

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Centre Universitaire BOUSSOUF Abdelhafid -Mila
Institut des Sciences et Technologie
Département de Génie Mécanique et Électromécanique



N° Ref :.....

Projet de Fin d'Etude préparé En vue de l'obtention du diplôme
de MASTER
Spécialité : Électromécanique

Conception et mise en œuvre d'un système de
contrôle d'accès basé sur la reconnaissance faciale

Réalisé par :

- BENKHALEF Randa
- BOULBORHANE Sara

Soutenu devant le jury :

Dr. M. S. BENLATRACHE
Dr. R. BOUHANACHE
Dr. B. SMAANI

Président
Examineur
Promoteur

Année universitaire : 2023/2024

Remerciements

*Nous tenons tout d'abord à remercier **ALLAH** pour nous avoir guidés vers le bon chemin de la lumière et du savoir et pour nous avoir donné du courage, de la Volonté afin de pouvoir réaliser ce modeste travail.*

*Nous exprimons notre profonde gratitude à notre promoteur, **Mr. BILLEL SMAANI**, pour son encadrement avisé tout au long de la réalisation de ce mémoire. Nous le remercions sincèrement pour son aide précieuse, sa patience, ses conseils judicieux et pour toutes les facilités qu'il nous a accordées durant nos études et la concrétisation de ce projet.*

Nous tenons chaleureusement à remercier :

Les membres du jury pour avoir accepté de juger notre travail.

Et nous tenons également à remercier chaleureusement toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce projet.

*Et pour finir, un dernier remerciement sincère et plein de reconnaissance à toute la promotion 2023-2024 de **L'ÉLECTROMICANIQUE** de l'université **ABDELHAFD BOUSSOUF** de **MILA**, tout en leur souhaitant un avenir plein de réussite.*

Dédicace

A tous ceux qui ont cru en moi

A mes deux plus chers êtres

Mes parents: SEIMANE et SAMIRA, qui m'ont accordé toute l'aide et le soutien voulu, qui m'ont garanti un amour que nul n'oublie et m'ont guidé avec leurs conseils intangibles dans la réalisation de mon chemin. Pour vous remercier en vous offrons ce travail qui est le fruit de vos sacrifices.

A mes sœurs et frère

HANNANE, ABLA, HASSIBA, FADI, Auxquels je dois du fond du cœur, une profonde gratitude, de m'avoir encouragé et m'avoir tendu mains fortes.

A mon Cher oncle

ABDELLATIF, qui est mon zème papa spirituel dont l'étreinte chaleureuse demeure malgré la distance.

A ma copine

FARAH, Avec laquelle j'ai formé une équipe solide, efficace et particulièrement, liée par une amitié confiante que je n'aurais gardé d'oublier.

A mon binôme

SARA, Avec qui j'ai partagé les efforts, les défis et les moments mémorables pour réaliser ce mémoire ensemble. Sa détermination et son dévouement ont été une source d'inspiration. Je lui serai éternellement reconnaissante pour sa précieuse collaboration.

A tous mes professeurs à qui je dois tout respect et hommage d'avoir contribué à ma solide formation, de l'initiation jusqu'à l'accomplissement final. Et plus particulièrement à mon encadrant de mémoire, Monsieur Billel Smaani, pour son soutien indéfectible et ses précieux conseils tout au long de cette période décisive.

Sa bienveillance, sa disponibilité et son dévouement ont été d'une valeur inestimable pour mener à bien ce travail. Je lui suis profondément reconnaissant d'avoir bénéficié de son encadrement attentionné qui a su me guider et me transmettre son expertise avec rigueur et pédagogie.

Grâce à son accompagnement de haute qualité, j'ai pu non seulement progresser considérablement sur le plan technique, mais également développer de nouvelles compétences précieuses pour mon parcours futur.

RANDA

Dédicaces

Avant toute chose, je rends grâce à ALLAH, Source infinie de sagesse et de miséricorde, pour m'avoir béni de Sa guidance divine et m'avoir insufflé la force intérieure indispensable à l'accomplissement de cette œuvre.

Mes très chers parents, MOHAMED et FATIMA

J'exprime ma gratitude la plus profonde et la plus sincère envers mes parents bien-aimés, Mohamed et Fatima, dont l'amour inconditionnel et le soutien indéfectible ont été mon phare dans les moments d'obscurité. Leur confiance inébranlable en mes capacités et leurs prières ferventes ont été le combustible qui a nourri ma détermination.

Ma petite sœur MARWA

Un merci du plus profond de mon cœur à ma sœur Marwa, rayon de soleil dans ma vie, dont la présence réconfortante et les mots emplis de bienveillance ont su apaiser mes doutes et mes angoisses, ravivant sans cesse l'espoir en des jours meilleurs.

A mes frères et ma sœur

Mes remerciements les plus sincères vont à mes frères Saleh, Nassim et Housseem, ainsi qu'à ma sœur Ibtissam, pour leur amour fraternel inébranlable, leur confiance indéfectible en mes capacités et leur soutien inconditionnel qui m'ont permis de me dépasser.

Mes regrettés grands-parents

Je tiens à rendre un vibrant hommage à mes regrettés grands-parents, Youssef et Om de Saade. Même s'ils ne sont plus de ce

monde, leur héritage spirituel demeure une source intarissable de sagesse.

Mon binôme RANDA

*Enfin, j'exprime ma plus vive reconnaissance et ma gratitude éternelle à ma chère binôme **Randa**, brillante complice avec qui j'ai formé un duo uni et complémentaire. Son dévouement, sa persévérance et son esprit d'équipe ont été les clés de voûte de ce travail, sans lesquels il n'aurait pu voir le jour.*

Tous mes amis

Je n'oublie pas mes amis fidèles, véritables trésors dans ma vie, qui ont égayé mon quotidien, partagé mes joies et mes peines, et dont la présence chaleureuse a rendu cette aventure universitaire des plus mémorables.

Notre Encadreur Mr Billel SMAANI

Je tenais à vous exprimer ma profonde gratitude pour votre excellent encadrement tout au long de cette période. Grâce à vos conseils avisés, votre disponibilité et votre soutien indéfectible, j'ai pu mener à bien ce projet de manière efficace.

Votre encadrement de qualité m'a permis de progresser considérablement et d'acquérir de nouvelles compétences.

Je vous remercie sincèrement pour votre professionnalisme, votre patience et votre dévouement. Ce fut un réel plaisir de travailler sous votre tutelle.

SARA

Table des matières

Table des matières

Remerciements	I
Dédicace	II
Dédicaces	IV
Table des matières.....	VI
Liste des figures.....	X
Liste des tableaux.....	XII
Liste des abréviations.....	XIII
Introduction générale.....	1
Chapitre I : La biométrie et ses applications	
I.1. Introduction.....	5
I.1.1. Définition.....	5
I.1.2. Identification et authentification biométriques.....	5
I.1.3. Avantages et limites de la biométrie.....	6
I.2. Différentes modalités biométriques.....	6
I.2.1. Modalités physiologiques (morphologiques).....	7
I.2.1.1. Empreintes digitales.....	7
I.2.1.2. Visage.....	8
I.2.1.3. Iris.....	9
I.2.1.4. Géométrie de la main.....	10
I.2.2. Modalités comportementales.....	10
I.2.2.1. Signature.....	10
I.2.2.2. Voix.....	11
I.2.2.3. Démarche.....	12
I.2.3. Modalités biologiques.....	12
I.2.3.1. L'odeur personnel.....	12
I.2.3.2. L'ADN.....	12
I.3. Comparaison et évaluation des technologies biométriques.....	13
I.3.1. Avantages et inconvénients des différentes modalités.....	13
I.3.2. Choix de la modalité appropriée.....	15
I.4. Fonctionnement d'un système biométrique.....	16
I.4.1. Module de capture.....	17
I.4.2. Module d'extraction des caractéristiques.....	17

Table des matières

I.4.3. Module de correspondance	17
I.4.4. Module de décision	17
I.5. Marché de la biométrie	17
I.6. Applications de la biométrie.....	19
I.6.1. Commerciales	19
I.6.2. Gouvernementales	19
I.6.3. Juridiques	19
I.7. Tendances et perspectives futures	19
I.7.1. Systèmes multimodaux	20
I.8. Conclusion.....	21
Chapitre II : Principes et techniques de la reconnaissance faciale	
II.1. Introduction	23
II.1.1. Définition de la reconnaissance faciale	23
II.1.2. Historique et évolution	23
II.2. Difficultés de la reconnaissance faciale	25
II.2.1. Changements d'illumination	25
II.2.2. Variations de pose	26
II.2.3. Expressions faciales.....	27
II.2.4. Occultations partielles	27
II.3. Algorithmes et approches de reconnaissance faciale	28
II.3.1. Approches globales	28
II.3.1.1. Techniques linéaires.....	29
II.3.1.2. Techniques non linéaires.....	29
II.3.2. Approches locales.....	29
II.3.3. Approches hybrides	29
II.4. Processus de reconnaissance faciale	30
II.4.1. Acquisition d'images.....	30
II.4.2. Prétraitement.....	30
II.4.3. Détection des visages	31
II.4.4. Extraction des caractéristiques	31
II.4.5. Comparaison.....	31
II.4.6. Prise de décision	32
II.5. Techniques de détection des visages utilisées.....	32
II.5.1. Méthode de Viola-Jones	32

Table des matières

II.5.1.1. Principe de fonctionnement	32
II.5.1.2. Avantages et limitations.....	35
II.6. Techniques d'extraction des caractéristiques utilisées	35
II.6.1. Motifs binaires locaux (LBP)	36
II.6.1.1. Principe et fonctionnement	36
II.6.1.2. Avantages et limitations.....	37
II.6.2. Calcul des paramètres géométriques	37
II.6.2.1. Transformée de Hough	38
II.7. Mesures de similarité	39
II.7.1. Distance euclidienne.....	40
II.7.2. Similarité cosinus	40
II.8. Conclusion.....	41
Chapitre III : Conception, implémentation et résultats	
III.1. Introduction.....	43
III.2. Environnement et langage de développement	43
III.2.1. Présentation du langage utilisé.....	43
III.2.2. Bibliothèques utilisées	44
III.3. Principales étapes de classification	45
III.3.1. Échantillons utilisés	47
III.3.2. Phase de prétraitement	47
III.3.2.1. Conversion au niveau de gris.....	47
III.3.2.2. Filtrage.....	50
III.3.2.2.1. Filtre médian	50
III.3.2.3. Égalisation de l'histogramme.....	50
III.3.2.3. Redimensionnement	53
III.4. Modèles utilisés	54
III.4.1. Modèle de détection de Visage	54
III.4.1.1. Méthode de Viola et Jones.....	54
III.4.2. Modèle d'extraction des caractéristiques.....	56
III.4.2.1. Méthode des motifs locaux binaire.....	56
III.4.2.2. Paramètres géométriques	57
III.5. Base de données.....	59
III.6. Identification et correspondance	61
III.6.1. Distance euclidienne	61

Table des matières

III.7. Discussion des résultats	62
III.8. Conclusion	63
Conclusion générale	65
Références bibliographiques.....	67

Liste des figures

Liste des figures

Figure I.1. Classification des modalités biométriques.....	7
Figure I.2. Système de reconnaissance d'empreintes digitales par lecteur biométrique.....	8
Figure I.3. Reconnaissance faciale par analyse des fréquences spatiales.....	9
Figure I.4. Analyse de l'iris pour la reconnaissance biométrique.....	9
Figure I.5. Système de reconnaissance biométrique par géométrie de la main.....	10
Figure I.6. Système de reconnaissance biométrique par analyse de signature.....	11
Figure I.7. Reconnaissance biométrique par empreinte vocale.....	11
Figure I.8. Reconnaissance biométrique par l'analyse de la démarche.....	12
Figure I.9. Structure moléculaire de l'empreinte génétique.....	13
Figure I.10. Architecture d'un système biométrique.....	16
Figure I.11. Répartition du marché biométrique par modalité en 2024.....	18
Figure II.1. Évolution de la reconnaissance faciale automatisée.....	24
Figure II.2. Illustration des difficultés de la reconnaissance faciale d'un même individu.....	25
Figure II.3. Effet des changements d'illumination sur l'apparence d'un visage.....	26
Figure II.4. Effet des variations de pose sur l'apparence d'un visage.....	26
Figure II.5. Exemples d'expressions faciales perturbatrices.....	27
Figure II.6. Illustrations des défis liés aux occlusions dans la reconnaissance faciale.....	28
Figure II.7. Processus global de reconnaissance faciale.....	30
Figure II.8. Exemple de détection correcte du visage.....	31
Figure II.9. Exemples de caractéristiques de Haar utilisées dans la méthode de Viola-Jones, composées des régions rectangulaires blanches et noires adjacentes.....	33
Figure II.10. Exemple de calcul d'une image intégrale à partir d'une image d'entrée.....	33
Figure II.11. Architecture du classifieur "fort" avec étape de rejet dans la méthode.....	34
Figure II.12. Architecture en cascade utilisée dans la méthode de Viola-Jones pour une détection rapide des visages.....	35
Figure II.13. Calcul du code LBP pour un pixel donné.....	36
Figure II.14. Exemples d'opérateurs LBP avec les voisinages (8,1), (16,2) et (24,3).....	37
Figure II.15. Principe de la transformée de Hough standard pour la détection de lignes droites.....	38
Figure II.16. Illustration de la transformée de Hough généralisée pour la détection de cercle.....	39

Liste des figures

Figure III.1. Logo de l’outil python	44
Figure III.2. Organigramme du système de reconnaissance faciale.	46
Figure III.3. Échantillons d'images faciale considérés (1) : 1 ^{ère} image ; (2) : 2 ^{ème} image; (3) : 3 ^{ème} image.	47
Figure III.4. Première image d'échantillon - Conversion RVB vers niveaux de gris.	48
Figure III.5. Deuxième image d'échantillon - Conversion RVB vers niveaux de gris.	49
Figure III.6. Troisième image d'échantillon - Conversion RVB vers niveaux de gris.....	49
Figure III.7. Résultats du filtre médian appliqué à l’ensemble d’images bruitées.....	50
Figure III.8. Effets de l'égalisation d'histogramme sur la qualité de la première image; (1b) : image filtrée ; (1c) : image égalisée après correction.....	51
Figure III.9. Effets de l'égalisation d'histogramme sur la qualité de la deuxième image ; (2b) : image filtrée ; (2c) : image égalisée après correction.....	52
Figure III.10. Redimensionnement d'images considéré; (1a) : image au niveau de gris; (1c) : image égalisée; (1d) : image redimensionnée.	53
Figure III.11. Redimensionnement d'images considéré; (2a) : image au niveau de gris; (2c) : image égalisée; (2d) : image redimensionnée.	53
Figure III.12. Redimensionnement d'images considéré; (3a) : image au niveau de gris; (3c) : image égalisée; (3d) : image redimensionnée.	54
Figure III.13. Résultats de la localisation de visages par la méthode proposée.....	55
Figure III.14. Résultat de la détection de contours par l'algorithme de Canny appliqué à la région du visage.....	56
Figure III.15. Fenêtre de la base de données qui contient les tableaux des visages considérés.	60

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Tableau I.1. Avantages et inconvénients des principales modalités biométriques	14
Tableau III.1. Matrices et vecteurs de caractéristiques LBP binaires pour les visages détectés.	57
Tableau III.2. Paramètres géométriques calculés pour les visages.....	58
Tableau III.3. Résultats des comparaisons de vecteurs par distance euclidienne avec indication de correspondance.	61

Liste des abréviations

Liste des abréviations

ACP : Analyse en composantes principales.

Adaboost : Adaptive Boosting.

ADL: Analyse Discriminante Linéaire.

DB: Data base.

DE: Distance euclidienne.

IT: Information technology.

LBP: Local Binary Pattern.

Open CV: Open Source Computer Vision.

PIN: Personal Identification Number.

RFID: Radio frequency identification.

RVB: Rouge, vert et bleu.

SGBDR: Système de Gestion de Base de Données Relationnelle.

SQL: Structured Query Language.

Introduction générale

Introduction générale

Dans notre société moderne, où la sécurité des informations, des biens et des personnes est primordiale, les systèmes de contrôle d'accès jouent un rôle crucial. Ces systèmes, véritables gardiens de notre sécurité, régulent et surveillent l'accès à une multitude d'espaces et de ressources : des bureaux d'entreprises aux centres de données, des laboratoires de recherche aux installations gouvernementales, en passant par les espaces résidentiels sécurisés. Leur mission est double : d'une part, authentifier ou identifier les identités pour garantir que seules les personnes autorisées obtiennent l'accès, et d'autre part, tracer ces accès afin de maintenir un historique des mouvements et des actions.

Traditionnellement, les systèmes de contrôle d'accès reposent sur trois éléments : ce que l'on sait (mots de passe, codes PIN), ce que l'on possède (cartes magnétiques, badges RFID), ou une combinaison des deux. Malgré leur utilisation depuis des décennies, ces méthodes présentent des failles significatives. Les mots de passe, devant être complexes et uniques, deviennent un fardeau cognitif, poussant souvent les utilisateurs à choisir des codes simples ou à les noter, compromettant ainsi la sécurité. De même, les badges et cartes peuvent être perdus, volés ou prêtés, risquant des accès non autorisés aux conséquences potentiellement désastreuses.

En outre, la gestion de ces systèmes traditionnels impose des coûts opérationnels substantiels. Les équipes informatiques (IT) et de sécurité sont constamment mobilisées par des tâches chronophages : réinitialisation de mots de passe oubliés, remplacement de badges perdus, et mise à jour des droits d'accès à chaque mouvement de personnel. Dans les environnements à haute sécurité, tels que les centres de recherche ou les installations gouvernementales, ces faiblesses peuvent engendrer des conséquences catastrophiques : fuites de données sensibles, sabotage d'équipements critiques, ou même espionnage industriel.

Pour relever ces défis, les systèmes de contrôle d'accès ont évolué vers une troisième forme d'authentification ou d'identification : l'utilisation de ce que l'on est intrinsèquement. C'est dans ce contexte que la biométrie a pris son essor. Cette technologie exploite les caractéristiques biologiques, physiologiques ou comportementales uniques à chaque individu. Les marqueurs biométriques, tels que les empreintes digitales, l'iris, la voix ou les traits du visage, présentent un avantage majeur par rapport aux mots de passe ou aux badges : ils ne peuvent être ni oubliés, ni facilement volés ou dupliqués.

Parmi les diverses modalités biométriques, la reconnaissance faciale émerge comme une solution d'avenir pour les systèmes modernes de contrôle d'accès. Son adoption rapide s'explique par plusieurs avantages clés. En premier lieu, elle offre une expérience utilisateur sans heurts. Plus besoin de mémoriser un code ou de présenter un badge ; l'accès est simplement accordé lorsque l'individu se place devant une caméra. Cette simplicité est particulièrement précieuse dans les environnements nécessitant des accès fréquents ou immédiats, tels que les centres de recherche ou les salles de contrôle.

En outre, la reconnaissance faciale renforce considérablement la sécurité. Les algorithmes analysent la géométrie singulière du visage à travers des centaines de points de référence, générant ainsi une signature numérique une "empreinte faciale" pratiquement infalsifiable. Cette robustesse face aux tentatives de fraude est cruciale pour les accès très sensibles. Un atout supplémentaire réside dans le fait que seule cette empreinte est stockée, et

Introduction générale

non l'image du visage elle-même. Cela préserve la vie privée des utilisateurs, un aspect de plus en plus crucial au regard des réglementations sur la protection des données.

Troisièmement, la reconnaissance faciale simplifie la gestion des systèmes de contrôle d'accès. L'enrôlement est rapide, ne nécessitant qu'une simple capture d'image. Les administrateurs peuvent mettre à jour les droits d'accès instantanément via le logiciel, éliminant ainsi la logistique fastidieuse liée à la gestion des badges physiques. Un avantage supplémentaire découle de l'intégration de l'intelligence artificielle : le système s'adapte dynamiquement aux changements. Par exemple, il peut reconnaître un utilisateur même avec des modifications d'apparence comme le port de lunettes ou d'un masque, ajustant son identification ou authentification pour maintenir la sécurité sans compromettre la commodité.

C'est dans ce contexte que nous avons entrepris la conception de la partie software d'un système de contrôle d'accès basé sur la reconnaissance faciale, en exploitant les dernières innovations technologiques issues des recherches de pointe dans le domaine de la biométrie faciale.

Dans ce contexte, ce mémoire est organisé en trois grands chapitres principaux :

Le premier chapitre présente les concepts fondamentaux de la biométrie, décrivant ses diverses modalités physiologiques, comportementales et biologiques, ainsi que le fonctionnement général d'un système biométrique. Il dresse également un aperçu du marché, des applications et des tendances émergentes du secteur.

Le deuxième chapitre se concentre sur la reconnaissance faciale, abordant en profondeur les concepts clés et les techniques algorithmiques sous-jacentes à cette modalité biométrique particulière. Un état de l'art détaillé est dressé, couvrant les différentes approches globales, locales et hybrides utilisées pour l'analyse et l'identification des visages. Les défis majeurs inhérents aux changements d'illumination, de poses, d'expressions faciales et aux occultations partielles sont examinés.

De plus, il décrit de manière approfondie le processus complet de reconnaissance faciale élaboré, cela à partir de l'acquisition d'images jusqu'à la prise de décision finale en passant par les étapes cruciales de détection des visages, d'extraction des caractéristiques discriminantes et de mesure des similarités. Une attention particulière est portée sur des techniques fondamentales telles que la méthode de Viola-Jones, les motifs binaires locaux et la transformée de Hough, qui constituent la base algorithmique de nombreux systèmes opérationnels.

Dans le dernier chapitre, nous présentons la mise en œuvre concrète et les résultats obtenus pour notre propre système de reconnaissance faciale développé. Après avoir jeté les bases théoriques et présenté les différentes techniques algorithmiques avancées, cette dernière partie aborde les aspects pratiques en détaillant l'environnement de développement et les outils utilisés.

En effet, Les principales étapes du processus de classification des visages y sont explicitées, depuis les opérations préliminaires de prétraitement des images (conversion, filtrage, égalisation d'histogramme) jusqu'à l'application des modèles retenus pour la détection des visages via la méthode Viola-Jones et l'extraction des caractéristiques par l'approche des motifs binaires locaux. La base de données d'échantillons utilisée est également décrite. Enfin,

Introduction générale

les mesures de similarité adoptées, notamment la distance euclidienne, sont exposées avant une analyse approfondie et une discussion des performances globales du système implémenté.

En fin, nous récapitulerons dans la conclusion générale les principales réalisations de notre travail et les avancées permises par celui-ci. Nous évoquerons également quelques pistes à explorer pour de futures améliorations et développements supplémentaires liés à la reconnaissance faciale.

Chapitre I

La biométrie et ses applications

I.1. Introduction

Dans notre monde en constante évolution, marqué par des enjeux croissants de sécurité et d'identification formelle, la biométrie émerge comme une solution incontournable. Cette science avant-gardiste, fondée sur l'analyse des caractéristiques physiologiques, comportementales et biologiques uniques à chaque individu, offre des méthodes fiables et automatisées pour authentifier et reconnaître les personnes de manière distinctive.

Qu'il s'agisse des empreintes digitales, de l'iris, du visage, de la voix, de la démarche ou encore de l'ADN, la biométrie exploite ces traits singuliers avec un large éventail d'applications possibles. Son adoption généralisée par les gouvernements, les entreprises et le secteur juridique témoigne de son importance stratégique croissante pour renforcer la sécurité, lutter contre la fraude, et faciliter les procédures d'identification formelle.

Dans ce chapitre, nous allons décrire les fondements, les différentes modalités, le fonctionnement, et les applications de la biométrie. Nous allons, également aborder les critères clés pour choisir la modalité la mieux adaptée, ainsi que les enjeux liés aux performances et à l'évaluation de ces technologies. Aussi, nous présentons un aperçu sur les tendances émergentes et les perspectives d'avenir prometteuses de cette discipline en pleine effervescence.

I.1.1. Définition

La biométrie est la science qui permet d'identifier de manière unique un individu en analysant ses caractéristiques physiques, biologiques ou comportementales distinctives. Ces caractéristiques biométriques peuvent inclure les empreintes digitales, l'iris, la forme du visage, la voix ou encore la démarche d'une personne.

L'objectif principal de la biométrie est de fournir une méthode fiable et automatisée pour vérifier l'identité d'un individu en se basant sur ces attributs personnels et uniques. Bien que le terme "biométrie" provienne étymologiquement de l'étude quantitative des êtres vivants, son utilisation dans le domaine de la sécurité et de l'authentification s'est largement répandue en raison de sa concision pour désigner cette science de l'identification par les caractéristiques biologiques ou comportementales propres à chaque individu. [1]

I.1.2. Identification et authentification biométriques

L'identification et l'authentification biométriques sont deux processus complémentaires basés sur l'analyse des caractéristiques uniques d'un individu.

L'authentification biométrique confirme que quelqu'un est bien la personne qu'elle prétend être, en comparant ses données biométriques à celles enregistrées pour cette identité revendiquée. Elle permet ainsi de contrôler les accès.

L'identification biométrique, elle, consiste à retrouver l'identité d'un individu au sein d'un groupe en faisant correspondre ses données biométriques avec une base de référence. Elle sert notamment à identifier des personnes sur des images ou dans des lieux publics.

Grâce à ces deux fonctions, la biométrie apporte des solutions automatisées et fiables pour reconnaître formellement les individus. [2]

I.1.3. Avantages et limites de la biométrie

Comme toute technologie, la biométrie présente des avantages notables mais également certaines limites qu'il est important de prendre en considération.

➤ Avantages

- ✓ Authentification simplifiée par l'utilisation des caractéristiques biométriques (empreintes, iris, etc.).
- ✓ Sécurité renforcée.
- ✓ Diminution des risques de fraude et d'usurpation d'identité.
- ✓ Vérification formelle de l'identité (ex : transactions financières).
- ✓ Intégrité et confidentialité accrues des données et systèmes.
- ✓ Accélération des services et processus. [3]

➤ Limites

- ✓ Problème de fiabilité et qualité d'authentification à 100% : changements physiques dus au vieillissement, blessures, conditions environnementales, etc, peuvent empêcher la reconnaissance correcte.
- ✓ Coût élevé de mise en œuvre de ces systèmes.
- ✓ Ne garantit pas une sécurité absolue malgré l'image de haute technologie.
- ✓ Limites juridiques sur la collecte, l'utilisation et le stockage des données biométriques.
- ✓ Limites techniques liées à la mesure et au traitement des caractéristiques biométriques.
- ✓ Risque de piratage si les données biométriques numérisées ne sont pas suffisamment protégées.

I.2. Différentes modalités biométriques

La biométrie tire parti d'un large éventail de caractéristiques uniques aux êtres humains pour permettre l'identification et l'authentification des individus. On peut classer ces modalités biométriques en trois grandes catégories :

Premièrement, les modalités physiologiques ou morphologiques exploitent des traits physiques distinctifs tels que les empreintes digitales, le visage, l'iris ou encore la géométrie de la main. Deuxièmement, les modalités comportementales analysent des caractéristiques liées aux gestes et au comportement d'une personne, comme la signature manuscrite, la voix ou la démarche.

Enfin, les modalités biologiques se basent sur des marqueurs biologiques intrinsèques et uniques, à l'instar de l'odeur corporelle ou de l'ADN.

Chacune de ces modalités biométriques présente des forces et des faiblesses propres en termes de performances, d'acceptabilité par les utilisateurs, de conditions d'acquisition ou

encore de risques de contrefaçon. Un examen approfondi s'impose pour choisir la modalité la mieux adaptée aux besoins et contraintes d'une application donnée.

La figure.1 illustre les différentes modalités biométriques, classées en trois catégories principales.

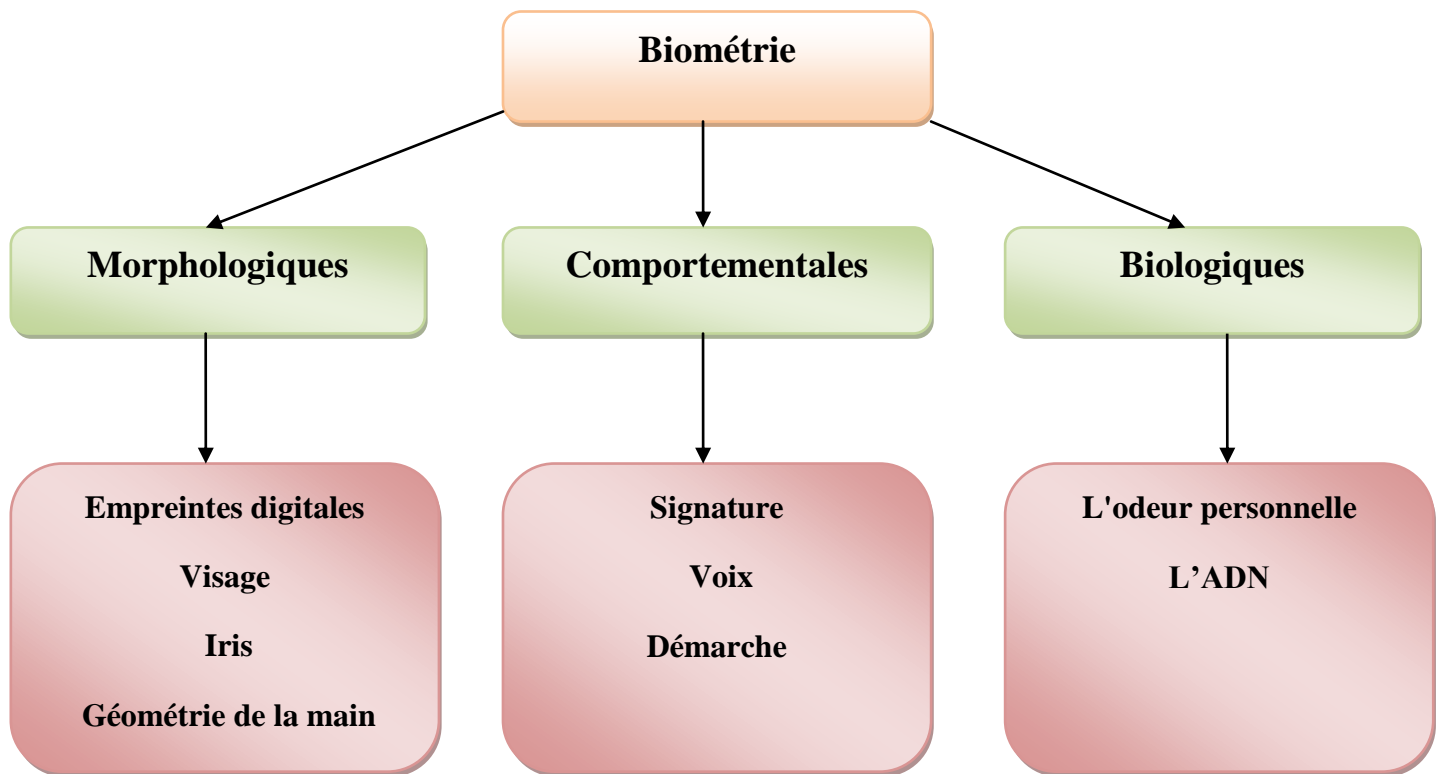


Figure I.1. Classification des modalités biométriques [4].

I.2.1. Modalités physiologiques (morphologiques)

La technique d'identification utilise les caractéristiques physiologiques uniques et permanentes de chaque personne, comme l'iris, les empreintes digitales, la forme de la main ou les traits du visage, pour permettre une reconnaissance fiable des individus. [4]

I.2.1.1. Empreintes digitales

Les empreintes digitales sont des dessins uniques formés par les crêtes de la peau sur les doigts. Bien qu'elles puissent apparaître sur d'autres parties du corps, on fait généralement référence aux motifs sur les doigts lorsqu'on parle d'empreintes digitales. Ces motifs singuliers se développent durant la grossesse, quand les crêtes papillaires des doigts se forment sous la pression interne dans l'utérus maternel.

Comme chaque processus de formation est unique, les empreintes digitales sont individuelles et différent d'une personne à l'autre. Il est extrêmement rare de trouver deux empreintes identiques (1 chance sur 1024), car la structure de la peau en plusieurs couches lui permet de se régénérer tout en conservant ses caractéristiques immuables. Par conséquent, une

blessure superficielle au doigt n'altère généralement pas l'empreinte, seules les blessures très profondes peuvent la modifier. [5]

La figure I.2 illustre un système de reconnaissance d'empreintes digitales utilisant un lecteur biométrique.



Figure I.2. Système de reconnaissance d'empreintes digitales par lecteur biométrique [6].

I.2.1.2. Visage

Le visage est la modalité biométrique la plus naturelle et acceptable, puisque c'est ainsi que les humains se reconnaissent visuellement au quotidien. Les éléments clés du visage utilisés pour l'identification sont les yeux, la bouche et la forme générale du visage. L'analyse des fréquences spatiales revêt un rôle primordial dans ce processus.

D'une part, les basses fréquences spatiales capturent les caractéristiques globales du visage, permettant de détecter la présence d'un visage humain et d'en déterminer le genre. D'autre part, les hautes fréquences encodent les détails fins et uniques propres à chaque individu, tels que les rides, les marques de naissance, qui sont cruciaux pour pouvoir distinguer et authentifier spécifiquement chaque personne. [7]

La figure I.3 illustre le processus de reconnaissance faciale qui analyse les fréquences spatiales du visage, notamment les basses fréquences pour les caractéristiques globales et les hautes fréquences pour les détails uniques de chaque individu.



Figure I.3. Reconnaissance faciale par analyse des fréquences spatiales [6].

I.2.1.3. Iris

L'iris est l'une des premières méthodes utilisées pour la reconnaissance biométrique. Son utilisation remonte à 1949 grâce à un manuel d'ophtalmologie. L'identification par l'iris emploie de nombreux paramètres, ce qui la rend extrêmement fiable. Selon les estimations de Daugmann, la probabilité de trouver deux iris identiques est infime, environ 1 sur 10^{72} .

La première étape consiste à capturer une image nette de l'iris. Cela peut être difficile car l'œil est un organe sensible, sa taille varie selon la luminosité et la fatigue. La figure I.4 illustre ce processus d'acquisition et d'analyse de l'iris pour la reconnaissance biométrique. Aussi, l'iris est souvent partiellement obstrué par les cils, les paupières, les lentilles de contact, les reflets lumineux ou les mouvements incontrôlés.

Le système d'acquisition utilise une caméra monochrome CCD (640×480 pixels) équipée d'une source lumineuse dans le proche infrarouge (700 et 900 nm), invisible à l'œil humain. [7]



Figure I.4. Analyse de l'iris pour la reconnaissance biométrique. [8]

I.2.1.4. Géométrie de la main

La reconnaissance par géométrie de la main est une méthode biométrique qui analyse les mensurations et la forme unique de la main d'une personne. Elle se base sur des caractéristiques comme la longueur et l'épaisseur des doigts, la largeur de la paume et la forme des articulations.

Typiquement, une caméra infrarouge capture deux images de la main sous des angles différents pour obtenir un modèle 3D. L'image numérisée est ensuite convertie en un modèle numérique distinct associé à un code d'identification. Lorsqu'un individu présente un badge devant le lecteur, le système recherche le code correspondant dans sa base de données et compare le modèle numérique de la main capturée avec celui préalablement enregistré afin de vérifier l'identité. [9]

La figure I.5 montre un système de reconnaissance biométrique par géométrie de la main.



Figure I.5. Système de reconnaissance biométrique par géométrie de la main [6].

I.2.2. Modalités comportementales

Les modalités comportementales en biométrie se concentrent sur l'analyse de caractéristiques et de signaux liés au comportement humain pour l'identification et l'authentification. Cette approche exploite des modalités telles que la signature manuscrite la voix et la démarche.

I.2.2.1. Signature

Chaque individu possède une façon unique d'écrire sa signature. À partir des caractéristiques distinctives de la signature d'une personne, il est possible d'établir un modèle permettant son identification.

La signature étant largement utilisée dans de nombreux pays à des fins juridiques ou administratives, elle sert à confirmer l'authenticité d'une personne ou à la confronter à des documents qu'elle a préalablement signés. En d'autres termes, l'analyse de la signature

dynamique peut être employée pour vérifier l'identité d'un individu ou pour détecter d'éventuelles falsifications. [7]

La figure I.6 représente la reconnaissance biométrique par signature.



Figure I.6. Système de reconnaissance biométrique par analyse de signature [10].

I.2.2.2. Voix

La voix représente une caractéristique biométrique attrayante, car elle est intimement liée à l'anatomie unique de chaque individu ainsi qu'à l'apprentissage linguistique effectué durant l'enfance. L'enregistrement de la voix est une tâche relativement aisée grâce à l'utilisation d'un microphone.

Cependant, la qualité de la capture vocale peut être altérée par les bruits environnants. Ainsi, bien que la voix soit un marqueur biométrique naturel et facilement accessible, les conditions d'enregistrement doivent être optimales afin d'éviter toute dégradation pouvant nuire à l'analyse ultérieure. [11]

La figure I.7 présente la reconnaissance biométrique par analyse vocale.



Figure I.7. Reconnaissance biométrique par empreinte vocale [8].

I.2.2.3. Démarche

La reconnaissance de la démarche vise à identifier les individus en se basant sur leur manière unique de marcher et de se mouvoir. Cette approche exploite diverses caractéristiques telles que la vitesse, l'accélération, la cadence et les mouvements spécifiques du corps lors de la démarche, comme illustré dans la figure I.8.

En effet, la façon de marcher est étroitement liée à la musculature et à la morphologie propre à chaque personne, conférant ainsi une signature biométrique distinctive. Cependant, certains facteurs comme le port de vêtements amples peuvent compliquer l'analyse précise des mouvements et compromettre l'identification. Cette modalité fonctionne généralement par l'extraction et l'analyse de séquences vidéo capturant la démarche des individus. [3]



Figure I.8. Reconnaissance biométrique par l'analyse de la démarche [10].

I.2.3. Modalités biologiques

Les modalités biologiques en biométrie tirent parti des caractéristiques uniques inhérentes au corps humain pour l'identification et l'authentification des individus. Cette approche exploite des signaux biologiques tels que l'odeur corporelle et l'ADN.

I.2.3.1. L'odeur personnel

Chaque individu dégage une signature odorante unique, résultant d'un mélange complexe de composés organiques volatils. Les systèmes biométriques basés sur l'odeur corporelle analysent la composition chimique de cette empreinte olfactive pour la convertir en données numériques exploitables à des fins d'identification. [9]

I.2.3.2. L'ADN

L'ADN, empreinte génétique unique à chaque personne, s'est imposé comme un outil indispensable d'identification biométrique grâce aux travaux pionniers d'Alec Jeffreys et Kary Mullis dans les années 80. Son incroyable précision a permis de résoudre de nombreuses affaires criminelles. Conscients de son potentiel, de plus en plus de pays mettent en place des

bases de données génétiques, le Royaume-Uni détenant actuellement la plus grande par rapport à sa population. L'analyse d'ADN est ainsi devenue incontournable dans les procédures judiciaires modernes. [7]

La figure I.9 schématise le déroulement l'identification par empreinte génétique.

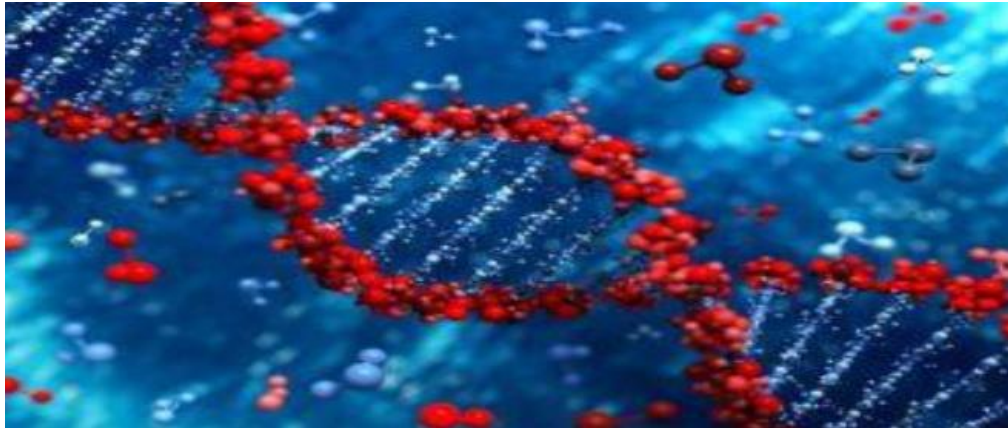


Figure I.9. Structure moléculaire de l'empreinte génétique [8].

I.3. Comparaison et évaluation des technologies biométriques

Lorsqu'il s'agit de choisir la modalité biométrique adéquate, une analyse minutieuse des forces et des faiblesses de chaque approche s'impose. Car si certaines excellent en matière de précision, d'autres se démarquent par leur convivialité ou leur faible coût de déploiement. Une comparaison approfondie permettra d'opérer le choix judicieux parmi la panoplie de solutions disponibles.

Ce processus de sélection doit impérativement prendre en compte les exigences spécifiques du contexte d'utilisation visé. Les contraintes opérationnelles, qu'elles soient liées à la mobilité, aux conditions environnementales ou aux impératifs de sécurité, guideront le choix vers la modalité la mieux adaptée.

Mais c'est surtout l'évaluation rigoureuse des performances qui s'avère déterminante. Taux d'erreurs, robustesse face aux tentatives de contrefaçon, niveaux de fiabilité atteints : autant de critères cruciaux à examiner sous toutes leurs coutures pour s'assurer du plus haut niveau de qualité et de sécurité.

I.3.1. Avantages et inconvénients des différentes modalités

Les modalités biométriques offrent des avantages et des inconvénients variés, comme le montre le tableau I.1.

Tableau I.1. Avantages et inconvénients des principales modalités biométriques. [3]

Modalité	Avantages	Inconvénients
Empreintes digitales	<ul style="list-style-type: none"> • Modalité la plus connue du public. • Lecteurs compacts et intégrables. • Coût réduit grâce aux puces silicium. • Reconnaissance rapide. 	<ul style="list-style-type: none"> • Problèmes d'hygiène avec contact capteur. • Entretien/nettoyage régulier des capteurs requis. • Risque de rejets si doigts abîmés/protégés. • Enregistrement initial parfois difficile.
Visage	<ul style="list-style-type: none"> • Pas de capteur spécifique nécessaire, juste une caméra. • Convient aux environnements grand public (aéroports, magasins, etc.). • Possibilité de reconnaître plusieurs personnes simultanément. • Identification sans contact, plus hygiénique. 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensibilité aux conditions d'éclairage (faible, reflets, contrastes). • Problèmes si visage partiellement masqué (lunettes, cheveux, accessoires). • Expressions faciales autres que neutres réduisent l'efficacité. • Sensibilité aux changements d'angle/orientation du visage.
Iris	<ul style="list-style-type: none"> • L'iris ne peut être modifié, même par une intervention chirurgicale. • Chaque iris est unique, y compris chez les vrais jumeaux. • L'iris contient une grande quantité d'informations distinctives. • Il est très difficile de falsifier ou reproduire un iris de façon crédible. 	<ul style="list-style-type: none"> • Contraintes strictes de capture pour garantir la sécurité. • Perception d'une méthode trop intrusive pour certains. • Facteurs techniques affectant la qualité d'image (reflets, variations pupillaires, etc.). • Risque de contrefaçon par reproduction artificielle de l'iris.
Géométrie de la main	<ul style="list-style-type: none"> • Cette méthode d'identification est très facile d'utilisation. • Le résultat n'est pas affecté par l'humidité ou la saleté présente sur les doigts. • L'empreinte de la main nécessite un fichier de petite taille pour son stockage. • Cette technique est moins coûteuse que la reconnaissance des empreintes digitales. 	<ul style="list-style-type: none"> • Encombrante, peu adapté aux appareils mobiles. • Ressemblances familiales source d'erreurs. • Forme de la main change avec l'âge.

<p>Signature</p>	<ul style="list-style-type: none"> • La signature manuscrite sur un document permet une conservation pérenne de l'identification. • L'acte de signer un document engage la responsabilité de la personne qui effectue cette signature. • La signature écrite est une méthode d'identification simple d'utilisation et bien acceptée par les utilisateurs. 	<ul style="list-style-type: none"> • Cette technique nécessite l'utilisation d'une tablette graphique spécifique. • Elle n'est pas adaptée pour un contrôle d'accès en extérieur ou dans certains environnements. • Cette méthode d'identification par signature reste peu répandue et peu utilisée à ce jour.
<p>Voix</p>	<ul style="list-style-type: none"> • La reconnaissance vocale est la seule utilisée pour l'authentification par téléphone. • Son implémentation aisée fait de la voix une modalité biométrique simple à adopter. • Contrairement à d'autres techniques, elle permet l'identification à distance sans présence physique. 	<ul style="list-style-type: none"> • La voix n'est pas une caractéristique permanente, elle évolue avec l'âge. • Nécessite un excellent environnement audio sans bruits parasites. • Facilité de contrefaçon par rejoue d'enregistrements vocaux. • Pouvoir de distinction limité entre voix proches.
<p>L'ADN</p>	<ul style="list-style-type: none"> • L'identification par ADN offre un niveau de précision extrêmement élevé. • Cette méthode est infaillible et ne comporte aucun risque d'erreur de système. • L'analyse de l'ADN repose sur des normes et procédures standardisées. 	<ul style="list-style-type: none"> • Coût très élevé. • Processus long et complexe. • Risque de contamination des échantillons. • Difficulté de déploiement à grande échelle.

I.3.2. Choix de la modalité appropriée

Le choix de la modalité biométrique la plus adaptée dépend de plusieurs critères essentiels à considérer. En premier lieu, il est primordial de prendre en compte le contexte d'utilisation visé et les contraintes opérationnelles associées. Certaines modalités comme l'iris ou les empreintes digitales requièrent un contact direct avec un capteur, ce qui peut s'avérer problématique dans des environnements difficiles ou pour des applications mobiles. D'autres méthodes, à l'instar de la reconnaissance faciale ou vocale, offrent une plus grande flexibilité en permettant une capture à distance.

Ensuite, les performances intrinsèques de chaque modalité, notamment en termes de précision, de taux d'erreur et de résistance aux fraudes, doivent être rigoureusement évaluées au regard du niveau de sécurité recherché. Un compromis est souvent nécessaire entre la fiabilité et la convivialité d'utilisation. Enfin, l'acceptabilité par les utilisateurs finaux, les coûts de déploiement ainsi que la compatibilité avec les systèmes existants sont autant de facteurs déterminants à prendre en considération lors du choix de la modalité biométrique la mieux appropriée.

Ainsi, on ne peut pas choisir directement une modalité biométrique sans une analyse approfondie prenant en compte tous ces critères cruciaux pour s'assurer du meilleur choix possible.

I.4. Fonctionnement d'un système biométrique

Derrière les systèmes biométriques se cache une architecture modulaire harmonieuse, où chaque composant joue un rôle essentiel. Ce ballet débute par le module de capture, véritable interface chargée de numériser fidèlement les données biométriques brutes de l'individu, qu'il s'agisse d'empreintes digitales, d'images faciales ou d'échantillons vocaux.

Prenant alors le relais, le module d'extraction des caractéristiques entre en scène. Cet expert analyste extrait avec brio les éléments distinctifs et pertinents, condensant ainsi l'information biométrique brute en une signature compacte et optimisée.

C'est ensuite au module de correspondance d'entrer en piste. Véritable cœur du système, il confronte avec dextérité la nouvelle signature biométrique aux références enregistrées, déterminant avec précision les similitudes et les divergences.

Enfin, le module de décision rend son verdict. En s'appuyant sur les conclusions du module précédent et sur des seuils prédéfinis, il statue de façon définitive sur la confirmation ou le rejet de l'identité revendiquée.

Une chorégraphie complexe mais essentielle, où chaque module remplit sa partition avec brio pour permettre une identification et une authentification sûres et automatisées.

Les différents modules clés d'un système biométrique et leur enchaînement sont schématisés dans la figure I.10.

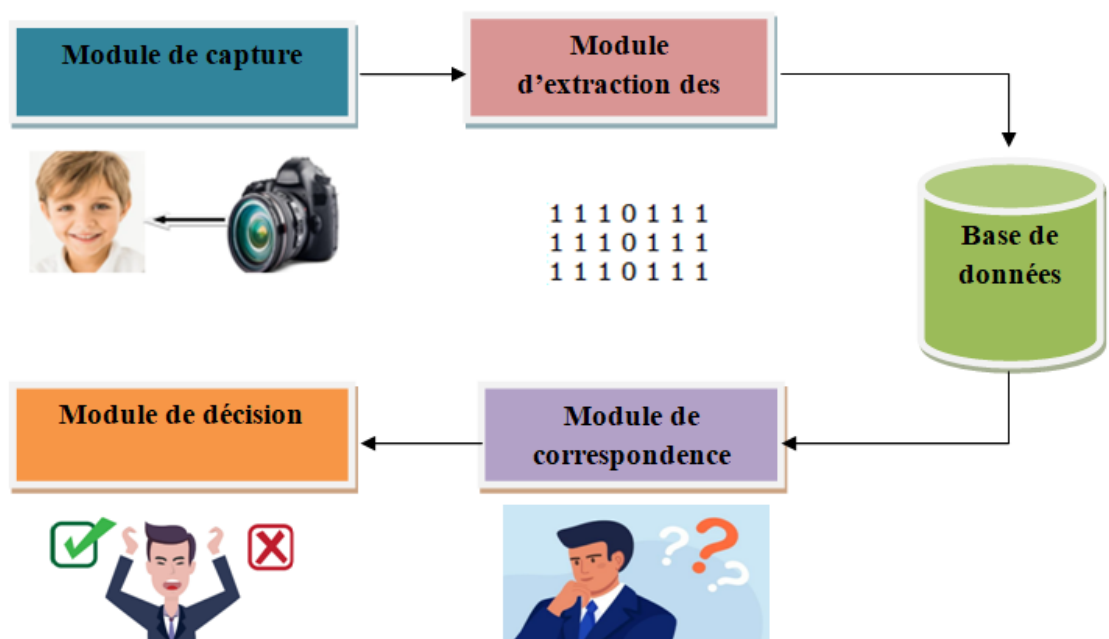


Figure I.10. Architecture d'un système biométrique.

I.4.1. Module de capture

Le module de capture est responsable de l'acquisition des données biométriques brutes d'un individu au moyen d'un périphérique de saisie biométrique adapté. Celui-ci peut prendre diverses formes, comme un appareil photographique pour la capture d'images faciales, un lecteur d'empreintes digitales, ou encore une caméra pour l'enregistrement d'échantillons de démarche ou de voix.

Le rôle du module de capture est de permettre la saisie des caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques uniques de la personne. Les données biométriques brutes acquises sont ensuite transmises aux modules suivants du système. Elles peuvent être utilisées à des fins d'enrôlement initial dans la base de données de référence, ou bien pour des opérations ultérieures de vérification ou d'identification d'identité par comparaison biométrique. [12]

I.4.2. Module d'extraction des caractéristiques

Après la capture des données biométriques brutes, le module d'extraction des caractéristiques entre en jeu. Son rôle est d'analyser ces données et d'en extraire uniquement les éléments distinctifs et pertinents permettant d'identifier un individu de manière fiable. Il effectue un traitement pour isoler les informations discriminantes présentes dans l'empreinte digitale, l'image du visage, l'échantillon vocal ou toute autre modalité biométrique utilisée. Le résultat de ce processus est une représentation réduite et optimisée des données biométriques initiales.

I.4.3. Module de correspondance

Le module de correspondance est chargé de comparer les données biométriques extraites avec les enregistrements de référence stockés dans la base de données du système. Il calcule les similitudes et les différences entre les caractéristiques biométriques en les mettant en correspondance. Cette analyse comparative vise à déterminer si les nouvelles données biométriques correspondent ou non à un individu déjà connu et enregistré dans le système.

I.4.4. Module de décision

En se basant sur les résultats fournis par le module de correspondance, le module de décision détermine si l'identité de l'individu peut être confirmée ou non. Un seuil de décision préétabli permet de statuer sur le niveau de concordance requis entre la nouvelle signature et le modèle enregistré pour valider ou rejeter une identification. Le module de décision rend ainsi la décision finale quant à la confirmation ou non de l'identité revendiquée.

I.5. Marché de la biométrie

Le marché mondial de la biométrie connaît une croissance fulgurante, porté par une adoption généralisée dans de multiples secteurs. D'ici 2024, ses revenus devraient atteindre près de 65 milliards de dollars, soit une hausse fulgurante de plus de 15% en à peine un an.

Si les solutions d'empreintes digitales demeurent les plus répandues, capitalisant sur leur maturité technologique, la reconnaissance faciale fait une percée remarquable. Tirée par les percées en intelligence artificielle et en vision par ordinateur, cette modalité prometteuse capte déjà un quart du marché biométrique mondial.

Mais d'autres approches, comme l'iris, la voix ou la démarche, complètent cet éventail de plus en plus diversifié. Chacune avec ses forces et ses faiblesses propres, ces modalités biométriques répondent à des besoins variés en termes de sécurité, de mobilité ou d'acceptation par les utilisateurs.

Un marché en pleine effervescence, où l'innovation perpétuelle permet de repousser sans cesse les limites pour des solutions d'identification et d'authentification toujours plus fiables et performantes. Comme illustré dans la figure I.11.

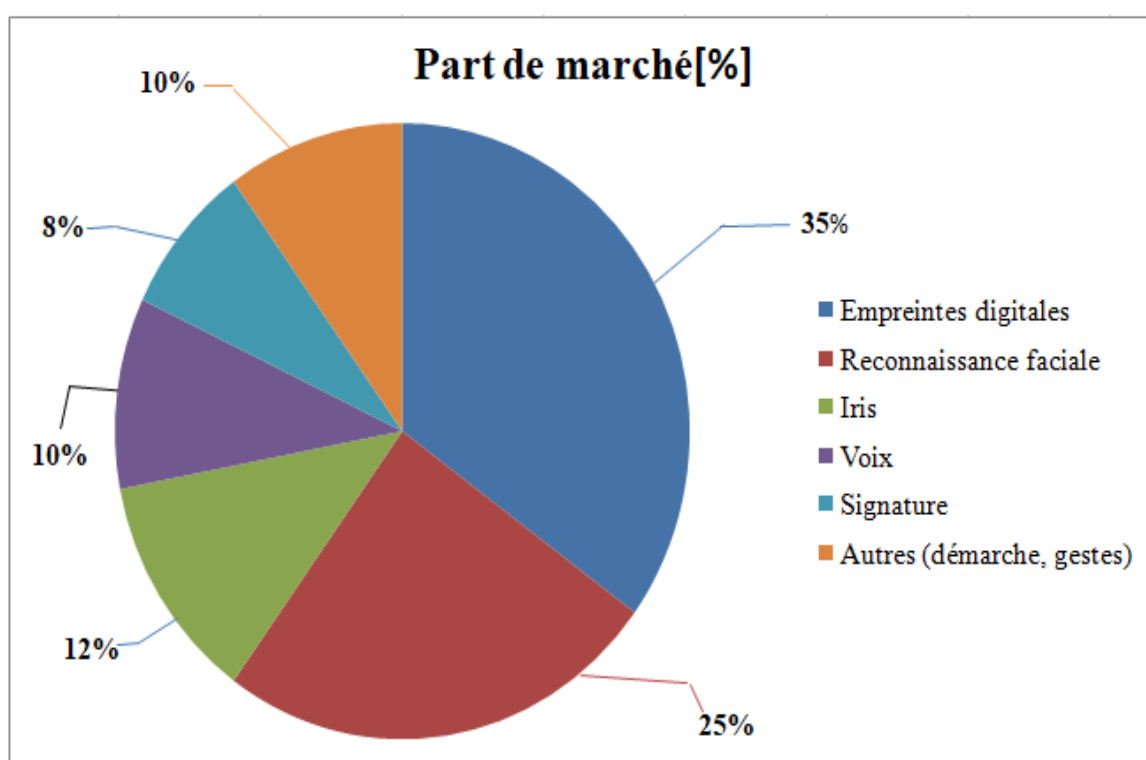


Figure I.11. Répartition du marché biométrique par modalité en 2024.

Malgré la domination persistante des empreintes digitales, la reconnaissance faciale émerge comme l'une des modalités biométriques les plus prometteuses, captant un quart du marché en 2024. Bénéficiant des percées dans les domaines de l'intelligence artificielle et du traitement d'images, cette technologie gagne en précision et en fiabilité, favorisant son adoption rapide.

Si des préoccupations légitimes en matière de confidentialité doivent être prises en compte, la reconnaissance faciale trouve des multiples applications, de la sécurité publique aux paiements en ligne, en passant par le contrôle d'accès physique et l'authentification numérique.

I.6. Applications de la biométrie

La biométrie, en permettant l'identification fiable et automatisée des individus, a révolutionné de nombreux domaines d'activité. Grâce à ses multiples modalités allant des empreintes digitales à la reconnaissance faciale en passant par l'iris et la voix, etc., elle offre des solutions sécurisées et pratiques répondant à divers besoins.

Les sections suivantes détaillent les principales applications commerciales, gouvernementales et juridiques tirant parti de cette technologie désormais incontournable.

I.6.1. Commerciales

Les entreprises exploitent la biométrie pour renforcer la sécurité de leurs accès physiques et informatiques. Elle permet un contrôle fiable des entrées dans les locaux sensibles ainsi que l'authentification sur les réseaux et terminaux. La gestion des ressources humaines, avec la vérification des temps de présence et le paiement automatisé, en bénéficie également. Dans les transactions financières, la biométrie offre une protection supplémentaire contre les fraudes et usurpations d'identité. [9]

I.6.2. Gouvernementales

Soucieux de sécurité et de lutte contre la fraude documentaire, les gouvernements déploient largement les technologies biométriques. Elles renforcent l'authentification des documents d'identité officiels comme la carte nationale, le passeport ou le permis de conduire.

Le contrôle aux frontières s'appuie aussi sur la biométrie pour vérifier l'identité des voyageurs. Dans les lieux publics sensibles, elle participe à la surveillance et à l'identification des individus.

I.6.3. Juridiques

La biométrie apporte des outils précieux au service de la justice pour identifier formellement les individus. Elle facilite les enquêtes criminelles en permettant d'établir des liens avec des empreintes ou des images. Elle contribue à détecter les usurpations d'identité et autres fraudes documentaires lors des procédures judiciaires. L'identification de cadavres, de disparus ou de terroristes recherchés relève également de ses applications juridiques.

I.7. Tendances et perspectives futures

Bien que déjà très répandue, la biométrie ne cesse d'évoluer et d'étendre son champ d'application. Les avancées technologiques constantes, tant au niveau matériel que logiciel, permettent d'améliorer les performances des systèmes existants et d'explorer de nouvelles modalités biométriques.

Parallèlement, les préoccupations croissantes en matière de sécurité et de respect de la vie privée stimulent la recherche de solutions toujours plus fiables et respectueuses des libertés individuelles. Les tendances et perspectives décrites dans la sous-section suivante témoignent du fort potentiel d'innovation dans ce domaine.

I.7.1. Systèmes multimodaux

La multimodalité en biométrie consiste à combiner plusieurs modalités ou systèmes biométriques distincts au sein d'une même solution. Cette approche fait figure d'alternative prometteuse pour pallier les limitations inhérentes aux systèmes unimodaux exploitant une seule caractéristique biométrique.

En fusionnant les données issues de plusieurs modalités telles que l'empreinte digitale, l'iris, le visage ou la voix, les systèmes multimodaux permettent d'accroître significativement les niveaux de fiabilité et de sécurité. Ils réduisent les risques d'échec d'acquisition des données ou de contrefaçon liée à l'utilisation d'un seul type de modalité. La fusion peut s'opérer à différents niveaux, mais celle des scores obtenus par chaque modalité s'avère généralement la plus performante.

Bien que complexe à mettre en œuvre, la multimodalité représente une voie d'avenir incontournable pour relever les défis croissants en matière d'identification et d'authentification des individus. [3]

I.8. Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons vu que la biométrie a définitivement conquis sa place en tant que technologie clé de notre ère numérique, en pleine mutation. Son aptitude à exploiter les caractéristiques uniques de chaque individu pour fournir des solutions d'authentification et d'identification à la fois sûres, pratiques et difficilement falsifiables en fait un atout indéniable.

Qu'il s'agisse de sécuriser les accès physiques et informatiques, de lutter contre la fraude documentaire ou d'accélérer les procédures judiciaires, la biométrie a démontré sa valeur ajoutée dans de multiples secteurs stratégiques. Et son plein potentiel est encore loin d'être atteint !

En effet, les avancées éblouissantes de l'intelligence artificielle, le traitement d'images ou la bioinformatique, cette science de pointe continue d'explorer de nouvelles modalités toujours plus performantes. Les systèmes multimodaux combinant plusieurs approches biométriques complémentaires représentent d'ores et déjà une voie prometteuse pour relever les défis complexes de fiabilité et de sécurité accrue.

Néanmoins, le déploiement massif de ces technologies soulève des interrogations légitimes sur le respect de la vie privée et la protection des libertés individuelles. Un encadrement juridique strict et une réflexion éthique approfondie s'imposent pour garantir un juste équilibre entre quête de sécurité et préservation des droits fondamentaux.

Il ne fait aucun doute que la biométrie continuera à façonner notre avenir en termes d'authentification sécurisée. En relevant les défis techniques, juridiques et sociétaux avec audace et discernement, cette discipline en perpétuelle évolution sera à même de répondre aux enjeux croissants de sécurité et d'identité de notre monde connecté.

Chapitre II

Principes et techniques de la reconnaissance faciale

II.1. Introduction

La reconnaissance faciale est une technologie en plein essor qui permet d'identifier des individus à partir de leurs traits faciaux. Dans ce chapitre, nous allons décrire les concepts clés des techniques utilisées dans le domaine de la reconnaissance faciale.

Nous commencerons par retracer l'évolution historique de la reconnaissance faciale, depuis ses débuts manuels jusqu'aux systèmes automatisés actuels. Ensuite, nous examinerons les principaux défis à relever, tels que les variations d'éclairage, de pose, d'expressions faciales et les occultations partielles.

Les différentes approches algorithmiques seront également présentées, en mettant l'accent sur les méthodes globales, locales et hybrides. Aussi, nous détaillerons également les étapes clés du processus de reconnaissance faciale, de l'acquisition d'images à la prise de décision finale en passant par la détection des visages et l'extraction des caractéristiques.

Une attention particulière sera accordée à la méthode de Viola-Jones pour la détection des visages, les motifs binaires locaux pour l'extraction des caractéristiques et la transformée de Hough pour le calcul des paramètres géométriques, ainsi que les mesures de similarité utilisées pour comparer les visages.

II.1.1. Définition de la reconnaissance faciale

La reconnaissance faciale est une application révolutionnaire de l'intelligence artificielle qui s'inscrit dans le domaine de la biométrie sécuritaire. Cette technique innovante exploite les caractéristiques uniques du visage humain pour identifier, analyser ou confirmer l'identité d'un individu. Qu'il s'agisse de photographies, de séquences vidéo ou même de flux en temps réel, la reconnaissance faciale traite les données d'images capturées et les compare à une base de référence préalablement enregistrée dans le système. [13]

La reconnaissance faciale permet :

- ✓ **Authentifier une personne** : c'est-à-dire, vérifier qu'une personne est bien celle qu'elle prétend être (dans le cadre d'un contrôle d'accès).
- ✓ **Identifier une personne** : c'est-à-dire, de retrouver une personne au sein d'un groupe d'individus, dans un lieu, une image ou une base de données. [2]

II.1.2. Historique et évolution

L'évolution de la reconnaissance faciale automatisée est un véritable parcours technologique fascinant. Les prémices remontent aux années 1960 avec l'émergence des premiers systèmes semi-automatisés, nécessitant encore une intervention humaine pour localiser manuellement les traits du visage sur les images. Cette décennie fut suivie dans les années 1970 par des tentatives d'automatisation partielle, exploitant divers marqueurs comme la couleur des cheveux ou l'épaisseur des lèvres, mais le processus restait largement manuel.

Un réel tournant s'opéra en 1988 grâce à l'introduction de l'analyse en composantes principales (ACP) par Kirby et Sirovich. Cette technique d'algèbre linéaire démontra

l'importance d'utiliser un grand nombre de valeurs, au moins une centaine, pour coder et représenter avec précision une image de visage normalisée, marquant ainsi une étape cruciale.

Puis, en 1991, Turk et Pentland réalisèrent une découverte révolutionnaire en exploitant l'ACP pour développer la méthode des "Eigenfaces". Ils mirent en évidence que l'erreur résiduelle issue de cette approche pouvait être utilisée pour détecter automatiquement la présence de visages dans une image, ouvrant ainsi la voie à la reconnaissance faciale entièrement automatisée en temps réel, sans intervention humaine.

Bien que limitée initialement par certains facteurs environnementaux, cette avancée technologique majeure suscita un engouement considérable et un vif intérêt pour le développement de la reconnaissance faciale automatique. La preuve de sa maturité fut apportée dès l'année 2001 lors de sa mise en œuvre pour le prestigieux Super Bowl, où des images de surveillance furent comparées automatiquement à une base de données numérique.

Depuis, la reconnaissance faciale automatisée n'a cessé de se perfectionner et de s'étendre à de nombreux domaines d'application, illustrant son impressionnant parcours et son évolution fulgurante depuis ses balbutiements manuels des années 1960. [14]

Une illustration des moments clés de cette évolution est présentée sur la figure II.1.

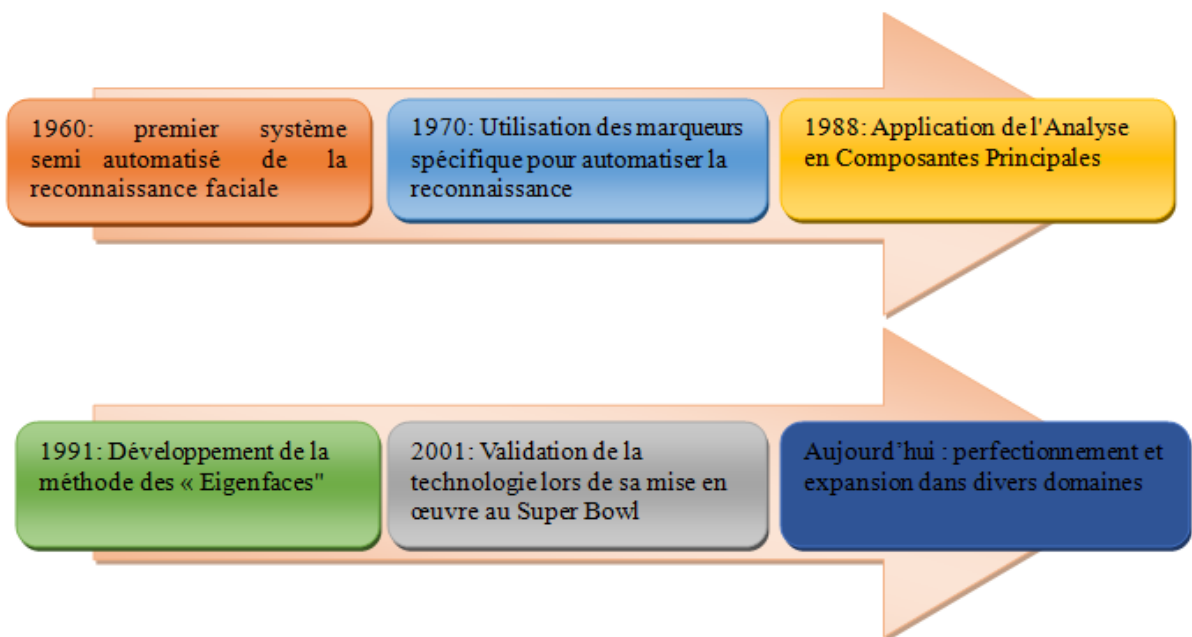


Figure II.1. Évolution de la reconnaissance faciale automatisée.

La figure II.1 présente de manière claire et concise les jalons de l'évolution de la reconnaissance faciale automatisée, depuis ses débuts dans les années 1960 jusqu'à son utilisation actuelle dans divers domaines. Elle permet de saisir rapidement les moments clés de cette progression technologique.

II.2. Difficultés de la reconnaissance faciale

La reconnaissance faciale automatique demeure un défi complexe en raison de plusieurs facteurs intrinsèques aux visages humains et aux conditions d'acquisition des images. Parmi les principales difficultés figurent les changements d'illumination, les variations de pose, les expressions faciales changeantes ainsi que les occultations partielles du visage.

Ces éléments peuvent altérer significativement l'apparence d'un individu, complexifiant son identification précise. La figure II.2 met en évidence des illustrations représentatives de ces difficultés majeures.

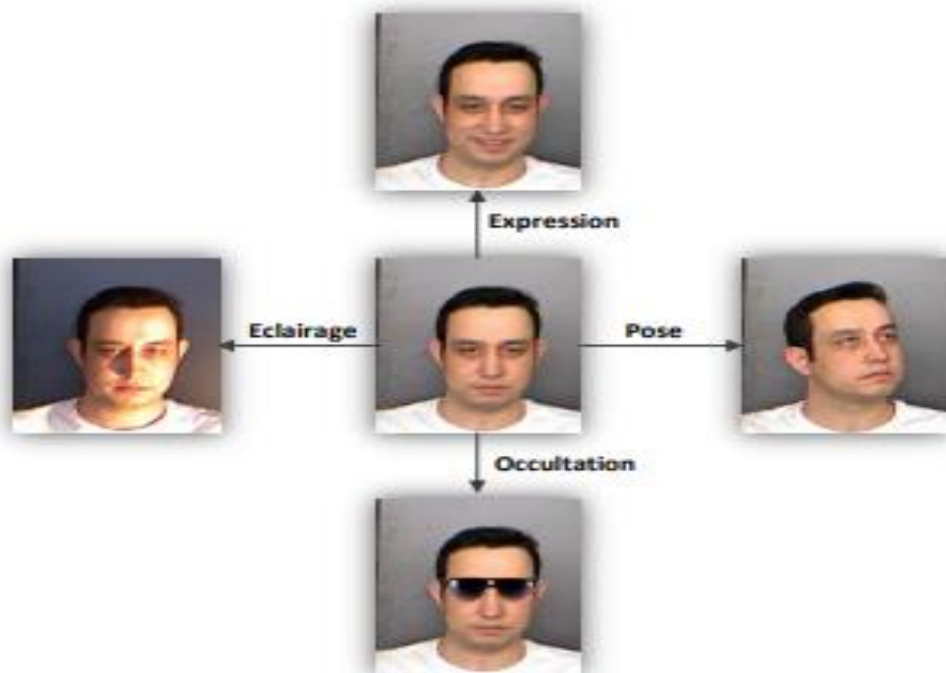


Figure II.2. Illustration des difficultés de la reconnaissance faciale d'un même individu [15].

II.2.1. Changements d'illumination

L'éclairage est un facteur clé influençant considérablement l'apparence d'un visage. Les variations d'illumination, qu'elles soient globales ou locales, peuvent altérer drastiquement la distribution des ombres et des zones éclairées sur le visage.

Une illumination ambiante différente modifie l'éclairage général du visage de manière uniforme. Cependant, les changements locaux d'éclairage créent des zones d'ombres et de hautes lumières de façon non linéaire, déformant les traits faciaux caractéristiques. Cette sensibilité aux conditions d'éclairage représente un défi majeur pour une reconnaissance faciale précise et fiable. [16]

La figure II.3 illustre clairement l'impact dramatique des variations d'illumination sur l'apparence d'un même visage.



Figure II.3. Effet des changements d'illumination sur l'apparence d'un visage [17].

II.2.2. Variations de pose

Les variations de pose, c'est-à-dire les changements d'orientation du visage par rapport au plan de l'image, représentent une difficulté majeure pour les systèmes de reconnaissance faciale.

Lorsque le visage est capturé de face ou avec une légère inclinaison inférieure à 30 degrés, il est possible de normaliser son apparence en détectant et en alignant des points de repère faciaux clés comme les yeux. Cependant, au-delà d'une rotation de 30 degrés, les techniques de normalisation géométrique deviennent inefficaces en raison de l'occultation partielle et de la déformation projetée du visage. Cette perte d'information sur les traits faciaux caractéristiques entrave considérablement les performances de reconnaissance. [10]

La figure II.4 illustre l'impact des variations de pose sur l'apparence d'un même visage.



Figure II.4. Effet des variations de pose sur l'apparence d'un visage [10].

II.2.3. Expressions faciales

L'une des principales difficultés rencontrées par les systèmes de reconnaissance faciale réside dans la gestion des expressions faciales. En effet, lorsqu'une personne affiche une expression faciale, que ce soit un sourire, une grimace ou toute autre émotion, la configuration de son visage se trouve profondément modifiée. Comme le montre la Figure II.5, les éléments clés du visage tels que la bouche et les yeux peuvent alors se déformer de manière significative.

Cette déformation engendre un déplacement conséquent des points d'intérêt habituellement utilisés pour identifier un individu, pouvant ainsi induire en erreur les algorithmes de reconnaissance. La bouche demeure la région la plus sujette aux variations expressives, mais d'autres parties comme les sourcils subissent également des changements notables. [16]

La Figure II.15 illustre les différences importantes dans l'apparence du visage engendrées par diverses expressions faciales.



Figure II.5. Exemples d'expressions faciales perturbatrices [18].

II.2.4. Occultations partielles

Les situations où une partie du visage est occultée sont courantes dans divers contextes pratiques. Cela peut se produire lorsque des éléments tels qu'une main, des cheveux longs, des lunettes de vue ou de soleil, ou même d'autres objets comme un foulard, obscurcissent certaines régions du visage. Parfois, une partie du visage peut même obstruer une autre en raison d'une rotation hors plan. [16]

À cet égard, la Figure II.6 illustre de manière claire les diverses situations d'occlusions partielles, soulignant ainsi les défis auxquels sont confrontés les systèmes de reconnaissance faciale dans des conditions réelles.



Figure II.6. Illustrations des défis liés aux occlusions dans la reconnaissance faciale [19].

II.3. Algorithmes et approches de reconnaissance faciale

La reconnaissance faciale repose sur diverses approches algorithmiques visant à extraire et analyser les caractéristiques d'un visage à partir d'une image ou d'un flux vidéo. Ces méthodes se distinguent principalement par leur façon d'appréhender le problème, certaines considérant le visage dans sa globalité, tandis que d'autres se concentrent sur des régions d'intérêt ou des points caractéristiques spécifiques.

Au fil des années, de nombreux algorithmes ont été développés, exploitant des techniques issues de différents domaines tels que le traitement d'image, l'apprentissage automatique et l'intelligence artificielle. Parmi les approches les plus courantes, on distingue les méthodes globales qui analysent le visage dans son ensemble, et les méthodes locales qui se focalisent sur certaines régions clés.

Les techniques globales, que nous aborderons dans cette section, peuvent être subdivisées en deux grandes catégories : les méthodes linéaires, reposant sur des principes mathématiques simples, et les méthodes non linéaires, faisant appel à des modèles plus complexes pour capturer la non-linéarité inhérente aux données faciales.

II.3.1. Approches globales

Les approches globales considèrent le visage dans son ensemble au lieu de se concentrer sur des régions spécifiques comme les yeux ou la bouche. Elles utilisent toute la surface du visage pour en extraire les caractéristiques clés permettant l'identification.

Un avantage majeur de ces méthodes est leur relative simplicité et rapidité de mise en œuvre. Cependant, elles sont très sensibles aux changements d'éclairage, d'orientation du visage et d'expressions faciales, ce qui limite leurs performances.

Parmi les techniques globales les plus connues, on peut citer :

- ✓ L'analyse en Composantes Principales (ACP), aussi appelée "Eigenfaces". Cette méthode projette les images de visages dans un espace réduit tout en conservant les variations les plus importantes.
- ✓ L'Analyse Discriminante Linéaire (ADL) est une autre approche majeure. Elle vise à maximiser les différences entre individus tout en minimisant les variations pour une même personne. [6]

II.3.1.1. Techniques linéaires

Les techniques linéaires constituent l'une des premières approches développées pour la reconnaissance faciale. Elles reposent sur une projection linéaire des images de visages, généralement de très haute dimensionnalité, dans un espace de représentation de plus faible dimension.

Cette réduction de dimensionnalité, bien que permettant des traitements plus rapides, souffre d'un défaut majeur : l'incapacité à capturer les variations non convexes présentes dans les données faciales. Or, ces variations non linéaires sont cruciales pour distinguer efficacement les individus.

En conséquence, malgré leur relative simplicité de mise en œuvre, ces méthodes linéaires présentent des limites intrinsèques qui se traduisent par des performances sous-optimales, en particulier dans des environnements non contraints où la variabilité des données est maximale. [2]

II.3.1.2. Techniques non linéaires

Au-delà des techniques linéaires classiques, des approches non linéaires globales ont également vu le jour en traitement d'images. Celles-ci s'appuient souvent sur une extension des méthodes linéaires grâce à l'utilisation de fonctions noyaux (kernel).

Ces fonctions noyaux permettent de projeter les données dans un espace de plus grande dimension, où des traitements linéaires deviennent capables de capturer les relations non linéaires présentes dans les données initiales. Les techniques non linéaires résultantes, dérivées de leurs analogues linéaires mais exploitant les noyaux, offrent ainsi une plus grande puissance pour traiter les problèmes fortement non linéaires rencontrés fréquemment en imagerie.

II.3.2. Approches locales

Les approches locales en reconnaissance faciale reposent sur la construction d'un espace de caractéristiques régional au moyen de filtres d'images judicieusement choisis. L'objectif étant de rendre les distributions de visage plus robustes face aux variations de pose, d'éclairage et d'expressions.

Leur principale force réside dans leur capacité inhérente à mieux modéliser ces sources de variabilité par rapport aux méthodes globales. Parmi ces techniques locales particulièrement performantes les méthodes LBP examinées dans cette étude appartiennent à cette catégorie. [6]

II.3.3. Approches hybrides

Les méthodes hybrides associent deux techniques pour la reconnaissance de visage. D'une part, elles utilisent des caractéristiques géométriques globales du visage. D'autre part, elles extraient des détails locaux d'apparence. En combinant ces deux approches, les méthodes

hybrides arrivent à mieux reconnaître les visages malgré les changements de pose, d'éclairage ou d'expression faciale.

II.4. Processus de reconnaissance faciale

Le processus de reconnaissance faciale regroupe l'ensemble des étapes nécessaires pour identifier des individus à partir d'images ou de vidéos contenant leurs visages.

Cette suite d'opérations débute par l'acquisition des données visuelles brutes en entrée. Une phase de prétraitement permet ensuite d'optimiser ces données. L'étape cruciale consiste à détecter et localiser précisément les zones de visages présentes. Des caractéristiques visuelles discriminantes sont alors extraites de ces régions. C'est sur cette base que s'effectuent la comparaison et la classification en appariant ces caractéristiques à celles de visages de référence.

Enfin, une décision finale valide ou non l'identification d'un individu selon un certain seuil de confiance. L'enchaînement complet de ces différentes étapes du processus de reconnaissance faciale est représenté sur la Figure II.7.

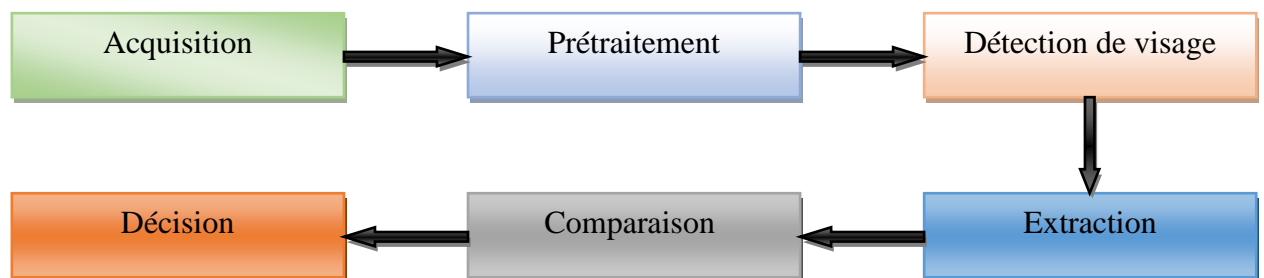


Figure II.7. Processus global de reconnaissance faciale.

II.4.1. Acquisition d'images

L'acquisition d'images est la première phase d'un système de reconnaissance faciale. Cette étape consiste à capturer les données visuelles brutes représentant les visages à identifier depuis le monde réel. Ces données sont généralement saisies au moyen de dispositifs d'imagerie tels que des caméras, webcams ou appareils photo. [10]

La qualité des images acquises lors de ce processus initial est primordiale, car elle conditionne les performances des traitements en aval visant à extraire les informations pertinentes pour l'identification.

II.4.2. Prétraitement

La phase de prétraitement intervient après l'acquisition initiale des images. Son objectif est de préparer les données visuelles brutes afin qu'elles soient exploitables par les étapes suivantes. Cela consiste notamment à éliminer les bruits et perturbations indésirables présents dans l'image d'entrée, généralement causés par les imperfections des dispositifs

d'acquisition. Seules les informations utiles et pertinentes sont ainsi conservées, permettant de transmettre une image nettoyée et optimisée à l'étape suivante du traitement. [10]

II.4.3. Détection des visages

La détection des visages est une étape cruciale qui impacte grandement les performances globales d'un système de reconnaissance faciale. Son objectif est d'identifier et de localiser précisément les régions des visages présentes dans les images acquises, et ce quelle que soit leur position, échelle, orientation ou conditions d'éclairage.

De nombreuses recherches ont été menées sur cette problématique, aboutissant au développement de multiples techniques. Celles-ci vont de la simple détection de la présence d'un visage à la localisation fine des différentes régions caractéristiques comme les yeux, le nez, la bouche ou les oreilles. Pour être considérée comme correcte, la zone de visage détectée ne doit pas excéder 20% de la taille réelle. [4]

La Figure II.8 montre un exemple où la région du visage est correctement détectée, sans excéder 20% de la taille réelle.

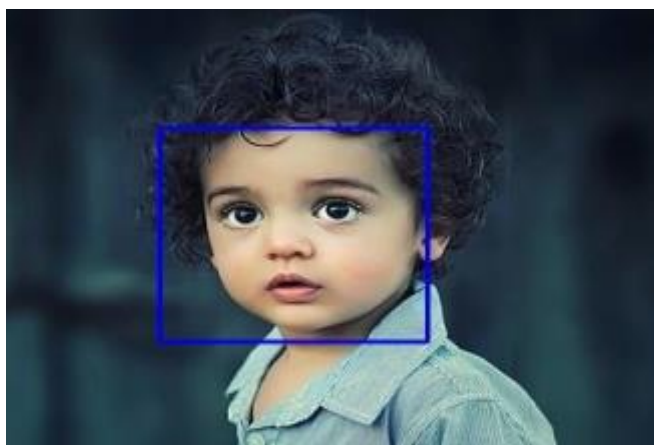


Figure II.8. Exemple de détection correcte du visage [4].

II.4.4. Extraction des caractéristiques

Cette étape vise à extraire de l'image les informations visuelles discriminantes et non redondantes qui permettront d'identifier un individu. Il s'agit en quelque sorte de définir un modèle représentatif du visage, en sélectionnant soigneusement les caractéristiques pertinentes à encoder et à stocker en mémoire. Ces caractéristiques extraites seront ensuite utilisées pour classer les individus en groupes distincts, en regroupant ceux partageant des similarités. [19]

II.4.5. Comparaison

Cette étape consiste à comparer l'ensemble des caractéristiques extraites de la donnée biométrique d'entrée avec les modèles de référence enregistrés dans la base de données du système. Un degré de similarité ou de divergence est alors calculé entre les caractéristiques d'entrée et chacun des modèles, permettant d'évaluer leur proximité. [20]

II.4.6. Prise de décision

Lors de cette phase, le système examine l'identité revendiquée par un utilisateur, ou détermine l'identité d'une personne, en se basant sur le degré de similarité calculé entre les caractéristiques extraites et celles des modèles biométriques stockés. C'est à cette étape que l'identification ou la vérification de l'identité est effectuée. [10]

II.5. Techniques de détection des visages utilisées

La détection des visages est une étape cruciale dans de nombreuses applications telles que la reconnaissance faciale, le suivi de visages, l'analyse d'expressions, etc. C'est un problème complexe en vision par ordinateur qui consiste à localiser et extraire les régions contenant des visages dans une image ou une séquence vidéo.

Au fil des années, diverses techniques ont été développées pour relever ce défi, chacune ayant ses propres forces et faiblesses. Parmi les approches les plus populaires, on peut citer la méthode de Viola-Jones.

Dans cette section, nous allons explorer en détail cette technique, en analysant son principe de fonctionnement, ses avantages et ses limitations.

II.5.1. Méthode de Viola-Jones

En 2001, les chercheurs Paul Viola et Michael Jones ont proposé une méthode révolutionnaire de détection d'objets par vision artificielle, initialement conçue pour la détection des visages. Leur approche, baptisée "méthode de Viola-Jones", repose sur l'utilisation de descripteurs visuels simples appelés caractéristiques de Haar, combinés à une procédure d'apprentissage machine par Boosting adaptatif.

Ce qui distingue cette méthode, c'est sa capacité à réaliser une détection fiable des visages en temps réel, de manière simple et efficace d'un point de vue computationnel. L'algorithme construit un classificateur en cascade extrêmement performant, capable d'identifier avec précision les régions contenant des visages tout en éliminant rapidement celles qui n'en contiennent pas.

Bien que conçue à l'origine pour la détection des visages, la méthode de Viola-Jones a démontré sa polyvalence en s'étendant à d'autres types d'objets comme les véhicules ou les avions. Cette avancée majeure a ouvert la voie à de nombreuses applications en vision par ordinateur. [21]

Le cœur de cette méthode réside dans son principe de fonctionnement ingénieux :

II.5.1.1. Principe de fonctionnement

Le principe fondamental de la méthode de Viola-Jones repose sur une approche basée sur l'apparence des visages. Son fonctionnement peut être décrit en quatre étapes clés :

➤ **Extraction des caractéristiques de Haar simples mais nombreuses :**

La méthode consiste à parcourir l'ensemble de l'image et à calculer un grand nombre de caractéristiques simples, appelées caractéristiques de Haar, dans des zones rectangulaires qui se chevauchent.

Des exemples de caractéristiques de Haar simples composées des régions rectangulaires sont donnés dans la figure II.9



Figure II.9. Exemples de caractéristiques de Haar utilisées dans la méthode de Viola-Jones, composées des régions rectangulaires blanches et noires adjacentes [4].

Ces caractéristiques de Haar simples, composées des régions rectangulaires blanches et noires adjacentes, permettent de capter des motifs visuels discriminants. Par exemple, pour la reconnaissance des visages, les caractéristiques suivantes s'avèrent particulièrement utiles :

- ✓ La caractéristique n°2 capture la différence d'intensité lumineuse entre la région des yeux et celle du nez.
- ✓ La caractéristique n°3 saisit les variations d'intensité entre les régions des yeux et des pommettes.

La valeur numérique d'une caractéristique de Haar est calculée en soustrayant la somme des intensités des pixels dans la région noire de celle des pixels dans la région blanche. Cette représentation simple mais informative permet d'extraire efficacement des indices visuels clés pour la tâche de détection.

➤ **Calcul rapide des caractéristiques grâce aux images intégrales :**

Une innovation majeure de cette méthode est l'utilisation des images intégrales, qui permettent de calculer efficacement la somme des intensités des pixels dans n'importe quelle région rectangulaire en quelques opérations seulement.

La figure II.10 illustre le concept d'images intégrales, permettant le calcul efficace des sommes d'intensités dans des régions rectangulaires.

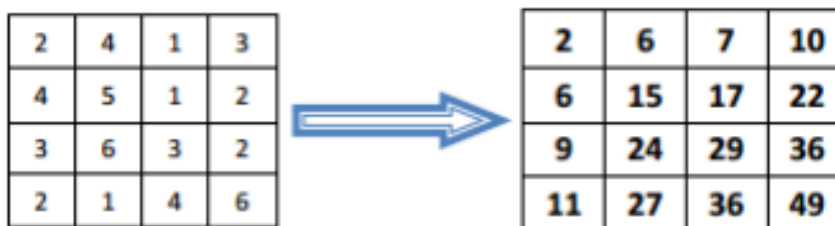


Figure II.10. Exemple de calcul d'une image intégrale à partir d'une image d'entrée [4].

La figure II.10 montre comment une image intégrale est calculée à partir d'une image d'entrée. L'image intégrale (à droite) est une représentation dérivée de la même taille que l'image d'origine (à gauche), où chaque pixel contient la somme des intensités des pixels situés au-dessus et à gauche de ce pixel. [4]

Par exemple, la valeur 27 dans l'image intégrale correspond à la somme des intensités des 11 pixels en haut à gauche de la région englobant dans l'image d'origine.

➤ **Sélection des caractéristiques discriminantes par Boosting adaptatif :**

Parmi toutes les caractéristiques extraites, seul un sous-ensemble est réellement pertinent pour la détection des visages. La méthode de Viola-Jones utilise un algorithme de Boosting, appelé Adaboost, pour sélectionner itérativement les caractéristiques les plus discriminantes et les combiner en un classificateur puissant.

Chaque caractéristique est interprétée comme un classificateur faible, et Adaboost détermine le seuil optimal permettant de mieux séparer les exemples positifs (visages) des exemples négatifs (non-visages).

La figure II.11 illustre l'architecture du classifieur "fort" résultant, comprenant une étape de rejet permettant d'éliminer rapidement les régions peu susceptibles de contenir un visage.

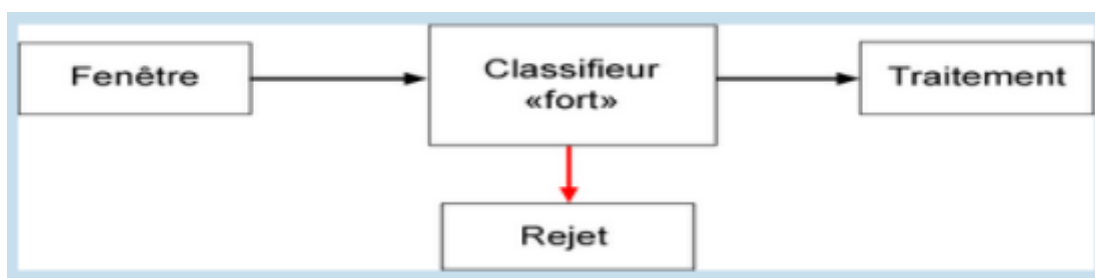


Figure II.11. Architecture du classifieur "fort" avec étape de rejet dans la méthode [4].

➤ **Architecture en cascade pour accélérer la détection :**

Enfin, les classificateurs pondérés résultant du Boosting sont combinés en une architecture en cascade. À chaque étape de la cascade, les régions de l'image peu susceptibles de contenir un visage sont rapidement éliminées. Cela permet d'obtenir des temps de détection très rapides tout en maintenant des performances élevées. [4]

La figure II.12 représente l'architecture en cascade proposée par Viola et Jones, où chaque étape permet d'éliminer rapidement les régions peu susceptibles de contenir un visage.

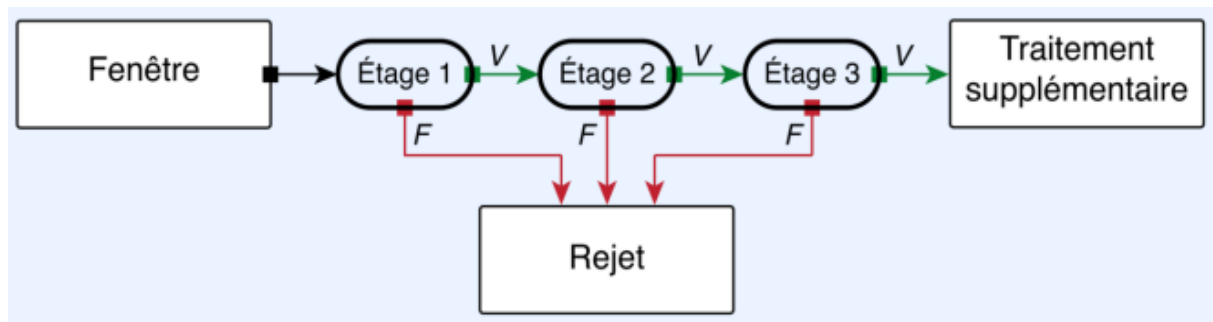


Figure II.12. Architecture en cascade utilisée dans la méthode de Viola-Jones pour une détection rapide des visages [21].

A partir de la figure II.12, On y voit clairement les différents étages de la cascade, où à chaque niveau, les régions sont soit acceptées (V) pour passer à l'étage suivant, soit rejetées (F) pour être éliminées rapidement.

II.5.1.2. Avantages et limitations

La méthode de détection de visage proposée par Viola et Jones a constitué une avancée majeure dans le domaine. Si elle présente de nombreux atouts, elle n'est cependant pas exempte de limitations qu'il convient de considérer.

➤ **Avantages :**

- ✓ Utilisation de caractéristiques simples mais nombreuses (caractéristiques de Haar) pour capturer des motifs discriminants.
- ✓ Calcul rapide des caractéristiques grâce à l'astuce des images intégrales.
- ✓ Sélection efficace des caractéristiques les plus pertinentes par boosting (Adaboost).
- ✓ Architecture en cascade permettant une détection très rapide.

➤ **Limitations:**

- ✓ Manque de flexibilité pour détecter des visages avec de fortes variations d'orientation. [4]
- ✓ Difficultés à entraîner un seul classifieur capable de détecter des visages de face et de profil.
- ✓ Sensibilité aux changements d'échelle importants des visages.
- ✓ Difficulté à inclure des informations de texture et de forme fines.

II.6. Techniques d'extraction des caractéristiques utilisées

L'extraction des caractéristiques pertinentes est une étape fondamentale dans de nombreux systèmes de vision par ordinateur, notamment pour la reconnaissance des visages ou de motifs. Ces caractéristiques doivent permettre de capturer efficacement les informations visuelles discriminantes contenues dans l'image, tout en réduisant la dimensionnalité des données à traiter.

Au fil des années, diverses approches ont été proposées pour répondre à ce défi, chacune présentant ses propres avantages et inconvénients.

Dans cette section, nous explorerons la technique populaire des motifs binaires locaux (LBP).

II.6.1. Motifs binaires locaux (LBP)

Les motifs binaires locaux, ou LBP, constituent une méthode d'extraction des caractéristiques de texture à la fois simple et performante. Proposée par Ojala et al. en 1996, cette technique a rapidement gagné en popularité, notamment dans le domaine de la reconnaissance faciale. Son fonctionnement repose sur la décomposition de l'image en plusieurs voisinages locaux de pixels, où les caractéristiques de texture sont extraites pour chaque pixel central. [12]

Cette approche basée sur la texture offre une représentation compacte et discriminante des images, idéale pour de nombreuses applications en vision par ordinateur.

La section suivante détaillera le principe de fonctionnement des motifs binaires locaux.

II.6.1.1. Principe et fonctionnement

Le principe de fonctionnement des LBP repose sur la comparaison de l'intensité de chaque pixel avec celle de ses voisins immédiats. Pour un pixel donné, l'opérateur LBP analyse ses 8 voisins en utilisant la valeur du pixel central comme seuil. Si le pixel voisin a une intensité supérieure ou égale au pixel central, la valeur "1" lui est attribuée, sinon "0". Ces valeurs binaires sont ensuite concaténées pour former un code LBP caractérisant la structure locale de texture autour du pixel. [12]

La Figure II.13 illustre le calcul du code LBP pour un pixel donné (le pixel central de valeur 100 dans l'exemple). Les intensités des 8 pixels voisins (118, 120, 126, 105, 98, 100, 97, 104) sont comparées à celle du pixel central. Si un voisin a une intensité supérieure ou égale à 100, on lui attribue la valeur binaire 1, sinon 0. Ces valeurs binaires sont ensuite concaténées dans le sens des aiguilles d'une montre pour former le code LBP final de 11101011 caractérisant la structure locale de texture autour du pixel central.

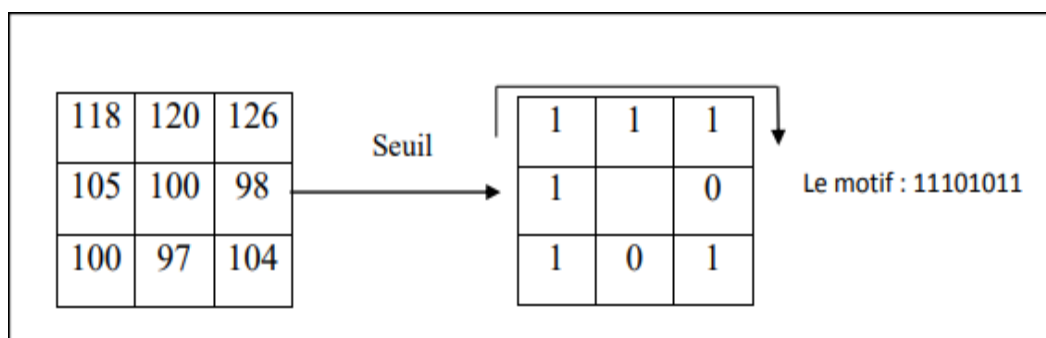


Figure II.13. Calcul du code LBP pour un pixel donné [12].

II.6.1.2. Avantages et limitations

Bien que simple dans son principe, l'opérateur LBP s'est avéré être une méthode d'extraction des caractéristiques de texture très efficace et polyvalente. Sa popularité est en grande partie due à ses nombreux avantages, mais il convient également de prendre en compte ses limitations inhérentes.

➤ **Avantages :**

- ✓ Robustesse aux changements d'illumination monotones.
- ✓ Description compacte des structures de texture locales.
- ✓ Calcul rapide et peu coûteux en termes de ressources.

➤ **Limitations:**

- ✓ Performance dépendante du choix des paramètres (rayon, nombre de points).
- ✓ Sensibilité aux rotations et changements d'échelle. [4]
- ✓ Perte d'informations spatiales lors de la construction des histogrammes.

Pour remédier à certaines de ces limitations, une extension de l'opérateur LBP a été proposée, permettant de considérer des voisinages circulaires de tailles variables, comme illustré sur la figure II.14. Cette généralisation, basée sur l'échantillonnage des points sur des cercles de différents rayons, permet d'opérer sur des échelles multiples et d'extraire efficacement les caractéristiques de texture pertinentes à diverses résolutions spatiales. [6]

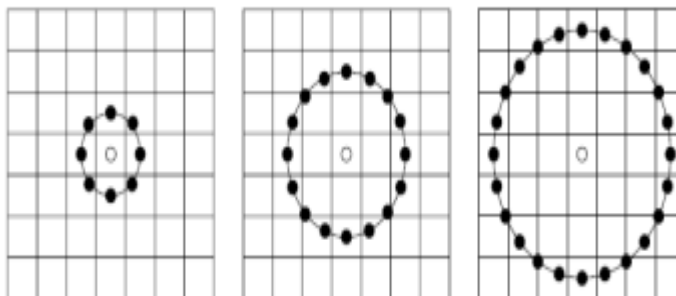


Figure II.14. Exemples d'opérateurs LBP avec les voisinages (8,1), (16,2) et (24,3) [6].

II.6.2. Calcul des paramètres géométriques

Dans de nombreuses applications de vision par ordinateur, il est crucial d'extraire et de calculer des informations géométriques précises à partir des images traitées. Que ce soit pour la détection de formes spécifiques, l'estimation de paramètres ou encore le suivi d'objets, la capacité à calculer efficacement ces paramètres géométriques revêt une importance capitale. Parmi les techniques les plus répandues pour cette tâche de calcul des paramètres géométriques, la transformée de Hough occupe une place de choix.

II.6.2.1. Transformée de Hough

La transformée de Hough, initialement proposée en 1962 par Paul Hough, est une technique remarquable de reconnaissance des formes dans les images. Dans sa version originale, elle permettait de détecter les lignes droites présentes au sein d'une image.

Cependant, en 1972, Richard Duda et Peter Hart ont généralisé cette approche en introduisant la transformée de Hough généralisée. [22] Cette extension a permis d'adapter la méthode à la détection d'une grande variété de formes géométriques paramétriques, comme les cercles, les ellipses, etc., offrant ainsi un outil puissant et polyvalent pour l'analyse d'images.

Le principe fondamental de la transformée de Hough repose sur la représentation des formes dans un espace de paramètres différent de l'espace image classique.

Pour une ligne droite par exemple, chaque point de l'image est représenté par une sinusoïde dans l'espace (ρ, θ) , où:

- ✓ ρ est la distance à l'origine.
- ✓ θ L'angle polaire.

Les points alignés auront alors leurs sinusoïdes se croisant au point (ρ, θ) représentant la droite qui les contient. En accumulant ces intersections, on peut ainsi détecter efficacement les lignes présentes dans l'image. [22]

La Figure II.15 illustre le principe de la transformée de Hough standard pour la détection de lignes droites dans une image.

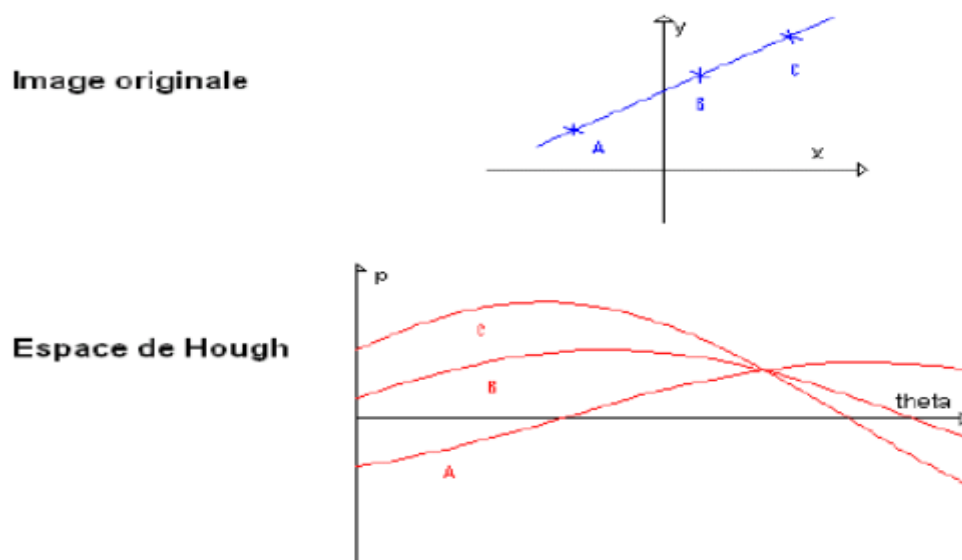


Figure II.15. Principe de la transformée de Hough standard pour la détection de lignes droites [22].

La transformée de Hough peut également être appliquée à d'autres formes géométriques paramétriques. Dans le cas des cercles par exemple, on utilise un espace de paramètres (a, b, r) où (a, b) représentent les coordonnées du centre et r le rayon.

Bien que les espaces de paramètres changent selon la forme recherchée, le principe fondamental de la transformée de Hough reste inchangé. [23]

Chaque point de l'image est représenté par une courbe particulière dans l'espace de paramètres correspondant, et les points appartenant à une instance de la forme auront leurs courbes se croisant au point représentant les valeurs des paramètres définissant cette forme.

Ainsi, la dimension de l'espace de paramètres, aussi appelé plan ou espace de Hough, varie suivant le nombre de paramètres nécessaires pour décrire analytiquement l'équation de la forme géométrique à détecter. Mais l'idée de base consistant à faire correspondre les intersections des courbes avec les instances de la forme demeure la même.

La figure II.16 illustre le concept de la transformée de Hough généralisée pour la détection de cercles dans une image.

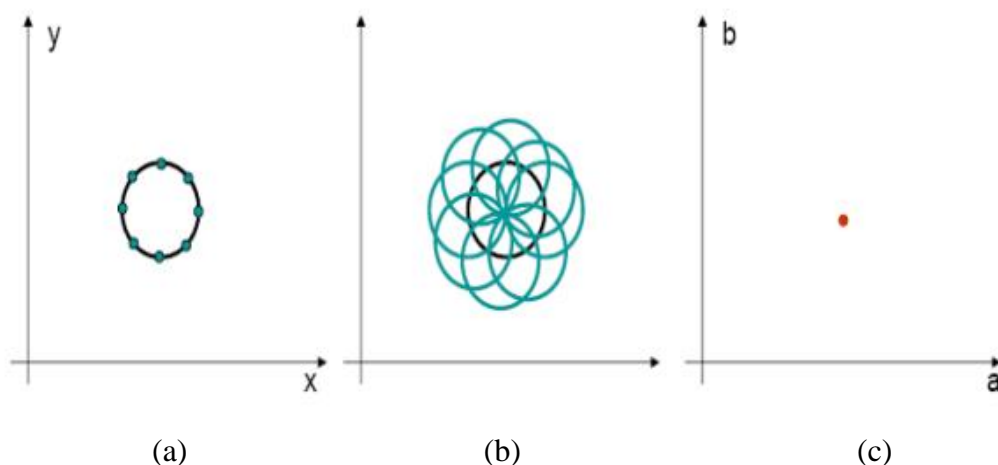


Figure II.16. Illustration de la transformée de Hough généralisée pour la détection de cercle [23].

Avec :

- ✓ (a) : Cercle dans l'espace image (x, y) .
- ✓ (b) : Courbes représentant le cercle dans l'espace des centres (a, b) .
- ✓ (c) : Cône représentant un point dans l'espace des cercles (a, b, r) .

II.7. Mesures de similarité

Comparer deux visages et quantifier leur degré de ressemblance est une tâche fondamentale dans la reconnaissance faciale. Pour ce faire, on utilise des mesures de similarité qui permettent de calculer une valeur représentant à quel point les caractéristiques extraites de deux visages sont proches ou similaires. Selon la mesure utilisée, une valeur

élevée ou minimale peut indiquer une grande similarité ou au contraire une grande dissimilarité entre les visages.

Il existe différentes façons de définir et de calculer cette similarité en fonction de la nature des caractéristiques faciales extraites et du contexte d'application. Cette section présente deux mesures très utilisées et complémentaires : la distance euclidienne et la similarité cosinus.

La première repose sur une notion géométrique de distance dans un espace vectoriel multidimensionnel. La seconde se base sur le calcul de l'angle entre deux vecteurs de caractéristiques.

II.7.1. Distance euclidienne

La distance euclidienne offre une approche géométrique intuitive pour comparer des visages. Son principe repose sur le calcul de la distance entre les points caractéristiques (coordonnées des yeux, nez, bouche, etc.) de deux visages dans un espace multidimensionnel.

Pour chaque visage, les coordonnées des points clés forment un vecteur dans un espace à autant de dimensions qu'il y a de points. La distance euclidienne entre deux visages correspond alors à la distance entre leurs vecteurs respectifs dans cet espace. Mathématiquement, elle se calcule en faisant:

$$d(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sqrt{(\mathbf{x}_1 - \mathbf{y}_1)^2 + (\mathbf{x}_2 - \mathbf{y}_2)^2 + \dots + (\mathbf{x}_n - \mathbf{y}_n)^2} \quad (1)$$

Plus cette distance est faible, plus les deux visages sont considérés comme ressemblants selon cette métrique. En comparant la distance euclidienne d'un visage sonde à tous les visages d'une base, on peut identifier celui qui en est le plus proche et donc potentiellement la même personne. [5]

II.7.2. Similarité cosinus

La similarité cosinus propose une approche vectorielle pour quantifier la ressemblance entre deux visages. Chaque visage est représenté par un vecteur de caractéristiques extraites. Plus les vecteurs associés à deux visages sont proches, c'est-à-dire forment un angle faible, plus les visages sont considérés comme similaires selon cette mesure.

Techniquement, le calcul de la similarité cosinus consiste à faire le produit scalaire des deux vecteurs, divisé par le produit de leurs normes respectives, comme montre l'équation (2) :

$$(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = (\mathbf{A}, \mathbf{B}) / (|\mathbf{A}| * |\mathbf{B}|) \quad (2)$$

Appliquée à la reconnaissance faciale, on calcule la similarité cosinus entre le vecteur de caractéristiques d'un visage sonde et ceux des visages d'une base de référence. Le visage présentant la plus forte similarité cosinus est considéré comme la meilleure correspondance potentielle. [5]

II.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une vue d'ensemble approfondie et exhaustive des principes et techniques de la reconnaissance faciale. Après avoir défini cette technologie et retracé son parcours historique, nous avons ainsi exploré en détail les différentes difficultés rencontrées, telles que les variations d'éclairage, de pose, d'expressions faciales et des occultations partielles.

En effet, les approches algorithmiques globales, locales et hybrides ont été examinées, offrant une compréhension complète des méthodes sous-jacentes.

Le processus complet de reconnaissance faciale a été également décrit étape par étape, de l'acquisition d'images jusqu'à la prise de décision finale.

Aussi, les techniques cruciales comme la détection des visages par la méthode de Viola-Jones, l'extraction des caractéristiques à l'aide des motifs binaires locaux et de la transformée de Hough, ainsi que les mesures de similarité utilisées, ont été abordées en profondeur.

Les techniques et les connaissances abordées dans ce chapitre constituent une base solide pour la reconnaissance faciale et pour aborder le prochain chapitre, qui se focalisera sur la conception, l'implémentation et les résultats pratiques d'un système de reconnaissance faciale.

Chapitre III

Conception, implémentation et résultats

III.1. Introduction

Ce dernier chapitre décrit en détail comment nous avons créé notre système de reconnaissance faciale. Ce système utilise des techniques de vision artificielle et de traitement d'images. Mais avant de pouvoir analyser les images, nous devons d'abord les préparer.

Nous avons soigneusement choisi les meilleures méthodes de reconnaissance faciale parmi celles présentées précédemment. Pour réaliser ces traitements, nous avons besoin d'un bon environnement de développement. Cet environnement combine un langage de programmation performant et facile à utiliser avec des bibliothèques logicielles spécialisées en vision par ordinateur.

Nous allons commencer par décrire cet environnement et les outils que nous avons utilisés pour notre projet de reconnaissance faciale. Une fois l'environnement présenté, nous expliquerons en détail comment fonctionne notre système de reconnaissance.

III.2. Environnement et langage de développement

Pour le développement de ce projet de reconnaissance faciale, l'accent a été mis sur la composante logicielle du système. Le choix s'est porté sur Python version 3.10.0 comme langage de programmation principal, en raison de sa richesse en bibliothèques spécialisées dans le domaine de la vision par ordinateur. Cette décision a permis de tirer parti des nombreux outils et fonctionnalités dédiés au traitement et à l'analyse d'images, essentiels pour la mise en œuvre efficace d'un tel système de reconnaissance biométrique basé sur les caractéristiques faciales.

III.2.1. Présentation du langage utilisé

Au fil des années, Python s'est hissé au rang des langages de programmation incontournables pour le développement d'applications modernes. Développé depuis 1989, cet outil open source offre de nombreux avantages. Tout d'abord, sa portabilité sur différents systèmes d'exploitation Unix et propriétaires facilite son déploiement. Python se démarque également par son approche orientée objet avec héritage multiple, sa syntaxe épurée pour une meilleure lisibilité du code, ainsi que sa gestion automatisée de la mémoire.

Surtout, Python dispose d'un vaste écosystème de bibliothèques spécialisées, notamment dans le domaine du traitement de données et de la vision artificielle, compétences clés pour la mise en œuvre d'un système de reconnaissance comme le nôtre. Son exécution dynamique par un interpréteur permet un développement flexible et rapide.

Enfin, soutenu par une large communauté active, Python bénéficie d'une évolution constante qui assure sa pérennité. L'ensemble de ces caractéristiques en fait un choix judicieux et adapté pour le développement d'applications performantes et robustes telles que notre solution de reconnaissance faciale. [24]



Figure III.1. Logo de l’outil python [21].

III.2.2. Bibliothèques utilisées

Pour le développement de notre programme dans le domaine de la vision artificielle et du traitement d’images, les bibliothèques spécialisées suivantes ont été exploitées :

➤ **Open cv**

Open CV (Open Source Computer Vision) est une bibliothèque open source dédiée à la vision par ordinateur, écrite principalement en C/C++. Multiplateforme, elle propose des interfaces pour divers langages dont Python. Son principal atout réside dans sa vaste collection d’algorithmes optimisés, au nombre de plus de 2500, couvrant de multiples domaines tels que la détection/reconnaissance d’objets, le suivi de mouvements, la reconstruction 3D, etc.

Grâce à ses performances élevées, open cv permet de développer rapidement des applications de vision par ordinateur sophistiquées en temps réel. Largement adoptée par l’industrie et la recherche, cette bibliothèque est utilisée par des entreprises majeures comme Google, Microsoft, Intel ou encore Toyota. Riche d’un ensemble de plus de 500 fonctions, open cv constitue ainsi un outil puissant et complet pour le traitement d’images et de vision par ordinateur. [21]

➤ **Numpy**

Numpy est une bibliothèque Python essentielle pour le calcul scientifique, offrant un objet tableau multidimensionnel et un ensemble de fonctions performantes pour des opérations rapides sur ces tableaux. En tant que bibliothèque open-source, son objectif principal est de faciliter les calculs numériques et la manipulation de tableaux de données en Python. Numpy fournit un support crucial pour les tableaux multidimensionnels ainsi que des routines mathématiques avancées telles que l’algèbre linéaire et les fonctions spéciales. [25]

➤ **Matplotlib**

Matplotlib est une puissante bibliothèque Python dédiée à la visualisation de données. Complémentaire à numpy pour le calcul scientifique, elle offre une riche palette d’options pour créer de manière flexible et efficace des graphiques, des figures avec multiples axes, des histogrammes et bien d’autres représentations graphiques des données. [9]

➤ **Skimage**

Est une bibliothèque Python open source fournissant une riche collection d'algorithmes pour diverses tâches de traitement et d'analyse d'images numériques. Son code de haute qualité, maintenu par une communauté active, couvre notamment le traitement du signal, les transformations géométriques, l'analyse de couleurs, la détection d'objets, le filtrage d'images et bien d'autres fonctionnalités. [26]

➤ **Sqlite**

Sqlite représente une base de données relationnelle embarquée, libre et open source. Son développement initial remonte à l'année 2000. Conçue dans le but de fournir une solution pratique pour la gestion des données aux applications, elle se démarque par son efficacité et sa fiabilité, tout en évitant les complexités souvent associées aux systèmes de gestion de bases de données relationnelles dédiés. Sqlite est réputée pour sa portabilité, sa simplicité d'utilisation, sa compacité et son fonctionnement efficace. [27]

De plus, Sqlite fonctionne de manière autonome, ne nécessitant pas de connexion à un serveur externe, ce qui facilite l'accès à la base de données en utilisant une variante personnalisée du langage de requête SQL.

III.3. Principales étapes de classification

Notre système de reconnaissance faciale développé en Python applique un processus en plusieurs étapes cruciales. Celui-ci commence par le prétraitement des images de visages, suivi du traitement permettant l'extraction des caractéristiques distinctives sous forme de vecteurs. S'ensuit la phase de classification par mise en correspondance de ces vecteurs avec une base de référence, selon des mesures de similarité/distance.

L'identification de l'individu est alors réalisée en associant le visage à l'identité du vecteur référence le plus proche, ou en le considérant comme une nouvelle identité inconnue si aucune correspondance satisfaisante n'est trouvée.

L'organigramme présenté sur la figure III.2 illustre le déroulement détaillé de ces étapes.

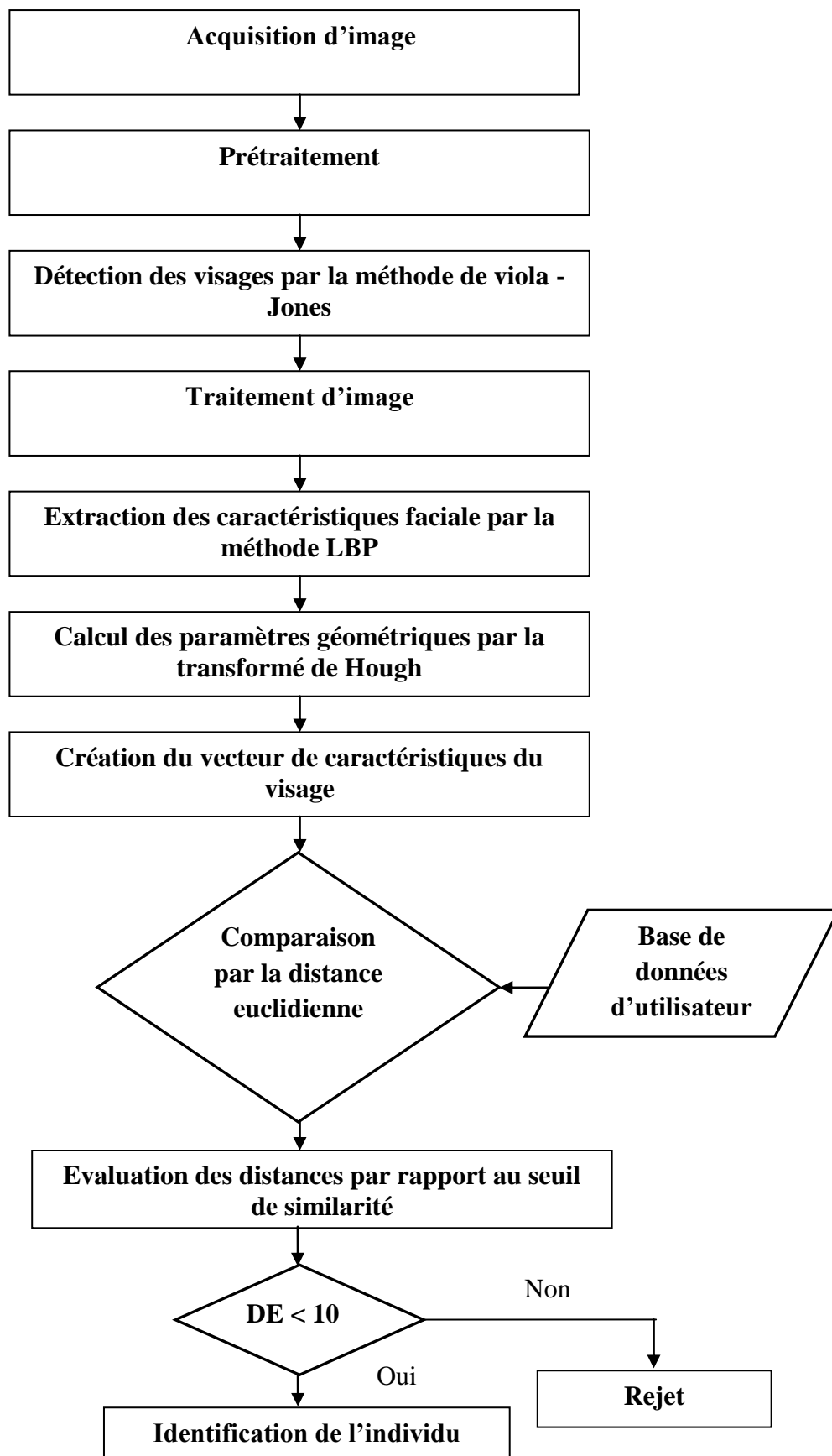


Figure III.2. Organigramme du système de reconnaissance faciale.

III.3.1. Échantillons utilisés

L'ensemble des échantillons utilisés pour développer et tester notre système comprend notamment les trois images présentées à la figure III.3.

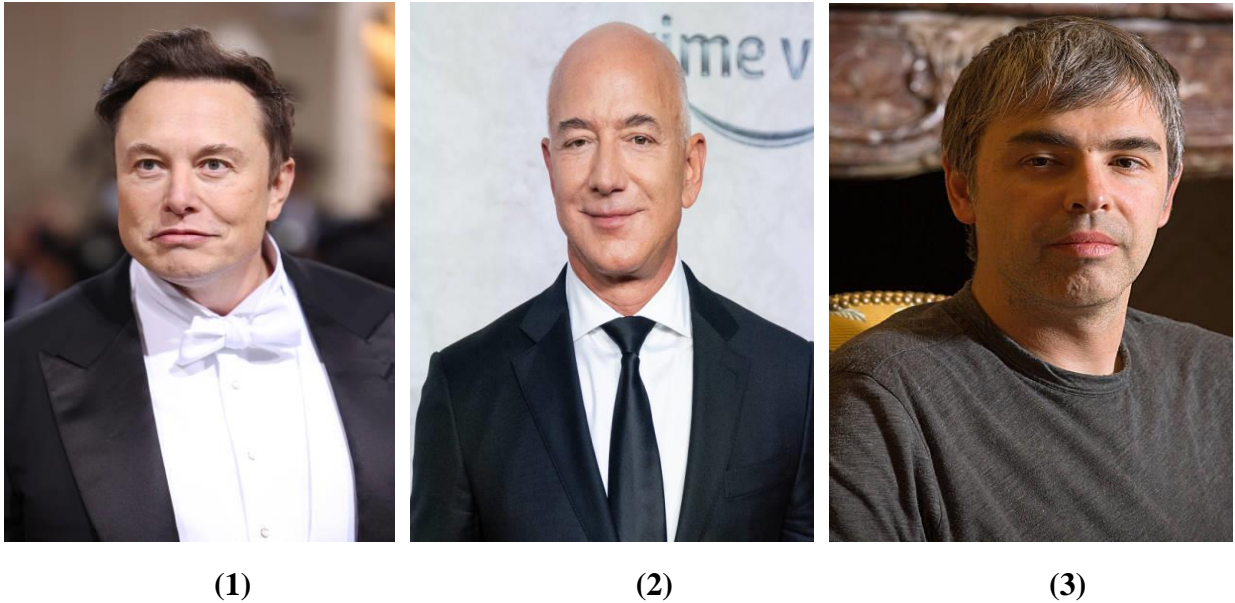


Figure III.3. Échantillons d'images faciale considérés; (1): 1^{ère} image ; (2): 2^{ème} image; (3): 3^{ème} image.

III.3.2. Phase de prétraitement

Le prétraitement des données d'images est une étape cruciale qui prépare et conditionne les images brutes avant leur analyse et leur traitement. Cette phase permet d'optimiser la qualité des images afin de faciliter l'extraction efficace des informations pertinentes.

L'objectif principal du prétraitement est de préparer les données brutes en vue de faciliter l'extraction des caractéristiques discriminantes tout en réduisant les effets indésirables comme le bruit ou les distorsions.

Dans le cadre de ce projet, nous avons appliqué une série de techniques de prétraitement éprouvées afin d'optimiser la qualité des images en entrée. Ces techniques comprennent la conversion en niveaux de gris, le filtrage par médian, l'égalisation d'histogramme et le redimensionnement. Chacune de ces étapes apporte des améliorations spécifiques à l'image qui seront décrites en détail dans les sections suivantes.

III.3.2.1. Conversion au niveau de gris

La conversion aux niveaux de gris est une étape fondamentale du prétraitement des images. Elle consiste à transformer une image couleur, représentée généralement par les trois

composantes rouge, verte et bleue (RVB), en une image en niveaux de gris. Chaque pixel de l'image résultante ne contient alors plus qu'une seule valeur d'intensité lumineuse, allant du noir (0) au blanc (255) pour une image 8 bits.

Cette transformation permet non seulement de réduire la complexité des données, mais aussi de se concentrer sur les informations de luminance essentielles à de nombreux traitements de vision par ordinateur.

Pour mieux visualiser l'effet de la conversion aux niveaux de gris, les figures III.4, III.5, III.6 illustrent respectivement une image à couleur originale et sa conversion en niveaux de gris.



Figure III.4. Première image d'échantillon - Conversion RVB vers niveaux de gris.



Figure III.5. Deuxième image d'échantillon - Conversion RVB vers niveaux de gris.

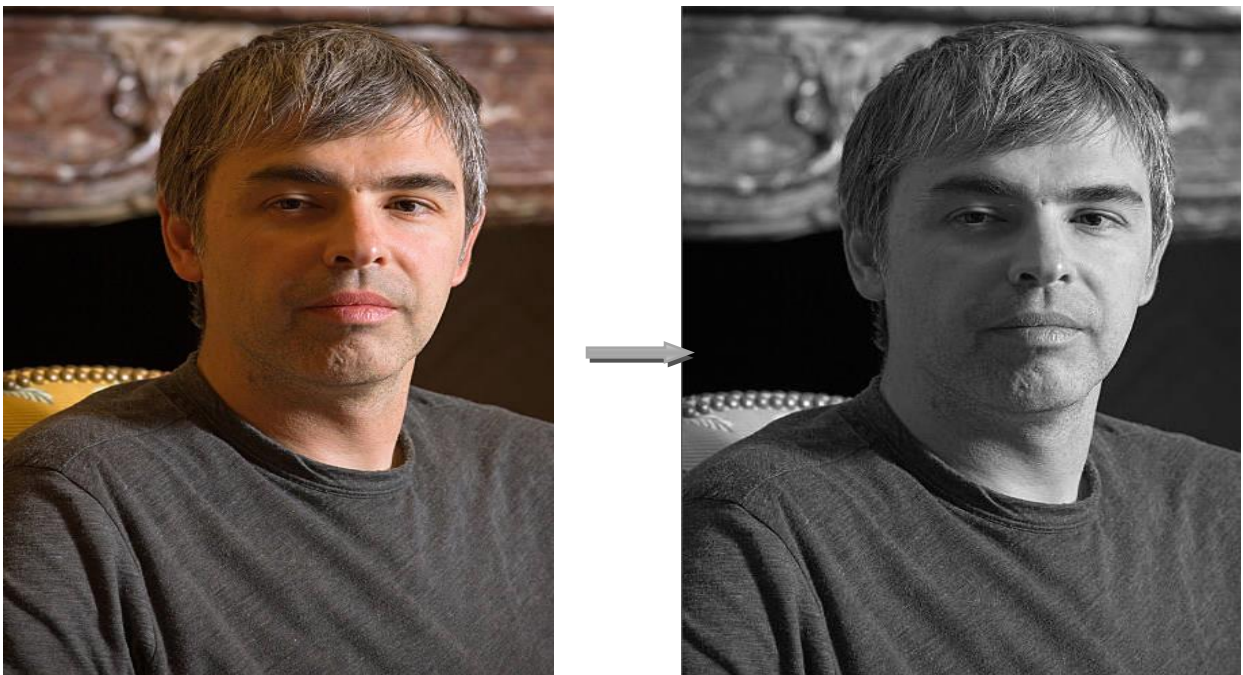


Figure III.6. Troisième image d'échantillon - Conversion RVB vers niveaux de gris.

III.3.2.2. Filtrage

III.3.2.2.1. Filtre médian

Le filtrage d'images est une étape essentielle pour améliorer leur qualité visuelle avant toute analyse avancée. Parmi les différentes techniques existantes, le filtre médian s'avère particulièrement efficace pour supprimer le bruit impulsionnel tout en préservant les contours importants.

Son fonctionnement repose sur un concept ingénieux : au lieu de traiter chaque pixel individuellement, il examine son voisinage et remplace sa valeur par la valeur médiane de ce voisinage. Cette approche astucieuse permet d'éliminer efficacement le bruit qui peut entacher les images. Contrairement aux filtres linéaires classiques qui ont tendance à flouter les détails, le filtre médian offre une solution élégante en conservant les transitions nettes entre les régions homogènes et les contours bien définis. L'application judicieuse de ce filtre produit ainsi des images nettes, exemptées des perturbations indésirables, et prêtes pour des traitements plus poussés.

La figure III.7 illustre clairement l'amélioration de la qualité des images après application du filtre médian, mettant en évidence sa capacité à éliminer efficacement le bruit tout en préservant les détails essentiels.

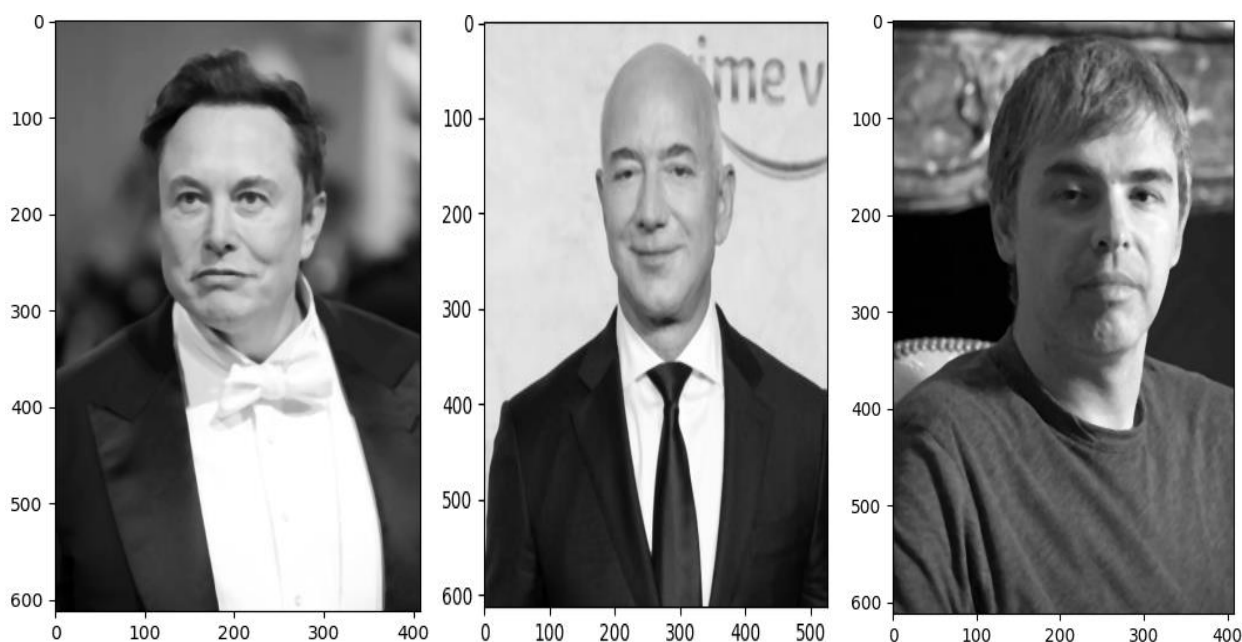


Figure III.7. Résultats du filtre médian appliqué à l'ensemble d'images bruitées.

III.3.2.3. Égalisation de l'histogramme

L'étape d'égalisation de l'histogramme vise à améliorer la qualité des images en compensant les variations de luminosité et en augmentant le contraste. Son objectif principal est d'appliquer une transformation sur chaque pixel de l'image afin d'obtenir un nouvel histogramme qui répartit de manière plus équilibrée les niveaux de luminosité dans toute la plage disponible. Cette opération indépendante sur chaque pixel permet de corriger les

variations locales d'éclairage et de renforcer les détails de l'image, ce qui contribue à améliorer sa lisibilité et sa qualité visuelle.

La transformation résultant de l'égalisation de l'histogramme est présentée visuellement dans les figures III.8, III.9, III.10.



Figure III.8. Effets de l'égalisation d'histogramme sur la qualité de la première image; **(1b)** : image filtrée ; **(1c)** : image égalisée après correction.

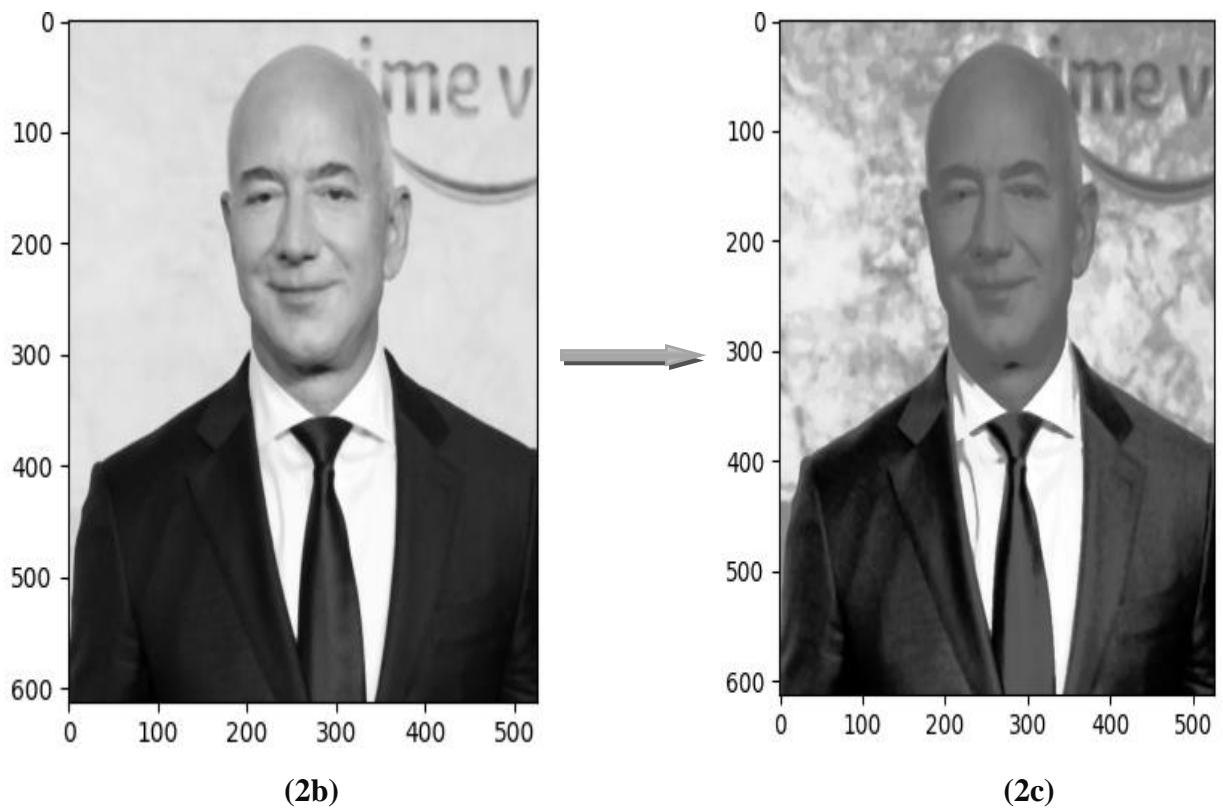


Figure III.9. Effets de l'égalisation d'histogramme sur la qualité de la deuxième image ; (2b) : image filtrée ; (2c) : image égalisée après correction.

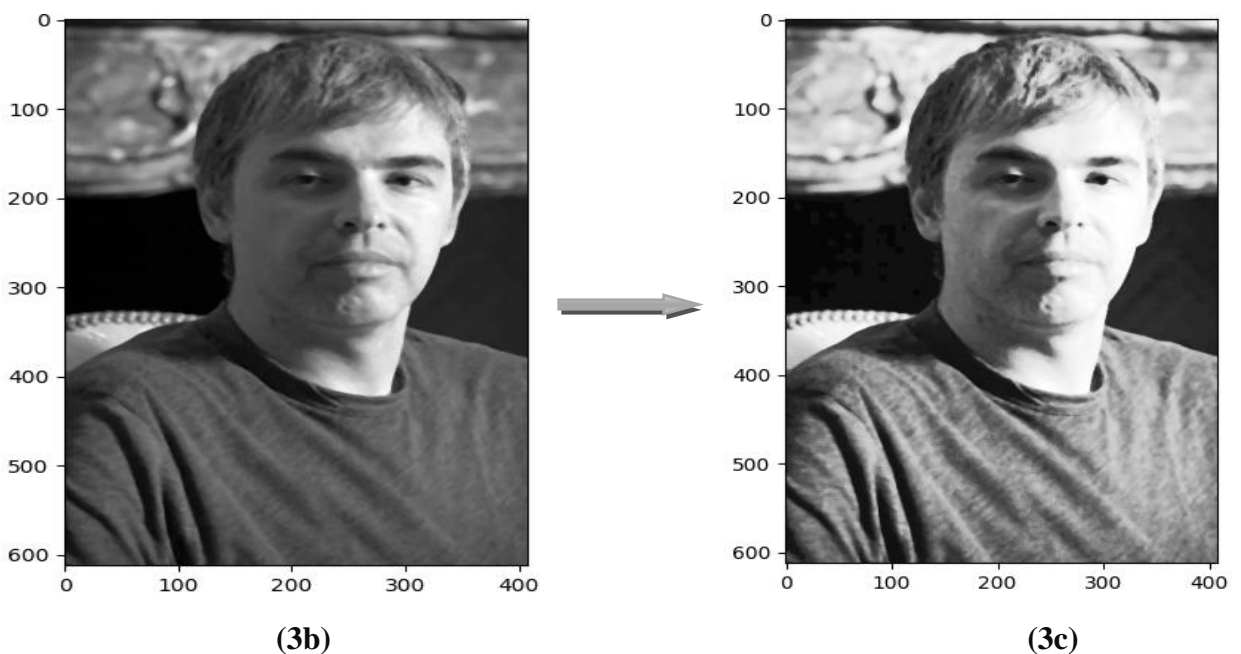


Figure III.10. Apport de l'opération d'égalisation d'histogramme sur la qualité de la troisième image; (3b) : image filtrée ; (3c) : image égalisée après correction.

III.3.2.3. Redimensionnement

En tant qu'étape finale du processus de prétraitement des données pour la reconnaissance faciale, le redimensionnement des images revêt une importance cruciale pour plusieurs raisons :

- ✓ Standardisation des données d'entrée.
- ✓ Optimisation des ressources de calcul.
- ✓ Réduction des temps de traitement.
- ✓ Renforcement de la robustesse du système.

Une représentation visuelle de ce processus est bien présentée sur les figures III.11, III.12, et III.13.



Figure III.10. Redimensionnement d'images considéré; (1a): image au niveau de gris; (1c): image égalisée; (1d): image redimensionnée.

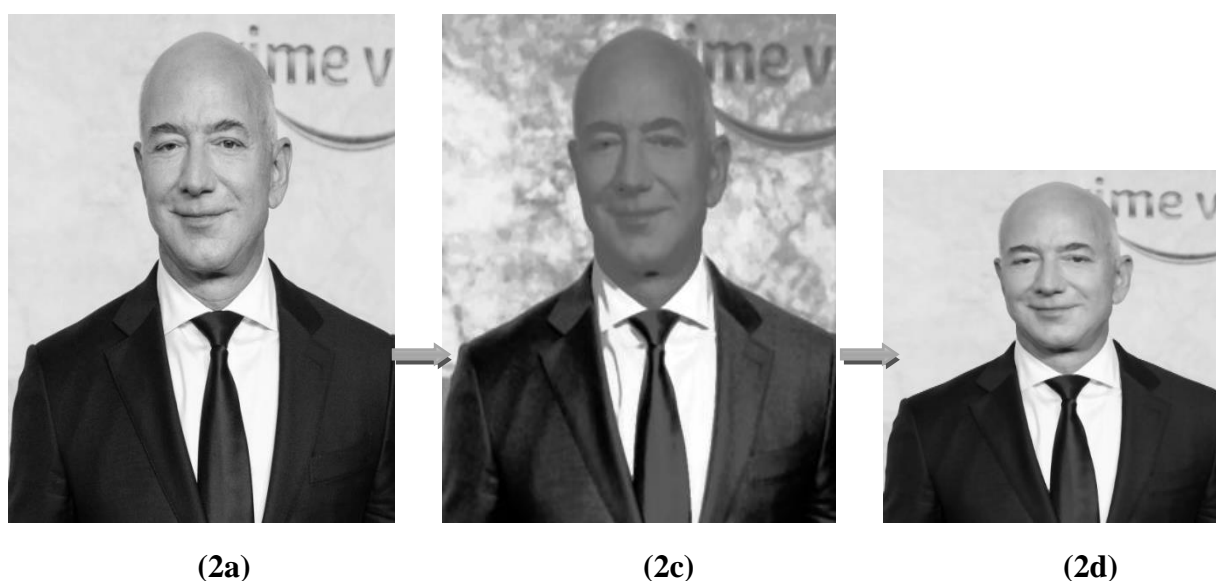


Figure III.11. Redimensionnement d'images considéré; (2a): image au niveau de gris; (2c): image égalisée; (2d): image redimensionnée.

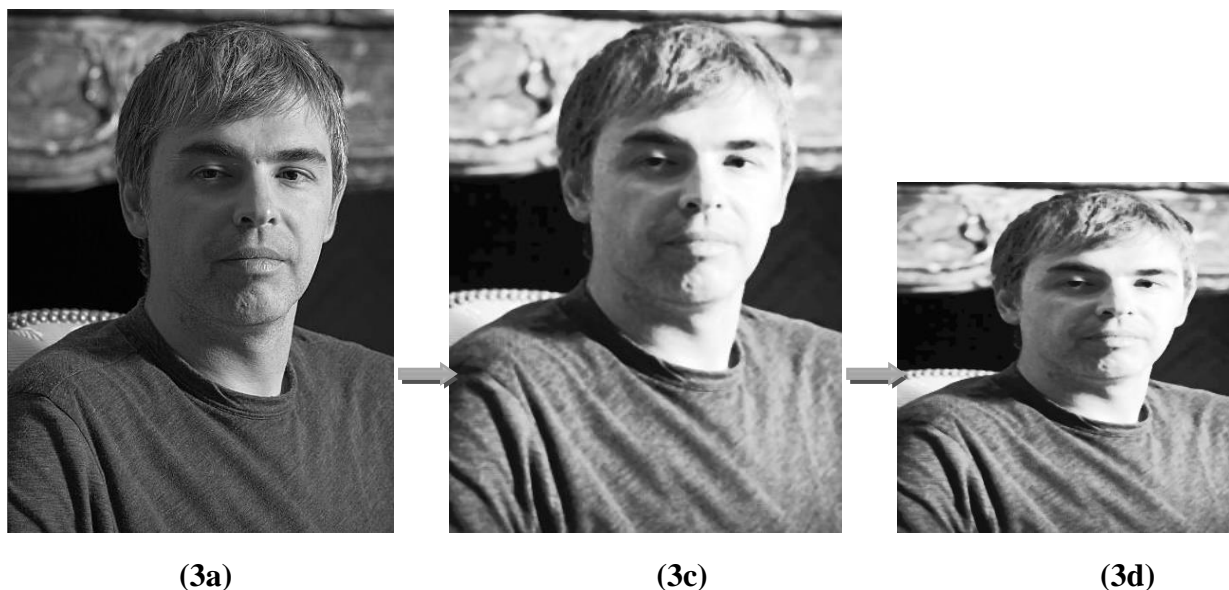


Figure III.12. Redimensionnement d'images considéré; **(3a)**: image au niveau de gris; **(3c)**: image égalisée; **(3d)**: image redimensionnée.

III.4. Modèles utilisés

Dans cette section, nous allons présenter les différents modèles qui ont été mis en œuvre pour réaliser la reconnaissance faciale dans le cadre de ce projet. La reconnaissance faciale se décompose généralement en deux grandes étapes : la détection des visages présents sur l'image, puis l'extraction et la modélisation des caractéristiques discriminantes de chaque visage détecté.

Pour la première étape de détection, nous avons choisi d'utiliser la célèbre méthode de Viola et Jones, très répandue et performante pour cette tâche. Concernant l'extraction des caractéristiques faciales, nous avons combiné deux approches complémentaires : une approche basée sur la texture avec la méthode des motifs binaires locaux (LBP), et une approche basée sur la géométrie avec le calcul de paramètres géométriques sur les visages détectés.

L'association de ces deux types de caractéristiques (texture et géométrie) permet d'obtenir une représentation riche et discriminante des visages, essentielle pour la phase d'identification et de mise en correspondance ultérieure.

Nous détaillerons dans les sous-parties suivantes la mise en œuvre de ces différents modèles.

III.4.1. Modèle de détection de Visage

III.4.1.1. Méthode de Viola et Jones

Pour la détection des visages, nous avons implémenté la méthode proposée par Viola et Jones, une approche de référence dans le domaine. Cette technique repose sur des caractéristiques visuelles élémentaires appelées caractéristiques de Haar, qui sont des motifs rectangulaires de variation d'intensité capturant des informations sur la structure des visages (contours des yeux, du nez, etc.). Une fenêtre glissante parcourt l'image pour rechercher des

visages potentiels, et à chaque position, les caractéristiques de Haar sont calculées en soustrayant la somme des pixels dans les régions sombres de celle dans les régions claires.

L'algorithme Adaboost est ensuite utilisé pour sélectionner les caractéristiques de Haar les plus discriminantes et former des classificateurs forts. Ces classificateurs entraînés à identifier les motifs caractéristiques des visages sont alors appliqués sur les différentes régions de l'image pour détecter la présence de visages. Le point fort de cette méthode réside dans son utilisation d'Adaboost pour combiner un grand nombre de caractéristiques faibles en un classificateur puissant, formant ainsi une cascade de classificateurs robustes.

Dans notre implémentation, nous avons utilisé le classifieur `haarcascade_frontalface_default.xml` pré-entraîné fourni par OpenCV. Après avoir redimensionné les images d'entrée, nous avons appliqué la fonction `detectMultiScale` de ce classifieur. Cette fonction balaye l'image de manière exhaustive en utilisant la technique des fenêtres glissantes à différentes échelles et positions.

À chaque position, le classifieur en cascade évalue la présence éventuelle d'un visage en se basant sur les caractéristiques de Haar discriminantes apprises pendant l'entraînement. Les régions détectées comme des visages avec un haut degré de confiance sont renvoyées sous forme de coordonnées de rectangles englobants, que nous avons ensuite tracés sur l'image pour une visualisation graphique des résultats.

La figure III.14 montre l'efficacité de la méthode implémentée où les visages cibles ont été correctement localisés.

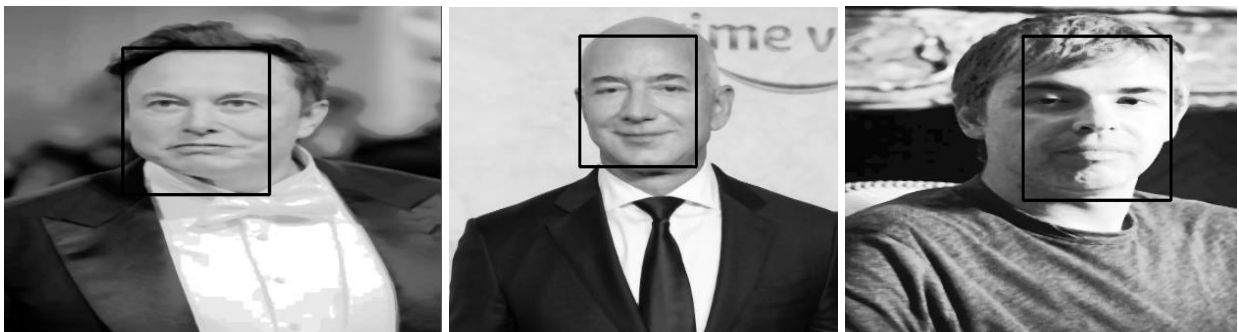


Figure III.13. Résultats de la localisation de visages par la méthode proposée.

Après avoir détecté les visages et délimité leurs régions par des rectangles, on a appliqué l'algorithme de Canny spécifiquement sur chaque région du visage extraite de l'image redimensionnée. L'objectif était de détecter les contours significatifs au sein de cette région d'intérêt.

L'algorithme de Canny est une technique de détection de contours en plusieurs étapes. Premièrement, un filtre de lissage gaussien est appliqué pour réduire le bruit. Ensuite, les gradients d'intensité de l'image sont calculés pour détecter les zones de forts changements d'intensité qui correspondent potentiellement à des contours. Un processus de suppression non-maximale est alors utilisé pour ne garder que les pixels de gradients maximaux formant une ligne mince. Enfin, deux seuils sont appliqués pour identifier les contours forts et faire une hystérésis pour les relier.

Le résultat final de la figure III.15 montre les contours détectés uniquement dans la région du visage, permettant une analyse plus ciblée.



Figure III.14. Résultat de la détection de contours par l'algorithme de Canny appliqué à la région du visage.

III.4.2. Modèle d'extraction des caractéristiques

III.4.2.1. Méthode des motifs locaux binaire

Dans cette section, nous explorons le processus d'extraction des caractéristiques à partir des régions faciales détectées. Les caractéristiques sont des représentations numériques des propriétés visuelles d'une image, essentielles pour l'analyse et la reconnaissance de motifs.

Nous avons choisi d'utiliser la méthode des motifs locaux binaires (LBP), une technique établie pour la capture de textures et de motifs locaux dans les images. L'opérateur LBP compare l'intensité d'un pixel avec celle de ses voisins, générant ainsi un code binaire qui décrit la structure textuelle locale.

Dans notre implémentation, nous avons utilisé la fonction `local_binary_pattern` de la bibliothèque Skimage. Cette fonction calcule les caractéristiques LBP à partir de la région du visage préalablement détectée, en utilisant la méthode 'uniform' pour assurer une distribution uniforme des valeurs LBP. Elle prend en compte deux paramètres principaux:

- ✓ le nombre de pixels voisins (P) et le rayon (R)

Utilisé pour déterminer le voisinage local.

Ensuite, nous avons appliqué un seuillage sur les valeurs LBP obtenues pour obtenir un résultat binaire. Les valeurs supérieures à la moyenne deviennent 1, les autres 0. Cette étape de binarisation permet de réduire la dimensionnalité des données tout en conservant les informations clés sur les textures locales.

Le résultat final est un vecteur de caractéristiques LBP binaires, obtenu après conversion d'une matrice binaire issue du seuillage des valeurs LBP, et représenté dans le Tableau III.1. Ce vecteur décrit de manière concise mais significative les structures textuelles présentes dans la région faciale.

Tableau III.1. Matrices et vecteurs de caractéristiques LBP binaires pour les visages détectés.

Visages	Matrices et vecteurs de caractéristiques LBP binaires
1	$\begin{bmatrix} [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \\ [1\ 1\ 0\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ \dots \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ [1\ 1\ 0\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \end{bmatrix}$
2	$\begin{bmatrix} [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \\ [1\ 1\ 0\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ \dots \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ [1\ 1\ 0\ \dots\ 0\ 1\ 1] \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \end{bmatrix}$
3	$\begin{bmatrix} [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \\ [1\ 1\ 0\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ \dots \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 0\ 0\ 1] \\ [1\ 1\ 1\ \dots\ 1\ 1\ 1] \end{bmatrix}$

III.4.2.2. Paramètres géométriques

La géométrie du visage humain revêt une importance cruciale dans de nombreuses applications de vision par ordinateur liées à l'analyse du visage. Dans notre approche de reconnaissance faciale, nous avons mis en œuvre une méthodologie permettant d'extraire avec précision 8 paramètres géométriques essentiels : la largeur, la hauteur du visage, la hauteur du front, l'angle d'inclinaison du visage, le ratio du nez, le ratio de la bouche, la distance nez-bouche et la distance entre les yeux. L'outil central utilisé pour ce faire est la transformée de Hough, une technique robuste de détection de formes géométriques paramétriques.

Tout d'abord, les paramètres de base comme la largeur, la hauteur totale du visage et une estimation de la hauteur du front ont été calculés directement à partir des dimensions du rectangle englobant le visage détecté. Ensuite, l'angle d'inclinaison du visage a été déterminé en appliquant la transformée de Hough sur les contours faciaux pour détecter les lignes principales, puis en calculant l'angle moyen de ces lignes.

La transformée de Hough a également permis d'identifier les formes circulaires correspondant au nez. Le rapport entre le rayon du cercle détecté et la largeur du visage a donné une estimation du ratio du nez, tandis que les coordonnées du centre du cercle ont localisé la position du nez.

Pour la bouche, les contours pertinents ont été filtrés, et le ratio hauteur/largeur ainsi que les coordonnées ont été dérivés du rectangle l'englobant. La distance euclidienne entre les positions du nez et de la bouche a ensuite été calculée pour déterminer leur espacement vertical.

Enfin, la transformée de Hough circulaire a servi à détecter les cercles représentant les yeux. Lorsque deux cercles étaient présents, la distance euclidienne entre leurs centres a donné la distance entre les yeux.

L'ensemble de ces résultats est présenté dans le Tableau III.2.

Tableau III.2. Paramètres géométriques calculés pour les visages.

Visages	Visage 1	Visage 2	Visage 3
P.géométriques			
Largeur	134	119	149
Hauteur	134	119	149
Hauteur front	39	28	29
Angle	22.75000091766764	60.000001669652114	45.00000125223908
Ratio du nez	0.1947761194029851	0.34957983193277314	0.11543624161073825
Ratio de la bouche	0.08333333333333333	1.0	0.24242424242424243
Distance entre le nez et la bouche	6.519202405202649	78.2719617743161	66.15512073906298
Distance entre les yeux	64.4980619863884	52.03844732503075	21.2602916254693

L'analyse des paramètres géométriques calculés pour les trois visages révèle plusieurs observations intéressantes et pertinentes :

- ✓ Les visages 1 et 3 ont des dimensions de largeur et de hauteur identiques, indiquant des proportions similaires, tandis que le visage 2 est légèrement plus large que haut.
- ✓ L'angle du visage varie considérablement, allant de $22,75^\circ$ pour le visage 1 à 60° pour le visage 2 à 45° , ce qui pourrait être dû à des orientations de tête différentes ou à des particularités dans la structure osseuse du crâne.
- ✓ Le ratio du nez est le plus élevé pour le visage 2 (0,35) et le plus bas pour le visage 3 (0,12), suggérant des différences notables dans les caractéristiques nasales.
- ✓ Le ratio de la bouche est extrêmement élevé pour le visage 2 (1,0), ce qui pourrait indiquer une expression faciale particulière ou un cas de sourire prononcé.
- ✓ Les distances entre le nez, la bouche et les yeux varient considérablement, reflétant probablement les différences dans la taille et la forme globales des visages.

Ces observations soulignent la diversité des caractéristiques géométriques présentes dans cet ensemble de données de visages.

III.5. Base de données

Dans le cadre de la gestion des données au sein d'une base de données, nous avons utilisé un système de Gestion de Base de Données relationnel (SGBDR) tel que SQLite, crucial pour stocker efficacement les données.

Nous avons défini la structure des données en créant des tables où chaque ligne représente une entrée distincte, tandis que chaque colonne correspond à une caractéristique spécifique.

Pour l'ajout des données, nous avons employé des requêtes SQL (Structured Query Language), assurant ainsi l'intégrité des données nouvellement ajoutées. Ensuite, nous avons procédé à la vérification de l'insertion des données afin de garantir leur enregistrement correct dans la base de données. Ce processus incluait la validation de la transaction et la récupération des données insérées pour une vérification ultérieure.

SQLite présente plusieurs avantages, notamment sa nature sans serveur, simplifiant ainsi le déploiement et la maintenance des bases de données. De plus, SQLite est largement utilisé dans les applications embarquées en raison de sa légèreté et de sa portabilité.

Un autre avantage réside dans la simplicité de son langage SQL, permettant aux développeurs de manipuler efficacement les données en utilisant des requêtes simples et intuitives.

Nous disposons également d'outils conviviaux tels que DB Browser for SQLite, qui fournissent une interface graphique pour explorer et interagir avec la base de données, facilitant ainsi la gestion et l'analyse des données.

Dans notre approche, nous avons stocké dans la base de données deux ensembles d'informations cruciaux pour une identification précise lors de la reconnaissance faciale.

D'une part, nous avons stocké les caractéristiques extraites des visages. D'autre part, nous avons également sauvegardé les paramètres géométriques calculés, comme la largeur du visage, la distance entre les yeux et d'autres mesures pertinentes.

Le vecteur de caractéristiques ainsi constitué englobe une combinaison riche d'aspects fondamentaux des visages, alliant à la fois des éléments extraits directement des visages et des mesures géométriques dérivées. En conservant ces deux types de données dans notre base, nous assurons une représentation complète et détaillée des visages.

Ainsi, la visualisation de la figure III.16 offre une vue d'ensemble claire et structurée de la richesse des données sur les caractéristiques faciales contenues dans notre base, capturant à la fois les aspects directs des visages et les mesures géométriques dérivées.

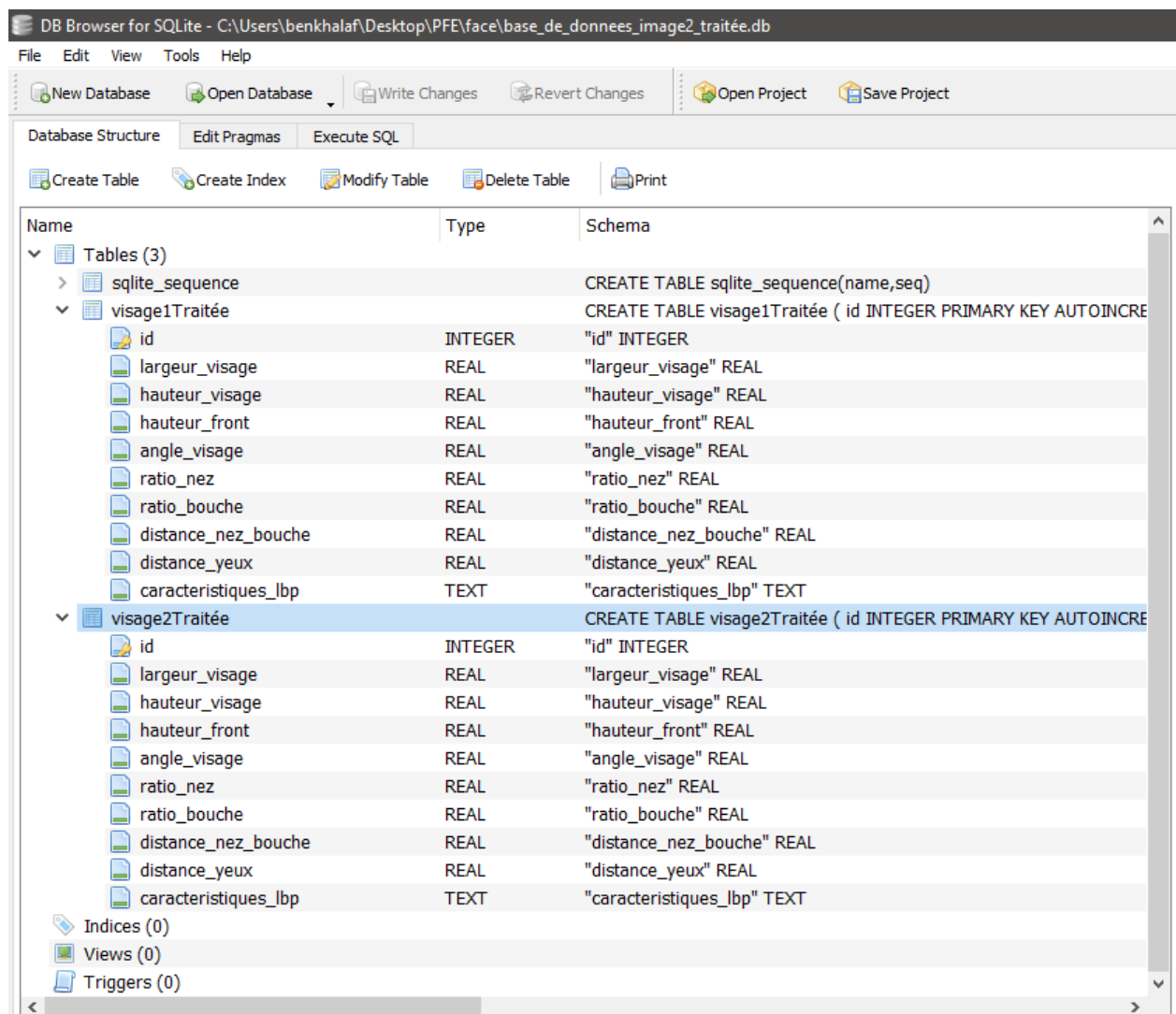


Figure III.15. Fenêtre de la base de données qui contient les tableaux des visages considérés.

Cette approche de stockage exhaustif nous permet d'effectuer des comparaisons plus robustes lors du processus d'identification. En prenant en compte à la fois les caractéristiques extraites, ainsi que les paramètres géométriques précis, nous bénéficions d'une gamme

étendue de critères de comparaison. Cela se traduit par une identification faciale plus fiable et précise.

III.6. Identification et correspondance

L'identification et la correspondance des visages constituent l'étape cruciale de notre système de reconnaissance faciale. À cette étape, nous comparons les vecteurs de caractéristiques extraits précédemment afin de déterminer si deux visages correspondent ou non. Cette phase nécessite une approche robuste et fiable pour mesurer la similarité entre les vecteurs de caractéristiques représentant chaque identité faciale.

III.6.1. Distance euclidienne

Pour mesurer cette similarité entre les vecteurs de caractéristiques, nous avons opté pour l'utilisation de la distance euclidienne comme métrique de comparaison. Cette mesure mathématique, couramment utilisée dans de nombreux domaines, offre un moyen efficace et fiable d'évaluer la proximité entre deux vecteurs représentés dans un espace multidimensionnel.

Dans notre cas, chaque visage est décrit par un vecteur de caractéristiques englobant des aspects tels que la forme, la texture et les paramètres géométriques. La distance euclidienne calcule alors la racine carrée de la somme des carrés des différences entre les composantes de ces vecteurs, fournissant ainsi une valeur quantitative de leur proximité ou de leur dissemblance dans l'espace de représentation.

En définissant un seuil de similarité approprié basé sur la distance euclidienne, nous pouvons déterminer si deux visages correspondent ou non. Une distance inférieure au seuil indique une correspondance potentielle, tandis qu'une distance supérieure signifie une dissemblance significative entre les visages. Ce résultat permet de prendre une décision éclairée quant à l'identification des individus dans notre système de reconnaissance faciale.

Nous obtenons les résultats des trois exemples dans le tableau III.3.

Tableau III.3. Résultats des comparaisons de vecteurs par distance euclidienne avec indication de correspondance.

Vecteurs	Distance euclidienne	Correspondance
Vecteur1 vs. Vecteur2	85.22398296595537	Non
Vecteur1 vs. Vecteur3	80.44278501474464	Non
Vecteur1 vs. Elle-même	0.0	Oui

III.7. Discussion des résultats

Cette section présente les résultats obtenus par notre système de reconnaissance faciale et analyse ses performances sur l'ensemble des trois échantillons d'images traités.

Dans un premier temps, les prétraitements appliqués (conversion en niveaux de gris, filtrage médian, égalisation d'histogramme, redimensionnement) se sont avérés très efficaces pour préparer les images en vue des traitements ultérieurs. Les résultats visuels illustrés par les figures III.3 à III.13 démontrent une nette amélioration de la qualité avec un rehaussement des contrastes et une réduction du bruit.

La détection des visages par l'algorithme de Viola et Jones, couplée à l'extraction des contours par l'algorithme de Canny, a permis d'isoler avec précision les régions d'intérêt faciales, comme le montre les figures III.14 et III.15. L'approche d'extraction de caractéristiques par motifs binaires locaux (LBP) s'est révélée très performante, fournissant des vecteurs de descripteurs visuels discriminants et robustes pour chacun des trois visages.

Le calcul des paramètres géométriques faciaux (Largeur, la hauteur du visage, la hauteur du front, angle, ratio du nez, ratio de la bouche, distances entre le nez et la bouche et la distance entre les yeux) via la transformée de Hough a également produit des résultats cohérents et exploitables, visibles sur le Tableau III.2 qui présente les valeurs numériques de ces paramètres pour chaque visage. L'ensemble des caractéristiques LBP et géométriques ont pu être stockées et visualisées avec succès dans une base de données SQLite.

Enfin, l'étape cruciale d'identification a montré l'efficacité de l'approche développée. En calculant les distances euclidiennes entre les vecteurs caractéristiques, notre système a été capable d'établir une correspondance correcte avec l'image cible recherchée parmi les trois échantillons, comme l'illustre le Tableau III.3 présentant les résultats des comparaisons et indiquant les correspondances trouvées. Cela valide la pertinence des descripteurs extraits et de la métrique de similarité utilisée.

Bien que concluants sur ce jeu de données restreint, ces résultats devront être confortés par des tests sur des bases d'images plus larges et variées. Néanmoins, ils démontrent le potentiel de la solution proposée, combinant prétraitements avancés, détection robuste, extraction de caractéristiques discriminantes et comparaison efficace pour la reconnaissance faciale.

III.8. Conclusion

Ce chapitre fut l'occasion de présenter notre solution logicielle innovante dédiée à la reconnaissance biométrique par l'analyse des visages, dans l'objectif d'identifier des individus de manière fiable. L'implémentation a été soigneusement réalisée en Python version 3.10.0, bénéficiant des atouts de bibliothèques spécialisées en vision artificielle.

La phase préliminaire de prétraitement s'est avérée être une étape fondamentale. Nous avons appliqué des techniques éprouvées telles que la conversion en niveaux de gris, le filtrage médian, l'égalisation d'histogramme ainsi qu'un redimensionnement adapté. Ces procédés, reconnus pour leur efficacité, ont permis d'optimiser la qualité des images afin de préparer au mieux les traitements ultérieurs, gages d'une reconnaissance performante.

Au cœur de notre solution, l'extraction des caractéristiques faciales discriminantes revêtait une importance capitale. Nous avons combiné la technique robuste de Viola-Jones pour la détection des visages avec l'algorithme rigoureuse de Canny pour l'extraction des contours au sein des régions d'intérêt faciales. De plus, nous avons eu recours à la transformée de Hough pour calculer les paramètres géométriques faciaux tels que les largeurs, hauteurs, angles, ratios, etc. En parallèle, nous avons exploré l'approche novatrice des motifs binaires locaux (LBP) pour l'extraction des caractéristiques visuelles. Ces deux méthodes distinctes ont fourni des résultats satisfaisants, permettant d'obtenir des informations discriminantes pertinentes, avec quelques nuances à considérer.

Une base de données SQLite a été mise en place pour stocker efficacement les caractéristiques extraites des visages de référence. Pour établir les comparaisons entre un visage à identifier et les données de référence présentes dans la base, et ainsi évaluer les niveaux de similarité, nous avons opté pour le calcul de la distance euclidienne entre les vecteurs de caractéristiques. Cette métrique s'est révélée fiable et précise pour mesurer les degrés de ressemblance entre les différents individus.

En conclusion, l'ensemble des développements présentés dans ce chapitre constituent la partie logicielle de pointe de notre système de reconnaissance faciale pour l'identification de personnes. Les résultats obtenus, d'une grande qualité, laissent désormais entrevoir la possibilité d'un déploiement matériel prometteur.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans ce mémoire nous avons développé la partie software d'un système innovant et performant de reconnaissance faciale pour l'identification biométrique des individus, ceci afin de concevoir un système de contrôle d'accès. Exploitant les dernières avancées en vision par ordinateur et traitement d'images, notre approche combine judicieusement plusieurs techniques complémentaires afin d'extraire des caractéristiques visuelles discriminantes et robustes des visages.

Dès la phase initiale, une série rigoureuse de prétraitements est appliquée pour optimiser la qualité des images. Cela inclut la conversion en niveaux de gris, le filtrage médian pour la réduction du bruit, l'égalisation d'histogramme pour l'amélioration des contrastes, ainsi qu'un redimensionnement judicieux. Cette étape cruciale prépare idéalement les données pour les traitements ultérieurs.

Au cœur de notre système se trouve une synergie entre différentes méthodes éprouvées. Tout d'abord, l'algorithme de détection de visages de Viola-Jones, reconnu pour son efficacité, localise avec précision les régions d'intérêt faciales. Ensuite, l'extraction des contours par Canny au sein de ces régions permet de cibler les informations pertinentes. En parallèle, la transformée de Hough robuste calcule des paramètres géométriques clés tels que les dimensions, angles et rapports caractéristiques des visages détectés.

Mais l'élément central réside dans notre approche novatrice basée sur les motifs binaires locaux (LBP). Cette technique d'avant-garde capture avec finesse les textures visuelles et structures fines présentes dans les visages, générant ainsi des vecteurs de caractéristiques visuellement très discriminants et robustes aux variations d'éclairage ou de pose.

L'ensemble de ces informations multimodales, alliant géométrie et texture, est stocké dans une base de données SQLite pour une gestion efficace des données de référence. Lors de l'identification, les distances euclidiennes entre les nouveaux vecteurs caractéristiques et ceux des identités enregistrées permettent d'établir des correspondances avec une grande précision.

Les résultats obtenus sur notre jeu de données d'évaluation démontrent clairement les performances remarquables de notre solution en termes de taux de reconnaissance. Cependant, Plusieurs pistes d'amélioration restent à explorer. Tout d'abord, l'utilisation d'une base de données beaucoup plus riche et variée en termes d'échantillons de visages permettrait d'évaluer plus finement les performances et la robustesse de la solution dans des conditions réalistes. Aussi, l'intégration de techniques d'apprentissage profond pourrait permettre d'extraire automatiquement des caractéristiques encore plus discriminantes.

Le développement d'algorithmes de suivi de visages dans des flux vidéo en temps réel ouvrirait également la voie vers des applications de reconnaissance dans des environnements dynamiques. Enfin, l'ajout de capacités de reconnaissance des émotions faciales représenterait une avancée majeure, particulièrement pertinente dans les domaines de l'interaction homme-machine et de la sécurité.

Notre travail jette ainsi les bases d'une solution logicielle puissante, tout en offrant de riches perspectives pour des améliorations et extensions futures, garantissant son adoption et son succès dans de nombreux secteurs d'activité stratégiques.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] Amira, Bouaziz. "Application de nouvelles approches d'optimisation pour la biométrie." Thèse de Doctorat. Université de Constantine -2- Abdelhamid Mehri, Algérie, 2016.
- [2] Soltane, Kaouthar. "Reconnaissance Faciale dans une séquence d'images." Mémoire de Master académique. Université Mohamed Khider – Biskra, Algérie, 2022.
- [3] Benchennane, Ibtissam. "Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus." Thèse de Doctorat. Université des Sciences et Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, Algérie, 2016.
- [4] Assadi, Nadjetta. "Mise au point d'une application de reconnaissance faciale." Mémoire de Master. Université Mohamed Khider – Biskra, Algérie, 2020.
- [5] Ramzi, Saidi. "Reconnaissance faciale par Deep Learning." Mémoire de Master. Université Kasdi Merbah Ouargla. Algérie, 2023.
- [6] El Joud, Mohamed Yahye et Benamiour Ibrahim. "Mise au point d'un système de reconnaissance de visage basée Arduino." Mémoire de Master. Université Mohamed Seddiki Ben Yahia – Jijel, Algérie, 2019.
- [7] Akrouf, Samir. "Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur." Thèse de Doctorat. Université Ferhat Abbas-Sétif. Algérie, 2011.
- [8] Sadalah, Khedidja. "Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires." Mémoire de Master. Université Badji Mokhtar Annaba, Algérie, 2019.
- [9] Craise, Rania et Faiza Kouchit. "Identification des personnes par la reconnaissance de l'iris." Mémoire de Master, Université M'Hamed Bougara-Boumerdes, Algérie, 2020.
- [10] Akcha, Ikram et Ammari Amira. "Développement d'un système de reconnaissance faciale." Mémoire de Master. Université De Blida 1 – Saad Dahleb, Algérie, 2020.
- [11] Meramria, Nabila. "Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire(LDA)." Mémoire de Master. Université Badji Mokhtar Annaba, Algérie, 2016.
- [12] Belhadj, Mahdi. "Etude et simulation d'un système de reconnaissance des expressions faciale." Mémoire de Master. Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, 2019.
- [13] Zaz, Sofia Hanene et Benkahla Lilia. "Etude et réalisation d'un système de reconnaissance faciale basé sur l'apprentissage profond." Mémoire de Master. Université Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj, Algérie, 2023.
- [14] Khefif Bouchra. "Mise au point d'une application de reconnaissance faciale." Mémoire de fin d'études. Université Abou Bakr Belkaid – Tlemcen, Algérie, 2013.
- [15] Aissaoui, Amel. "Reconnaissance Bimodale de Visages par Fusion de Caractéristiques Visuelles et de Profondeur." Thèse de Doctorat. Université des Sciences et Technologies de Lille, France, 2014.

Références bibliographiques

- [16] Saad, Narimen. "Reconnaissance tridimensionnelle du visage." Thèse de Doctorat. Université Mohamed Khider, Biskra, Algérie, 2018.
- [17] Zeghichi, Amel. "Reconnaissance d'objets dans les images à base de SVM (application à la détection de visages)." Mémoire de Master. Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, 2010.
- [18] Belfarhi, Aymen. "Automatisation de la sélection des paramètres optimisés de filtre de Gabor pour la détection des expressions faciales." Mémoire de Master. Université de 8 Mai 1945-Guelma, Algérie, 2020.
- [19] Arfaoui, Nahla et Benassou Nabila. "Système de reconnaissance de visage par la transformée en cosinus discrète." Mémoire de Master. Université de Guelma, Algérie, 2013.
- [20] Mébarka, Belahcene. "Authentification et identification en Biométrie." Thèse de Doctorat Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, 2013.
- [21] Trad., Houssein Eddine. "La détection d'objet avec open cv et deep learning." Mémoire de Master. Université Mohamed Khider de Biskra, Algérie, 2020.
- [22] Ben toumi, Adel et Benbouzid Abdelhak. "Reconnaissance de visage par méthode hybride PCA2D ADL2D." Mémoire de fin d'études. Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, 2010.
- [23] Amair, Zoubir et Dehane Fouad. "Segmentation d'images par la transformée de Hough." Mémoire de Master. Université Ghardaïa, Algérie, 2018.
- [24] Swinnen, Gérard. Apprendre à programmer avec Python 3. Eyrolles, France, 2010.
- [25] Numpy developers. "Numpy documentation." Documentation de la bibliothèque Numpy, version stable, accédée le 24/04/2024. <https://numpy.org/doc/stable/>.
- [26] Scikit-image developers. "Scikit-image documentation." Documentation de la bibliothèque scikit-image, version stable, accédée le 26/04/2024. <https://scikit-image.org/>.
- [27] Allen, Grant, et Mike Owens. The Definitive Guide to Sqlite. 2nd ed., Apress, New York, 2010.

Résumé

La reconnaissance faciale représente l'une des techniques biométriques les plus récentes et performantes pour l'identification des individus ainsi que le développement de systèmes de contrôle d'accès. Notre projet a pour objectif de développer un système automatisé exploitant cette approche innovante. Reposant sur les concepts de la vision artificielle, le processus s'articule autour des trois phases distinctes : La première étape consiste en un prétraitement des données visuelles pour détecter et améliorer les régions faciales. Une phase d'extraction des caractéristiques des visages est ensuite réalisée (traitement) avec la méthode des motifs binaires locaux (LBP), tandis que la transformée de Hough est employée pour le calcul des paramètres géométriques des visages détectés. Les caractéristiques extraites et les paramètres géométriques sont ensuite combinés et stockés dans une base de données. La distance euclidienne permet de comparer les nouveaux échantillons aux données existantes pour identifier les correspondances. L'implémentation de cette approche sera réalisée au moyen du langage Python, tirant parti des fonctionnalités offertes par la bibliothèque Open CV dédiée au traitement d'images.

Mots clés : Reconnaissance faciale, système de contrôle d'accès, identification, authentification, prétraitement, traitement, correspondance, paramètres géométriques.

ملخص

تمثل تقنية التعرف على الوجه واحدة من أحدث وأكفأ تقنيات القياسات الحيوية لتحديد هوية الأفراد وتطوير أنظمة التحكم في الوصول. يهدف مشروعنا إلى تطوير نظام آلي يستفيد من هذا النهج المبتكر. تعتمد العملية على مفاهيم الرؤية الاصطناعية وتتألف من ثلاث مراحل متميزة: المرحلة الأولى تشمل المعالجة المسبقة للبيانات البصرية لاكتشاف وتحسين مناطق الوجه. ثم تأتي مرحلة استخراج خصائص الوجوه (المعالجة) باستخدام طريقة الأنماط الثنائية المحلية (LBP)، بينما تُستخدم تحويل هوغ لحساب المعلمات الهندسية للوجوه المكتشفة. بعد ذلك، يتم دمج الخصائص المستخرجة والمعلومات الهندسية وتخزينها في قاعدة بيانات. تُستخدم المسافة الإقليدية لمقارنة العينات الجديدة بالبيانات الموجودة لتحديد المطابقات. سيتم تنفيذ هذا النهج باستخدام لغة بايثون، مستفيدين من الوظائف التي توفرها مكتبة Open CV المخصصة لمعالجة الصور.

الكلمات المفتاحية: التعرف على الوجه، نظام التحكم في الوصول، تحديد الهوية، المصادقة، المعالجة المسبقة، المعالجة، المطابقة، المعلومات الهندسية.

Abstract

Facial recognition represents one of the most recent and efficient biometric techniques for identifying individuals and developing access control systems. Our project aims to develop an automated system leveraging this innovative approach. Based on the concepts of artificial vision, the process involves three distinct phases: The first step is pre-processing visual data to detect and enhance facial regions. Next, a phase of feature extraction of faces (processing) is carried out using the local binary pattern (LBP) method, while the Hough transform is employed to calculate the geometric parameters of detected faces. The extracted features and geometric parameters are then combined and stored in a database. Euclidean distance is used to compare new samples with existing data to identify matches. This approach will be implemented using the Python language, utilizing the functionalities offered by the Open CV library dedicated to image processing.

Keywords: Facial recognition, access control system, identification, authentication, pre-processing, processing, matching, geometric parameters.