motameni: «A supervised multimanifold method with locality preserving for face recognition using single sample per person». Journal university Central South, vol. 24, (12), pp. 2853– 2861, 2017.

[74] Ji, Hong-Kun, and al.: «Collaborative probabilistic labels for face recognition from single sample per person». Pattern Recognition, vol. 62(C), pp. 125–134, 2017.

[75] Z. Zhang, L. Zhang, and M. Zhang: «Dissimilarity-based nearest neighbor classifier for single-sample face recognition». The Visual Computer, 1-12, 2020.

[76] L. Zhang, M. Yang and X. Feng: «Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? ». In: International Conference on Computer Vision. IEEE. 471–478, 2012.

[77] M. Yang, L. Van and L. zhang.: «Sparse variation dictionary learning for face recognition with a single training sample per person». In : IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 689–696, 2013.

[78] <https://github.com/seetaface/SeetaFaceEngine> (Consulté en 2020).

[79] <https://www.mathworks.com/matlabcentral/> (Consulté en 2020).

Résumé

La reconnaissance faciale a joué un rôle de plus en plus important dans le domaine de la recherche en intelligence artificielle. Malgré les nombreuses approches qui ont été proposées pour résoudre le problème de la reconnaissance du visage humain, ce sujet reste un problème extrêmement difficile. Cela est dû au fait que différents visages de personnes ont généralement la même forme et varient en raison des conditions d'éclairage, de changement d'expressions faciales, etc. De nos jours, les systèmes d'information semblent être un domaine intéressant pour exploiter cette technologie, étant donné la multitude d'applications qui l'utilisent comme : le contrôle d'accès aux sites, la télésurveillance, etc. Le travail effectué dans le cadre de ce mémoire est axé sur l'identification des visages automatiques en utilisant une seule image par personne (SSPP) en apprentissage. La technique utilisée en extraction de caractéristiques est basée sur l'exploitation de la texture-couleur à l'aide du descripteur : motif binaire local (Local Binary Pattern LBP)). Pour la validation de ce travail, nous avons testé cette technique sur plusieurs images 2D de visages de la base de données AR (2600 images). Les résultats obtenus ont montré des résultats compétitifs par rapport aux travaux présentés dans la littérature.

Mots clés : Biométrie, reconnaissance faciale, traitement d'image, classification.

Abstract

Facial recognition has played an increasingly important role in the field of artificial intelligence research. Despite the many approaches that have been proposed to solve the problem of human face recognition. This subject remains an extremely difficult problem. This is because different people's faces are generally the same shape and vary due to lighting conditions, changing facial expressions, etc. Nowadays, information systems seem to be an interesting field to exploit this technology, given the multitude of applications that use it such as: site access control, remote monitoring, etc. The work carried out within the framework of this dissertation focuses on the identification automatic faces using a single image per person (SSPP) in training. The technique used in feature extraction is based on the exploitation of color texture using the descriptor: local binary pattern (LBP). For the validation of this work, we tested this technique on several 2D images of faces from the AR database (2600 images). The results obtained showed competitive results compared to the work presented in the literature.

Keywords: biometrics, facial recognition, image processing, classification.

المخلص

لعب التعرف على الوجوه دورًا مهمًا في مجال أبحاث الذكاء الاصطناعي. على الرغم من الأساليب العديدة التي تم اقتراحها لحل مشكلة التعرف على الوجوه البشرية، لا يزال هذا الموضوع مشكلة صعبة للغاية. هذا لأن وجوه الأشخاص المختلفين تكون بشكل عام متشابهة وتتنوع بسبب ظروف الإضاءة وتغيير تعابير الوجه وما إلى ذلك. في الوقت الحاضر، يعد هذا المجال مثيرًا للاهتمام لاستغلال هذه التكنولوجيا نظرًا لتعدد التطبيقات التي يتم استخدامها مثل: التحكم في الوصول إلى الموقع، والمراقبة عن بعد، وما إلى ذلك. يتعلق العمل المستخدم في هذه المذكرة باستخدام صورة واحدة فقط لكل شخص (SSPP) في مجموعة التدريب. تعتمد التقنية المستخدمة في استخراج السمات الوصفية للوجه (الميزات) على استغلال معلومات نسيج اللون باستخدام الوصف: النمط الثنائي المحلي (LBP). للتحقق من صحة هذا العمل، اختبرنا هذه التقنية على صور ثنائية الأبعاد من قاعدة البيانات AR (2600 صورة). أظهرت النتائج المتحصل عليها أداء تنافسيًا مقارنة بالأعمال السابقة.

الكلمات المفتاحية : الأنظمة البيومترية، التعرف على الوجه، معالجة الصور، التصنيف.

