Université Mohamed Khider de Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique

MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies
Télécommunication
Réseaux et Télécommunication

Réf. : Entrez la référence du document

Présenté et soutenu par :
Benchadi Djafer Yahia Messaoud

Le : dimanche 27 septembre 2020

Etude Comparative de Différents Descripteurs Locaux Dans La Vérification Faciale

---

Jury :

Mr.	OUAMANE Abdelmalik	MCB	Université de Biskra	Président
Mme.	BARKAT Aicha	MAA	Université de Biskra	Rapporteur
Mme.	MEDOUAKH Saadia	MAA	Université de Biskra	Examinateur

Année universitaire : 2019 – 2020

الجمهورية الجزائرية. الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique

Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Télécommunications
Option : Réseaux et Télécommunications

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème

Etude Comparative de Différents Descripteurs Locaux Dans La Vérification Faciale

Présenté par :

BENCHADI Djafer Yahia Messaoud

Avis favorable de l'encadreur :

BARKAT Aicha

Signature :

Avis favorable du Président du Jury

OUAMANE Abdelmalik

Cachet et signature

Remerciements

Je tiens premièrement à me prosterner remerciant Allah le Tout-Puissant de m'avoir donnée le courage et la patience pour terminer ce travail.

Je remercie, en premier lieu, à mon encadreur Madame Aicha BARKAT, pour avoir assuré le suivi de cette thèse. Son expérience et son aide scientifique m'ont été essentielles.

Je suis aussi reconnaissant envers tous les enseignants qui ont contribué durant toutes mes études. Ainsi, tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à réaliser ce modeste travail.

Je désire aussi remercier tous mes amis qui ont dû me supporter et mes collègues.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mes très chers parents pour leur soutient et encouragement durant toutes mes années d'études et sans lesquels je n'aurais jamais réussi,

A toute ma famille,

A tous mes amis ainsi qu'à toutes les personnes que j'ai connues, qui m'ont aidées, soutenues et encouragées.

A tous mes enseignants durant mes années d'études avec lesquels j'ai beaucoup appris.

Djaafer

Résumé

Ce mémoire présente une étude Comparative de différents descripteurs locaux dans la vérification faciale.

Nous présenterons un état de l'art des approches récentes dans ce domaine, et nous allons être guidés par une étude approfondie de ces techniques en termes d'efficaces pour la mise en oeuvre de notre systéme.

Notre systéme et basé sur trois phases principales. La premiére étape c'est la prétraitement, C'est la technique qui détermine la zone du visage dans une image à l'aide d'un rectangle qui définit les bords du visage. L'étape suivante c'est l'extraction des caractéristiques qui identifie et extrait les informations des zones du visage qui nous intéressent. La troisiéme étape c'est la classification, ou l'expression faciale de l'image est classifier, à partir les informations extraites à l'étape précédente.

Enfin, nous avons essayé d'obtenir des meilleurs résultats en effectuant plusieurs tests avec différentes descripteur : LBP, LPQ et BSIF, et type de classifieur : la distance de corrélation, on utilisant de la base de données LFW.

Mots-clés : Motif binaire local (LBP), Quantification de la phase locale (LPQ), Caractéristiques des images statistiques binaires (BSIF).

Abstract

This theses presents a comparative study of different local descriptors in facial verification.

We present a state of the art of recent approaches in this field, and we will be guided by an in-depth study of these techniques in terms of their effectiveness for the implementation of our system.

Our system is based on three main phases.The first stage is the pre-processing, **...** The next step is the feature extraction, which identifies and extracts information from the areas of the face we are interested in. The third step is the classification, where the facial expression of the image is classified, from the information extracted in the previous step.

Finally, we tried to obtain better results by performing several tests with different descriptors: LBP, LPQ and BSIF, and a type of classifier : Correlation distance, using the LFW database.

Keywords: Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ), Binarized statistical image features (BSIF).

الملخص

تقدم هذه الرسالة دراسة لنظام التعرف على تعبيرات الوجه. حيث سنقدم مراجعة عامة لأحدث الأساليب في هذا المجال، كما ستقودنا دراسة شاملة لهذه التقنيات من حيث كفاءتها واداءها، الى اختيار الواصفات المناسبة والفعالة لتنفيذ وتحقيق نظامنا.

نظامنا مبني على ثلاث مراحل أساسية، المرحلة الأولى هي ما قبل المعالجة، والتي تهدف الى بتحديد مساحة الوجه في الصورة باستخدام مستطيل يحدد حواف الوجه، المرحلة التالية هي استخراج الخصائص حيث تحدد وتستخرج المعلومات من مناطق الوجه التي تهمنا، والمرحلة الثالثة هي التصنيف، حيث يتم تصنيف تعبير الوجه للصورة، اعتمادا على المعلومات المستخرجة من الخطوة السابقة.

في الأخير، حاولنا الحصول على أفضل النتائج من خلال اجراء العديد من الاختبارات باستخدام واصفات مختلفة: LBP،LPQ وBSIF، ونوع من المصنفات وهو: حساب مسافة الارتباط باستخدام قاعدة بيانات LFW.

الكلمات المفتاحية: النمط الثنائي المحلي (LBP)، تكميم الطور المحلي (LPQ)، ميزات الصورة الإحصائية الثنائية (BSIF).

List des abréviations

LBP	Local Binary Pattern
LPQ	Local Phase Quantization
ROC	Receiver Operating Characteristic
BSIF	Binarized Statistical Image Features
ICA	Independent Component Analysis
LDA	Linear Discriminate Analysis
PCA	Principal Component Analysis
SVM	Support Vector Machine
FAR	False Acceptance Rate
EER	Equal Error Rate
FRR	False Rejection Rate
TER	Total Error Rate
ADN	Deoxyribonucleic acid
IBG	International Biometric Group
CLUSIF	CLUb de la Sécurité des Systèmes d'Information Français
MSLPQ	Multi-scale Local Phase Quantization
RBF	Radial Basis Function
LFW	Labeled Faces in the Wild
RAM	Random-access memory

Liste des Figures

Liste des Tableaux

Table des Matiéres

CHAPITRE 01 : Notions et Systeme Biometrique

CHAPITRE 02 : Différente Techniques De Reconnaissance Faciale

CHAPITRE 03 : Simulation et Résultats

Introduction Générale

Introduction Générale

La reconnaissance de visage est un des problèmes les plus étudiés de l'apprentissage automatique. Il a été bien étudié au cours des 50 dernières années. Les premières tentatives d'exploration de la reconnaissance faciale ont été faites dans les années 60, mais c'est jusqu'à ce que Turk et Pentland aient mis en œuvre l'algorithme «Eigenfaces» pour que ce champ produise des résultats vraiment intéressants et utiles.

Récemment la reconnaissance de visage attire de plus en plus d'attention. La sécurité reste le domaine d'application principal. Dans ce domaine la reconnaissance de visage est responsable de l'identification et de l'authentification.

le visage étant la partie la plus expressive et communicative d'un être humain,parce qu'il peut lui montrer différentes expressions émotionnelles exprimant l'émotion intérieure de la personne. Les expressions faciales provoquen des changements physiologiques sur le visage, tels que le mouvement des sourcils, la position de la bouche ouverts ou fermés, ou encore la manière de regarder fixement les yeux. Selon Paul Ekman, il existe six expressions universelles : la colère, le dégoul, la joie, le peur, la surprise, la tristesse, convenues dans toutes les races et les cultures. Il a également été constaté que les personnes aveugles de naissance ont aussi les mêmes expressions bien qu'elles n'aient jamuis vues le visage des autres.

Nous avons choisi d'articuler notre étude autour de trois chapitre principaux.

Le premier chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit le principe de fonctionnement de systeme biométrique, puis définit les outils utilisés pour évaluer leur performence.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des différentes étapes du système de reconnaissance faciale et les caractéristiques de chaque étape : prétraitement, extraction des caractéristiques, et classification, où nous allons donner une explication théorique des méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques faciales : LBP, LPQ et BSIF, et les deux méthodes utilisćes pour classifier les expressions faciales.

Le troisième chapitre est dédié aux l'implémentation et conception de notre système, où nous présenterons la base de données utiliséc, aussi un ensemble des tests est réalisées, en fonction des paramètres de l'étape de prétraitement, et selon le descripteur et le classifieur utilisés. À la fin de ce chapitre, nous présentons les résultats obtenus et discutés.

Notre mémoire se termine par une conclusion générale.

CHAPITRE 01
Notions et Systeme Biometrique

1.1. Introduction

La protection des données est toujours une priorité pour toutes les entités économiques ou administratives surtout dans les domaines sensibles tels que la sécurité militaire et les recherches nucléaires, de peur qu'elles soient accessibles par des personnes malveillantes.

Deux méthodes classiques ont été utilisées par les entreprises pour prouver l'identité d'un utilisateur. La première se repose sur la vérification de l'identité à l'aide d'un mot de passe, tandis que la deuxième se base sur l'utilisation d'une carte à puce ou un badge. Cependant, ces méthodes d'authentification sont facilement falsifiables car il est facile de voler un badge ou d'oublier un mot de passe. La biométrie quant à elle, entre comme une alternative aux méthodes précédentes, elle offre un niveau de sécurité plus élevé en se basant sur des caractéristiques physiques, biologiques ou comportementales de l'individu qui peuvent le différencier des autres. Certains systèmes biométriques utilisent une seule caractéristique, d'autres combinent plusieurs afin de diminuer les taux d'erreurs.

Dans ce premier chapitre, nous allons présenter des notions générales sur la biométrie, le fonctionnement d'un système biométrique, domaine d'application, l'architecture et les types de systèmes biométriques.

1.2. Un peu d'histoire

La biométrie trouve ses origines dans des procédés de reconnaissance anthropométrique[1], le plus ancien étant l'analyse des empreintes digitales. L'empreinte du pouce servait déjà de signature lors d'échanges commerciaux à Babylone dans l'Antiquité et en Chine au 7ème siècle.

Dans une époque beaucoup plus proche, au 19ème siècle, Alphonse Bertillon, grand criminologiste français, invente une méthode scientifique appelée "anthropologie judiciaire" permettant l'identification de malfrats d'après leurs mesures physiologiques. De nos jours, la puissance de calcul grandissante des ordinateurs peut être mise à contribution pour reconnaître des individus, grâce à des appareils couplés à des programmes informatiques complexes. **[1]**

1.3. Définition

Le mot « biométrie » utilisé dans le domaine de sécurité est en réalité un anglicisme dérivant du terme biometrics qui correspond en fait au mot français anthropométrie.

Pris au sens large, la biométrie recouvre l'ensemble des procédés tendant à identifier un individu à partir de la « mesure » de l'une ou de plusieurs de ses caractéristiques physiques, physiologiques ou comportementales.

Le choix des caractéristiques physiques est important. Il faut qu'elles soient toutes à la fois :

- Discriminantes, pour différencier les personnes sans équivoque.
- Invariables, pour assurer leur permanence.
- Universelles, pour être appliquées à tout le monde.
- Faciles à exploiter et acceptables culturellement par les utilisateurs.
- Difficilement falsifiables. **[2]**

La biométrie est basée sur l'analyse des données liées à l'individu et peut être classée en trois grandes catégories **[3]** :

- L'analyse morphologique (empreintes digitales, forme de la main, traits du visage,...)
- Les traces biologiques (odeur, salive, ADN,...)
- L'analyse comportementale (dynamique du tracé de la signature, frappe sur un clavier d'ordinateur,...)

Sur ceux ont immergé différentes techniques et procédés biométriques parmi lesquels on cite :

L'ADN, la rétine, l'iris, l'empreinte digitale (et l'empreinte palmaire), la reconnaissance faciale, la géométrie du contour de la main, la voix et l'écriture manuscrite.

1.4. Pourquoi utiliser la biométrie ?

La biométrique est un domaine émergeant où la technologie améliore notre capacité à identifier une personne. La protection des consommateurs contre la fraude ou le vol est un des buts de la biométrie. L'avantage de l'identification biométrique est que chaque individu a ses propres caractéristiques physiques qui ne peuvent être changées, perdues ou volées. La méthode

d'identification biométrique peut aussi être utilisée en complément ou remplacement de mots de passe.

Plusieurs raisons peuvent motiver l'usage de la biométrie:

- Une haute sécurité - En l'associant à d'autres technologies comme le cryptage, la carte à puce...
- Confort - En remplaçant juste le mot de passe, exemple pour l'ouverture d'un système d'exploitation, la biométrie permet de respecter les règles de base de la sécurité (ne pas inscrire son mot de passe à coté du PC, ne pas désactiver

l'écran de veille pour éviter des saisies de mots de passe fréquentes). Et quand ces règles sont respectées, la biométrie évite aux administrateurs de réseaux d'avoir à répondre aux nombreux appels pour perte de mot de passe (que l'on donne parfois au téléphone, donc sans sécurité).

- Sécurité / Psychologie - Dans certains cas, particulièrement pour le commerce électronique, l'usager n'a pas confiance. Il est important pour les acteurs de ce marché de convaincre le consommateur de faire des transactions. Un moyen d'authentification connu comme les empreintes digitales pourrait faire changer le comportement des consommateurs. **[1]**

1.5. Le mode de fonctionnement d’un système biométrique

Les systèmes biométriques peuvent fournir trois modes de fonctionnement, à savoir, l’enrôlement, l’authentification (ou vérification) et l’identification . Dans ce qui suit, les figures illustreront l’exemple d’un système biométrique utilisant la reconnaissance de visage comme modalité **[4].**

1.5.1 Le mode enrôlement

C'est la première phase de tout système biométrique (voir figure 1.1), il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois et où une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et enregistrées dans une base de données. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données.

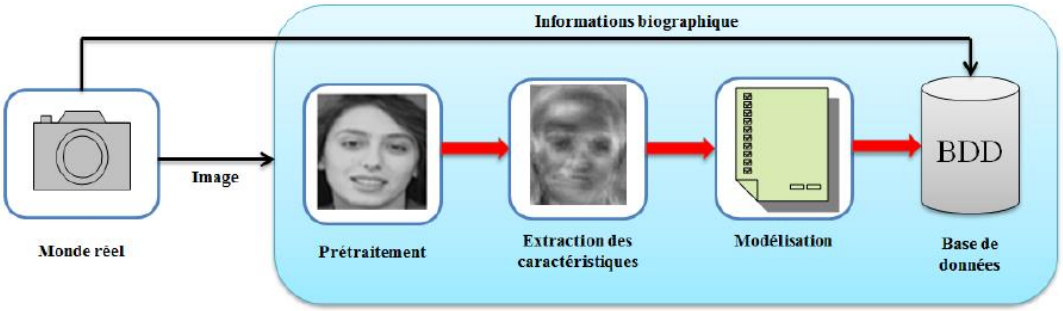


Figure 1.1. Enrôlement d'une personne dans un système biométrique. **[5]**

1.5.2 Authentification

Procédé permettant de vérifier l'identité d'une personne. Il comprend deux étapes :

- L'utilisateur fournit un identifiant « Id » au système de reconnaissance (Numéro …)
- L'utilisateur fournit ensuite un échantillon biométrique qui va être comparé à l'échantillon biométrique correspondant à l'utilisateur « Id » contenu dans la base de données biométriques du système. Si la comparaison correspond, l'utilisateur est authentifié.

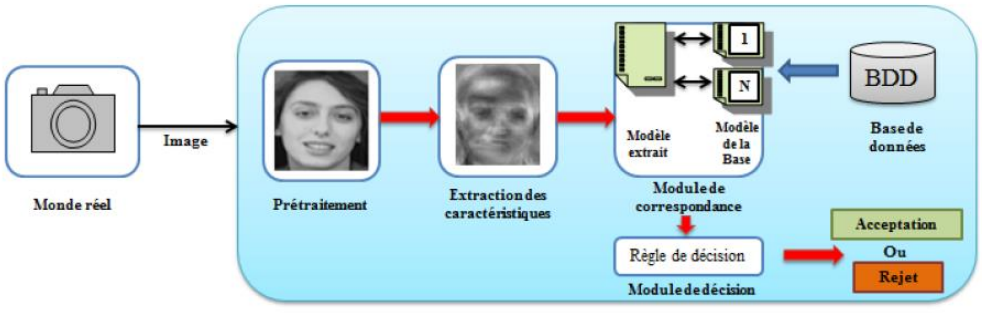


Figure 1.2. Authentification d'un individu dans un système biométrique. **[5]**

1.5.3 Identification

Procédé permettant de déterminer l'identité d'une personne, il ne comprend qu'une étape, l'utilisateur fournit un échantillon biométrique qui va être comparé à tous les échantillons biométriques contenus dans la base de données biométriques du système. Si l'échantillon correspond à celui d'une personne de la base, on renvoie son numéro d'utilisateur. **[8]**

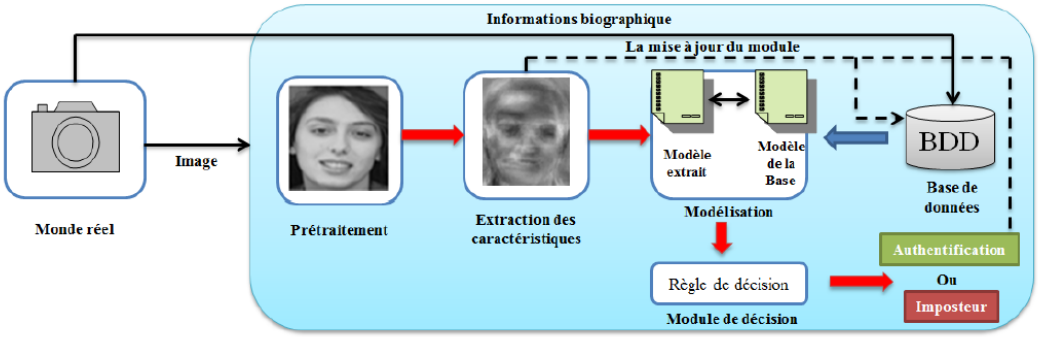


Figure 1.3. Identification d'un individu dans un système biométrique. **[5]**

1.6. Les principales techniques biométriques

Les systèmes biométriques sont généralement classés en trois grandes catégories : la biométrie morphologique ou physiologique, la biométrie comportementale et la biométrie biologique ou émergente **[6].**

La biométrie morphologique est basée sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance des empreintes digitales, la forme de la main, la forme du visage, la rétine et l'iris de l'oeil et les veines de la main **[7].**

La biométrie comportementale se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix, son mouvement de lèvre ou encore sa façon de taper sur un clavier **[7,8].**

L'ADN, la forme des oreilles, l'odeur du corps humain et l'analyse de la démarche sont également étudiés, mais ses caractéristiques sont considérées comme émergentes (stade purement expérimental) **[8].**

En théorie, on dit qu'un critère physiologique ou comportemental est exploitable en reconnaissance d'individus s'il satisfait aux conditions ci-après **[9]** :

· **Universalité :** toutes les personnes d'une population à identifier doivent la posséder ;
· **Unicité :** deux personnes ne doivent pas posséder exactement la même caractéristique
· **Permanence :** cela signifie qu'elle ne doit pas varier au cours du temps ;
· **Mesurabilité :** qui justifie de la possibilité de le quantifier.

En pratique, il existe d'autres conditions importantes :

· **Performance :** l'identification doit être précise et rapide ;
· **Acceptation :** elle doit être bien acceptée par les utilisateurs du système ;
· **Circonvention :** qui réfère à la facilité ou la difficulté de le pirater **[10].**

1.7. Domaines et applications

Les applications de biométrie peuvent être devisées en quatre groupes principaux :

1.7.1 Contrôle d'accès

Le contrôle d'accès peut être lui-même subdivisé en deux sous catégories : le contrôle d'accès physique et le contrôle d'accès virtuel. On parle de contrôle d'accès physique lorsqu'un utilisateur cherche à accéder à un lieu sécurisé. On parle de contrôle d'accès virtuel dans le cas où un utilisateur cherche à accéder à une ressource ou un service.

1.7.1.1 Contrôle d'accès physique

Longtemps, l'accès à des lieux sécurisés (bâtiments ou salles par exemple) s'est fait à l'aide de clefs ou badges. Les badges étaient munis d'une photo et un garde chargé de la vérification. Grâce à la biométrie, la même opération peut être effectuée automatiquement de nos jours.

L'une des utilisations les plus célèbres de la géométrie de la main pour le contrôle d'accès est le système INSPASS (Immigration and Naturalization Service Passenger Accelerated Service System) déployé dans plusieurs grands aéroports américains (New York, Washington, Los Angeles, San Francisco, etc.) cette application permet aux passagers répertoriés dans le système d'éviter les files d'attente pour le contrôle des passeports. Ceux-ci possèdent une carte

magnétique qui contient l'information sur la géométrie de leur main. Lorsqu'ils présentent leur main au système, celle-ci est comparée à l'information contenue dans la carte. **[11]**

1.7.1.2 Contrôle d'accès virtuel

Le contrôle d'accès virtuel permet par exemple l'accès aux réseaux d'ordinateurs ou l'accès sécurisé aux réseaux d'ordinateurs ou l'accès aux sites web. Le marché du contrôle d'accès virtuel est dominé par les systèmes basés sur une connaissance, typiquement un mot de passe. Avec la chute des prix des systèmes d'acquisitions, les applications biométriques devraient connaître une popularité croissante.

Un exemple d'application est l'intégration par Apple dans son système d'exploitation MAC OS 9 d'un module de reconnaissance du locuteur de manière à protéger les fichiers d'un utilisateur, tout particulièrement lorsque l'ordinateur est utilisé par plusieurs individus ce qui est de plus en plus souvent le cas. **[12]**

1.7.2 Authentification des transactions

L'authentification des transactions représente un marché gigantesque puisqu'il englobe aussi bien le retrait d'argent au guichet des banques, les paiements par cartes bancaires, les transferts de fond, les paiements effectués à distance par téléphone ou sur Internet, etc.

Mastercard estime ainsi que les utilisations frauduleuses de cartes de crédit pourraient être réduites de 80% en utilisant des cartes à puce qui incorporeraient la connaissance des empreintes digitales. Les 20% restant seraient principalement dus aux paiements à distance pour les quelles il existerait toujours un risque. Pour les transactions à distance, des solutions sont déjà déployées en particulier pour les transactions par téléphone. Ainsi, la technologie de reconnaissance du locuteur de Nuance (Nuance Verifier^{TM}) est utilisée par les clients du Home Shopping Network, une entreprise de téléshopping. **[13]**

1.7.3 Répression

Une des applications les plus immédiates de la biométrie à la répression est la criminologie. La reconnaissance des empreintes digitales en est l'exemple le plus connu. Elle fut acceptée dès le début du xx^{e} siècle comme moyen d'identifier formellement un individu et son utilisation s'est rapidement répandue.

Il existe aussi des applications dans le domaine judiciaire. T-Netix propose ainsi des solutions pour le suivi des individus en liberté surveillée en combinant technologie de l'Internet et de reconnaissance de locuteur. **[14]**

La figure suivante présentes quelques domaines d'application de la biométrie dans la vie quotidienne.

Figure 1.4 Les applications de la biométrie dans notre vie **[15].**

1.8. Comparaison des technologies biométriques

Chaque technologie et procédé biométrique possède des avantages mais aussi des inconvénients, acceptables ou inacceptables suivant les applications. Ces technologies n'offrent pas les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi ou encore pas la même précision.

Cette section contiendra une petite étude comparative entre les différents systèmes biométriques en matière de cout et de précision (Figure 1.5), ainsi qu'un aperçu sur leurs utilisations dans le marché mondial (Figure 1.6).

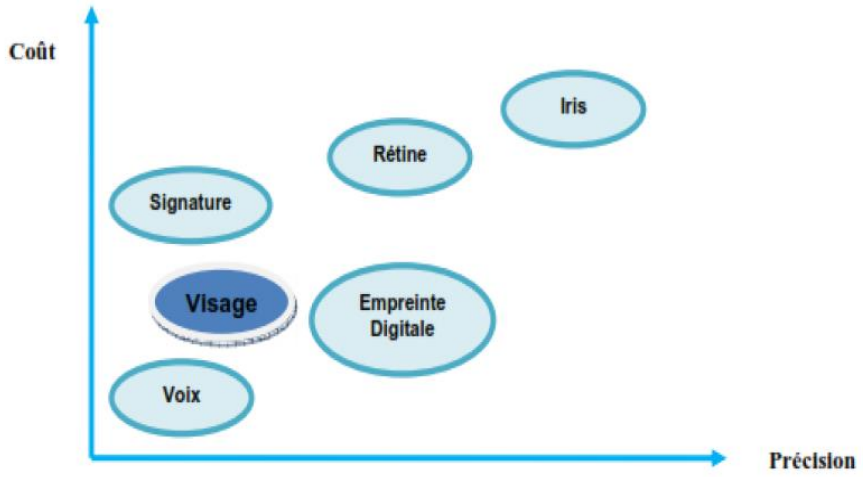


Figure 1.5. Comparaison des techniques biométriques. **[5]**

Malgré l'existence de plusieurs modalités biométriques, il n'y a pas de système biométrique parfait. D'une part, le Groupe International de la Biométrie IBG (*I*nternational *B*iometric *G*roup) [2] a procédé à une comparaison des différentes technologies biométriques appelée Analyse Zéphyr. Les résultats de cette comparaison sont illustrés sur la figure 1.8. Cette comparaison est basée sur quatre (04) critères principaux **[16]** :

- ***Effort*** : effort fourni par l'utilisateur lors de l'authentification.
- ***Intrusion*** : information sur l'acceptation du système par les usagers.
- ***Coût*** : coût de la technologie (lecteurs, capteurs, etc.).
- ***Précision*** : efficacité de la méthode (liée au taux d'erreur).

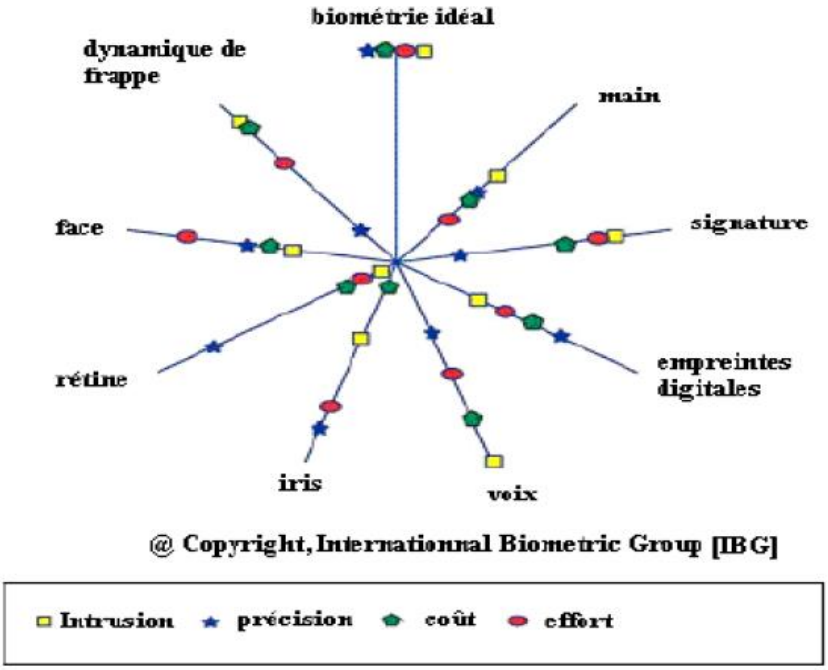


Figure 1.6. Comparaison des différentes méthodes biométriques. **[5]**

D'autre part, le CLUSIF (*CLU*b de la *S*écurité des *S*ystèmes d'*I*nformation *F*rançais) [3] a également proposé une autre comparaison des différentes modalités biométriques basée sur les avantages et les inconvénients de chacune.

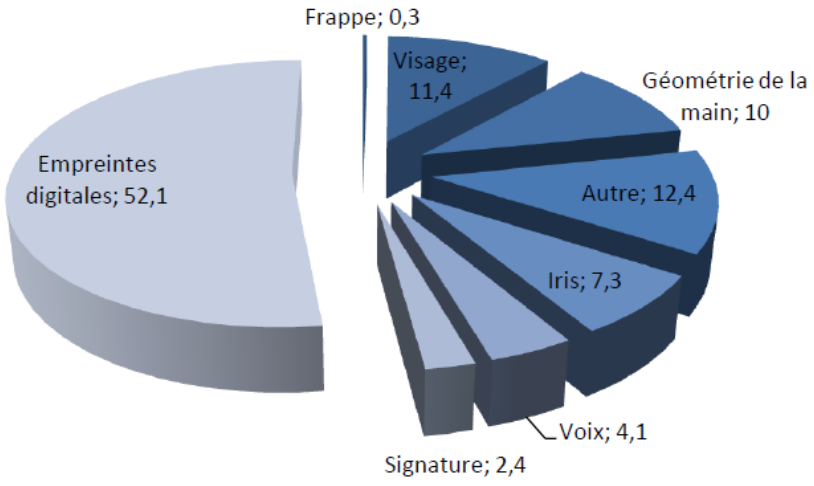


Figure 1.7. Utilisation des systèmes biométriques dans le marché mondial. **[5]**

La figure 1.7 montre que les systèmes biométriques basés sur l'empreinte digitale sont les plus répandus dans le monde, et cela grâce à leur fiabilité surtout en matière de précision. Le tableau suivant montre le résultat global de cette comparaison.

Technique	*Avantages*	*Inconvénients*
Empreintes digitales	*Coût* *Ergonomie moyenne* *Facilité de mise en place* *Taille du capteur*	*Qualité optimale des appareils de mesure (fiabilité)* *Acceptabilité moyenne* *Possibilité d'attaque*
Forme de la main	*Très bonne ergonomie* *Bonne acceptabilité*	*Système encombrant et coûteux* *Perturbation possible par des blessures et l'authentification des membres d'une même famille*
Visage	*Coût* *Peu encombrant* *Bonne acceptabilité*	*Jumeaux* *Psychologie, Déguisement Vulnérable aux attaques*
Rétine	*Fiabilité, Pérennité*	*Coût* *Acceptabilité faible* *Installation difficile*
Iris	*Fiabilité*	*Acceptabilité très faible* *Contrainte d'éclairage*

Table 1.1 Tableau comparative des différentes techniques biométriques **[17]**.

Mais la mise en oeuvre d'un tel type de systèmes nécessite un cout élevé (Figure 1.6) ce qui rend leur propagation limitée. Pour remédier à ça, la solution était d'améliorer les performances des systèmes biométriques basés sur le visage qui font l'objet de notre travail et qui ont un coût relativement faible, et essayer de rapprocher au maximum celles des systèmes basés sur les empreintes.

1.9. Evaluation de la performance d'un système biométrique

L'évaluation des systèmes biométriques est un enjeu majeur en biométrie pour plusieurs raisons. Premièrement, elle donne accès aux chercheurs pour mieux tester et évaluer leurs systèmes avec ceux qui existent dans la littérature. En conséquence, elle permet de prendre en considération le comportement des utilisateurs durant le processus d'évaluation. De plus, elle permet d'identifier, pour chaque système, les applications industrielles en se basant sur ces performances.

Dans la littérature, Il existe plusieurs métriques et plusieurs types de courbes **[18-19]** pour définir les performances d'un système biométrique, voici quelques-uns les plus utilisées :

- **Taux de fausses acceptations (*false acceptance rate*, FAR)**: ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues, mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{Nombre\ de\ fausse\ acceptation}{Nombre\ total\ d'accés\ client}$$

- **Taux de faux rejets (*false rejection rate*, FRR)** : ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues, mais qui sont rejetées par le système.

$$FRR = \frac{Nombre\ de\ faux\ rejets}{Nombre\ total\ d'accés\ client}$$

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

La figure suivante illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs.

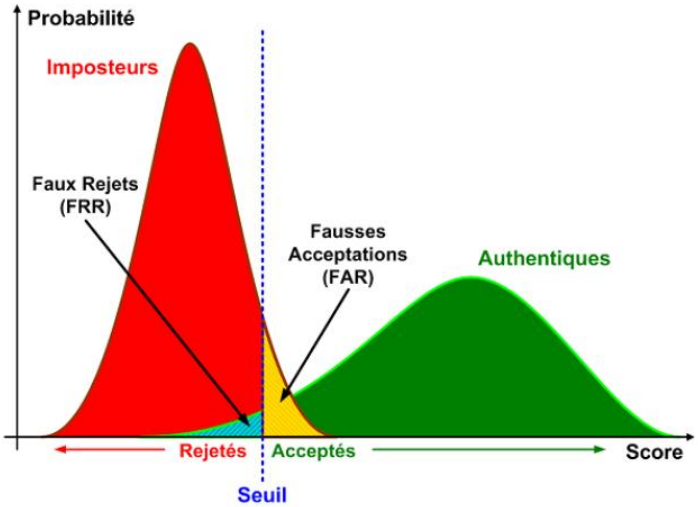


Figure 1.8 Illustration du FRR et du FAR.**[20]**

1.10. Conclusion

La biométrie offre beaucoup plus d'avantages que les méthodes existantes d'authentification personnelle, elle fourni plus de sûreté et de convenance. Il existe plusieurs techniques biométriques utilisées tel que: l'iris, la rétine, et l'empreinte digitale, mais ces techniques présentent l'inconvénient d'être intrusives (au sens où elles nécessitent la coopération de l'utilisateur) ce qui réduit le champ des applications. De plus, leur déploiement repose sur l'utilisation d'un matériel dédié. A l'inverse, la technique de reconnaissance de visages est non-intrusive (on peut vérifier l'identité de quelqu'un sans même qu'il s'en rende compte), et un matériel de prise de vue courant (comme par exemple un appareil photographique numérique ou une webcam) suffit pour l'acquisition des données.

CHAPITRE 02

Différente Techniques de Reconnaissance Faciale

2.1. Introduction

Plusieurs méthodes d'identification de visages ont été proposées durant les vingt dernières années. L'identification de visage est un axe de recherche ouvert attirant des chercheurs venants de disciplines différentes : psychologie, reconnaissance de formes, réseaux neuraux, vision artificielle et infographie.

Avant de détailler les différentes techniques liées à la reconnaissance de visage , nous allons d'abord présenter un aperçu des études faites par les chercheurs en cognition et en reconnaissance faciale du visage. En effet, la connaissance des résultats de ces études est importante, car elle permet le développement de nouvelles approches. Le but ultime de la reconnaissance faciale est de rivaliser, voir même dépasser, les capacités humaines de reconnaissance.

L'avantage de la redondance statistique est qu'elle permet une extraction d'une structure simple des caractéristiques importantes et pertinentes de l'image du visage. Cette structure permettrait de représenter le visage tout en gardant l'information la plus importante et, par conséquent, de réduire la dimensionnalité de l'espace visage. Tout l'intérêt des approches globales est la construction de cette base de projection qui permettra de comparer, de reconnaître ou d'analyser l'information essentielle des visages **[21].**

Dans ce chapitre, nous présentons l'essentiel de l'état de l'art des differente techniques de reconnaissance faciale et la classification des visages.

2.2. Motivation

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages est devenue un enjeu primordial, ceci est dû à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer :

• La disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles.
• Passivité du système : un système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système.

En plus, cette technique est très efficace pour les situations non standards, c'est les cas où on ne peut avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels. Certes que la reconnaissance des visages n'est pas la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on utilise des approches plus efficaces en plus du bon choix des caractéristiques d'identification représentant le visage en question.

Le grand intérêt accordé à la reconnaissance des visages est du à l'importance et à l'utilité du visage par rapport aux autres parties du corps humain. En effet à partir de l'image du visage d'une personne on peut deviner son identité, sa race, son sexe, etc. Cet intérêt s'explique aussi par la multitude et la variété des domaines d'applications possibles, parmi lesquelles on trouve :

- Les systèmes de contrôle d'accès automatique : Une caméra placée à l'entrée d'un site envoie les images des individus, désirant accéder à ce site, à un ordinateur qui effectue une reconnaissance des visages pour décider s'il faut accorder l'accès ou non.
- Les systèmes de télésurveillance et d'identification criminelle: Pour les enquêteurs la vérification des identités des suspects peut être assistée par ordinateur (c'est le cas du système WHQ_IS) ou entièrement automatisée.
- Les interfaces homme-machine: On peut rendre la communication entre l'homme et la machine plus attractive, plus naturelle et plus confortable. Par exemple, s'il est possible d'estimer la direction de la tête, on peut diriger une caméra vers l'objet que l'individu regarde et acquérir des informations concernant cet objet. La téléconférence.
- Les langages des signes**. [22]**

2.3. Système de reconnaissance de visages

Dans un système de reconnaissance de visages, une image suit -depuis son entrée- un processus bien précis pour arriver à déterminer l'identité du porteur de visage. Ce processus comporte plusieurs étapes qui peuvent être illustrées par le schéma suivant :

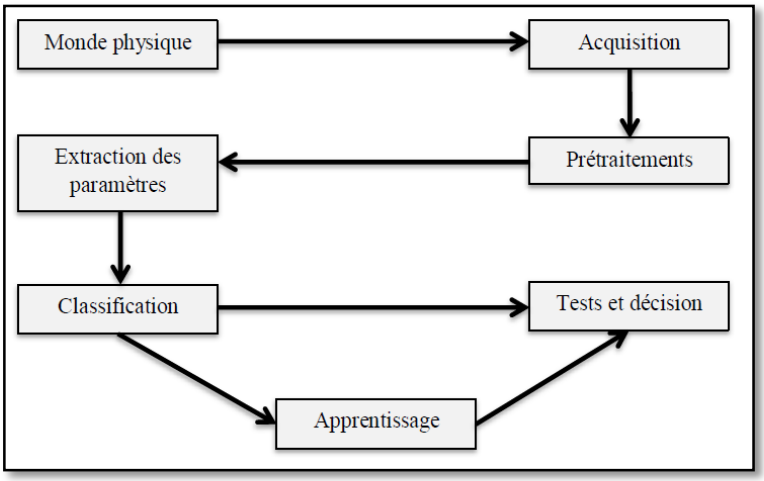


Figure 2.1 Processus d'un système de reconnaissance de visage.

Donc pour être identifié, l'image d'une personne dans un système de reconnaissance de visages suit le processus suivant :

2.3.1 Le monde physique : (L'extérieur)

C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de trois paramètres essentiels: L'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents, et par conséquence une fausse identification.

2.3.2 L'Acquisition de l'image

Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra. Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système. **[5]**

2.3.3 Les prétraitements

Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Elle est

indispensable car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du background et de la lumière qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, l'égalisation et le filtre médian. **[5]**

Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe.

2.3.4 L'extraction de paramètres

Aprés avoir localisé un visage dans une image, la prochaine étape est léxtraction des caractéristiques qui est l'étape la plus importante du sustéme de reconnaissance d'expression faciale.

Au cours de cette étape, la propriété quantifiable du trait biométrique de base est créée, appelée modèle, ce qui est utile pour identifier l'individu. Par exemple, dans un système biométrique à empreintes digitales, la position et l'orientation des points de minutie dans une image d'empreinte digitale constituent l'élément clé qui doit être différent de celui d'une autre personne. Une technique d'extraction efficace des caractéristiques est une étape qui améliore la précision de la reconnaissance des veines des doigts. **[23]**

Il existe plusieurs techniques d'extraction des données du visage, nous avons adopté sur 3 méthodes: LBP, LPQ et BSIF, comme le montre ce qui suit:

2.3.4.1 Méthode binaire locale (LBP)

L'opérateur LBP a été initialement proposé par T. Ojala et al **[24]** en 2002 afin d'exprimer la texture des patchs de l'image. Il a été largement appliqué avec divers algorithmes de systèmes de reconnaissance de visage comme une méthode d'extraction de caractéristiques locales **[25].** L'opérateur LBP de base attribue à chaque pixel un motif binaire. Le LBP d'une image de pixel est produit par le seuillage du voisinage 3 * 3 avec le pixel central (si la valeur du pixel central était supérieure à la valeur du son pixel voisin ou non) et le transfert comme un code binaire qui est converti en un nombre décimal. Après cela, cet opérateur a été étendu pour utiliser de différents rayons de voisinages R et différents points d'échantillonnage P **[26]** ce qui permet d'extraire les caractéristiques dans différentes échelles.

Les valeurs d'échelle de gris de 3 × 3 pixels et le code LBP est calculé en utilisant la formule suivante:

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^{7} S(x)(i_n - i_c)2^n \qquad (2.1)$$

$S(x)$ est la fonction de seuillage, donnée par :

$$S(x) = \begin{cases} 1 \; if \; (x \geq 0) \\ 0 \; if \; (x < 0) \end{cases}$$

Ici $x_c \; et \; y_c$ montrent la position du pixel central, $i_n \; et \; i_c$ sont des valeurs d'échelle de gris des pixels environnants et du pixel central respectivement. **[27]**

Le LBP étendu sélectionne les pixels voisins comme un ensemble de points d'échantillonnage répartit uniformément le long d'un cercle avec comme centre le point i_c (pixel central) et un rayon R comme représenté dans la figure 2.2.

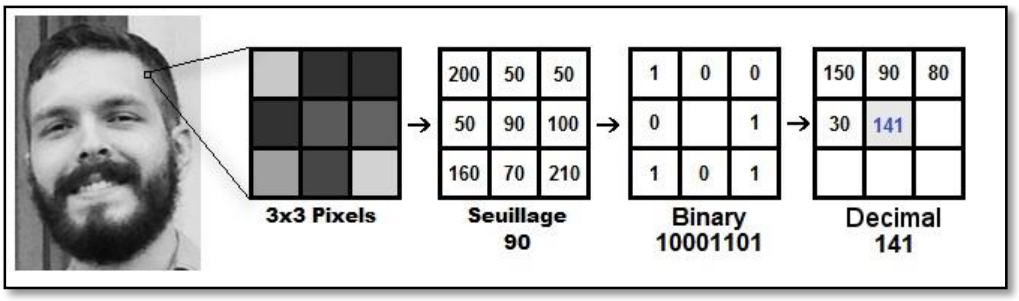


Figure 2.2 Une illustration de LBP basique **[28].**

Dans la littérature la notion LBP est généralement utilisée pour désigner l'opérateur LBP basique, tandis que la notion LBP P.R est utilisée pour représenter l'étendue LBP où, l'indice P représente le nombre des points d'échantillonnage et l'indice R représente le rayon du cercle.

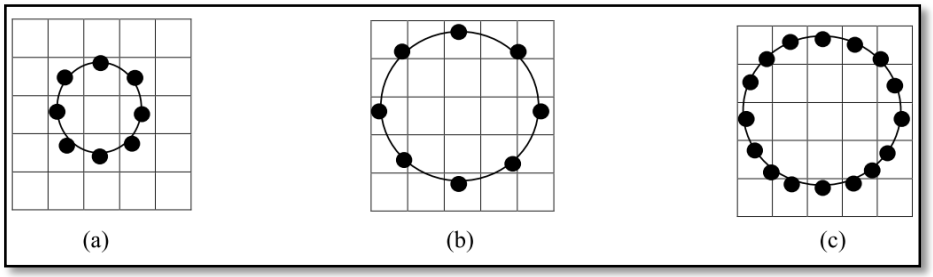


Figure 2.3 Exemples de d'operateur **LBP P.R** : (a) **LBP 8.1** , (b) **LBP 8.2** , (c) **LBP 16.2**

Afin de représenter les caractéristiques de l'empreinte par la méthode LBP et dans un premier temps on considère un voisinage carré, la valeur de niveau de gris du pixel central sert de seuil aux 8 pixels voisins. Après balayage des tous les pixels de l'image, un histogramme de l'image produite est calculé, cet histogramme représente le vecteur des caractéristiques de l'image. Il est à noter, qu'il existe plusieurs variantes de cette méthode. La méthode utilisée dans notre travail est la variante de base (le cas le plus simple) la figure 2.4.

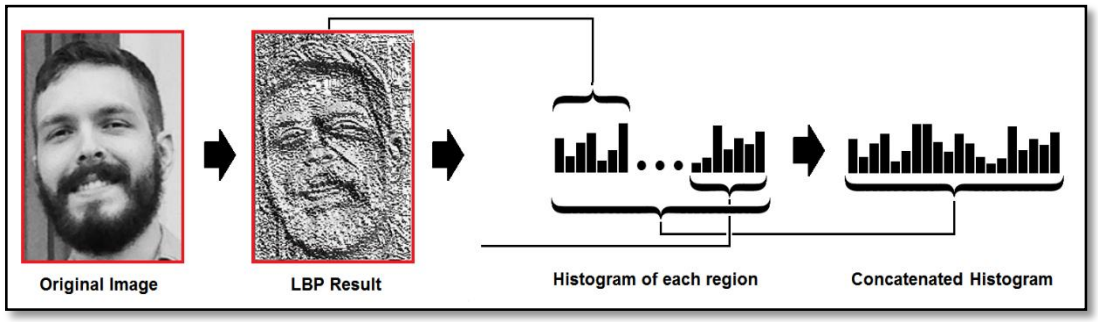


Figure 2.4 Histogramme global pour la représentation d'une modalité biométrique (visage) à base de LBP **[28].**

2.3.4.2 Quantification de la phase locale (LPQ)

La quantification de la phase locale ou le descripteur LPQ a été désigné pour la première fois par *Ojansivu et Heikkilä* **[29]** pour l'utiliser dans la classification de textures pour les images floues. Il permet d'améliorer la classification de textures pour être robuste aux artéfacts générés par le flou présent dans une image **[30].** Le descripteur LPQ est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou. Il est insensible au flou central symétrique, tel que celui causé par le mouvement linéaire et hors du foyer du capteur **[29].** Inspiré par cette idée, nous proposons le descripteur LPQ comme une méthode efficace pour résoudre le problème des variations d'expressions dans le système de vérification du visage 2D basé sur les images de profondeur.

LPQ extrait l'information par l'utilisation de la transformée en Fourier discrète de chaque pixel x, illustré dans l'équation (2.2).

$$F_u(\mathrm{X})=\sum_{m\in Nx} h(m-x)\, f(m) e^{-2j\pi uTy} = E_u^T f_x \qquad (2.2)$$

Où, E_u de taille $= 1 \times M^2$, est un vecteur avec la fréquence u, et f_x, taille $= M^2 \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x. La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire.

La méthode LPQ peut être résumée en quatre étapes distinctes. Dans un premier temps, l'opérateur (LPQ) est appliqué sur l'image d'entrée pour obtenir l'image labélisée. Ensuite, l'image obtenue est divisée en petites régions. Pour chacune d'entre elles, un histogramme des étiquettes est construit afin d'obtenir des vecteurs des caractéristiques. La représentation globale (vecteur des caractéristiques global qui représente l'image entière) est obtenue par combinaison de tous les vecteurs.

La figure 2.5 présente l'organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur LPQ pour une image faciale.

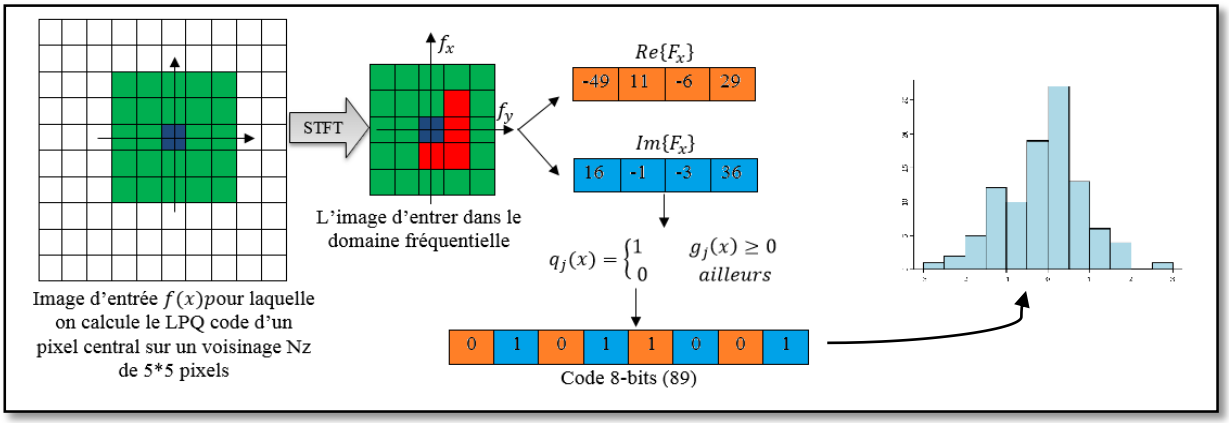


Figure 2.5 Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires du descripteur LPQ **[31].**

2.3.4.3 Le descripteur BSIF

Contrairement à la LBP et la LPQ qui peuvent être utilisées pour calculer les statistiques d'étiquettes dans les voisinages des pixels locaux, le descripteur local appelé BSIF (Binarized Statistical Image Features), qui a été récemment proposé par Kannlaand Rahtu, utilise un ensemble prédéfini manuellement des filtres linéaires et binarisation des réponses du filtre **[32].**

Le principe de descripteur BSIF est de calculer un code binaire pour chaque pixel en utilisant un ensemble de filtres linéaires. Cet ensemble de filtres est appris automatiquement

à partir d'un ensemble d'apprentissage de 13 images naturelles donné par A. Hyvärinen et al dans **[33]** (voir figure 2.6) en appliquant l'algorithme ICA (Independent Component Analysis) en maximisant l'indépendance statistique des réponses du filtre. Considérant un patch X de taille l × l pixels et un filtre linéaire W_i de même taille, la réponse du filtre est donnée par

$$h_i = \sum_{u,v} W_i(u,v)\, X(u,v) = w_i^T x \qquad (2.3)$$

où $\boldsymbol{w_i^T}$ et $\boldsymbol{x}$ vecteurs contiennent les pixels de W_i et X respectivement. Chaque bit dans le code BSIF final est associé à un filtre différent et la longueur de la chaîne de bits (n) détermine le nombre de filtres utilisés. La longueur de la chaîne de bits n avec la taille du filtre l sont des paramètres variables pour évaluer le descripteur BSIF.

Une chaîne de code binaire b est obtenue en binarisant chaque réponse h_i avec un seuil à zéro comme suit:

$$b_i = \begin{cases} 1 & if \quad h_i > 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \qquad (2.4)$$

Figure 2.6: Les 13 images naturelles utilisées pour l'apprentissage des filtres dans le descripteur BSIF **[8].**

La figure 2.7 illustre la représentation BSIF d'une image de profondeur avec différentes taille du filtre l.

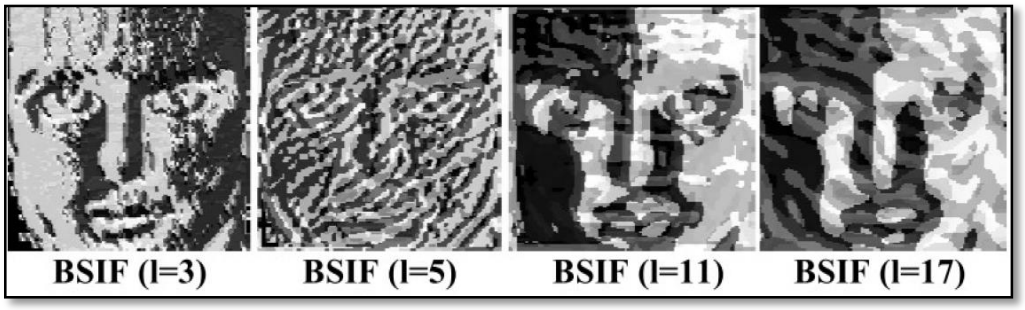


Figure 2.7: Représentation d'image du visage avec le descripteur BSIF sous différentes tailles du filtre l **[34].**

Afin de conserver la structure de visage spatiale, l'image de visage est subdivisée en P régions de visage sans chevauchement. Les histogrammes des descripteurs des P régions sont concaténés pour former le vecteur de caractéristiques de visage. Pour enrichir encore la description du visage, nous utilisons la multi-échelle LPQ (MSLPQ) et multi-échelle BSIF (MBSIF). La représentation multi-échelle pour les deux descripteurs LPQ et BSIF peut être obtenue en faisant varier la taille de la fenêtre m et la taille du filtre l, respectivement **[34].**

2.3.5 Algorithme de réduction

2.3.5.1 Analyse en Composantes Principales (PCA)

Une Analyse en Composantes Principales (ACP) permet de définir, à partir d'un jeu de données d'apprentissage, un sous espace permettant de simultanément conserver l'information discriminante et supprimer les informations secondaires (non informatives).

Cette méthode consiste à trouver une nouvelle base de l'espace des données dont tous les vecteurs sont orthogonaux entre eux. Le premier de ces vecteurs correspond à la direction de variance maximale des données d'apprentissage. Les autres composantes sont déterminées par la contrainte d'orthogonalité entre les vecteurs tout en respectant une direction de variance maximum. Dans l'approche PCA la normalisation d'éclairage est touj ours indispensable.

La PCA est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de la PCA sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite **[35].** PCA consiste à trouver les vecteurs

propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage par la procédure qui suit :

Etape1 : Sélectionnez Data Matrix, X^T moyenne nulle.

Etape2 : Calculer la moyenne.

$$\psi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} X_i \qquad 2.5$$

Etape3 : Soustraire la moyenne de la distribution à partir de l'ensemble de données.

$$X_i = X^T - \psi \qquad 2.6$$

Etape4 : Calculer la matrice de covariance XX^T.

$$C = \sum_{i=1}^{N} X_i X_i^T \qquad 2.7$$

Etape5 : Calculer les valeurs propres et les vecteurs propres V de la matrice de covariance. Où $i = 1 \dots N$

Etape6 : Commander les vecteurs propres V_i $(i = 1 \dots N)$ par leurs valeurs propres correspondantes λ_i , par ordre décroissant.

Etape7 : Ne conserver que les vecteurs propres avec les valeurs propres les plus importantes (les composants principaux), $k(k \ll N)X^k = V^k.X$

Etape8 : Résoudre pour PCA. $\lambda V_{x^T} = C_x V_{x^T}$

PCA est la plus simple de la véritable analyse multi variée à base de vecteurs propres. Souvent, son fonctionnement peut être considéré comme révélant la structure interne des données de manière à mieux expliquer la variance dans les données.

2.3.5.2 Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

L'analyse discriminante linéaire (LDA) en anglais est «Linear Discriminate Analysis» est une technique populaire, utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent mieux les classes d'objets. Les combinaisons résultantes peuvent

être utilisées comme classificateur linéaire, ou pour la réduction des caractéristiques avant la classification. **[36].**

La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. L'axe principal de la LDA est l'axe de projection qui maximise la séparation entre les deux classes. Il est clair que cette projection est optimale pour la séparation des deux classes par rapport à la projection sur l'axe principal calculé par l'ACP.

Méthode :

1. Soit des classes C qui doivent être classées dans l'espace original.
2. Calculer la moyenne de chaque ensemble de données et la moyenne de l'ensemble des données.

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum C \qquad 2.8$$

3. Soit N_i le nombre d'échantillons en classe i, $i = 1,2,3 \dots C$
4. N est le nombre total d'échantillons.
5. Calculer la matrice de dispersion dans la classe.

$$S_w = \sum_{i=1}^{C} \sum_{j=1}^{N_i} (x_i - \mu_i)\,(x_i - \mu_i)^T \qquad 2.9$$

6. La dispersion des classes est la covariance attendue de chacune des classes.

$$S_w = \sum_{i=1}^{C} \sum_{j=1}^{N_i} (x_i - \mu_i)\,(x_i - \mu_i)^T \qquad 2.10$$

Où est

$$\mu = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^{c} \mu_i \qquad 2.11$$

7. Par conséquent, $J(W)$ est une mesure de la différence entre les moyens de classe (encodés dans la matrice de dispersion entre classes) normalisés par une mesure de la matrice de dispersion de classe interne.

$$J(W) = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \qquad 2.12$$

8. Résolution de problème Les valeurs propres généralisées.

$$\lambda W = S_W^{-1} S_B W \qquad 2.13$$

9. Calculez la projection optimale W_{opt} dont les colonnes sont des vecteurs propres correspondant aux plus grandes valeurs propres qui sont toutes linéairement indépendantes et sont invariantes sous la transformation.

$$W_{opt} = argmax_W(\frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}) \quad 2.14$$

2.3.6 La classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités, il existe plusieurs méthodes de classification :

2.3.6.1 Machine à Vecteurs de support (SVM)

Le SVM est une nouvelle technique d'apprentissage statistique utilisée pour l'analyse des données et la reconnaissance des formes, proposé par Cortes et Vapnik **[37].** L'algorithme SVM a été développé au cours des années 1990 à des fins industrielles **[38, 39].** Il peut traiter nombreux problèmes tels que la classification, la régression et la fusion. Au début et dans sa forme de base, le SVM est utilisé comme une méthode de classification binaire basé sur un problème à deux classes. Le SVM binaire cherche à trouver l'hyperplan de séparation optimale entre les deux classes en maximisant la marge entre l'hyperplan et les deux classes qui sont étiquetées avec -1 et 1.

Supposons que A est un ensemble de données, xi (i = 1,2, … , K) sont les vecteurs caractéristiques d'apprentissage en k -dimension et yi sont les étiquettes (labels) :

$$A = \{(xi\ ,\ yi\ )|xi \in R\ k\ ,\ yi \in \{-1,\ +1\} \quad (3.8)$$

Pour le SVM linéaire, l'hyperplan de séparation optimale peut être exprimé par la fonction suivante :

$$f(x)\ = (w\ \cdot\ x) + b \quad (3.9)$$

Pour le SVM non linéaire, la fonction de décision est une fonction non linéaire. Les données d'entrée sont reconstruites dans un espace de dimension élevée basé sur une fonction de noyau (kernel) afin d'augmenter la précision de la classification. La précision du classificateur SVM dépend de la fonction kernel utilisée par celui-ci **[40].** La fonction kernel la

plus populaire et est la fonction Gaussienne ou la fonction à base radiale (Radial Basis Function, RBF). Cette dernière surpasse les noyaux linéaires ainsi que les noyaux polynomiaux dans les applications des systèmes de reconnaissance de visage **[41, 42, 43].** Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données. Le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables **[44]** (voir la figure 2.8).

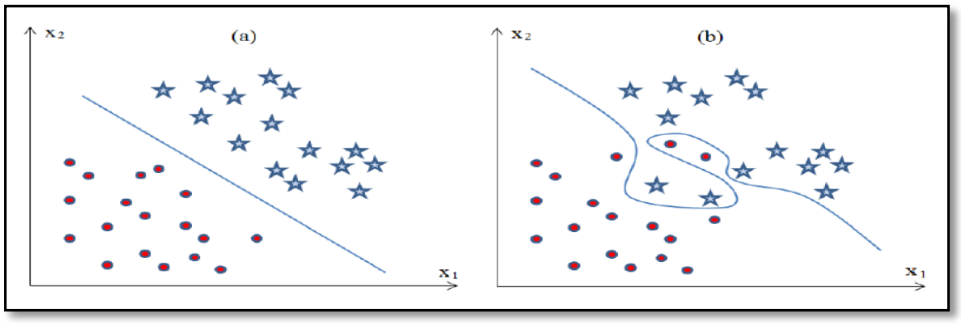


Figure 2.8 Classification SVM ;

(a) SVM linéaire séparation par une ligne droite,

(b) SVM non linéaire séparation par une courbe **[44]**

Le SVM est généralisé pour résoudre le problème multi-classes. Les algorithmes SVM multi-classes peuvent être divisés en deux catégories : One-Versus-All et One-Versus-One **[43, 45].** Lorsque le nombre de classes les personnes dans notre système de reconnaissance est assez grand, nous utilisons la stratégie One-Versus-All basé sur le noyau RBF pour effectuer la vérification des images faciales entre les imposteurs et les clients. One-Versus-All est une méthode simple dans laquelle nous utilisons M classificateurs, un pour chaque classe. Les M classificateurs sont combinés pour prendre la décision finale.

2.3.6.2 Arbre de décision (ADD)

L'arbre de décision (ADD) est un outil utilisé dans différents domaines : sécurité, fouille de données, médecine, etc. Sa popularité est due à sa lisibilité, sa rapidité d'exécution, le peu d'hypothèses nécessaires qu'il propose, et son interopérabilité que souhaiterait avoir tous les médecins a priori, expliquent sa popularité actuelle. L'apprentissage par ADD se situe dans le cadre de l'apprentissage supervisé, où la classe de chaque objet dans la base est donnée. **[46]**

2.3.7 La décision

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (equal error rate).

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le processus d'un systéme de reconnaissance d'expressions faciales. Nous avons consacré notre étude à trois méthodes différentes LBP, LPQ et BSIF, et nous avons expliqué le principe de chacun et ses extensions récents. Nous avons également parlé sur des techniques de classification de l'expression faciale telle que SVM et Arbre de décision (ADD).

Chapitre 03

Simulation et Résultats.

3.1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons expliquer avec détails le fonctionnement et le processus de notre programme d'identification des individus d'une manière générale et abrégé, plusieurs programmes et méthodes sont mises en œuvre pour pouvoir faire l'opération de la reconnaissance, en utilisant la simulation sur Matlab ou un autre logiciel on visualise les résultats à vouloir obtenir.

L'extraction de caractéristiques discriminantes est une étape fondamentale du processus de reconnaissance de visage. Les caractéristiques sont obtenues par une quantification de l'image et permettent de représenter l'image par un nombre minimal des paramètres. Il existe plusieurs méthodes pour l'extraction des caractéristiques trouvées dans la littérature. en utilisant les méthodes LBP (Motifs binaires locaux), LPQ (Quantification de la phase locale) est BSIF (Binarized Statisitcal Image Features).

Nous allons tester et comparer ces descripteurs sur les images de la base de données LFW, pour mettre en évidence ses performances et ses précisions dans la reconnaisance des expressions faciales des individus. Ces descripteurs sont comparés selon des conditions de traitement prédéfini, et également aussi en fonction du type de classifieur utilisé.

À la fin de ce chapitre, nous discuterons tous les résultats obtenus, et essayer de tirer quelques conclusions et faire des suggestions concernant le développement et l'amélioration des performances de ce systéme.

3.2. Système de vérification biométrique

En mode de vérification ou authentification, l'utilisateur propose une identité au système et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle proposée à partir d'une comparaison "1 à 1". Dans un tel mode, le système doit alors répondre par accepter ou refuser à la question suivante: «Suis-je bien la personne que je prétends être? ». **[47]**

Système de vérification biométrique est illustre dans le schéma suivant :

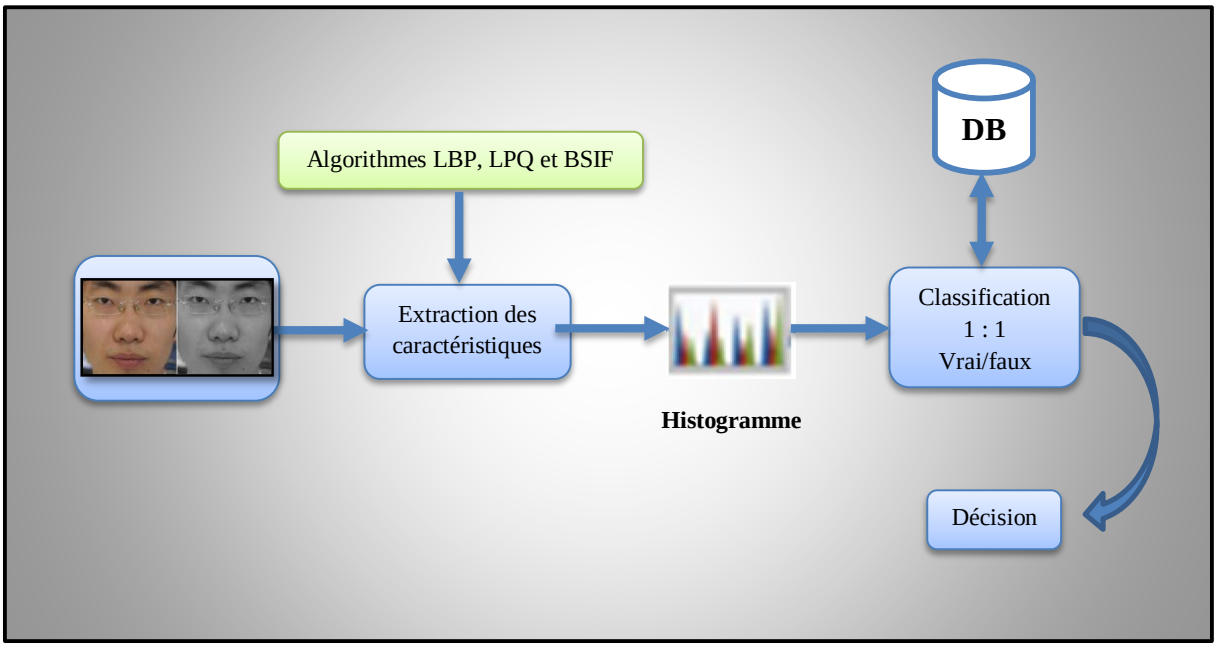


Figure 3.1 : Architecture globale du système biométrique de vérification.

3.3. La description de la base de données

3.3.1 Base de données LFW (Labeled Faces in the Wild)

LFW **[48]** est une grande base de données de visage collectée à partir du web. Elle est particulièrement conçue pour étudier le problème de reconnaissance des visages dans des environnements non contrôlés, couvrant les variations du monde réel en termes de pose, d'illumination, d'expressions, de résolution, de flou, d'occlusion, etc. Cette base de données comprend 13,233 images de 5,749 personnes différentes. La base de données est divisée en deux vues: la vue 1 utilisée pour la sélection du modèle et la vue 2 utilisée pour l'évaluation des performances. LFW définit trois protocoles d'évaluation: restreint, non restreint et non supervisé. Dans nos expériences, nous évaluons l'approche proposée sur la vue 2 en utilisant des images de visage alignées selon le protocole avec restriction, où aucune donnée d'apprentissage extérieure ne peut être impliquée. La base de données est divisée en 10 sous-ensembles disjoints pour la validation croisée, 9 sous-ensembles étant utilisés pour l'apprentissage et le sous-ensemble restant pour le test. Chaque sous-ensemble contient 300 paires match et 300 paires non match. La performance est indiquée sous forme de précision moyenne et de courbe ROC sur 10 validations croisées. Des exemples d'images de visage de cette base de données sont présentés à la figure 3.2.

Figure 3.2: Exemples d'images de la base de données LFW. Gauche : paires positives et droite : paires négatives.

3.4. Implémentation

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

3.4.1 Environnement du travail

Nous avons utilisé un ordinateur qui à les caractéristiques suivants :

Processeur : Intel® Core™i5-6300 CPU @ 2.40GHz 2.50GHz.

Mémoire installée (RAM) : 8.00Go.

Disque Dur : 500 Go.

Type Système : Système d'exploitation 64bits, processeur x64, Microsoft Windows 7.

3.4.1.1 Outils de développement Matlab R2017a

Nous avons implémenté notre système de reconnaissance de visages dans l'environnement de programmation Matlab R2017a qui offre une grande simplicité de manipulation des images.

- **Pourquoi utiliser Matlab dans la reconnaissance de visages ?**

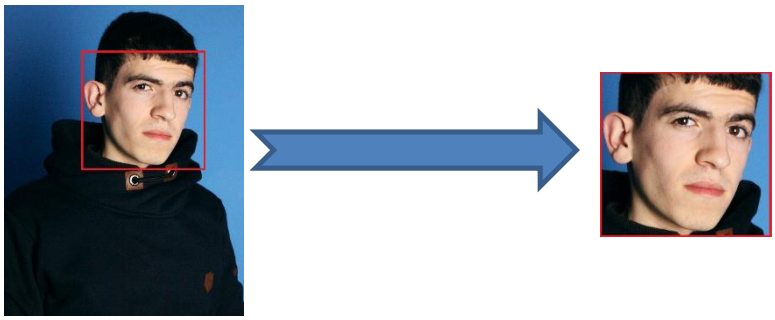
Matlab est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien simple et rapide. Ce langage possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tels que:

- Il est facile d'accéder et visualiser nos données sur Matlab.
- Facilité de manipulation des matrices ce qui est un point fort et important dans le cas de notre application.
- Un large choix de bibliothèques qui prennent en charge tous les outils mathématiques.
- Utile au traitement et à l'analyse des images.
- Il existe beaucoup d'algorithmes pour l'extraction des caractéristiques et l'apprentissage automatique.
- Il propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.
- Nous pouvons accéder aux contributions des utilisateurs sur site de la communauté d'utilisateurs de Matlab central. **[49]**

3.5. Résultats Expérimentales et discussions

3.5.1 Prétraitement

Le prétraitement est une phase importante dans le processus d'authentification ; c'est une méthode simple qui augmente en général les performances du système. Elle permet souvent une première réduction des données et elle atténue les effets de différentes conditions lors des prises de vues. La figure 3.3 montre l'utilisation de prétraitement d'image.



(a) **(b)**

Figure 3.3 a) d'image d'entrée, b) image après découpage.

3.5.2 Extraction des paramètres

L'extraction des caractéristiques est au cœur de tout système de reconnaissance et représente une phase très importante dans la construction d'un système efficace d'identification. Plusieurs techniques d'extraction ont été introduites pour capturer des structures locales intrinsèques et discriminatives à partir d'images.

Les motifs binaires locaux représentent un descripteur locaux important qui a donné des résultats efficaces dans certaines applications de vision par ordinateur comme la reconnaissance faciale et la détection d'objets. Le succès par exemple de la méthode LBP (local binary patten) dans ces applications nous a motivé à l'utiliser dans notre système. Dans notre cas nous avons choisis les algorithmes :

- Motifs binaires locaux (LBP).
- Quantification de la phase locale (LPQ).
- Binarized Statisitcal Image Features (BSIF).

3.5.3 Classification

Il existe plusieurs fonctions de calcul de distance, notamment, la distance euclidienne, la distance de Manhattan, la distance de Minkowski, celle de Jaccard, la distance de Hamming…etc. On choisit la fonction de distance en fonction des types de données qu'on manipule, la distance de corrélation est un bon candidat.

La distance de corrélation:

aussi appelée : corrélation normalisée, coefficient de corrélation ou la similarité de cosinus.

- Pour calculer la similarité entre une paire de visages, nous utilisons la similarité de cosinus. La similarité de cosinus entre deux vecteurs $\boldsymbol{Z_{t1}}$ et $\boldsymbol{Z_{t2}}$ est définie comme suit :

$$\cos(Z_{t1}, Z_{t2}) = \frac{{Z_{t1}}^T . Z_{t2}}{\|(Z_{t1}\|.\|Z_{t2}\|} \quad (3.1)$$

Si on trouve une valeur élevée de corrélation c.à.d. on a une bonne similarité entre les deux vecteurs A et B et vice-versa.

3.5.4 Résultats obtenues

La phase d'enrôlement, consiste à lire les images contenues dans la base de données. On aligne les images choisies, après on extrait les caractéristiques de chaque une en utilisant premièrement la Méthode Local Binary Pattern (LBP) ensuite la méthode Local Phase Quantization (LPQ), ensuite Le descripteur BSIF. La phase précédente, on la refait 10 itération avec les autres images facials.

La phase de reconnaissance : Après l'extraction des caractéristiques et des traits uniques de chaque image, on va pouvoir comparer entre ces dernières afin de savoir si elles se correspondent ou pas, en utilisant la distance de corrélation.

les images de visage sont subdivisées sans chevauchement en P régions de visages dans lesquels les histogrammes de ces blocs rectangulaires sont concaténés pour former un vecteur de caractéristiques v de taille n = P × 256 représentant un descripteur spécifique à une échelle spécifique.

3.5.4.1 Motif binaire local (LBP)

Dans cette section on va appliquer le descripteur LBP basique pour l'extraction des caractéristiques de l'image.

Les figures 3.4, 3.5, 3.6 présente une illustration des images LBP avec différentes échelles dans lesquelles le rayon R prend des valeurs différentes et le nombre de voisinage P=8 points.

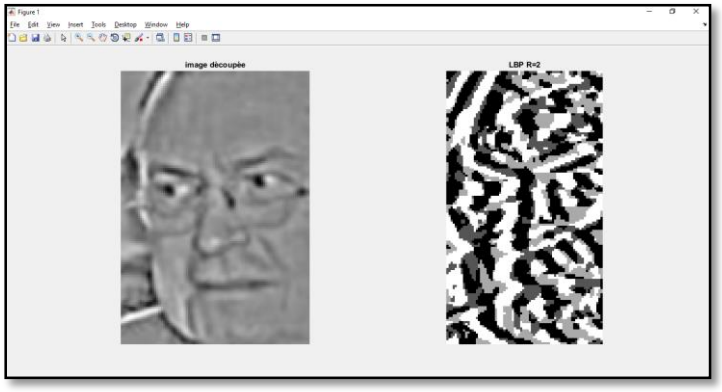


Figure 3.4 LBP pour image de visage (P=8, R=2).

Figure 3.5 LBP pour image de visage (P=8, R=6).

Figure 3.6 LBP pour image de visage (P=8, R=8).

Cette expérimentation nous a permis de mettre en évidence l'effet du descripteur LBP utilisé. En fait plusieurs types de cercles LBP ont été testé est comparé, le tableau 3.1 présente les résultats obtenus :

LBP	**LBP (8,2)**	**LBP (8,6)**	**LBP (8,8)**
Taux de reconnaissance (%)	67.60%	71.53%	**91.13%**

Tableau 3.1: L'effet du descripteur LBP utilisé

3.5.4.2 Quantification de la phase locale (LPQ)

La méthode LPQ peut être résumée en quatre étapes distinctes. Dans un premier temps, l'opérateur (LPQ) est appliqué sur l'image d'entrée pour obtenir l'image labélisée. Ensuite, l'image obtenue est divisée en petites régions. Pour chacune d'entre elles, un histogramme des étiquettes est construit afin d'obtenir des vecteurs des caractéristiques. La représentation globale (vecteur des caractéristiques global qui représente l'image entière) est obtenue par combinaison de tous les vecteurs.

En général, LPQ est une chaîne binaire, Présentée dans l'expression précédente, obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réels et imaginaires des huit coefficients de Fourrier de ui. La figure 3.6 présente une illustration des images LPQ avec différentes échelles dans lesquelles la taille de la fenêtre LPQ prend des valeurs différentes.

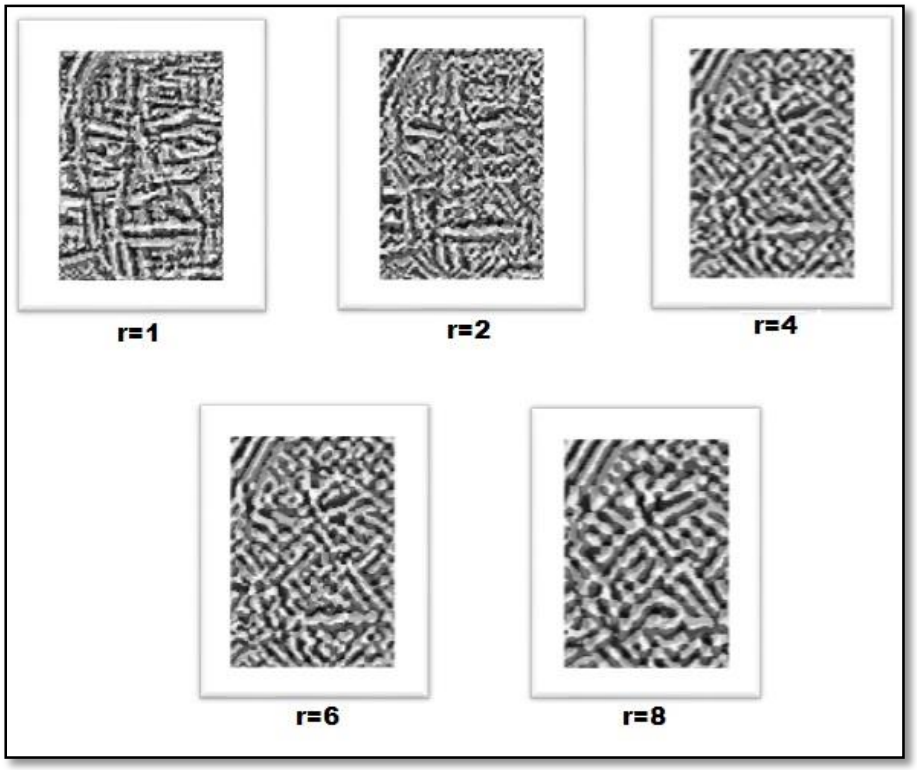


Figure 3.7 Représentation d'image du visage avec le descripteur LPQ sous différentes tailles de fenêtre r (r= rayon de l'opérateur).

Cette expérimentation nous a permis de mettre en évidence l'effet du descripteur LPQ utilisé. En fait plusieurs variation dans le rayon r, ont été testé est comparé, le tableau 3.2 présente les résultats obtenus :

LPQ	**LPQ r=2**	**LPQ r=4**	**LPQ r=6**	**LPQ r=8**
Taux de reconnaissance (%)	70.22%	70.50%	**71.53%**	70.67

Tableau 3.2: L'effet du descripteur LPQ utilisé.

3.5.4.3 Le descripteur BSIF

Le descripteur BSIF a été récemment proposé par Kannala et Rahtu (2012) **[50],** il a été utilisé pour la reconnaissance de visage et la classification de texture. Basé sur LBP et LPQ, l'idée derrière le BSIF consiste à apprendre automatiquement un ensemble fixe de filtres à partir d'un petit ensemble d'images naturelles, au lieu d'utiliser des filtres fabriqués-à-la-main comme LBP ou LPQ. BSIF implique un apprentissage, au lieu d'un réglage manuel, pour obtenir une représentation statistiquement significative de l'image, qui permet d'encoder l'information efficace en utilisant la quantification par élément simple. L'apprentissage fournit également une manière facile et flexible pour ajuster la longueur du descripteur et de l'adapter aux applications présentant des caractéristiques d'images inhabituelles**.[51]**

Le descripteur BSIF possède deux paramètres qui sont: **la taille du filtre $\boldsymbol{l}$** et la **longueur $\boldsymbol{n}$** de la chaîne binaire. Les filtres originaux proposés par Kannala et Rahtu (2012) **[50]** ont été appris avec 50 000 patchs d'images.

La figure 3.8 illustre la représentation BSIF d'une image de profondeur avec différentes taille du filtre (l) et différentes longueur de la chaîne de bits n.

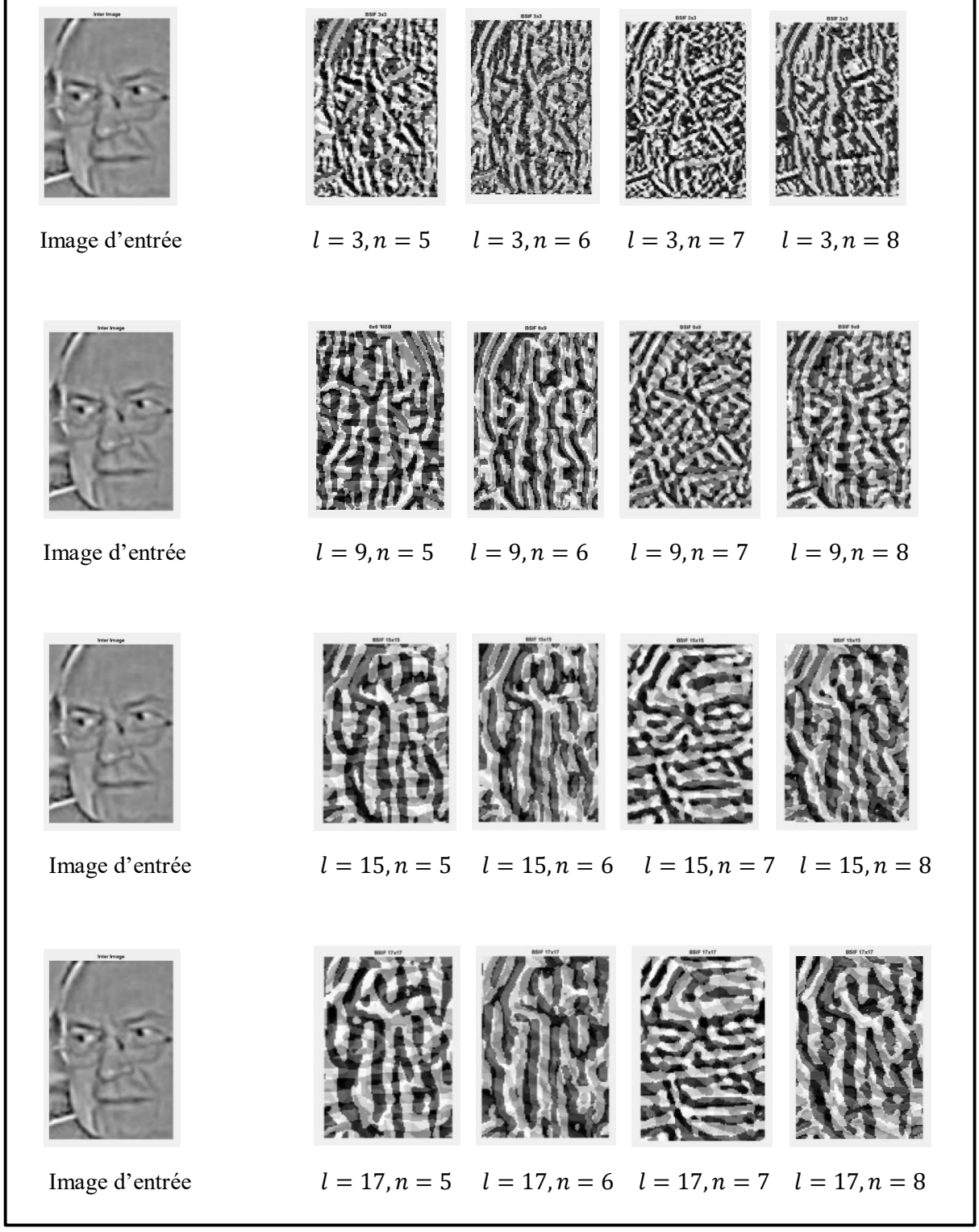


Figure 3.8 La représentation BSIF d'une image de profondeur avec différentes tailles (l) du filtre et différentes longueur de la chaine de bits n.

Cette expérimentation nous a permis de mettre en évidence l'effet du descripteur BSIF utilisé. En fait plusieurs variation dans la taille du filtre l et la longueur n, ont été testé est comparé, les tableaux 3.3, 3.4, 3.5, 3.6 présente les résultats obtenus :

BSIF	**BSIF** $l = 3, n = 5$	**BSIF** $l = 3, n = 6$	**BSIF** $l = 3, n = 7$	**BSIF** $l = 3, n = 8$
Taux de reconnaissance (%)	65.72%	66.57%	67.07%	67.33%

Tableau 3.3: L'effet du descripteur BSIF utilisé Pour $\boldsymbol{l}$ = 3x3.

BSIF	**BSIF** $l = 9, n = 5$	**BSIF** $l = 9, n = 6$	**BSIF** $l = 9, n = 7$	**BSIF** $l = 9, n = 8$
Taux de reconnaissance (%)	68.17%	71.17%	71.53%	72.62%

Tableau 3.4: L'effet du descripteur BSIF utilisé Pour $\boldsymbol{l}$ = 9x9.

BSIF	**BSIF** $l = 15, n = 5$	**BSIF** $l = 15, n = 6$	**BSIF** $l = 15, n = 7$	**BSIF** $l = 15, n = 8$
Taux de reconnaissance (%)	70.37%	71.23%	72.93%	**74.23%**

Tableau 3.5: L'effet du descripteur BSIF utilisé Pour $\boldsymbol{l}$ = 15x15.

BSIF	**BSIF** $l = 17, n = 5$	**BSIF** $l = 17, n = 6$	**BSIF** $l = 17, n = 7$	**BSIF** $l = 17, n = 8$
Taux de reconnaissance (%)	70.53%	71.43%	73.73%	73.73%

Tableau 3.6: L'effet du descripteur BSIF utilisé Pour $\boldsymbol{l}$ = 17x17.

3.5.5 Etude comparative entre les trois méthodes

Une étude comparative de notre méthode à l'aide de 3 méthodes d'éxtraction: LBP,LPQ et BSIF. Après avoir changer les paramètres de chacune des méthodes précédentes, on a pris la meilleur résultat dans descripteurs ce qu'ils sont montré dans le tableau ci-dessous:

	LBP (8,8)	**LPQ r=6**	**BSIF $l = 15, n = 8$**
Taux de reconnaissance (%)	**91.13%**	71.53%	74.23%

Tableau 3.7: Comparaison entre les trois méthodes utilisé.

Le critère de comparaison c'est le taux de reconnaissance. Le but est de sélectionner la meilleure méthode pour concevoir un système d'identification :

Et d'après le tableau précédent (Tableau 3.7) on peut en conclure les résultats, Le taux de reconnaissance du système basé sur la méthode LPQ et BSIF, est moins grand par rapport au système basé sur la méthode LBP, donc LBP a donné de bon résultat par rapport a LPQ et BSIF.

Finalement, d'après ces résultats, le système d'identification par reconnaissance de visage est un système fiable.

Nous allons faire une étude comparative de Courbe ROC, apparues après avoir terminé la classification et sélectionné les meilleurs paramètres d'extraction en utilisant les 3 techniques citées précédemment. Les courbes ci-dessous représentent nos résultats sur les courbes Courbe ROC.

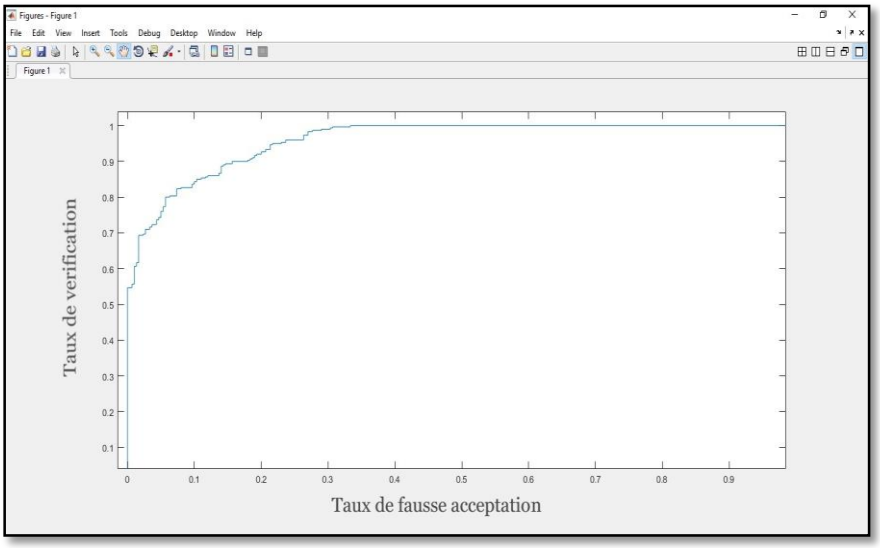


Figure 3.9 La représentation de Courbe ROC avec le discripteur LBP (8,8).

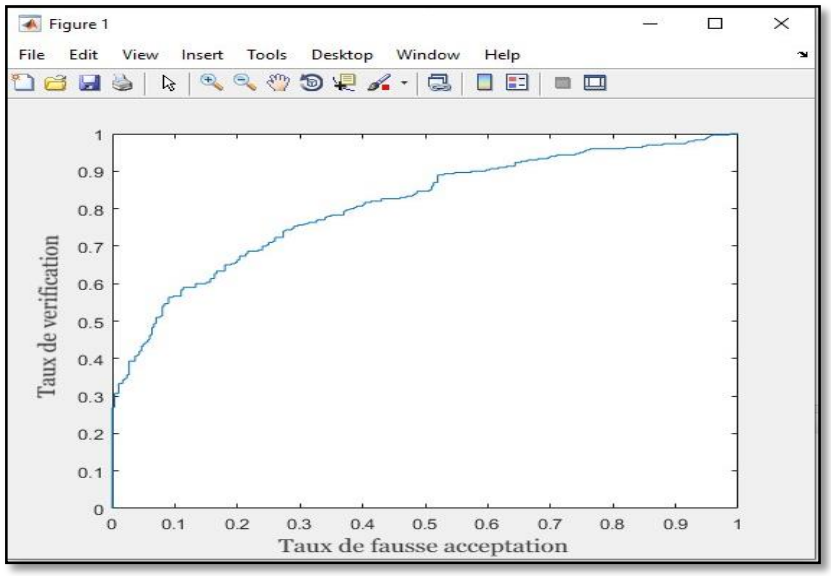


Figure 3.10 La représentation de Courbe ROC avec le discripteur LPQ (r=6).

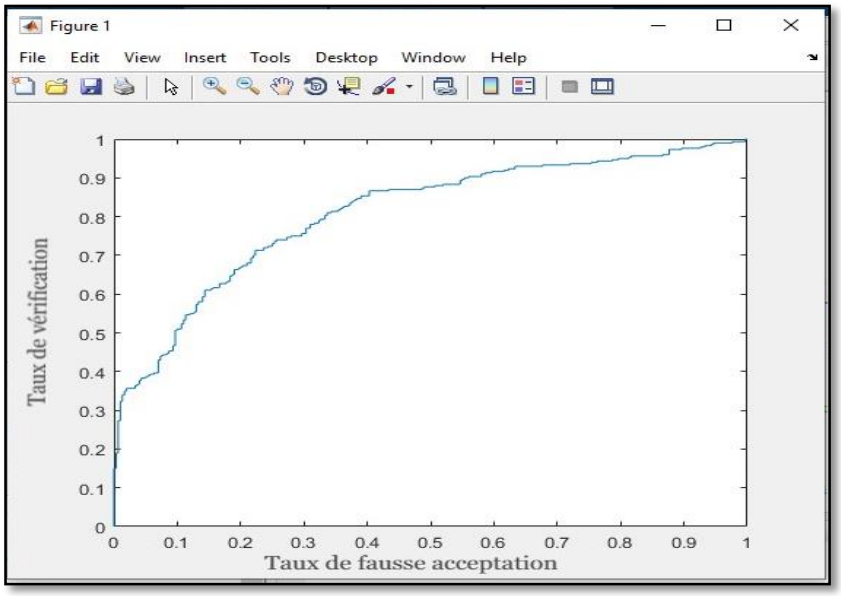


Figure 3.11 La représentation de Courbe ROC avec le discripteur BSIF (l=15*15, n=8).

Comme nous l'avons mentionné dans une étude comparative précédemment. nous avons constaté que LBP nous a donné de meilleurs résultats que LPQ et BSIF. donc c'est celui qui nous choisirons à l'avenir lorsque nous voulons travailler avec notre system.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes de l'implémentation de notre systéme de reconnaissance des expression faciale.

Nous avons effectué plusieurs expériences en se basant sur différentes aspect. Nous avons varié les paramétres de méthodes d'extraction des caractéristiques faciale: LBP, LPQ et BSIF. Nous avons validé notre systéme proposé par comparaison avec les méthodes existant dans l'état de l'art sur la base de LFW. Les résultats de ce travail montrent:

- La précision change avec la variation de rayons R de discripteur LBP.
- Le meilleur résultat de la vérification faciale est obtenu avec le discripteur LBP (8,8) avec une précision **91.13%**.

Conclusion generale

Conclusion generale

La reconnaissance biométrique et l'identification des personnes basées sur l'utilisation de ses caractéristiques physiques ou comportementales ou biologies.

Parmi les modalités les plus utilisées dans la reconnaissance biométrique, la "Reconnaissance Faciale" par ce qu'elle est permanente et unique. Les chercheurs essayent toujours de développer les systèmes de reconnaissance à travers des outils mathématiques habituellement complexes pour faire la discrimination entre les individus.

L'objectif suivis dans ce mémoire propose une démarche qui consiste à améliorer la performance de l'identification biométriques via la Reconnaissance Faciale par plusieurs méthodes avec un ensemble d'opérations. Pour cela, nous avons fait la comparaison entre différentes méthodes d'extraction des caractéristiques, ce qui nous a permis d'en choisir celle qui est la mieux adaptée pour notre problème. Suivant les résultats obtenus, nous avons opté pour le choix des méthodes LBP, LPQ et BSIF.

Enfin, le système proposé est appliqué sur une base de donnés connue dans le domaine des reconnaissance des visages LFW et les résultats obtenus, sont intéressants. En effet on est arrivé à un taux de reconnaissance acceptable avec une meilleur résultat et une précision de 91,13%, utilisant le Descriptor LBP avec les paramètres (8, 8). Ce taux est intéressant ce qui rend notre système fiable où il répond bien à l'objectif que nous nous sommes fixés au départ, à savoir la mise en œuvre d'un système permettant la reconnaissance d'individus.

Comme travail futur, nous proposons de concentrée sur l'évaluation de la performance dans les deux phases (vérification et identification) en utilisant une base de données de grande taille et de l'intégration d'autres traits biométriques pour obtenir les performances du système avec une grande précision.

Perspectives

Les prespectives d'évolution de ce travail sont:

- Appliquer notre systéme sur d'autre base de données plus grand que la base de données LFW.
- Essayez d'améliorer le prétraitement de l'image, par exemple en utilisant des filtres.
- Utiliser d'autre descripteurs ou fusionner plusieurs descripteurs ensemble.
- Étudier des méthodes multidimensionnelles de vérification.

Bibliographie

Bibliographie

[1] BARKI Hicham, DETECTION ET RECONNAISS NCE DE VISAGE, thèse MAGISTERE de l'Université FERHAT ABBAS – SETIF U.F.A.S. (ALGERIE).

[2] A. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, "BIOMETRIC: Personal identification in networked society, Kluwer Academic Publishers," 1999.

[3] www.clusif.asso.fr consulté le 14/02/2020.

[4] N. Morizet, “Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris”, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2009.

[5] Mr. GHALI Ahmed “Amélioration de la reconnaissance par le visage”, Universite Des Sciences Et De La Technologie D'oran Mohamed Boudiaf, 2015.

[6] S. Hamida. " L’extraction de caractéristiques pour l’analyse biométrique tridimensionnelle d’un visage ". Thèse de Mastère 2, Département d’informatique, Université de Mohamed Khider Biskra, Juin 2010.

[7] M. Chassé. " La biométrie au Québec : Les enjeux ". Commission d’accès à l’information au Québec, Juillet 2002.

[8] C.L. Tisse. " Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l’iris ". Thèse de doctorat, Université de Montpellier II, 28 octobre 2003.

[9] A. Ouamane. " Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D".Thèse de doctorat en sciences en Electronique, Université de Mohamed Khider Biskra, 11 Juin 2015.

[10] A. Jain, L. Hong, S. Pankanti et R. Bolle. "An Identity Authentication System Using Fingerprints ". Proceedings of the IEEE ISSN 0018-9219, volume 85, Numéro 9. 1997.

[11] INSPASS, http://www.ins.usdoj.gov/praphics/howdoi/inspass.htm.

[12] J. Bellegarda, D. Naik, M. Neeracher, K. Silverman, "Language-Independent, Short Enrollement Voice Verification over a Far-Field Microphone", ICASSP, Vol. 1, p. 445-448, Salt Lake City, Utah, 7-11 Mai 2001.

[13] "Biometrics Comes To Life", Banking Journal, Janvier 1997 http://www.banking.com/aba.cover_0197.html

[14] T-NETIX Inc., http://www.t-netix.com.

[15] L. Hong, A Jain, " Integrating Face and Fingerprints for Personal Identification", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, n°12, p. 1295-1307, 1998.

[16] S. Hocquet, “Authentification biométrique adaptative Application à la dynamique de frappe et à la signature manuscrite”, Thèse de doctorat, Université François Rabelais Tours, 2007.

[17] Nicolas MORIZET, Thomas EA, Florence ROSSANT, Frédéric AMIEL et Amara AMARA "Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie" P1-11. Institut Supérieur d’Electronique de Paris (ISEP), département d’Electronique, 2006.

[18] J. Ortega-Garcia, J. Fierrez, F. Alonso-Fernandez, et al, The Multi-Scenario Multi-Environment BioSecure Multimodal Database (BMDB), IEEE Transactions on Analysis, vol. 32, no. 6, pp. 1097-1111 , June 2010.

[19] A. Martin, G. Doddington, T. Kamm, M. Ordowski, and M. Przybocki, The DET curve in assessment of detection task performance. In the 5th European Conference on Speech Communication and Technology, 1997.

[20] Nicolas MORIZET, Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris Thèse de Doctorat, École Doctorale d'Informatique, Télécommunications et Électronique de Paris,2009.

[21] D. Saigaa. « Contribution à l'authentification d'individus par reconnaissance de visages »,Thèse de Doctorat d'état en automatique, Université Mohamed Khider, Biskra, Algérie, Novembre 2006.

[22] ZEGHICHI Amel, Reconnaissance d'objets dans les images à base de SVM (application à la détection de visages), thése Magister en Informatique, Université de Mohamed Khider Biskra.

[23] anil, introduction to biometric; springer: berlin, germany, 2011; disponible, URL: https://www.mdpi.com/2078-2489/9/9/213/htm

[24] T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. Mäenpää, « Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns », Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 24, pp. 971-987, 2002.

[25] Y. Baohua, C. Honggen, and C. Jiuliang, « Combining Local Binary Pattern and Local Phase Quantization for Face Recognition » in Biometrics and Security Technologies (ISBAST), 2012 International Symposium on, 2012, pp. 51-53.

[26] A. Hadid, J. Ylioinas, and M. B. Lopez, « Face and texture analysis using local descriptors: A comparative analysis, » in Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 2014 4th International Conference on, 2014, pp. 1-4.

[27] ayyaz hussain1, muhammad shahid khan1, « survey of various feature extraction and classification techniques for facial expression recognition », 2national university of computer & emerging sciences fast_nu islamabad, pakistan 3faculty of information technology, pakistan 3faculty of information technology, university of central punjab lahore,pakistan;disponible https://pdfs.semanticscholar.org/e375/e5aabc37af5f5b0d0803e880f5252dda6d61.pdf.

[28] Local Binary Patterns by Philipp Wagner. Link: http://bytefish.de/blog/local_binary_patterns/

[29] V. Ojansivu and J. Heikkilä, « Blur Insensitive Texture Classification Using Local Phase Quantization, » in *Image and Signal Processing*. vol. 5099, A. Elmoataz, O. Lezoray, F. Nouboud, and D. Mammass, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 236-243.

[30] C. Fiche, « Repousser les limites de l'identification faciale en contexte de vidéo-surveillance » Grenoble, 2012.

[31] CHOUCHANE Ammar, « Analyse d'images d'expressions faciales et orientation de la tête basée sur la profondeur », Université Mohamed Khider Biskra, 2016.

[32] V. Ojansivu and J. Heikkila. Blur insensitive texture classification using local phase quantization. International Conference on Image and Signal Processing (ICISP08), pp. 236 243, 2008.

[33] A. Hyvärinen, J. Hurri, and P. O. Hoyer, *Natural Image Statistics: A Probabilistic Approach to Early Computational Vision* vol. 39: Springer Science & Business Media, 2009.

[34] BESSAOUDI Mohcene, « Reconnaissance de Visage basée sur l'Analyse Multidimensionnelle », Université Mohamed Khider Biskra, 2019.

[35] H.Ouamane et M.Benatia « Identification de reconnaissance faciale avec des expressions » , Mémoire de Fin d'Etudes ,Université Mohamed Khider Biskra, le 07 Juin 2012.

[36] Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 19(7), 711-720.

[37] C. Cortes and V. Vapnik, « Support-vector networks » Machine learning, vol. 20, pp. 273-297, 1995.

[38] M. Paci, L. Nanni, A. Lahti, K. Aalto-Setala, J. Hyttinen, and S. Severi, « Non binary coding for texture descriptors in sub-cellular and stem cell image classification, » Current Bioinformatics, vol. 8, pp. 208-219, 2013.

[39] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, « A training algorithm for optimal margin classifiers » in Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory, 1992, pp. 144-152.

[40] S. Meshgini, A. Aghagolzadeh, and H. Seyedarabi, « Face recognition using Gabor-based direct linear discriminant analysis and support vector machine» Computers & Electrical Engineering, vol. 39, pp. 727-745, 2013.

[41] H. Gao, I. R. Stiefelhagen, and A. Waibel, « Local Appearance-based 3D Face Recognition, » 2006.

[42] Y. Lei, M. Bennamoun, and A. A. El-Sallam, « An efficient 3D face recognition approach based on the fusion of novel local low-level features, » Pattern Recognition, vol. 46, pp. 24-37, 2013.

[43] H. Chih-Wei and L. Chih-Jen, « A comparison of methods for multiclass support vector machines, » Neural Networks, IEEE Transactions on, vol. 13, pp. 415-425, 2002.

[44] L. Ballihi, « Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométriques: application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre, » Lille 1, 2012.

[45] L. Zhao, Y. Song, Y. Zhu, C. Zhang, and Y. Zheng, « Face recognition based on multi-class SVM, » in Control and Decision Conference, 2009. CCDC '09. Chinese, 2009, pp. 5871-5873.

[46] belaidi asma et bassaid imane -classification de l'hypothyroidie par approche, mono classifieur et multi classifieurs-université abou bakr belkaïd de tlemcen -2015-

[47] BENOUAER Aichouche, TAHRINE « Soumia Système biométrique basé sur les motifs locaux binaires orientés », UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA -2016-

[48] G. B. Huang, M. Mattar, T. Berg, and E. Learned-Miller, "Labeled faces in the wild: A database forstudying face recognition in unconstrained environments," in Workshop on faces in'Real-Life'Images: detection, alignment, and recognition, 2008.

[49] https://www.mathworks.com/matlabcentral/''

[50] J. Kannala and E. Rahtu: BSIF: binarized statistical image features. In Proceedings of the 21 st International IEEE Conference on Pattern Recognition (ICPR). pp.1363-1366, Tsukuba (Japan), 2012.

[51] Amir BENZAOUI , Doctorat 3ème Cycle en Electronique « Identification Biométrique par Descripteurs de Texture Locaux: Application au Visage & Oreille », Université 08 Mai 1945- Guelma.