

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Mohamed El Bachir El Ibrahimi de Bordj Bou Arréridj
Faculté des Mathématiques et d'Informatique
Département d'informatique



MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme
Master en informatique
Spécialité : Ingénierie d'Informatique Décisionnel

THEME

Reconnaissance d'Oreilles Basée sur l'Apprentissage
Profond : Améliorer la Précision et la Performance dans
des Scénarios Réels

Présenté par :
RAHMANI Sara

Soutenu publiquement le : 22/06/2024
Devant le jury composé de :

M.Benabid Sonia	Président	Univ-BBA
M. Meryem Regouid	Encadreur	Univ-BBA
M. Saha Adel	Examineur	Univ-BBA

2023/2024

People's Democratic Republic of Algeria
Ministry of Higher Education and Scientific Research
Mohamed El Bachir El Ibrahimi University of Bordj Bou Arréridj
Faculty of Mathematics and Computer Science
Department of Computer Science



THESIS

Presented for the attainment of the degree
Master in Computer Science
Specialty : Decision Engineering in Computer Science

TOPIC

**Ear Recognition Based on Deep Learning : Improving
Accuracy and Performance in Real-World Scenarios**

Presented by :

RAHMANI Sara

Defended publicly on : 22/06/2024

In front of the jury composed of :

M. Benabid Sonia	President	Univ-BBA
M. Meryem Reguid	Supervisor	Univ-BBA
M. Saha Adel	Examiner	Univ-BBA

2023/2024

Dédicace

À ma mère bien-aimée, qui est mon modèle et ma source d'inspiration.

À mon père, mon pilier et mon soutien inébranlable.

À mes chers frères, mes compagnons de vie.

À ma tante, qui est comme une deuxième mère pour moi.

À mes amis fidèles, présents à chaque étape de ma vie.

À tous ceux qui ont été là pour moi dans ce voyage.

À chaque personne qui occupe une place spéciale dans mon cœur.

À tous ceux que j'aime et qui m'aiment en retour.

À eux tous, je dédie humblement ce travail.

Remerciement

Avant toute chose, je remercie **Dieu** le Tout-Puissant de m'avoir accordé la santé, le courage, la volonté et la patience nécessaires pour mener à bien ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mes **parents** pour leur soutien, leurs encouragements et les sacrifices qu'ils ont consentis.

J'ai eu l'honneur d'être encadré par **Madame Meryem Regouid**, à qui j'adresse mes sincères remerciements pour son attention, ses conseils judicieux, son dévouement et sa disponibilité tout au long de ce travail. Veuillez accepter l'expression de mon profond respect et de mon admiration pour vos qualités scientifiques et humaines.

Je remercie également les membres du jury, **Madame Benabid Sonia** pour l'honneur d'évaluer ce travail et de présider le jury, ainsi que **Monsieur Saha Adel** pour avoir accepté d'examiner ce mémoire. Je leur adresse mes respectueux remerciements.

Je souhaite aussi remercier tous mes professeurs et enseignants, ainsi que toutes les personnes qui ont contribué à ma formation tout au long de mon parcours académique.

Enfin, je remercie toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, directement ou indirectement, à la réalisation de ce travail.

Résumé

La reconnaissance automatique des individus à partir d'images d'oreilles est un domaine de recherche en plein essor, compétitif à d'autres biométries comme la reconnaissance faciale et les empreintes digitales. L'oreille offre des caractéristiques uniques et stables dans le temps, capturables avec une caméra traditionnelle.

Notre recherche explore la reconnaissance d'oreilles en utilisant divers modèles d'extraction de caractéristiques et méthodes de classification. La première architecture utilise les algorithmes SVM et KNN avec les descripteurs LLBP et ALBP, atteignant des précisions de 85% à 98,50%. La seconde architecture emploie des réseaux de neurones convolutionnels (CNN) sur des images traitées, obtenant une précision de 100%.

- **Mots clés :** biométrie, reconnaissance de l'oreille faciale, réseau de neurones convolutifs, extraction de caractéristiques, méthodes classification, taux de reconnaissance correct .

Abstract

Automatic recognition of individuals from ear images is a rapidly growing research field, competitive with other biometrics such as facial recognition and fingerprints. The ear offers unique and stable characteristics over time, which can be captured with a traditional camera.

Our research explores ear recognition using various feature extraction models and classification methods. The first architecture employs SVM and KNN algorithms with LLBP and ALBP descriptors, achieving accuracies ranging from 85% to 98.50%. The second architecture uses convolutional neural networks (CNN) on processed images, achieving a remarkable accuracy of 100%.

- **Keywords :** biometrics, ear recognition, facial recognition, convolutional neural networks, feature extraction, classification methods, correct recognition rate.

ملخص

التعرف التلقائي على الأفراد من صور الأذنين هو مجال بحثي متنامٍ، يتنافس مع تقنيات القياسات الحيوية الأخرى مثل التعرف على الوجه وبصمات الأصابع. توفر الأذن ميزات فريدة وثابتة بمرور الوقت، ويمكن التقاطها باستخدام كاميرا تقليدية.

تتركز أبحاثنا على التعرف التلقائي على الأذن، باستخدام نماذج مختلفة لاستخراج الميزات وطرق تصنيف مختلفة. في الهيكلية الأولى لنظامنا، قمنا باستكشاف التصنيف باستخدام خوارزميتين. تم تطبيق هذه الخوارزميات على الميزات المستخرجة باستخدام واصفين، مما أسفر عن معدلات دقة تتراوح بين ٨٥٪ و ٩٨،٥٠٪. بالنسبة للهيكلية الثانية، اخترنا التعلم العميق باستخدام الشبكات العصبية الالتفافية مباشرة على الصور المعالجة، مما أدى إلى تحقيق دقة ملحوظة بنسبة ١٠٠٪.

• الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية، التعرف على الأذن، التعرف على الوجه، الشبكات العصبية الالتفافية، استخراج الميزات، طرق التصنيف، معدل التعرف الصحيح.

Table des matières

Liste des figures	ix
Liste des tableaux	xi
Liste des abréviations	xii
Introduction Générale	1
1 Généralités sur la biométrie	3
1.1 Introduction	3
1.2 Définition de la biométrie	3
1.3 Différentes modalités biométriques	4
1.4 Caractéristiques biométriques	5
1.5 Applications des systèmes biométriques	6
1.6 Structure interne d'un système biométrique	7
1.7 Système biométrique unimodal Vs multimodal	7
1.7.1 Système biométrique unimodal	7
1.7.2 Système biométrique multimodal	8
1.8 La différence entre les systèmes biométrique unimodale et multimodale	8
1.9 Modes de fonctionnement d'un système biométrique	9
1.10 Avantages et inconvénients des systèmes biométriques	11
1.10.1 Avantages	11
1.10.2 Inconvénients :	12
1.11 Performances des systèmes biométriques	12
1.11.1 Test de vérification	12

1.11.2	Test d'identification	14
1.12	Conclusion	14
2	Biométrie de l'oreille	15
2.1	Introduction	15
2.2	Description de la modalité oreille :	15
2.2.1	Reconnaissance biométrique de l'oreille	15
2.2.2	Avantages de reconnaissance biométrique de l'oreille	16
2.2.3	Limites de reconnaissance biométrique de l'oreille	16
2.2.4	Anatomie de l'oreille humaine	17
2.3	Approches générales de reconnaissance de l'oreille	18
2.3.1	Approches géométriques	18
2.3.2	Approches holistique	19
2.3.3	Approche locale	19
2.3.4	Approche hybride	20
2.4	Travaux connexes	20
2.5	Apprentissage profond pour la reconnaissance biométrique basé sur l'oreille	24
2.5.1	Définition d'apprentissage profond	24
2.5.2	Utilisation de l'apprentissage profond pour l'oreille	24
2.6	Les bases de données d'oreille	26
2.6.1	Base de données AMI Ear	26
2.6.2	Base de données IIT Delhi Ear	27
2.6.3	Base de données AWE	27
2.7	conclusion	28
3	Approche proposée	29
3.1	Introduction	29
3.2	La base de données utilisée dans le système proposé	29
3.3	La premier architecture du système proposé	30
3.3.1	Pré-traitement	31
3.3.2	Extraction des caractéristiques	31
3.3.3	LLBP (Local Line Binary Pattern)	32
3.3.4	ALBP (Adaptive Local Binary Pattern)	32

3.3.5	Classification	33
3.3.6	Méthode de Classification SVM (Support Vector Machine) :	33
3.3.7	Méthode de Classification KNN (K-Nearest Neighbors) :	34
3.4	La deuxième architecture du système proposé	35
3.4.1	L'étape de pré-traitement	35
3.4.2	Réseau de Neurones Convolutions CNN	36
3.5	Conclusion	37
4	Résultats et Discussions	39
4.1	Introduction	39
4.2	Exigences Techniques	39
4.2.1	Exigences matérielles	39
4.2.2	Exigences logicielles	40
4.3	Interface Graphique pour le Système proposé	40
4.3.1	Le système de reconnaissance auriculaire	41
4.3.2	Module de chargement d'image	41
4.3.3	Module de pré-traitement	42
4.3.4	Module d'extraction des caractéristiques	43
4.3.5	Module de Classification	44
4.3.6	Module d'apprentissage profond	45
4.4	Résultats numérique	46
4.4.1	Les mesures de performances	46
4.4.2	Résultats	46
4.5	Discussion	50
4.6	Conclusion	51
	Conclusion	53
	Références	55

Liste des figures

1.1	Exemple de modalités biométriques[1].	4
1.2	Classification d'un certain nombre de modalités biométriques[2].	5
1.3	Schéma de fonctionnement d'un système biométrique.Diagrammes des proces- sus D'enrôlement, de vérification et d'identification [3].	10
1.4	Illustration du FRRet du FAR[4]	13
2.1	Anatomie de l'oreille humaine[5].	17
2.2	Présentation des variations interindividuelles entre les composantes de l'oreille [6].	18
2.3	Approches générales de reconnaissance de l'oreille [7].	20
2.4	Système d'Iannarelli en identification manuelle par oreilles [8].	21
2.5	Images de la base AMI [9].	26
2.6	Images de la base IIT Delhi [10].	27
2.7	Images de la base de donner AWE [11].	28
3.1	Architecture de notre système proposé.	30
3.2	Exemple d'image avant et après pré traitement (A) L'image originale (B) L'image prétraitée	31
3.3	Architecture CNN de la base de données AMI	37
4.1	le système de reconnaissance auriculaire GUI	41
4.2	Interface d'accueil	41
4.3	Chargement des images originales	42
4.4	Affichage de l'image originale	42
4.5	Module de pré-traitement	43
4.6	Module d'extraction des caractéristiques(ALBP+histogram)	43

4.7	Module d'extraction des caractéristiques(LLBP+histogramme)	44
4.8	Module de Classification(SVM)	44
4.9	Module de Classification(KNN)	45
4.10	Module d'apprentissage profond(CNN)+Résultats	45
4.11	Graphique à barres des mesures de performances calculées	48
4.12	CRR d'entraînement et perte au fil des époques	49

Liste des tableaux

1.1	Tableau de comparaison des modalités biométriques[12].	6
4.1	Valeurs des méthodes d'extraction des erreurs de classification	47
4.2	Résultats de précision des différentes méthodes	48
4.3	Comparaison avec les travaux restant	49

Liste des abréviations

Abréviation	Définition
ADN	Acide DésoxyriboseNucléique
AMI	Analysis Mathematical of Images
ALBP	Average Local Binary Pattern
AWE	Annotated Web Ears
CMC	Cumulative Match Characteristic
CNN	Convolutional Neural Network
CRR	Correct Recognition Rate
DL	Deep Learning
EER	Equal Error Rate
FAR	False Acceptance Rate
FRR	False Rejection Rate
IIT Delhi	Indian Institute of Technology Delhi
KNN	K Nearest Neighbors
LBP	Local Binary Pattern
LLBP	Line Local Binary Pattern
ML	Machine Learning
PCA	Principal Component Analysis
SVM	Support Vector Machine
TID	Taux d'identification
ULPGC	Université de Las Palmas de Gran Canaria

Introduction Générale

La reconnaissance biométrique, largement utilisée pour sécuriser l'accès aux smartphones et aux bâtiments, nécessite une amélioration continue de sa précision et de ses performances. Dans ce contexte, la reconnaissance de l'oreille basée sur l'apprentissage profond émerge comme une technologie prometteuse pour relever ces défis.

L'oreille, en tant que méthode biométrique, présente des caractéristiques uniques et offre diverses applications dans le domaine de la sécurité et de l'identification des individus. Traditionnellement, la reconnaissance de l'oreille était limitée par des techniques classiques affectées par des variations d'éclairage, d'angles de vue et d'obstructions. L'avènement de l'apprentissage profond permet aux algorithmes d'apprendre automatiquement des caractéristiques distinctives des données, améliorant ainsi la robustesse et la précision de la reconnaissance.

Cependant, les systèmes de reconnaissance auriculaire rencontrent encore des défis similaires à d'autres méthodes biométriques, tels que les problèmes d'éclairage et de qualité de l'image. Malgré les avancées de la recherche, ces défis persistent, et il est crucial de les surmonter pour améliorer cette technologie.

Pour relever ces défis, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les techniques de traitement de signal avancés se révèlent efficaces. De plus, les approches multimodales, combinant la reconnaissance auriculaire avec d'autres biométries, promettent d'augmenter la précision et la fiabilité des systèmes.

Pour atteindre notre objectif, nous utiliserons le prétraitement de l'image, une étape nécessaire avant d'extraire les propriétés avec deux méthodes : ALBP et LLBP. Ces méthodes s'appliqueront à chacun des algorithmes KNN et SVM. En outre, nous appliquerons des réseaux neuronaux convolutifs (CNN) aux images prétraitées. Cette approche combinée visera à

améliorer la précision et la robustesse de la reconnaissance des oreilles pour des applications de sécurité biométrique et d'authentification personnelle.

Ce document est organisé en quatre chapitres principaux :

Dans le premier chapitre, nous expliquons les concepts fondamentaux de la biométrie, y compris le fonctionnement des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux.

Le deuxième chapitre analyse en profondeur les aspects de la reconnaissance biométrique par l'oreille et examine les avancées récentes dans les méthodes d'extraction des caractéristiques propres à cette modalité biométrique.

Le troisième chapitre décrit notre système de reconnaissance faciale basé sur l'oreille, développé en utilisant la base de données AMI. Il aborde les étapes de prétraitement des données, d'extraction des caractéristiques, de classification et d'apprentissage profond, en fournissant des détails sur l'architecture CNN employée pour identifier et authentifier les individus à partir des caractéristiques uniques de leurs oreilles.

Dans le quatrième chapitre, nous détaillons le fonctionnement de l'interface utilisateur du système AMI, en montrant comment les utilisateurs peuvent interagir avec le système. Nous présentons aussi les résultats obtenus pour différentes mesures de performance, telles que (FAR), (FRR), (EER). De plus, nous comparons la précision des méthodes de classification utilisées, notamment SVM, KNN, et CNN. Enfin, nous discutons des résultats précédents pour fournir une analyse complète des performances du système. Ce mémoire se termine par une conclusion générale récapitulant nos résultats.

Chapitre 1

Généralités sur la biométrie

1.1 Introduction

Avec le développement technologique, les individus ont cherché à améliorer leur qualité de vie en garantissant leur sécurité contre les détournements de fonds et les vols. Pour répondre à ce besoin croissant, l'utilisation de la biométrie s'est avérée nécessaire. La biométrie est une technologie de contrôle efficace qui repose sur l'identification unique des caractéristiques physiques ou comportementales des individus.

Dans ce chapitre, nous abordons plusieurs notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous expliquons en détail le fonctionnement des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux. Les systèmes biométriques unimodaux utilisent une seule caractéristique biométrique, comme l'empreinte digitale ou l'iris, l'oreille pour identifier les individus. En revanche, les systèmes biométriques multimodaux utilisent plusieurs caractéristiques biométriques, ce qui les rend plus fiables et sécurisés.

1.2 Définition de la biométrie

La biométrie est le processus automatisé d'identification ou de vérification de l'identité d'une personne en se basant sur des caractéristiques distinctives. De manière plus générale, elle inclut toute caractéristique physique ou personnelle mesurable automatiquement, qui est à la fois robuste et unique, et qui peut être utilisée pour identifier ou authentifier un individu[13].

La biométrie englobe toutes les méthodes informatiques qui permettent d'identifier automatiquement un individu en se basant sur ses caractéristiques physiques, biologiques, voire comportementales. Du fait de leur capacité à identifier une personne, les données biométriques sont considérées comme des données personnelles. La plupart de ces données ont la particularité d'être uniques et permanentes, comme l'ADN ou les empreintes digitales[14].

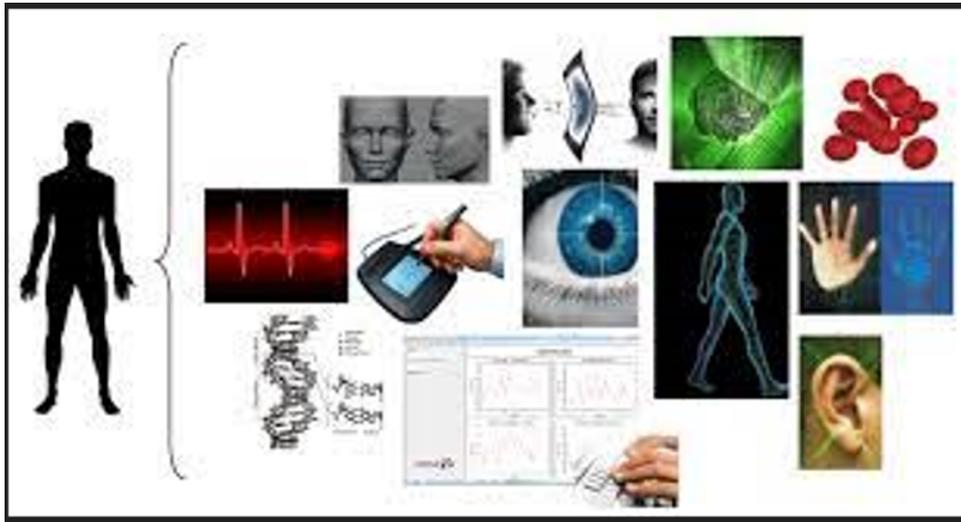


FIGURE 1.1 – Exemple de modalités biométriques[1].

1.3 Différentes modalités biométriques

L'identification biométrique repose sur l'exploitation de caractéristiques humaines bien particulières, regroupées en trois catégories de modalités biométriques[15]. Ces modalités sont les suivantes :

1. **Morphologiques** : Elles utilisent des caractéristiques physiques du corps humain 1.2, telles que les empreintes digitales, la reconnaissance faciale, l'iris, Forme de l'oreille, la rétine, la géométrie de la main .
2. **Comportementales** : Elles se basent sur les comportements ou actions spécifiques d'un individu, comprenant la reconnaissance de la voix, de l'écriture, de la signature, et même de la démarche.
3. **Biologique** : Elles exploitent des objets que les individus possèdent ou portent, comme la reconnaissance de l'ADN et la reconnaissance de la fréquence cardiaque et même la reconnaissance de l'odeur corporelle.

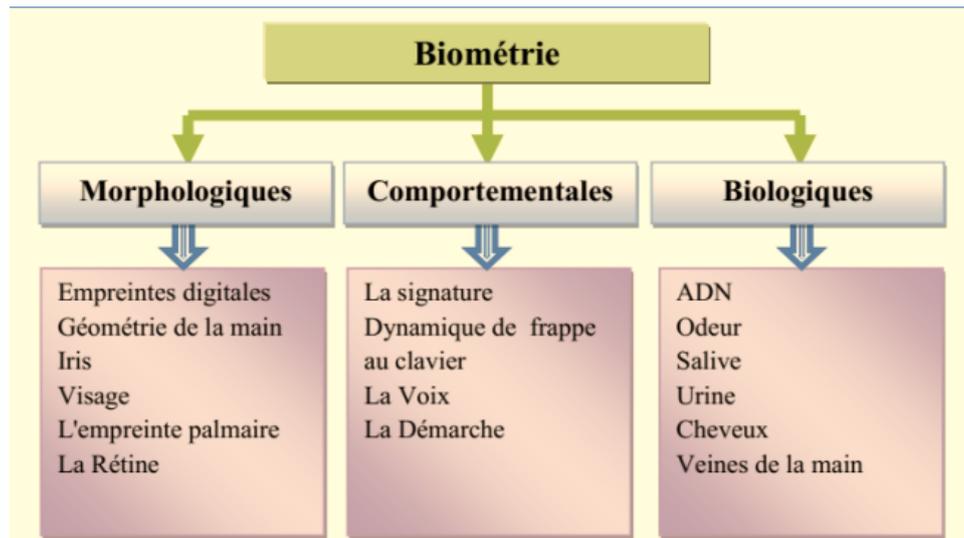


FIGURE 1.2 – Classification d'un certain nombre de modalités biométriques[2].

1.4 Caractéristiques biométriques

La reconnaissance biométrique repose sur l'utilisation de diverses caractéristiques propres à un individu. Pour qu'un système biométrique puisse fonctionner dans des environnements réels, ces caractéristiques physiologiques ou comportementales doivent satisfaire aux critères suivants : [16, 17].

- **Universalité** : Chaque individu doit posséder cette caractéristique, car elle est présente chez tous les individus.
- **Unicité** : Cette caractéristique permet de distinguer de manière unique un individu par rapport à un autre.
- **Stabilité** : Le trait biométrique d'un individu doit rester invariant au cours du temps, assurant ainsi sa permanence.
- **Acceptabilité** : Il s'agit de la mesure dans laquelle les individus sont disposés à accepter l'utilisation d'une caractéristique biométrique dans leur vie quotidienne.
- **Performance** : La performance d'un système biométrique dépend de sa précision dans la reconnaissance et de sa vitesse d'exécution face aux variations des caractéristiques biométriques, aux bruits et aux déformations des appareils de capteurs.
- **Enregistrable** : Cette capacité se réfère à la possibilité d'acquérir les caractéristiques d'un individu à l'aide d'un dispositif approprié, permettant ainsi l'intégration des données biométriques dans le système.
- **Infalsifiable** : Ce critère se rapporte à la difficulté de falsifier une caractéristique bio-

métrique d'une personne. Par exemple, il devrait être difficile de falsifier une empreinte digitale ou un visage afin de tromper le système de reconnaissance biométrique.

Effectivement, en pratique, chaque modalité biométrique présente ses propres caractéristiques, mais avec des degrés de conformité différents par rapport aux critères énoncés. Ainsi, chaque système biométrique peut varier en termes d'universalité, d'unicité, de stabilité, de performance, d'enregistrable et d'infalsifiabilité en fonction de la modalité utilisée. Il est important de prendre en compte ces variations lors de la conception et de l'évaluation des systèmes de reconnaissance biométrique. Tableau 1.1 compare certaines modalités biométriques en fonction de leurs propriétés.

TABLE 1.1 – Tableau de comparaison des modalités biométriques[12].

Modalité	Universalité	Unicité	Permanence	Mesurabilité	Acceptabilité	Performance	Circonvension
Visage	Haute	Faible	Moyenne	Haute	Haute	Faible	Haute
Empreinte digitale	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne
Iris	Haute	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Haute	Faible
Signature	Faible	Haute	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Haute
Voix	Moyenne	Faible	Faible	Faible	Haute	Moyenne	Haute
Démarche	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Haute	Faible	Moyenne
Rétine	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Faible
Oreille	Moyenne	Haute	Haute	Haute	Haute	Haute	Moyenne

1.5 Applications des systèmes biométriques

Les applications des systèmes biométriques couvrent un large éventail de domaines, allant de la sécurité informatique à l'identification légale. Voici une liste des principales applications [18] :

- **Application commerciale** : Utilisation dans l'accès aux réseaux informatiques, la sécurité des données électroniques, l'e-commerce, l'accès à Internet, les transactions par carte de crédit, le contrôle d'accès physique, les téléphones cellulaires, la gestion des dossiers médicaux, les études à distance, etc.
- **Applications gouvernementales** : Utilisation dans les cartes nationales d'identité, les permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des passeports, etc.
- **Applications légales (juridiques)** : Utilisation dans l'identification de corps, les enquêtes criminelles, l'identification de terroristes, les cas d'enfants disparus, etc.

1.6 Structure interne d'un système biométrique

La structure interne d'un système biométrique comprend généralement plusieurs composants essentiels [2] :

- **Module Capteur biométrique** : C'est le premier composant du système, responsable de la capture des données biométriques de l'utilisateur. Les capteurs peuvent être de différents types, tels que les scanners d'empreintes digitales, les caméras pour la reconnaissance faciale, ou les scanners d'iris.
- **Module d'extraction des caractéristiques** : Une fois les données biométriques capturées, ce module extrait les caractéristiques distinctives de l'utilisateur à partir des données brutes. Cela peut inclure des algorithmes pour la reconnaissance de motifs ou la comparaison de caractéristiques.
- **Module de stockage des modèles** : Les caractéristiques extraites sont converties en modèles biométriques qui sont ensuite stockés dans une base de données sécurisée. Ces modèles servent de référence pour les futures comparaisons.
- **Module de comparaison** : Lorsqu'une personne demande l'accès au système, les données biométriques capturées sont comparées aux modèles stockés dans la base de données pour vérifier l'identité de l'utilisateur. Cela peut impliquer des algorithmes de comparaison de similarité ou de reconnaissance de motifs.
- **Module de décision** : En fonction du résultat de la comparaison, ce module prend une décision pour autoriser ou refuser l'accès. Il peut également être configuré pour demander une autre forme d'authentification si la biométrie seule n'est pas concluante.

1.7 Système biométrique unimodal Vs multimodal

Le système biométrique est classé en deux types en fonction du nombre de modalités utilisées :

1.7.1 Système biométrique unimodal

Les systèmes biométriques unimodaux se basent sur une seule caractéristique biométrique, comme les empreintes digitales, le visage, la voix ou l'iris, pour identifier ou vérifier les individus. Cette approche, bien que simple à mettre en œuvre et à utiliser, peut présenter des

limitations en termes de fiabilité et de robustesse, notamment en cas de variations dans les caractéristiques biométriques ou d'attaques spécifiques à la modalité utilisée[19].

1.7.2 Système biométrique multimodal

Les systèmes biométriques multimodaux combinent plusieurs modalités biométriques pour améliorer la performance et la robustesse de l'identification. En intégrant des caractéristiques du visage, des empreintes digitales, de la voix et d'autres sources, ces systèmes visent à réduire les taux d'erreurs de faux acceptation et de faux rejet, tout en renforçant la sécurité globale. Cette approche permet également une meilleure adaptation aux environnements variables et aux conditions d'utilisation diverses[19].

1.8 La différence entre les systèmes biométrique unimodale et multimodale

La différence entre les systèmes biométriques unimodaux et multimodaux réside principalement dans leur approche de collecte et d'utilisation des données biométriques, ainsi que dans leur capacité à offrir des performances améliorées et une meilleure sécurité. Voici une comparaison détaillée entre les deux types de systèmes :

- **Nombre de modalités :**

- **Unimodal :** Utilise une seule modalité biométrique, telle que les empreintes digitales, le visage, la voix ou l'iris.
- **Multimodal :** Intègre plusieurs modalités biométriques, combinant par exemple les empreintes digitales, le visage et la voix.

- **Précision et fiabilité :**

- **Unimodal :** Peut être limité en termes de précision et de fiabilité, en particulier en présence de variations dans les caractéristiques biométriques ou d'attaques de contrefaçon spécifiques à la modalité utilisée.
- **Multimodal :** Offre généralement une meilleure précision et fiabilité, car il combine les forces de plusieurs modalités pour réduire les taux d'erreurs de faux acceptation et de faux rejet.

- **Robustesse et sécurité :**

- **Unimodal** : Peut être moins robuste et moins sécurisé en raison de sa dépendance à une seule modalité, ce qui le rend potentiellement plus vulnérable aux attaques de contrefaçon.
- **Multimodal** : Offre une meilleure robustesse et une sécurité accrue en utilisant plusieurs modalités biométriques, ce qui rend plus difficile pour un individu de contourner le système en contrefaisant une seule modalité.
- **Adaptabilité aux environnements variables** :
 - **Unimodal** : Peut être moins adaptable aux environnements variables et aux conditions d'utilisation diverses en raison de sa dépendance à une seule modalité.
 - **Multimodal** : Est souvent plus adaptable aux environnements variables, car il peut utiliser différentes modalités en fonction des conditions spécifiques, offrant ainsi une meilleure performance dans une variété de situations.

1.9 Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Généralement, les systèmes biométriques fonctionnent selon trois modes principaux : l'enrôlement, la vérification d'identité et l'identification, comme le montre dans figure 1.3. On présente ci-dessous l'ensemble du processus pour plus de détails :

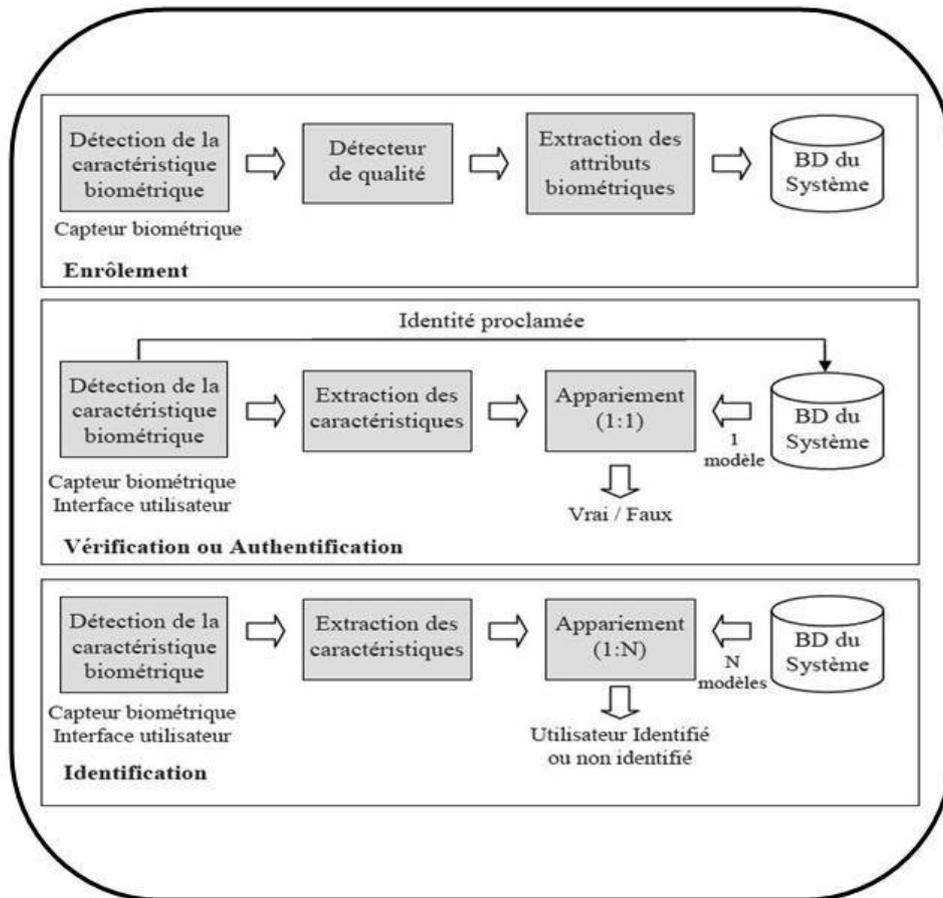


FIGURE 1.3 – Schéma de fonctionnement d'un système biométrique. Diagrammes des processus D'enrôlement, de vérification et d'identification [3].

Mode d'enrôlement : La première étape de tout système biométrique consiste à créer une base de données de référence. Pendant cette phase, l'utilisateur est enregistré pour la première fois dans le système en capturant un échantillon biométrique, puis en extrayant et enregistrant les données caractéristiques de cet échantillon dans une base de données [20].

Mode Vérification (Authentification) : Cette étape vise à authentifier une personne en comparant ses données biométriques avec le modèle stocké dans la base de données, dans une vérification de type "un contre un". Son objectif est de répondre à la question "suis-je réellement moi ?" et d'empêcher l'utilisation frauduleuse de l'identité par plusieurs individus [21].

Mode identification : C'est un mode de reconnaissance des individus. Le système biométrique va comparer l'identité d'une personne inconnue avec les modèles de toutes les personnes enregistrées dans la base de données, donc on parle d'une correspondance 1 :

N en répondant à la question « suis-je bien connu du système ? ». Typiquement, la personne sera rejetée si son identité ne correspond pas aux modèles d'identités de la base de données, ce qui signifie que l'utilisateur n'était pas parmi les personnes enrôlées par le système. Dans le cas contraire, la personne sera acceptée[21].

1.10 Avantages et inconvénients des systèmes biométriques

Les systèmes biométriques exploitent les caractéristiques physiques ou comportementales uniques des individus pour les identifier et vérifier leur identité. Voici un aperçu des avantages et inconvénients de ces systèmes :

1.10.1 Avantages

1. **Haute sécurité** : La biométrie offre une sécurité supérieure à celle des systèmes traditionnels, où les mots de passe peuvent être devinés, copiés ou oubliés, et où les cartes à puce peuvent être piratées ou volées. Contrairement à d'autres technologies, la biométrie ne peut être devinée, reproduite, oubliée ou volée, car elle est intrinsèquement liée à la personne. Ainsi, l'authentification biométrique exige la présence physique de l'individu, une mesure de sécurité que personne d'autre ne peut accomplir à sa place[22].
2. **Commodité** : En termes de commodité, les systèmes traditionnels obligent les utilisateurs à mémoriser ou à noter leurs mots de passe. En cas d'oubli ou de perte, l'accès aux services demandés est refusé. En revanche, la biométrie n'exige pas de mémorisation ou de transport d'éléments supplémentaires. Ainsi, tous les services sont disponibles en tout temps, sans nécessiter d'effort supplémentaire de la part de l'utilisateur[22].
3. **Service de non-répudiation** : Le service de non-répudiation désigne la capacité du système à associer une activité à un utilisateur de manière à ce que cette personne ne puisse pas nier avoir réalisé cette action. En utilisant la biométrie, toute activité est très probablement effectuée par le véritable propriétaire des caractéristiques biométriques concernées, car ces traits sont difficiles à falsifier[22].

1.10.2 Inconvénients :

1. **Coût** : La mise en place de systèmes biométriques peut être coûteuse en raison du prix des équipements spécialisés nécessaires, tels que les scanners d'empreintes digitales ou les caméras haute résolution.
2. **Vie privée** : L'utilisation des données biométriques soulève des préoccupations en matière de vie privée, car les individus peuvent craindre que leurs données soient utilisées à des fins non autorisées ou stockées de manière non sécurisée.
3. **Faux positifs et faux négatifs** : Les systèmes biométriques peuvent parfois générer des faux positifs (accepter un individu non autorisé) ou des faux négatifs (rejeter un individu autorisé), bien que ces taux d'erreur aient considérablement diminué avec les avancées technologiques.
4. **Dépendance à la technologie** : Les systèmes biométriques dépendent de la disponibilité et de la fiabilité de la technologie, ce qui peut poser des problèmes en cas de panne de matériel ou de logiciel.

1.11 Performances des systèmes biométriques

Pour le choix d'un système biométrique, il faut prendre en considération sa performance, qui joue un rôle très important. D'une part, durant le processus d'évaluation, elle permet de tester et évaluer le comportement des utilisateurs. D'autre part, elle permet d'identifier pour chaque système les applications industrielles. Pour définir les performances d'un système biométrique, il faut tester les deux modes opératoires : la vérification et l'identification[23].

1.11.1 Test de vérification

Lorsqu'un système biométrique fonctionne en mode vérification, l'utilisateur va demander de vérifier son identité par le système, à titre d'exemple il va proclamer « je suis Moussa », pour savoir si l'identité proclamée par l'utilisateur est acceptée ou bien rejetée. Pour cela deux taux sont calculés comme suit [24] :

1. **FRR (Taux de faux rejet)** : Le taux des faux rejets (TFR) ou False Rejection Rate (FRR) : qui représente le pourcentage de personnes qui sont rejetées par le système alors qu'ils devraient être reconnus. Ce taux est calculé par le rapport entre le nombre de personnes rejetées (FR) sur

le nombre total de personnes légitimes. Sa formule est [25] :

$$\text{FRR} = \left[\frac{\text{nombre de clients rejetés}}{\text{nombre total de clients censés être reconnus}} \right] \quad (1.1)$$

2. FAR (Taux de fausse acceptation) : il représente le pourcentage de personnes censées à ne pas être reconnues mais elles sont acceptées par le système. C'est le rapport entre le nombre de personnes acceptées (FA) sur le nombre de personnes totales non autorisées qui ont tenté de se faire accepter. Ce taux peut être formulé comme suit [25] :

$$\text{FAR} = \left[\frac{\text{nombre d'imposteurs acceptés}}{\text{nombre total d'imposteurs}} \right] \quad (1.2)$$

3. EER (Taux d'égale erreur) : Le EER peut être approximé en calculant la moyenne arithmétique du FRR et du FAR lorsque ces deux taux sont égaux.

$$\text{EER} = \frac{\text{FRR} + \text{FAR}}{2} \quad (1.3)$$

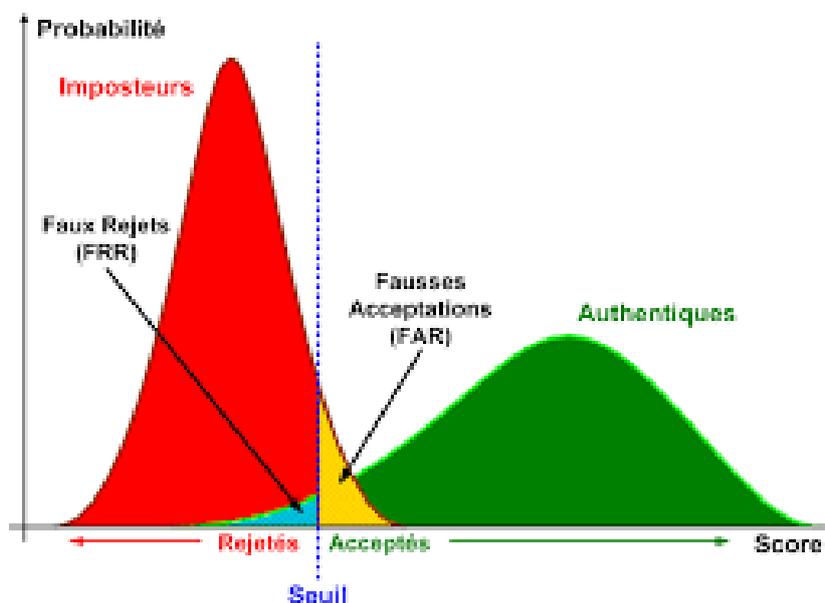


FIGURE 1.4 – Illustration du FRR et du FAR [4]

Figure 1.4. présente les taux de faux rejet (FRR) et de fausse acceptation (FAR) à partir des distributions des scores pour les utilisateurs authentiques et les imposteurs.

1.11.2 Test d'identification

L'évaluation de l'identification biométrique repose sur la mesure du pourcentage de personnes correctement reconnues par rapport au nombre total de tests, défini comme le Taux d'identification (TID), calculé selon la formule suivante :

$$\text{TID} = \left[\frac{\text{nombre de tests qui ont conduit à une bonne identification}}{\text{nombre total de tests}} \right] \quad (1.4)$$

La Courbe de Caractéristique de Marche (CMC) constitue une méthode supplémentaire pour évaluer les performances d'un système d'identification. Elle illustre le Taux d'identification (TID) en fonction du rang, où un rang de 1 indique que le système a correctement identifié la personne parmi toutes les identités possibles dès la première tentative. À mesure que le rang augmente, le taux de reconnaissance s'améliore, indiquant une plus grande précision du système[26].

1.12 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons couvert un large éventail de sujets liés à la biométrie, notamment la définition de la biométrie, les différentes modalités biométriques, les caractéristiques biométriques, la structure interne d'un système biométrique, la différence entre les systèmes biométriques unimodaux et multimodaux, les modes de fonctionnement d'un système biométrique, ainsi que les avantages et les inconvénients des systèmes biométriques. Enfin, nous avons examiné les performances des systèmes biométriques. Dans le chapitre suivant, nous aborderons la reconnaissance des oreilles.

Chapitre 2

Biométrie de l'oreille

2.1 Introduction

La reconnaissance biométrique par la modalité de l'oreille est un domaine de recherche dynamique, où des avancées significatives sont régulièrement réalisées dans l'identification des individus en se basant sur les caractéristiques uniques de leur oreille. La forme et l'apparence de l'oreille humaine étant spécifiques à chaque individu, cette modalité offre un potentiel prometteur pour la reconnaissance biométrique.

Ce chapitre examine en détail les aspects liés à la reconnaissance biométrique par l'oreille, ainsi que les dernières avancées en matière de méthodes d'extraction des caractéristiques spécifiques à cette modalité biométrique.

2.2 Description de la modalité oreille :

Dans cette section, l'accent est mis sur la description des systèmes de biométrie basés sur l'oreille, en mettant en avant son anatomie et les méthodes utilisées pour l'extraction de caractéristiques.

2.2.1 Reconnaissance biométrique de l'oreille

La reconnaissance biométrique de l'oreille est une technologie d'identification et d'authentification des individus basée sur les caractéristiques uniques de leur oreille externe. Cette mé-

thode repose sur l'acquisition et l'analyse des formes, des dimensions et des caractéristiques spécifiques de l'oreille. Elle est largement utilisée dans les systèmes de sécurité informatique et de surveillance en raison de sa fiabilité et de sa stabilité.

Initiée par le criminologiste français Alphonse Bertillon et confirmée par l'officier de police américain Alfred Iannarelli, la reconnaissance biométrique par oreille repose sur l'analyse de la forme extérieure de l'oreille pour identifier les individus. Ce système novateur, fondé sur sept caractéristiques auriculaires, met en avant la singularité et la stabilité de la structure auriculaire, qui reste inchangée tout au long de la vie d'une personne.

L'acquisition des images de l'oreille peut se faire sans la coopération active de la personne, ce qui en fait une méthode généralement perçue comme non intrusive. Ces caractéristiques ont suscité un intérêt croissant pour les systèmes de reconnaissance par oreille ces dernières années[27].

2.2.2 Avantages de reconnaissance biométrique de l'oreille

- **Stabilité Morphologique** : L'oreille conserve sa forme et ses caractéristiques tout au long de la vie.
- **Résistance aux Obstructions** : Les oreilles sont moins susceptibles d'être couvertes par des accessoires comme les lunettes ou les masques.
- **Facilité de Capture** : La capture d'image de l'oreille est moins invasive et peut être effectuée discrètement.
- **Diversité des Caractéristiques** : L'oreille possède des caractéristiques riches et variées qui peuvent être exploitées pour la reconnaissance.
- **Applications Multimodales** : Peut être utilisé en combinaison avec d'autres méthodes biométriques pour améliorer la précision et la fiabilité.

2.2.3 Limites de reconnaissance biométrique de l'oreille

- **Angle de Capture** : La performance de la reconnaissance peut être affectée par l'angle de capture de l'image de l'oreille.
- **Obstruction Partielle** : Les cheveux longs, les écouteurs, les hijabs ou les capuches peuvent obstruer partiellement ou totalement l'oreille et affecter la capture.

- **Base de Données Limitée** : Il existe moins de bases de données pour l'entraînement et l'évaluation des systèmes de reconnaissance auriculaire.
- **Technologie et Infrastructure** : Nécessite des caméras de haute résolution et des algorithmes sophistiqués, ce qui peut entraîner des coûts supplémentaires.
- **Acceptation Sociale** : Moins connue et acceptée que la reconnaissance faciale ou d'empreintes digitales, ce qui peut poser des problèmes d'adoption.

2.2.4 Anatomie de l'oreille humaine

L'oreille humaine se développe rapidement pendant la grossesse et est entièrement formée au moment de la naissance. Du fait de son rôle crucial dans l'audition, elle présente une structure caractéristique qui est largement similaire chez les individus[7].

La structure de l'oreille humaine est représentée, les 11 principaux composants anatomiques de l'oreille sont montrés. La partie extérieure de l'oreille est appelée hélix, et la partie inférieure est le lobe qui entoure l'oreille. L'anthélix court parallèlement à l'hélix externe. La zone entre l'hélix interne et la branche inférieure de l'anthélix forme la conque, qui a une forme de coquille. La partie inférieure de la conque se fond dans une encoche inter-tragique pointue. Le cru de l'hélix est la zone d'intersection entre l'hélix et l'anthélix. Une petite bosse du côté droit de l'encoche inter-tragique est l'antitragus. Le tragus dissimule le trou ou canal de l'oreille. Une fosse triangulaire est un petit trou situé entre l'hélix et l'anthélix[28].

La figure 2.1 définit bien les principaux composants anatomiques de l'oreille.

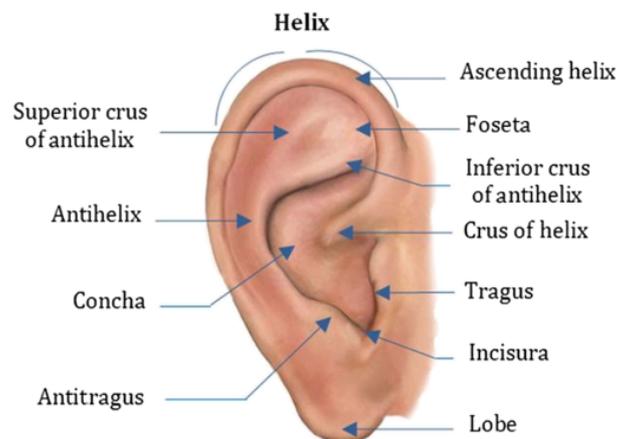


FIGURE 2.1 – Anatomie de l'oreille humaine[5].



FIGURE 2.2 – Présentation des variations interindividuelles entre les composantes de l'oreille [6].

Dans la figure 2.2, on peut observer un petit échantillon d'oreilles humaines qui met en évidence la diversité de formes. Cependant, il convient de souligner que certaines oreilles possèdent des lobes bien développés, tandis que d'autres n'en ont quasiment pas. Ils sont connus sous le nom de « lobes attachés », ce qui rend la mesure de la longueur de l'oreille compliquée.

2.3 Approches générales de reconnaissance de l'oreille

Les approches générales de reconnaissance de l'oreille figure 2.3 se concentrent sur l'extraction et l'analyse de diverses caractéristiques de l'oreille, telles que sa forme, ses contours, ses points caractéristiques et ses propriétés géométriques. Ces approches peuvent être classées en plusieurs catégories, notamment les approches géométriques, les approches Holistique, les approches Local et les approches Hybride.

2.3.1 Approches géométriques

La première approche de la reconnaissance automatique de l'oreille est l'approche géométrique. Elle se concentre sur l'extraction et l'analyse des caractéristiques géométriques des images d'oreilles, souvent en utilisant la détection des bords comme pré-traitement. Ces techniques, simples du point de vue informatique, décrivent les propriétés géométriques des oreilles ou dérivent des statistiques liées à la géométrie pour la reconnaissance. Cette approche est invariante aux distorsions géométriques telles que la rotation, la mise à l'échelle ou de petits changements de perspective. Cependant, elle ne prend pas en compte les informations sur la texture, qui pourraient être utiles pour la reconnaissance [7].

Les approches géométriques sont limitées par leur utilisation de détecteurs de bords, qui sont sensibles aux variations d'éclairage et au bruit. De plus, ces techniques requièrent souvent la localisation précise de points spécifiques de l'oreille, une tâche difficile à accomplir avec des images de qualité médiocre ou lorsque l'oreille est partiellement obstruée [29] [30].

2.3.2 Approches holistique

La deuxième approche de la reconnaissance automatique de l'oreille est l'approche holistique, qui se concentre sur l'utilisation de l'apparence globale de l'oreille pour l'identification. Contrairement aux approches géométriques qui se focalisent sur les caractéristiques locales, les approches holistiques considèrent l'oreille dans sa totalité comme une seule entité. Pour gérer les variations dues aux changements de pose ou d'éclairage, des techniques de normalisation sont souvent nécessaires avant l'extraction des caractéristiques, assurant ainsi des représentations robustes et fiables pour l'identification malgré des conditions de capture variables [7].

L'approche holistique est efficace avec des images bien alignées et pré-traitées, mais peut rencontrer des difficultés avec des images de qualité inférieure ou mal alignées, nécessitant ainsi des précautions supplémentaires lors du traitement.

2.3.3 Approche locale

la troisième approche de la reconnaissance automatique de l'oreille mentionnée est l'approche locale, ces approches se concentrent sur l'utilisation de caractéristiques locales ou régionales de l'oreille pour l'identification. Contrairement aux approches holistiques qui considèrent l'oreille dans son ensemble, les approches locales se concentrent sur des parties spécifiques de l'oreille, telles que des points caractéristiques ou des zones d'intérêt [7]. Ces approches peuvent inclure l'extraction de caractéristiques basées sur des points de repère anatomiques spécifiques de l'oreille ou sur des descripteurs de texture locaux. Deux approches peuvent être considérées comme locales pour la reconnaissance de l'oreille :

1. Les techniques qui détectent les emplacements des points clés dans l'image, puis calculent des descripteurs distincts pour chacun de ces points clés [31].
2. Les techniques qui calculent des descripteurs locaux de manière dense sur toute l'image.

2.3.4 Approche hybride

La dernière approche de la reconnaissance automatique de l'oreille mentionnée est l'approche hybride. L'approche hybride en matière de reconnaissance biométrique consiste à combiner plusieurs modalités biométriques ou plusieurs techniques de traitement des données pour améliorer les performances du système de reconnaissance. Cette approche repose sur le principe que chaque modalité biométrique ou chaque technique de traitement des données a ses propres forces et faiblesses, et en les combinant, on peut compenser les faiblesses de chacune pour obtenir une meilleure performance globale. Une approche similaire a été présentée par Nosrati et al [32] qui a combiné les techniques des ondelettes et de PCA. Jacob et Raju [33] ont combiné les matrices de co-occurrence des niveaux de gris, les LBP et les filtres de Gabor pour la reconnaissance de l'oreille, tandis que Morales et ses collègues [34] ont tenté d'exploiter les caractéristiques globales et locales pour reconnaître de manière fiable les empreintes d'oreille.

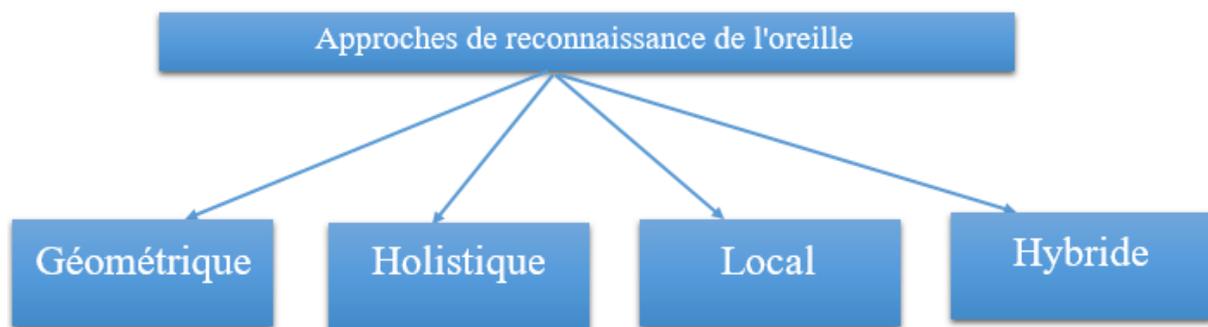


FIGURE 2.3 – Approches générales de reconnaissance de l'oreille [7].

La compétition entre les techniques de reconnaissance auditive hybride est souvent intense, mais en fonction de leurs éléments fondamentaux, les calculs peuvent également être plus complexes que pour des approches holistiques ou locaux.

2.4 Travaux connexes

En 1949, Alfred Iannarelli s'est intéressé à l'oreille comme moyen d'identification des personnes dans le contexte de la criminalistique. Il a développé le système d'identification manuelle par oreille (The Iannarelli System of Ear Identification) [35], utilisé pendant plus de 40 ans par les agences légales américaines. Son système consiste à prendre des mesures à partir de repères autour de l'oreille, projetée sur un support standard. Les images sont alignées en ajustant la position de lignes de référence sur le tragus et le crux de l'hélix, puis ajustées à une

taille standard. Les lignes de guidage, reproduites sur l'image de l'oreille, sont marquées à l'intersection avec les courbes de l'oreille pour calculer les mesures d'Iannarelli, Comme montré dans la figure 2.4.

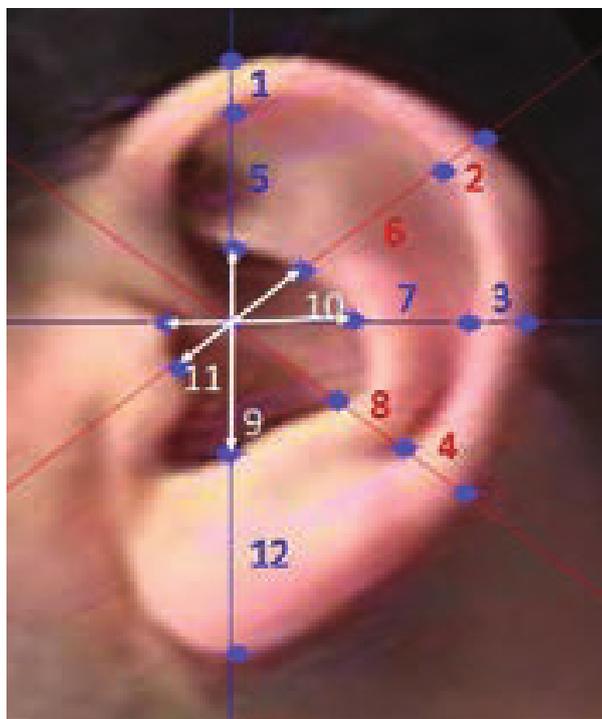


FIGURE 2.4 – Système d'Iannarelli en identification manuelle par oreilles [8].

Les années 1990 ont marqué le début de la reconnaissance automatique des oreilles. Diverses méthodes ont été développées à cette époque et ont été introduites dans la littérature. En (1998, 1999), Burge et Burger ont lancé l'étude de l'oreille en tant que méthode biométrique dans le domaine de la vision par ordinateur [36][37]. Grâce aux premières recherches d'Iannarelli, ils ont mené une étude théorique et démonstrative sur la pérennité de l'oreille en tant que modalité biométrique, en ce qui concerne son unicité et sa mesurabilité au fil du temps. De plus, ils ont mis en place un système d'identification basé sur l'oreille sur ordinateur. Ce système utilise un graphe d'adjacences pour représenter chaque oreille, qui est construit à partir du diagramme de Voronoi de la courbe extraite par les segments du contour (les contours sont repérés par le filtre de Canny). Afin de vérifier l'authenticité des individus, les auteurs ont mis en place un nouvel algorithme de correspondance par graphes qui prend en considération les segments de courbes incorrects qui peuvent se produire dans l'image détectée par contours en raison de divers éléments tels que l'éclairage, l'ombre ou l'occlusion. Ces caractéristiques ont été observées comme solides et peuvent être extraites à distance. En 1999, Moreno et ses collègues [38] ont introduit la première procédure entièrement automatisée de reconnaissance

de l'oreille. Cette méthode exploite les caractéristiques géométriques de l'oreille ainsi qu'un réseau de compression.

En l'an 2000, Hurley et ses collègues [39] ont présenté une méthode de reconnaissance auriculaire utilisant la Transformée de Champ de Force, qui s'est révélée extrêmement efficace pour cette tâche. Un an plus tard, en 2001, le projet d'Identification Auriculaire Forensique (FEARID) a été mis en place, représentant ainsi le premier projet à grande échelle dans le domaine de la reconnaissance auditive [40].

En 2011, Wang et Yan [41] ont utilisé l'analyse discriminante linéaire (LDA) pour réduire la dimensionnalité des vecteurs contenant les codes LBP. Ensuite, ils ont mesuré la similarité entre ces vecteurs de caractéristiques en utilisant la distance euclidienne. Ils ont évalué leur méthode sur la base d'images USTB-2 et ont rapporté une performance de 100 au rang-1.

En 2013, Jahangeer et al [42] ont employé une technique locale appelée Local Binary Patterns (LBP) afin d'extraire les caractéristiques pertinentes à partir d'images d'oreilles en 2D. Les résultats obérés.

En 2014, Benzaoui [43] a développé un système automatisé d'identification personnelle basé sur la biométrie automobile, avec pour objectif d'améliorer les performances de reconnaissance face à diverses conditions telles que l'occlusion partielle, les variations d'éclairage ou de pose. Ce système a utilisé des méthodes statistiques pour extraire les caractéristiques principales à partir d'images 2D d'oreilles. Une performance remarquable a été obtenue, notamment grâce à l'utilisation efficace de la technique des caractéristiques d'image statistique binaire (BSIF).

En 2015, Goualmi et ses collègues [44] ont mis au point une approche hybride ADWT-SIFT pour l'identification des caractéristiques de l'oreille, en combinant une méthode globale appelée Wavelets avec une méthode locale appelée SIFT. Leur méthode proposée a été évaluée en utilisant diverses mesures de performance. La mise en place du système d'authentification proposé a permis d'obtenir des résultats plus précis et complexes que chaque système d'authentification pris individuellement. Une autre recherche a été réalisée sur l'espace de niveaux de gris, ce qui a entraîné une plus grande amélioration du taux de reconnaissance de l'oreille humaine.

En 2017, Benzaoui et al [45] ont étudié la possibilité d'améliorer les performances de la reconnaissance de l'oreille humaine en examinant les aspects embryologiques et anatomiques de l'oreille. Leur recherche suggère qu'une analyse détaillée de la structure et du développement de l'oreille pourrait entraîner des améliorations significatives dans les systèmes de reconnaissance biométrique basés sur l'oreille.

En 2019, Doghmane et al [46] ont proposé une nouvelle méthode de reconnaissance d'oreilles basée sur une représentation multi-échelle des images avec des fonctionnalités d'images statistiques binarisées. Cette approche améliore la précision de la reconnaissance en capturant le contenu des images à différentes résolutions. Le processus implique la génération d'images de réponse multi-échelles à partir du filtre B-BSIF, la synthèse des images de réponse en concaténant leurs histogrammes, et la construction d'une représentation discriminante de l'image d'oreille par projection des histogrammes dans un sous-espace d'analyse discriminante linéaire. Les tests sur trois bases de données publiques ont confirmé la supériorité de cette méthode par rapport aux approches existantes en termes de précision de reconnaissance .

En 2019, Hasaballah et ses collègues [47] ont exploré l'identification basée sur les traits locaux de l'oreille, un domaine émergent de la biométrie. Leur étude a évalué l'utilisation de caractéristiques de motif binaire local (LBP) pour la reconnaissance auditive, soulignant leur forte capacité discriminante et leur efficacité dans des conditions d'imagerie limitées. Ils ont comparé les performances de différentes variantes de LBP dans des scénarios d'identification et de validation. Des expériences d'identification et de validation d'oreille à grande échelle sont réalisées sur cinq ensembles de données de référence contraints et non contraints accessibles au public qui mettent l'accent sur différentes conditions d'imagerie ; Il s'agit de l'IIT Delhi (I), de l'IIT Delhi (II), de l'AMI, du WPUT et de l'AWE, et ils ont révélé des taux de reconnaissance allant jusqu'à 99% . Cependant, ces performances peuvent être affectées par la distorsion de l'image. Bien que les variantes de LBP aient montré des performances similaires, des recherches supplémentaires sont nécessaires pour explorer de nouvelles applications et clarifier ces résultats. Cette étude fournit des informations précieuses pour guider la sélection des variables de lombalgie dans la reconnaissance auditive et ouvre la voie à de futures investigations.

En 2020, Khaldi et ses collaborateurs[48] ont abordé le problème de l'impact négatif des arrière-plans non désirés sur la précision de la classification en reconnaissance auditive. Leur

solution consiste à utiliser une segmentation précise de la région d'intérêt (RoI) de l'oreille, en utilisant la traduction d'image à image pour synthétiser la segmentation RoI de l'oreille et supprimer les pixels indésirables. Cette approche, basée sur un réseau GAN Pix2Pix entraîné sur l'ensemble de données AWE, a notablement amélioré le taux de reconnaissance en éliminant les éléments perturbateurs des images d'oreilles.

2.5 Apprentissage profond pour la reconnaissance biométrique basé sur l'oreille

2.5.1 Définition d'apprentissage profond

L'apprentissage profond, connu également sous le nom de (deep learning) en anglais, est une branche du machine learning qui utilise des réseaux de neurones artificiels pour modéliser et abstraire des données complexes. Contrairement aux méthodes traditionnelles de machine learning qui exigent souvent une ingénierie manuelle des caractéristiques, l'apprentissage profond cherche à apprendre des caractéristiques directement à partir des données.

Il existe plusieurs architectures en apprentissage profond, telles que les Réseaux de neurones convolutionnels (CNN), les Dense Convolutional Network (DenseNet), les Réseaux de neurones générateurs adverses (GAN) et leurs variantes comme les DCGAN (Deep Convolutional GAN) et les WGAN (Wasserstein GAN), ainsi que les Réseaux de neurones résiduels (ResNet), etc.

2.5.2 Utilisation de l'apprentissage profond pour l'oreille

L'utilisation de l'oreille dans l'apprentissage profond consiste à utiliser des données relatives à l'oreille, telles que des images ou des caractéristiques biométriques, comme entrée pour des modèles de réseaux de neurones profonds. Ces modèles sont entraînés à reconnaître des schémas ou des caractéristiques spécifiques des oreilles, ce qui permet d'identifier de manière précise et automatisée les individus en se basant sur ces données.

En 2021, Priyadharshini et al [49] ont développé une architecture de réseau neuronal convolutif profond à six couches pour la reconnaissance auditive. Ils ont évalué l'efficacité de ce réseau sur les ensembles de données auriculaires IITD-II et AMI. Les résultats ont montré que le

modèle atteignait un taux de reconnaissance de 97%,36% pour l'ensemble de données IITD-II et de 96%,99% pour l'ensemble de données AMI. De plus, la robustesse du système a été confirmée dans un environnement non contrôlé en utilisant l'ensemble de données auriculaires AMI Ear. Cette approche présente un potentiel d'application pour l'identification de personnes dans une foule dense lorsqu'elle est intégrée à un système de surveillance approprié.

EN 2020 ,Alshazly et al [50] ont utilisé des réseaux neuronaux à convolution profonde (CNN) de pointe, tels que AlexNet, VGGNet, Inception, ResNet et ResNeXt, dans une étude expérimentale de la reconnaissance auditive sur l'ensemble de données EarVN1.0 sans contrainte. Étant donné que la taille de l'ensemble de données est insuffisante pour entraîner des CNN approfondis à partir de zéro, ils ont utilisé l'apprentissage par transfert et ont proposé différentes stratégies d'adaptation de domaine. Les réseaux, affinés avec des entrées de taille personnalisée spécifiques à chaque architecture CNN, ont atteint des performances de reconnaissance de pointe. Par exemple, un modèle ResNeXt101 a obtenu une précision de reconnaissance de rang 1 de 93%,45% . En utilisant un ensemble de modèles ResNeXt101 affinés, ils ont atteint la meilleure précision de reconnaissance de rang 1, soit 95%,85% . Pour expliquer les différences de performances entre les modèles et rendre les résultats plus interprétables, ils ont utilisé l'algorithme t-SNE pour explorer et visualiser les fonctionnalités apprises. Les visualisations ont montré des groupes distincts représentant des images d'oreille des différents sujets, suggérant que les caractéristiques discriminantes et spécifiques à l'oreille sont apprises lors de l'application des stratégies d'apprentissage proposées.

En 2022,Aimee Booyens et Serestina Viriri [51], de l'École de Mathématiques, Statistiques et Informatique de l'Université du KwaZulu-Natal à Durban, Afrique du Sud, ont mené une étude sur la biométrie de l'oreille. Leur recherche explore l'intégration de plusieurs méthodes d'extraction de caractéristiques, suivie de la classification des vecteurs résultants à l'aide d'un réseau de neurones convolutif en apprentissage profond. Cette étude s'appuie sur l'analyse d'images de profils faciaux 2D et d'images faciales pour la reconnaissance de l'oreille. Les techniques d'extraction de caractéristiques examinées comprennent les moments de Zernike, les motifs binaires locaux, le filtre de Gabor et les moments de texture de Haralick. En comparaison avec d'autres approches d'apprentissage automatique telles que l'arbre de décision, le naïf Bayes, les k-plus proches voisins (KNN) et la machine à vecteurs de support (SVM), l'étude démontre que l'utilisation combinée de méthodes d'extraction de caractéris-

tiques et de classification par apprentissage profond à l'aide d'un réseau de neurones convolutif offre des performances supérieures. Le taux moyen d'identification de l'oreille obtenue avec cette approche s'élève à 92,00% pour les oreilles gauche et droite.

2.6 Les bases de données d'oreille

L'apprentissage profond pour la reconnaissance biométrique basée sur l'oreille utilise des réseaux de neurones profonds pour extraire et représenter les caractéristiques distinctives de l'oreille, ce qui améliore la précision des processus de reconnaissance. Des techniques comme les réseaux de neurones convolutionnels et les réseaux de neurones récurrents profonds sont utilisées pour améliorer les performances des systèmes de reconnaissance biométrique basés sur l'oreille.

2.6.1 Base de données AMI Ear

La base de données AMI Ear[9], créée par Esther Gonzalez dans le cadre de son doctorat en informatique, est une collection de 700 images d'oreilles provenant de 100 individus âgés de 19 à 65 ans. Chaque individu a été photographié sept fois, avec six images de l'oreille droite et une de l'oreille gauche. Chaque image est au format 702 x 492 pixels et a été séquentiellement numérotée avec un numéro d'identification unique. Cette base de données est précieuse pour la recherche en biométrie de l'oreille, offrant une ressource précieuse pour le développement et l'évaluation des algorithmes de reconnaissance de l'oreille.



FIGURE 2.5 – Images de la base AMI [9].

Figure 2.5 Quelques exemples d'images de la base de données d'oreilles AMI .

2.6.2 Base de données IIT Delhi Ear

Les laboratoires de recherche biométrique de l'Université IIT de Delhi utilisent une base de données d'images d'oreilles provenant de 121 individus âgés de 14 à 58 ans. Chaque individu est représenté par au moins trois images d'oreilles, ce qui totalise 471 images au total. Cette base de données a été constituée par Ajay Kumar and Chenye Wu entre octobre 2006 et juin 2007, avec chaque image numérotée séquentiellement pour identifier les utilisateurs. Les images ont une résolution de 272 x 204 pixels et sont également disponibles en JPEG redimensionnés et recadrés à 50 x 180 pixels [10].

Figure 2.6 présenter Les images de la base de donner d'oreilles de l'IIT Delhi .

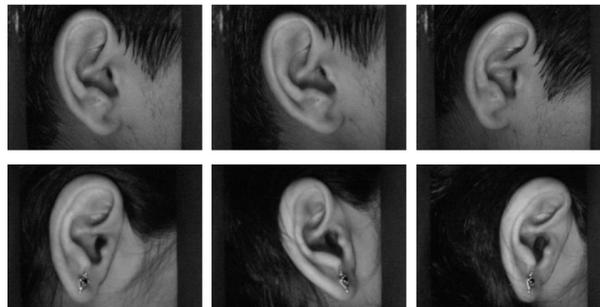


FIGURE 2.6 – Images de la base IIT Delhi [10].

2.6.3 Base de données AWE

Elle offre une variabilité significative grâce à des images collectées sur le web dans des environnements non contraints. Avec 100 sujets parmi des personnalités célèbres, représentant diverses ethnies, genres et tranches d'âge, chaque sujet est associé à 10 images soigneusement sélectionnées et recadrées. Les images, annotées et stockées au format JSON, permettent une analyse détaillée des caractéristiques auriculaires. La base de données comprend 1 000 images de tailles variées, avec une dimension moyenne de 83 x 160 pixels, offrant ainsi une précieuse ressource pour étudier les techniques de reconnaissance de l'oreille dans des conditions réalistes [11].

Figure 2.7 présenter Les images de la base de données AWE(Annotated Web Ears)



FIGURE 2.7 – Images de la base de données AWE [11].

2.7 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré la reconnaissance biométrique de l'oreille, en examinant d'abord l'anatomie de l'oreille humaine. Ensuite, nous avons discuté des différentes approches utilisées pour reconnaître l'oreille, telles que les approches géométriques, holistiques, locales et hybrides. Nous avons ensuite examiné les travaux de recherche connexes réalisés dans ce domaine de 1949 à 2021 après nous être discuté. Enfin, nous avons présenté quelques bases de données d'oreilles utilisées dans les études et les expérimentations en reconnaissance biométrique.

Chapitre 3

Approche proposée

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous introduisons notre système de reconnaissance faciale basé sur l'oreille, développé en utilisant les données de la base AMI. Nous examinons les étapes de pré-traitement des données, d'extraction des caractéristiques, de classification et d'apprentissage profond, en fournissant des détails sur l'architecture CNN utilisée. L'objectif de la reconnaissance faciale par l'oreille est d'identifier et d'authentifier les individus en exploitant les caractéristiques uniques de leurs oreilles.

3.2 La base de données utilisée dans le système proposé

Dans notre approche, nous avons utilisé la base de données AMI. La base d'images de l'oreille AMI a été constituée par Esther Gonzalez et contient des images d'oreilles provenant d'étudiants, d'enseignants et de membres du personnel du département d'informatique de l'Université de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC), en Espagne. Les images ont été prises en intérieur, avec un appareil photo Nikon D100 et dans des conditions d'éclairage identiques.

La base de données comprend des images de 100 sujets différents, âgés de 19 à 65 ans, avec sept images par individu (six de l'oreille droite et une de l'oreille gauche), totalisant ainsi 700 images. Les images ont une résolution de 492×702 pixels et sont disponibles au format JPEG.[9]

3.3 La premier architecture du système proposé

Notre système biométrique proposé pour la base de données AMI d'oreille est structuré en quatre étapes fondamentales : le pré-traitement, l'extraction des caractéristiques, la classification (utilisant des méthodes telles que SVM et KNN), tel que représenté dans la figure 3.1.

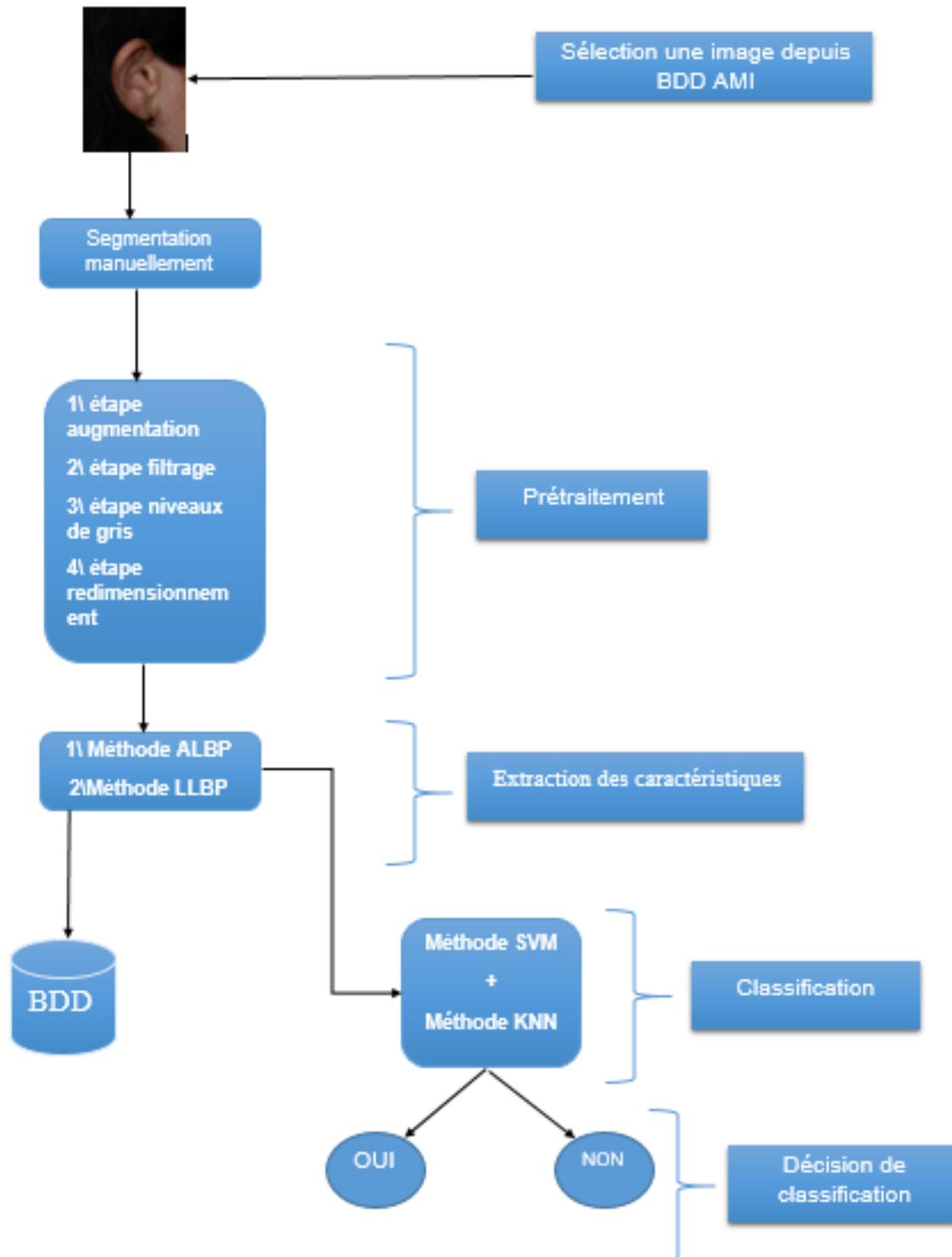


FIGURE 3.1 – Architecture de notre système proposé.

3.3.1 Pré-traitement

Le pré-traitement des images est une étape cruciale pour préparer les images en vue d'une analyse ultérieure. Il débute par une segmentation manuelle des images de l'oreille, suivie d'une rotation aléatoire pour augmenter la quantité de données. Ensuite, un filtrage est appliqué pour réduire le bruit à l'aide d'un filtre gaussien de dimension 5x5. Les images ainsi filtrées sont converties en noir et blanc en passant de l'espace colorimétrique RGB à l'échelle de gris. Enfin, les images sont redimensionnées à une taille de 150x100 pixels. Figure 4.2 suivante ressemble exemple d'une image après pré-traitement .



FIGURE 3.2 – Exemple d'image avant et après pré traitement (A) L'image originale (B) L'image prétraitée .

3.3.2 Extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques consiste à sélectionner les informations pertinentes et discriminantes d'un ensemble de données brutes pour les représenter de manière concise et informative. Ces caractéristiques peuvent être des propriétés ou des motifs spécifiques qui décrivent efficacement les données d'origine. Dans le contexte du code, l'extraction de caractéristiques vise à extraire des informations utiles des images, qui pourront être utilisées dans des tâches telles que la classification ou la reconnaissance d'objets. depuis reconnaissance faciale d'oreille .

Nous avons utilisé les méthodes LLBP et ALBP, pour l'extraction des caractéristiques de la reconnaissance faciale d'oreille .

3.3.3 LLBP (Local Line Binary Pattern)

Le modèle binaire de ligne local (LLBP) est une dérivation du modèle binaire local (LBP) qui permet de mettre en évidence la structure spatiale locale d'une image par un processus de seuillage. Il permet de représenter la texture, exprimée par un nombre décimal, à partir d'une fenêtre locale avec un poids binaire. LLBP est caractérisé par un faible coût de calcul. Bien que l'idée fondamentale de LLBP et de LBP soit la même, les principales différences sont les suivantes :

1. La région LLBP est une ligne droite avec une longueur de pixel N , tandis que la région LBP est carrée.
2. La distribution des poids binaires commence à partir des pixels adjacents gauche et droit du pixel central dans LBP, alors qu'elle commence à partir des pixels adjacents supérieur et inférieur du pixel central dans LLBP.

L'algorithme LLBP permet d'obtenir le code binaire de la ligne dans les directions horizontale et verticale séparément, ainsi que sa magnitude, ce qui permet de différencier les changements d'intensité d'image tels que les coins et les bords [52].

3.3.4 ALBP (Adaptive Local Binary Pattern)

Guo et al [53], ont proposé un descripteur adaptatif basé sur le motif binaire local (LBP), motivé par le manque d'informations sur l'orientation dans l'approche LBP classique. Leur méthode prend en compte la moyenne orientée et l'écart type de la différence absolue locale pour rendre la correspondance plus robuste face aux variations de la structure spatiale locale. Afin de minimiser les variations de la moyenne et de l'écart type des différences directionnelles, Guo et al. ont introduit un schéma qui minimise la différence directionnelle $|g_c - w_p \cdot g_p|$ le long de différentes orientations en ajoutant le paramètre w . La fonction objective est définie comme suit :

$$w_p = \arg \min_w \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |g_c(i, j) - w \cdot g_p(i, j)|^2 \right\} \quad (3.1)$$

où w_p est le poids utilisé pour minimiser la différence directionnelle, et N et M sont respectivement le nombre de lignes et de colonnes de l'image. Chaque poids w_p est estimé le long d'une orientation $\frac{2p\pi}{P}$ pour l'ensemble de l'image.

Dans leur travail, Guo et al. ont utilisé la technique d'estimation des moindres carrés pour obtenir le vecteur de poids optimal w . Ainsi, la méthode ALBP est définie comme suit :

$$\text{ALBP} = [\text{ALBP}_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - w_p \cdot g_c)^{2p},] \quad (3.2)$$

où

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0, \\ 0 & \text{si } x < 0. \end{cases} \quad (3.3)$$

3.3.5 Classification

La classification est une technique d'apprentissage automatique visant à attribuer des objets à des catégories prédéfinies en utilisant des algorithmes pour analyser les données et prédire leur appartenance à une catégorie. Son objectif est de créer un modèle prédictif capable de classer de nouvelles données de manière précise, facilitant ainsi la prise de décision et l'organisation des informations. Dans ce travail, nous avons utilisé deux types différents de classifications (SVM), (KNN).

3.3.6 Méthode de Classification SVM (Support Vector Machine) :

Les SVM (Support Vector Machines) sont des algorithmes de classification supervisée utilisés pour séparer des ensembles de données en deux catégories distinctes. Ils fonctionnent en trouvant un hyperplan dans un espace multidimensionnel qui divise les données en classes distinctes avec la marge maximale entre les points de données de chaque classe.

SVM sont efficaces dans les espaces de grande dimension et lorsque le nombre de dimensions dépasse le nombre d'échantillons. Ils utilisent un sous-ensemble de points d'apprentissage, les vecteurs de support, ce qui les rend peu gourmands en mémoire. Cependant, ils ne conviennent pas aux ensembles de données très volumineux et nécessitent une sélection minutieuse du noyau et des paramètres de régularisation pour des performances optimales.

les principaux paramètres pour le modèle SVM (Support Vector Machine) :

- **kernel** : 'linear'

- Le type de noyau utilisé dans l’algorithme. Les options incluent 'linear', 'poly', 'rbf', 'sigmoid', 'precomputed', ou une fonction définie par l'utilisateur.
- Ici, 'linear' indique que le noyau linéaire est utilisé.
- **C** : 1
 - Le paramètre de régularisation.
 - Plus la valeur de C est élevée, plus le modèle tentera de classer tous les points de l'ensemble d'entraînement correctement, ce qui peut conduire à un surapprentissage.
- **gamma** : 'auto'
 - Le coefficient du noyau utilisé pour les noyaux 'rbf', 'poly' et 'sigmoid'.
 - Avec 'auto', $\frac{1}{n_features}$ est utilisé comme valeur par défaut.

3.3.7 Méthode de Classification KNN (K-Nearest Neighbors) :

Le KNN (K-Nearest Neighbors) est une technique de classification supervisée et non paramétrique. Elle attribue une classe à un échantillon en se basant sur les classes des échantillons les plus proches dans l'espace des caractéristiques.

Le KNN est simple et facile à comprendre et à implémenter. Il est performant sur des jeux de données de petite taille avec des limites de décision complexes. Cependant, il est sensible à la taille du jeu de données, devient lent avec plus de données et nécessite un choix judicieux de la valeur de k. Il ne fonctionne pas bien avec des données de grande dimension et est sensible aux valeurs aberrantes et au bruit.

les principaux paramètres pour le modèle KNN (K-Nearest Neighbors) :

- **n_neighbors** : 1
 - Le nombre de voisins à utiliser pour la classification.
- **weights** : 'uniform'
 - Tous les voisins ont le même poids, par défaut.
- **algorithm** : 'auto'
 - L'algorithme utilisé pour calculer les voisins les plus proches. Les options incluent 'auto', 'ball_tree', 'kd_tree' et 'brute'. 'auto' choisit automatiquement le meilleur algorithme basé sur la nature des données.

- **leaf_size** : 30

La taille des feuilles passée à `BallTree` ou `KDTree`. Elle affecte la vitesse de construction et de requête ainsi que la mémoire nécessaire pour stocker l'arbre, par défaut.

- **p** : 2

Le paramètre de puissance pour la métrique Minkowski. $p = 2$ équivaut à utiliser la distance euclidienne.

3.4 La deuxième architecture du système proposé

Dans ce système, nous appliquons l'apprentissage profond directement sur les images pré-traitées en utilisant la méthode des réseaux de neurones convolutions (CNN).

3.4.1 L'étape de pré-traitement

Nous avons conservé les étapes de pré-traitement précédentes, qui incluent le floutage avec un filtre Gaussien, la conversion en niveaux de gris, le redimensionnement et l'augmentation des données par rotation aléatoire. Après l'augmentation, la base de données contiendra à la fois les images d'origine et des versions augmentées. Pour chaque image originale, deux versions augmentées seront créées, portant ainsi le nombre total d'images de 700 à 2100.

3.4.1.1 Augmentation de données

Boucle de l'augmentation

Une boucle `for _ in range(2)` : est utilisée pour créer deux versions augmentées de chaque image d'entrée.

Rotation aléatoire

Pour chaque itération de la boucle, une rotation aléatoire entre -10 et 10 degrés est appliquée à l'image en utilisant la fonction `augmenter_image`.

```
def augmenter_image(image):
    angle = random.randint(-10, 10)
    height, width = image.shape[:2]
    rotation_matrix = cv2.getRotationMatrix2D((width / 2, height / 2), angle, 1)
```

```
rotated_image = cv2.warpAffine(image, rotation_matrix, (width, height))
return rotated_image
```

3.4.2 Réseau de Neurones Convolutions CNN

CNN ou bien Un réseau de neurones est formé de multiples couches, où chaque couche est constituée de neurones représentés par des nœuds ou unités. Chaque couche produit de nouvelles données de sortie en utilisant les données d'entrée qu'elle reçoit. Lorsqu'un réseau de neurones reçoit des images en entrée, il extrait automatiquement des caractéristiques de chaque image et utilise ces caractéristiques pour entraîner un classificateur.

L'architecture du notre modèle CNN se compose des couches suivants :

Couche d'entrée :

Les images d'entrée doivent avoir une forme de (150, 100, 1), représentant une image en niveaux de gris.

Couches Convolutionnelles :

- La première couche de convolution applique 32 filtres de taille 3x3 avec la fonction d'activation ReLU.
- MaxPooling2D avec une taille de pool de 2x2 est utilisé.
- La deuxième couche de convolution appliqué 64 filtres de taille 3x3 avec la fonction d'activation ReLU.
- MaxPooling2D avec une taille de pool de 2x2 est utilisé.
- La troisième couche de convolution applique 128 filtres de taille 3x3 avec la fonction d'activation ReLU.
- MaxPooling2D avec une taille de pool de 2x2 est utilisé.
- Dropout avec un taux de 0.2 est appliqué pour prévenir le surapprentissage.

Couche de Flatten :

La sortie de la couche précédente est aplatie en un vecteur 1D.

Couches Denses :

- La première couche dense à 500 unités avec la fonction d'activation ReLU.

- Dropout avec un taux de 0.4 est appliqué.
- La deuxième couche dense à 100 unités avec la fonction d'activation softmax (couche de sortie).

L'optimiseur Adam est utilisé pour compiler le modèle, avec un taux d'apprentissage fixé à 0,0001. La fonction de perte est l'entropie croisée catégorielle, tandis que l'exactitude est la métrique utilisée pour évaluer les performances du modèle. L'entraînement du modèle s'est étendu sur 200 époques, nécessitant environ 5 heures et 30 minutes.

La figure 3.3 représente l'architecture CNN, Cette architecture pour la reconnaissance d'oreilles utilise des images en niveaux de gris et combine des couches de convolution, de pooling et de dropout, optimisées avec Adam pour une classification de 100 classes précise en 200 époques.

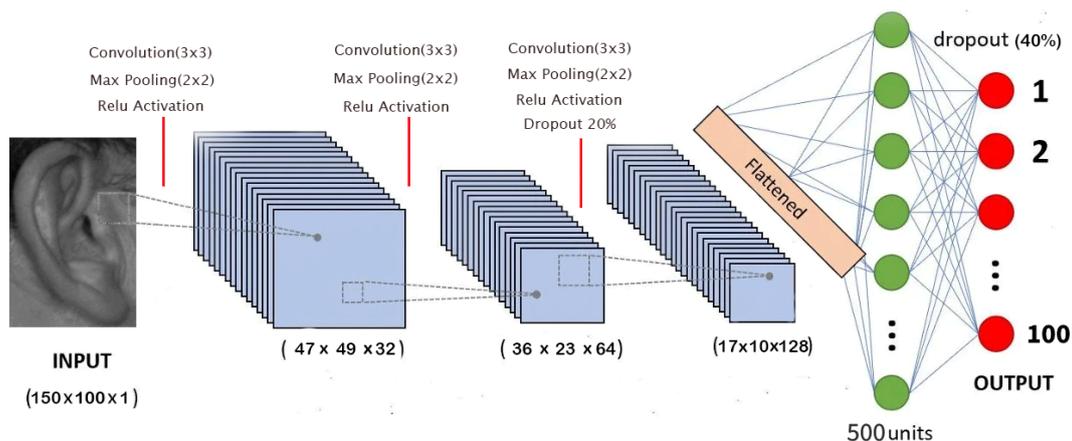


FIGURE 3.3 – Architecture CNN de la base de données AMI .

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé la mise en œuvre d'un système de reconnaissance faciale basé sur les oreilles avec la base de données AMI. Nous avons utilisé deux approches distinctes.

La première approche est par des méthodes traditionnelles. Nous avons pré-traité les images, extrait les caractéristiques avec ALBP et LLBP, puis utilisé ces caractéristiques pour entraîner

des modèles de classification avec SVM et KNN.

La deuxième approche consiste à utiliser l'apprentissage profond. Nous avons également appliqué un CNN directement sur les images pré-traitées.

Le chapitre suivant examinera l'évaluation et les résultats expérimentaux pour mieux comprendre la performance du système et valider nos approches.

Chapitre 4

Résultats et Discussions

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous expliquons le fonctionnement de l'interface graphique de notre système AMI. Nous présentons également les résultats numériques pour les mesures de performance (FAR, FRR, EER) et la précision des méthodes de classification (SVM et KNN), ainsi que de la méthode CNN, avec une discussion sur tous les résultats précédents.

4.2 Exigences Techniques

Les exigences techniques de ce projet sont les suivantes :

4.2.1 Exigences matérielles

Nous utilisons un PC portable pour le développement et l'exécution de notre système, qui possède les caractéristiques suivantes :

- **Nom de l'appareil** : DESKTOP-V07VD63
- **Processeur** : Intel(R) Core(TM) i3-3110M CPU @ 2.40GHz 2.40 GHz
- **Mémoire RAM installée** : 4,00 Go
- **Type du système** : Système d'exploitation 64 bits, processeur x64

4.2.2 Exigences logicielles

- Système d'exploitation : Windows 11
- Langage de programmation : Python (version 3.11)
- Environnement de développement intégré (IDE) : PyCharm (version 2023.3.5)
- Bibliothèques :
 - **Opencv (version 4.9.0.80)** : Une bibliothèque de vision par ordinateur qui offre une large gamme de fonctions et algorithmes pour le traitement d'images et de vidéos.
 - **TensorFlow (version 3.2.0)** : TensorFlow est un framework de deep learning open source qui offre une large gamme d'outils et de capacités pour le développement et le déploiement de modèles d'apprentissage automatique.
 - **Numpy (version 2.0.0 rc2)** : Une bibliothèque fondamentale pour le calcul scientifique avec Python, offrant un support pour les tableaux multidimensionnels et les opérations mathématiques.
 - **Pandas (version 2.2.2)** : une bibliothèque open-source pour Python, largement utilisée pour la manipulation et l'analyse faciles de données tabulaires et de séries temporelles.
 - **Keras (version 3.3.3)** : Une API de réseaux de neurones de haut niveau qui simplifie le processus de construction et d'entraînement de modèles de deep learning.
 - **Sklearn3 (version 0.0.1)** : Une bibliothèque d'apprentissage automatique qui fournit divers outils pour la classification, la régression, le regroupement et la réduction de la dimensionnalité.
 - **Matplotlib (version 3.9.0rc 2)** : une bibliothèque de visualisation en Python utilisée pour créer des graphiques de haute qualité, tels que des graphiques linéaires, des histogrammes et des nuages de points. Elle est largement utilisée en science des données et en apprentissage automatique pour visualiser des données.
 - **Tkinter (version 10.0)** : L'interface Python standard vers la boîte à outils graphique Tk, utilisée pour créer des interfaces utilisateur graphiques (GUI).

4.3 Interface Graphique pour le Système proposé

Dans cette section, nous mettons en œuvre notre interface utilisateur, conçue pour démontrer le système de reconnaissance auriculaire aux utilisateurs. Ce processus est réalisé en utili-

sant la base de données AMI.

4.3.1 Le système de reconnaissance auriculaire

- La première interface contient deux boutons :
 - **(Launch)** : pour démarrer le programme
 - **(Exit)** : pour quitter le programme

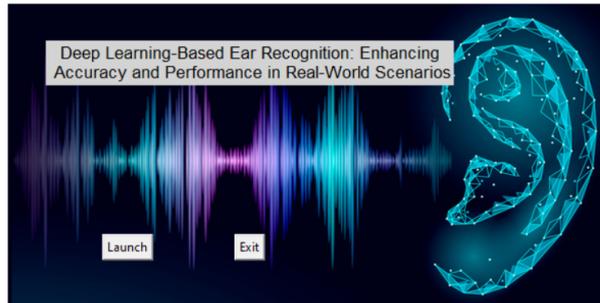


FIGURE 4.1 – le système de reconnaissance auriculaire GUI

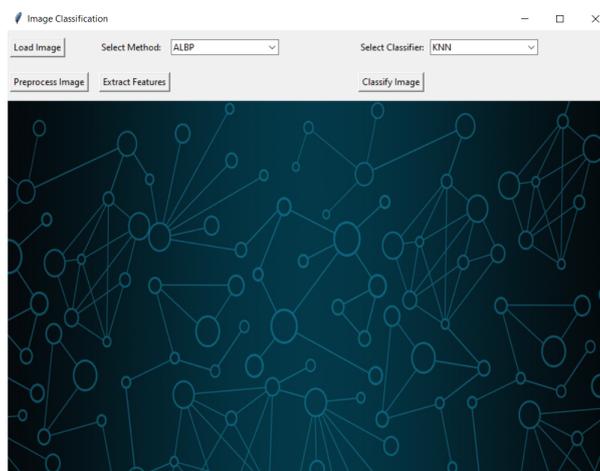


FIGURE 4.2 – Interface d'accueil

4.3.2 Module de chargement d'image

Ce module consiste à charger l'image original en cliquant sur le bouton "load image" comme nous pouvons le voir sur figure 4.3 :

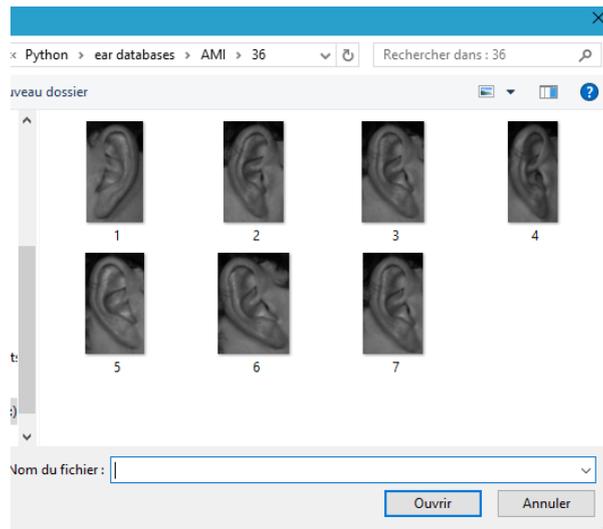


FIGURE 4.3 – Chargement des images originales

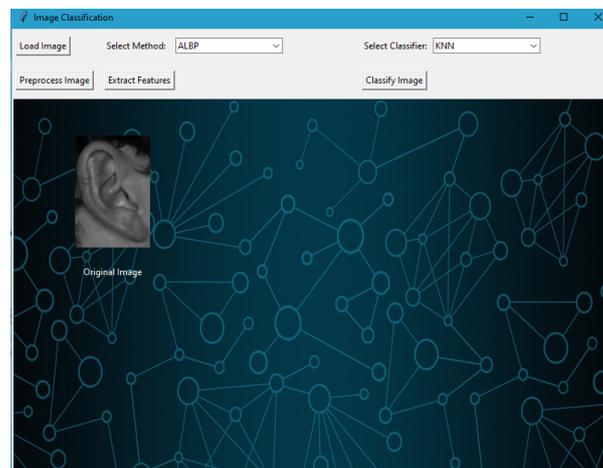


FIGURE 4.4 – Affichage de l'image originale

4.3.3 Module de pré-traitement

Ensuite, nous cliquons sur le bouton "Preprocessing" pour appliquer notre méthodes de pré-traitement sur cette image spécifique comme le montre la figure 4.5 suivent :

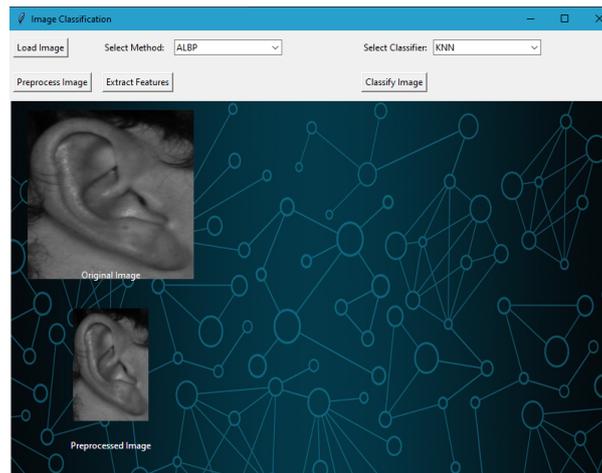


FIGURE 4.5 – Module de pré-traitement

4.3.4 Module d'extraction des caractéristiques

Ici, nous cliquons sur le bouton "Extract featuers", qui contient deux choix pour les deux méthodes ALBP et LLBP. Les résultats de chacune d'elles apparaissent différemment, et chaque extraction de caractéristiques est suivie de son histogramme.

- La première Méthode ALBP

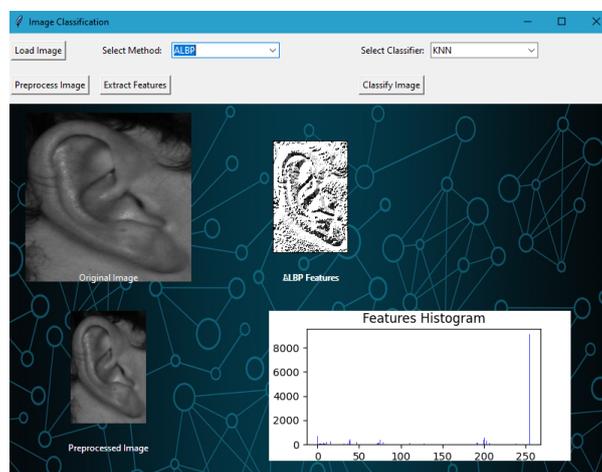


FIGURE 4.6 – Module d'extraction des caractéristiques(ALBP+histogram)

- La deuxième Méthode LLBP

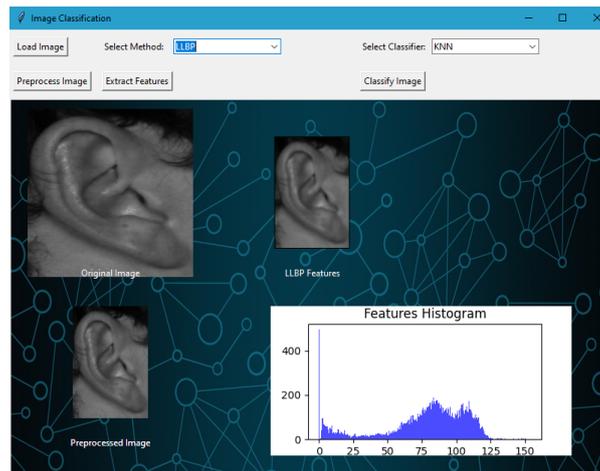


FIGURE 4.7 – Module d’extraction des caractéristiques(LLBP+histogramme)

4.3.5 Module de Classification

Pour classifier les images, il faut d’abord choisir une méthode unique à partir d’un menu déroulant (*select classifier*) offrant deux options : *SVM* et *KNN*. Une fois l’option souhaitée sélectionnée, il suffit de cliquer sur le bouton (*classify image*) pour procéder à la classification de l’image.

- Choix et résultat classification de Méthode SVM

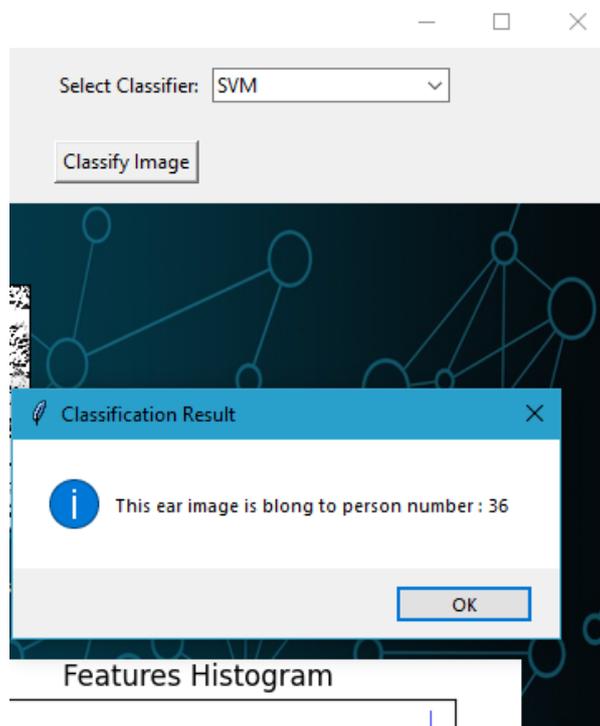


FIGURE 4.8 – Module de Classification(SVM)

- Choix et résultat classification de Méthode KNN

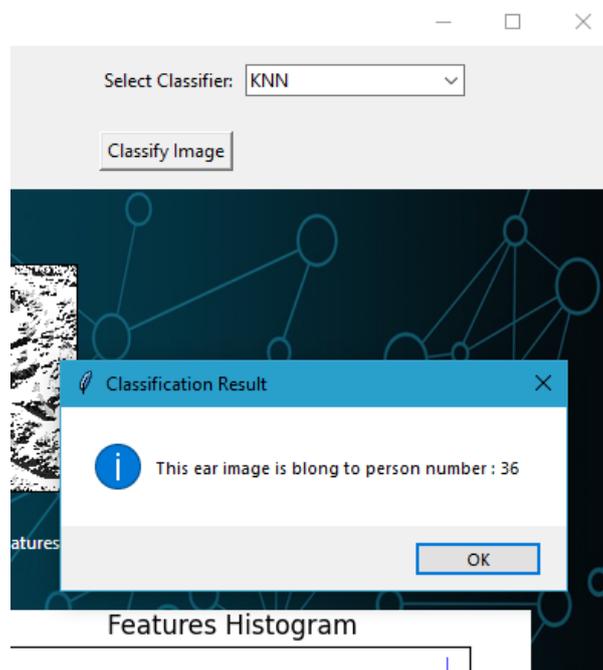


FIGURE 4.9 – Module de Classification(KNN)

4.3.6 Module d'apprentissage profond

Pour classifier les images, il faut d'abord choisir une méthode unique à partir d'un menu déroulant (*select classifier*) offrant l'option *CNN*. Une fois cette option sélectionnée, il suffit de cliquer sur le bouton *classify image* pour procéder à la classification de l'image.

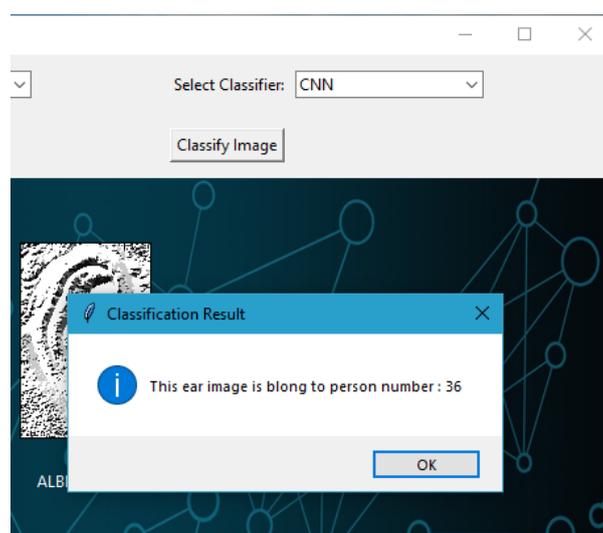


FIGURE 4.10 – Module d'apprentissage profond(CNN)+Résultats

4.4 Résultats numérique

4.4.1 Les mesures de performances

Afin de valider notre système biométrique AMI proposé, les différentes mesures de performance suivant sont calculées :

- **le taux de reconnaissance correct (CRR) :** est calculé par cette équation suivante :

$$\text{CRR} = \frac{\text{Nombre d'instances correctement classées}}{\text{Nombre total d'instances}} * 100\% \quad (4.1)$$

Nous avons utilisé dans notre système les méthodes de performance suivantes :

- **Taux de faux rejet (FRR) :** Proportion des exemples positifs incorrectement classés comme négatifs. Ce taux peut être formulé comme : (eq 1.1)
- **Taux de fausse acceptation (FAR) :** Proportion des exemples négatifs incorrectement classés comme positifs.. Ce taux peut être formulé comme. Ce taux peut être formulé comme : (eq 1.2)
- **Taux d'erreur égal (EER) :** Le taux auquel les taux de fausse acceptation (FAR) et de faux rejet (FRR) sont égaux. Ce taux peut être formulé comme : (eq 1.3)

4.4.2 Résultats

Le tableau 4.1 compare les mesures de performances FRR (False Rejection Rate), FAR (False Acceptance Rate) et EER (Equal Error Rate) en utilisant 19 images par personne pour l'apprentissage et 2 images par personne pour les tests. Les deux méthodes d'extraction de caractéristiques mentionnées ci-dessus sont appliquées à la base de données AMI.

Les résultats montrent que CNN a obtenu un taux d'erreur de 0%, ce qui indique qu'elle n'a pas généré d'erreurs lors des tests. En revanche, SVM et KNN ont présenté quelques erreurs. La figure 4.11 nous montre le graphique à barres qui résume les résultats de tableau 4.1 précédent

TABLE 4.1 – Valeurs des méthodes d'extraction des erreurs de classification

Erreur	Méthode de classification	Méthode d'extraction	Value
EER	KNN	ALBP	7,58%
		LLBP	5,05%
	SVM	ALBP	2,27%
		LLBP	0,76%
	CNN	-	0%
		-	-
FRR	KNN	ALBP	15%
		LLBP	10%
	SVM	ALBP	4,5%
		LLBP	1,5%
	CNN	-	0%
		-	-
FAR	KNN	ALBP	0.15%
		LLBP	0.10%
	SVM	ALBP	0.05%
		LLBP	0.02%
	CNN	-	0%
		-	-

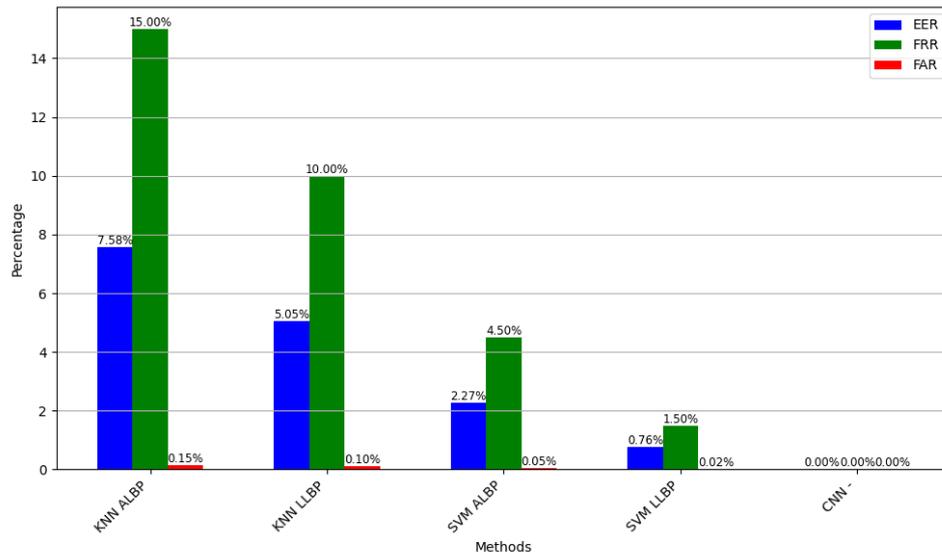


FIGURE 4.11 – Graphique à barres des mesures de performances calculées

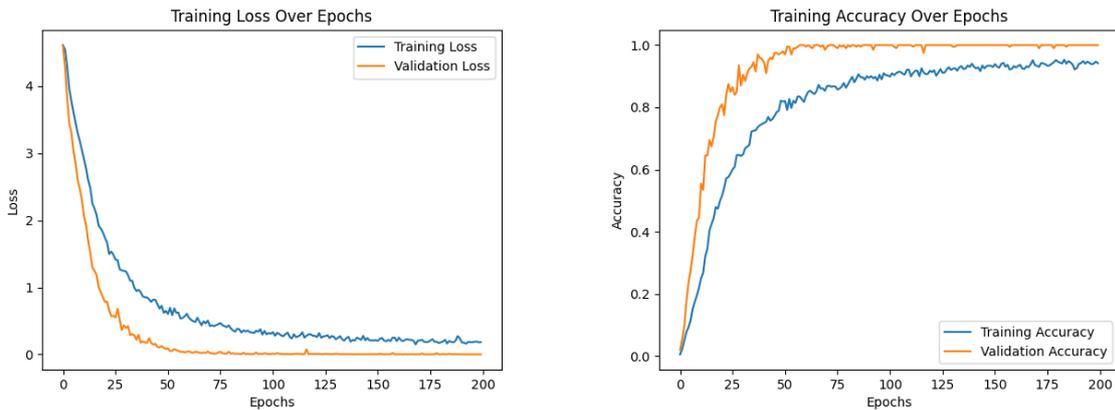
Le tableau 4.2 ci-dessous expose les résultats du CRR des méthodes de classification (SVM et KNN) après l’application des méthodes d’extraction de caractéristiques (ALBP et LLBP) sur notre système unimodal, ainsi que les résultats du CRR avec CNN après avoir appliqué le pré-traitement (augmentation, filtrage, niveaux de gris, redimensionnement). Pour la classification, on peut voir que CNN a atteint un CRR de 100%.

TABLE 4.2 – Résultats de précision des différentes méthodes

Méthode	Extracteur de caractéristiques	CRR
KNN	ALBP	85%
	LLBP	90%
SVM	ALBP	95,50%
	LLBP	98,50%
CNN	-	100%

Pour évaluer la progression de l’apprentissage et la capacité de généralisation de notre modèle, nous avons tracé les graphiques de précision (CRR) et de perte (loss) pour l’entraînement et la validation d’un CNN en fonction des époques. Ces graphiques offrent des informations précieuses sur les performances du modèle et sa capacité à apprendre sans surapprentissage. .

La figure 4.12(b) montre la précision d’entraînement en bleu et la précision de validation en rouge, illustrant l’évolution de CRR sur les ensembles de données d’entraînement et de validation au cours des époques. La figure 4.12(a), quant à elle, présente la perte d’entraînement en bleu et la perte de validation en rouge, indiquant l’évolution de la perte (loss) sur les deux ensembles de données pendant le processus d’entraînement.



((a)) Perte d’entraînement et de validation d’un CNN ((b)) CRR d’entraînement et de validation d’un CNN

FIGURE 4.12 – CRR d’entraînement et perte au fil des époques

Le tableau 4.3 compare les performances de différentes méthodes de classification dans des études sur la reconnaissance auditive. Il présente les résultats de taux de reconnaissance (CRR) obtenus par différentes équipes de recherche en utilisant des réseaux neuronaux convolutifs (CNN) sur diverses bases de données, y compris notre système proposé.

TABLE 4.3 – Comparaison avec les travaux restant

Auteur(s)	Base de données	Méthode de classification	CRR
Priyadharshini et al	IITD-II, AMI	CNN	IITD-II : 97,36% AMI : 96,99%
Alshazly et al	EarVN1.0	CNN : ResNeXt101	ResNeXt101 : 93,45% ResNeXt101 : 95,85%
Booyens et Viriri	2D Profil facial	CNN	CNN :92,00%
Notre système proposé	AMI	CNN	CNN :100%

4.5 Discussion

Le tableau 4.1 présente les valeurs numériques des mesures de performances (EER, FRR et FAR) pour nos méthodes de classification appliquées (KNN, SVM et CNN) en utilisant différents extracteurs de caractéristiques (ALBP, LLBP).

- Pour EER (Equal Error Rate), qui représente le taux d'erreur pour lequel le taux de fausses alarmes est égal au taux de rejet, on observe que le CNN obtient un taux de 0%, ce qui signifie qu'il n'y a pas d'erreur dans ce cas. Le SVM avec LLBP présente le taux d'erreur le plus bas parmi les autres méthodes, avec 0,76%, suivi de près par le SVM avec ALBP à 2,27%. Le KNN, quant à lui, affiche des taux d'erreur plus élevés, avec 5,05% pour LLBP et 7,58% pour ALBP.
- Pour FRR (False Rejection Rate), qui représente le taux de rejet incorrect des données authentiques, on constate que le CNN obtient à nouveau un taux de 0%, indiquant qu'aucune donnée authentique n'a été rejetée de manière incorrecte. Le SVM avec LLBP affiche le taux d'erreur le plus bas parmi les méthodes d'apprentissage automatique, avec 1,5%, suivi de près par le SVM avec ALBP à 4,5%. Le KNN présente des taux d'erreur plus élevés, avec 10% pour LLBP et 15% pour ALBP.
- Pour FAR (False Acceptance Rate), qui représente le taux d'acceptation incorrect des données non authentiques, on observe que le CNN obtient à nouveau un taux de 0%, indiquant qu'aucune donnée non authentique n'a été acceptée de manière incorrecte. Le SVM avec LLBP présente le taux d'erreur le plus bas parmi les autres méthodes, avec 0,02%, suivi du SVM avec ALBP à 0,05%. Le KNN affiche des taux d'erreur plus élevés, avec 0,10% pour LLBP et 0,15% pour ALBP.

En général, le CNN se distingue par des performances exceptionnelles avec des taux d'erreur nuls dans toutes les catégories, soulignant sa supériorité pour la classification des images d'oreilles. Le SVM avec LLBP montre également de bons résultats, tandis que le KNN présente des taux d'erreur relativement plus élevés.

Lors de l'évaluation de différentes méthodes de classification pour les images d'oreilles dans le tableau 4.2, trois approches principales ont été examinées : (KNN), (SVM) et (CNN). Deux extracteurs de caractéristiques ont été utilisés dans le cadre d'apprentissage automatique : ALBP et LLBP.

Tout d'abord, les résultats montrent que KNN atteint une précision de 85% avec ALBP et

de 90% avec LLBP. Cette amélioration suggère que LLBP capture des caractéristiques plus discriminantes des données d'oreille, augmentant ainsi les performances de classification par rapport à ALBP.

Ensuite, les performances de SVM ont été évaluées. Avec ALBP, SVM atteint une précision de 95,50%, tandis qu'avec LLBP, cette précision monte à 98,50%. Cette amélioration significative indique que LLBP est également un extracteur de caractéristiques plus efficace pour SVM, permettant ainsi d'obtenir des résultats de classification encore meilleurs.

Il est intéressant de noter que SVM surpasse systématiquement KNN, quel que soit l'extracteur de caractéristiques utilisé. Cette constatation souligne la robustesse et l'efficacité de SVM dans la classification des images d'oreilles.

En comparant notre système avec ceux des autres systèmes dans le tableau 4.3 nous observons des résultats notables en termes de taux de reconnaissance correct (CRR). Priyadharshini et al. ont obtenu des CRR de 97,36 % sur la base de données IITD-II et de 96,99% sur la base de données AMI en utilisant un réseau neuronal convolutif (CNN) à six couches. Alshazly et al. ont atteint des CRR de 93,45% et 95,85% avec des modèles ResNeXt101 sur la base de données EarVN1.0. Booyens et Viriri, utilisant une combinaison de techniques d'extraction de caractéristiques avec un CNN, ont obtenu un CRR de 92,00% pour les profils faciaux 2D. Alors nous concluons que notre système proposé surpasse ces résultats avec un CRR de 100% sur la base de données AMI, indiquant une performance exceptionnelle.

Enfin, les performances des CNN ont été évaluées, et elles ont surpassé toutes les autres méthodes avec une précision parfaite de 100%. Cette supériorité peut être attribuée à la capacité des CNN à apprendre des représentations complexes des données sans besoin d'extracteurs de caractéristiques prédéfinis.

4.6 Conclusion

Ce chapitre a examiné l'efficacité de la reconnaissance auriculaire en utilisant diverses techniques et d'extraction de caractéristiques et de classification sur la base de données AMI. Les méthodes traditionnelles telles que KNN et SVM, combinées aux extracteurs ALBP et LLBP, ont donné de bons résultats. Toutefois, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) se sont dé-

marqués avec une précision de 100% et des taux d'erreur nuls (EER, FRR, FAR). Ces résultats démontrent la supériorité des techniques d'apprentissage profond pour la reconnaissance biométrique auriculaire et soulignent l'importance d'intégrer ces approches avancées pour améliorer la précision et la fiabilité des systèmes biométriques.

Conclusion générale

Dans cette recherche, nous apportons des contributions significatives au domaine de la reconnaissance automatique de l'oreille. Tout d'abord, nous explorons deux approches géométriques distinctes pour améliorer la précision de la reconnaissance. La première approche implique l'utilisation de deux algorithmes de classification, à savoir SVM et KNN, appliqués aux caractéristiques extraites à l'aide de descripteurs LLBP et ALBP. Cette approche permet d'obtenir des taux de précision allant de 85% à 98,50%. La deuxième approche utilise l'apprentissage profond avec une architecture de réseau neuronal convolutif (CNN) appliquée directement aux images traitées, atteignant une précision remarquable de 100%. Ces résultats démontrent l'efficacité et le potentiel des techniques proposées pour la reconnaissance automatique de l'oreille.

Malgré les résultats prometteurs obtenus, notre travail présente certaines limites. L'utilisation des descripteurs LLBP et ALBP pour l'extraction des caractéristiques, bien que performante, pourrait être améliorée par l'exploration de nouveaux descripteurs ou de combinaisons de descripteurs existants. De plus, l'approche par apprentissage profond, bien qu'efficace, dépend fortement de la qualité et de la quantité des données d'entraînement disponibles. L'augmentation des données et l'utilisation de techniques de régularisation pourraient potentiellement améliorer les performances. Enfin, la généralisation des modèles à d'autres bases de données ou à des conditions d'éclairage et de pose différentes reste un défi à relever.

Pour les travaux futurs, plusieurs pistes de recherche peuvent être envisagées. Une première extension consiste à améliorer l'extraction des caractéristiques en explorant de nouveaux descripteurs ou en combinant plusieurs descripteurs existants pour capturer des informations plus riches et discriminantes. Une autre piste est d'augmenter la base de données d'entraînement et d'appliquer des techniques de régularisation pour améliorer la robustesse et la généralisation des modèles de reconnaissance. Enfin, il serait intéressant d'étendre notre approche à d'autres

applications biométriques, telles que la reconnaissance faciale ou l'identification de personnes à partir d'autres caractéristiques physiques, afin de vérifier la transférabilité et l'efficacité de nos méthodes dans des contextes variés.

Références

- [1] M. Bessaoudi, “Caractéristiques des modalités biométriques,” *Journal de la biométrie*, vol. 10, no. 2, pp. 45–56, 2024.
- [2] A. K. Jain, A. Ross, and K. Nandakumar, *Handbook of Biometrics*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [3] D. R. Hammou, “Caractéristiques des modalités biométriques,” *Journal de la biométrie*, vol. 10, no. 2, pp. 45–56, 2024.
- [4] F. S. Djemaagueziz, “Identification des personnes par l’empreinte de l’articulation des doigts,” Ph.D. dissertation, Unknown, soutenu publiquement le 02/06/2016 devant le jury présidé par Mr. D. Samaim, Examineurs : Mr. A. R. Benchabane et Mr. N. Naceri, Encadreur/rapporteur : Mr. Z. Tidjani, Année : 2016.
- [5] A. Benzaoui, A. Hadid, and A. Boukrouche, “Ear biometric recognition using local texture descriptors,” *Journal of Electronic Imaging (JEI-SPIE)*, vol. 23, no. 5, p. 053008, 2014.
- [6] N. Hezil and A. Boukrouche, “Multimodal biometric recognition using human ear and palmprint,” *IET Biometrics*, vol. 6, no. 5, pp. 2047–4946, 2017.
- [7] Ž. Emeršić *et al.*, “Ear recognition : More than a survey,” *Neurocomputing*, 2017.
- [8] A. Ross, “Thesis title,” Ph.D. dissertation, Michigan State University, East Lansing, MI, USA.
- [9] E. Gonzalez, L. Alvarez, and L. Mazorra, “AMI Ear Database,” Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 3.0 Unported License, year.

- [10] A. Kumar and C. Wu, “Automated human identification using ear imaging,” *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 5, p. mars, 2012.
- [11] Z. Emersic, V. Struc, and P. Peer, “Ear recognition : More than a survey,” *University of Ljubljana*, March 2017.
- [12] D. H. Vu, “Biométrie pour l’identification,” Institut de la Francophonie pour l’Informatique, Hanoi, Vietnam, Tech. Rep., 07 2005.
- [13] J. John D. Woodward, C. Horn, J. Gatune, and A. Thomas, *Biometrics : A Look at Facial Recognition*. RAND Public Safety and Justice, 2003.
- [14] “Commission nationale de l’informatique et des libertés,” Agence publique, La Commission nationale de l’informatique et des libertés est une autorité administrative indépendante française. Date : 6 janvier 1978.
- [15] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, and A. W. Senior, “Performance testing,” in *Guide to Biometrics*. Springer, pp. 105–128, 2004.
- [16] A. K. Jain, A. A. Ross, and S. Prabhakar, *An Introduction to Biometric Recognition*. New York, NY : Springer, 2004.
- [17] A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics : Personal Identification in Network Society*. New York, NY : Springer, 2002.
- [18] S. Gold, “Border control biometrics and surveillance,” *Biometric Technology Today*, vol. 2012, no. 7, pp. 9–11, 2012.
- [19] D. R. Hammou, “Caractéristiques des modalités biométriques,” *Journal de la biométrie*, vol. 10, no. 2, pp. 45–56, 2024.
- [20] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, *Introduction to Biometrics*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [21] S. Guennouni, A. Mansouri, and A. Ahaitou, *Biometric Systems and Their Applications*, selection of our books indexed in the Book Citation Index in Web of Science™ Core Collection (BKCI).
- [22] F. Belhadj, “Biometric system for identification and authentication,” Ph.D. dissertation,

Ecole nationale Supérieure en Informatique Alger, computer Vision and Pattern Recognition [cs.CV], Année : 2017.

- [23] S. Ababsa, “Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2d/3d,” Ph.D. dissertation, Université d’Evry Val d’Essonne, France, 2008.
- [24] M. Golfarelli, D. Maio, and D. Maltoni, “On the error-reject trade-off in biometric verification systems,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, vol. 19, no. 07, pp. 786–796, 1997.
- [25] M. Belahcen and M. Benatia, “Authentification et identification de visage basées sur les ondelettes et les réseaux de neurones,” *Revue science des matériaux, laboratoire LA-RHYSS N°02*, pp. 01–08, septembre 2014.
- [26] J. L. Wayman, A. K. Jain, D. Maltoni, and D. Maio, *Biometric Systems : Technology, Design and Performance Evaluation*. Springer, 2016.
- [27] I. d. b. Excite Media, “Site web,” <https://www.biometricsinstitute.org>, 2024.
- [28] A. Kamboj, R. Rani, and A. Nigam, “A comprehensive survey and deep learning-based approach for human recognition using ear biometric,” *Accepted : 22 March 2021*, 2021.
- [29] A. Pflug and C. Busch, “Ear biometrics : A survey of detection, feature extraction and recognition methods,” *Biometrics, IET*, vol. 1, no. 2, pp. 114–129, 2012.
- [30] P. Yan and K. W. Bowyer, “Biometric recognition using 3d ear shape,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 8, pp. 1297–1308, 2007.
- [31] J. Li and N. Allison, “A comprehensive review of current local features for computer vision,” *Neurocomputing*, vol. 71, no. 10, pp. 1771–1787, 2008.
- [32] M. Nosrati, K. Faez, and F. Fradj, “Using 2d wavelet and principal component analysis for personal identification based on 2d ear structure,” in *Proceedings of the International Conference on Intelligent and Advanced Systems*. IEEE, pp. 616–620, année : 2007.
- [33] L. Jacob and G. Raju, “Advances in signal processing and intelligent recognition systems,” in *Springer International Publishing*, Cham, pp. 1–12, published in 2015.

- [34] A. Morales, Diaz, G. Llinas-Sanchez, and M. Ferrer, “Earprint recognition based on an ensemble of global and local features,” in *Proceedings of the International Carnahan Conference on Security Technology*. IEEE, pp. 253–258, 2015.
- [35] A. Iannarelli, *Ear Identification*. Fremont, California, USA : Paramount Publishing Company, 1949.
- [36] M. Burge and W. Burger, “Ear biometrics,” in *Biometrics : Personal Identification in Networked Society*, A. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, Eds. New York, USA : Springer-Verlag, pp. 273–285, année : 1999.
- [37] ———, “Ear biometrics in computer vision,” in *Proceedings of the 15th IEEE International Conference of Pattern Recognition (ICPR)*, vol. 02, Barcelona, Spain, pp. 822–826, année : 2000.
- [38] B. Moreno, A. Sánchez, and J. Vélez, “On the use of outer ear images for personal identification in security applications,” in *Proceedings of the International Carnahan Conference on Security Technology*. IEEE, pp. 469–476, année : 1999.
- [39] D. Hurley, M. Nixon, and J. Carter, “Automatic ear recognition by force field transformations,” in *Proceedings of the Colloquium on Visual Biometrics*. IET, pp. 7–1, année : 2000.
- [40] I. Alberink and A. Ruifrok, “Performance of the fearid earprint identification system,” *Forensic Sci. Int.*, vol. 166, no. 2, pp. 145–154, 2007.
- [41] Z. Wang and X. Yan, “Multi-scale feature extraction algorithm of ear image,” in *Proceedings of the International Conference on Electric Information and Control Engineering (ICEICE)*, Wuhan, China, pp. 528–531, 2011.
- [42] N. Boodoo-Jahangeer and S. Baichoo, “Lbp-based ear recognition,” in *2013 International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, pp. –1, 2013.
- [43] A. Benzaoui, A. Hadid, and A. Bouctrouche, “Far biometric recognition using local texture descriptors,” *Journal of Electronic Imaging*, vol. 23, no. 5, p. 05300X, 2011.
- [44] L. Goualmi, A. Draa, and S. Chikhi, “Par t capture extraction lising a diwtsil hybrid,” in *Intelligent Data Analysis and Applications*. Springer, pp. 3–1, 2015.

- [45] A. Benzaoui, I. Adjabi, and A. Bouctouche, "Experiments and improvements of car recognition based on local texture descriptors," *Optical Engineering*, vol. 56, no. 4, p. 043109, 2017.
- [46] H. Doghmane *et al.*, "A novel discriminant multi-scale representation for ear recognition," *International Journal of Biometrics*, vol. 11, no. 1, pp. 50–66, 2019.
- [47] M. Hassaballah, H. Alshazly, and A. Ali, "Ear recognition using local binary patterns : A comparative experimental study," *Expert Systems with Applications*, vol. 118, pp. 182–200, 2019.
- [48] Y. Khaldi and A. Benzaoui, "Region of interest synthesis using image-to-image translation for ear recognition," in *2020 International Conference on Advanced Aspects of Software Engineering (ICAASE)*. IEEE, November, pp. 1–6, 2020.
- [49] R. A. Priyadarshini, S. Arivazhagan, and M. Arun, "A deep learning approach for person identification using ear biometrics," *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 4, pp. 2161–2172, 2021.
- [50] H. Alshazly, C. Linse, E. Barth, and T. Martinetz, "Deep convolutional neural networks for unconstrained ear recognition," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 170 295–170 310, 2020.
- [51] A. Booyens and S. Viriri, "Ear biometrics using deep learning : A survey," *Journal Name*, 2022.
- [52] R. O. K. Reddy, D. B. E. Reddy, and D. E. K. Reddy, "International journal of computer engineering science (ijces)," *International Journal of Computer Engineering Science (IJCES)*, vol. 4, no. 1, January 2014.
- [53] D. Z. Zhenhua Guo, Lei Zhang, "A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 1657–1663, 2010.