

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Électronique et Télécommunications
Laboratoire de domiciliation laboratoire problèmes inverses, modélisation, information et systèmes (PI:MIS)

THÈSE
EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT EN 3^{ème} CYCLE

Domaine : Génie Electrique Filière : Electronique
Spécialité : Signaux et Images Biométriques

Présentée par

Youbi Zineb

Intitulée

Reconnaissance biométriques de personnes par le visage et l'oreille

Soutenue le : 08/01/2020

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

Mr Salim HADDADI	Professeur	Univ. de Guelma	Président
Mr Abdelhani BOUKROUCHE	Professeur	Univ. de Guelma	Encadreur
Mme Amina SERIR	Professeur	Univ. de USTHB Alger	Examinatrice
Mr Toufik BOUDEN	Professeur	Univ. de Jijel	Examinateur
Mr Larbi BOUBCHIR	Maître de Conférences HDR	Univ. de Paris 8	Invité

Année Universitaire : 2019/2020

Remerciements

Je remercie en premier lieu mon grand DIEU qui m'a donné à la fois le courage, la volonté, et la patience afin d'élaborer cette thèse de recherche scientifique.

*- Je tiens à remercier, mon directeur de thèse Monsieur **Abdelhani BOUKROUCHE**, Professeur à l'université 08 Mai 1945 à Guelma et directeur de notre laboratoire **PI:MIS**, pour l'encadrement de mon travail et pour son encouragement, ainsi que son soutien tout au long de la thèse. Je le remercie pour tout son aide. Son enthousiasme et sa patience ont beaucoup facilité et agrémenté mon travail. Il a été toujours disponible pour répondre aux questions que je lui posais. Ses remarques m'ont permis de faire progresser ce travail.*

- Je tiens également à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir évaluer mon travail, et plus précisément :

- Monsieur **Salim HADDADI** , Professeur à l'Université de Guelma, pour l'honneur qu'il m'a fait, en acceptant la présidence de ce jury.*
- Madame **Amina SERIR**, Professeur à l'USTHB d'Alger, Monsieur **Toufik BOUDEN**, Professeur à l'Université de Jijel, d'avoir accepté de juger le présent document.*

*- Un remerciement spécial est aussi adressé aux membres du **LIASD** de l'université de Paris 8 (France), en particulier Monsieur **Larbi BOUBCHIR**, Docteur HDR à l'Université de Paris 8 pour avoir ponctué mon travail de discussions fructueuses. Je le remercie très sincèrement pour son extrême gentillesse, son aide et ses encouragements durant toute la période de préparation de cette thèse.*

*- Je remercie également tous les autres collègues de notre laboratoire **PI:MIS** avec lesquelles j'ai pu avoir de nombreux échanges, et évoluer mon esprit de débat scientifique, en leurs espérant une bonne continuation et une bonne chance.*

Je dédie cette thèse

A ma très chère *maman*

Source inépuisable de tendresse, de patience et de sacrifice. Ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand secours tout au long de ma vie.

A mon cher *papa*

Tu as été et tu seras toujours un exemple pour moi pour tes qualités humaines. En témoignage brut d'années de sacrifices, de sollicitudes, d'encouragements et de prières.

A mon cher mari *Mehdi*

Aucune dédicace ne pourrait exprimer mon amour et ma reconnaissance. Tu n'as cessé de me soutenir et de m'épauler. Aucun mot ne pourra exprimer ma gratitude et mon respect. Je remercie Allah qui a croisé nos chemins.

A mon ange *Yazen*

Je ne trouverai pas les mots pour remercier Allah de m'avoir donné un tel trésor. Puisse Allah le protéger, et lui procurer santé et bonheur.

A ma *grand-mère*

En ce jour, j'espère réaliser l'un de tes rêves, pourrais-tu trouver dans ce travail le fruit de toutes tes prières. Puisse Allah tout puissant te préserver et t'accorder santé, longue vie et bonheur.

A mes sœurs et frères *Sabira, Zabra, Amel, Mouloud, Abderrahmane, Sara*

A leurs épouses et époux ; à leurs enfants chacun par son nom

Je ne saurais traduire sur du papier l'affection que j'ai pour vous, vous avez été à mes côtés pendant toutes les étapes de ma vie, je vous en suis très reconnaissante. Je vous souhaite un avenir meilleur

A ma *belle-mère* et mon *beau-père*

Je vous dédie ce travail en témoignage de ma profonde affection en souvenir de notre indéfectible union qui s'est tissée au fil des jours.

A mes *belles-sœurs* et *beaux-frères*

Des sœurs et frères comme on ne peut trouver nul part ailleurs, j'éprouve toute ma gratitude pour les merveilleux moments passés ensemble.

A toute *ma famille*, grands et petits

L'affection que j'ai pour vous et sans aucune mesure, qu'Allah vous accorde santé et longue vie.

A *mes amis* et *collègues*

Il me serait difficile de vous citer tous, vous êtes dans mon cœur affectueusement.

A toute personne, qui m'a aidée à réaliser ce modeste travail, de proche ou de loin.

Résumé

L'utilisation de l'oreille et du visage comme des modalités biométriques est apparue ces dernières années comme moyen fiable de reconnaissance des personnes. Elles permettent de différencier les personnes grâce à leur stabilité dans le temps et à la richesse de leurs caractéristiques telles que la texture, la couleur et la taille. Cette thèse propose une nouvelle approche de la reconnaissance de l'oreille et du visage basée sur une variante du descripteur de modèle binaire local appelé : Local Binary Pattern multi scale (MLBP). La MLBP est calculée localement, en divisant l'image en plusieurs blocs égaux, pour extraire les caractéristiques de la modalité qui seront utilisées dans le processus d'appariement afin de prendre une décision en détectant les similitudes entre les vecteurs de caractéristiques à l'aide de City-Block distance (CTB). La méthode proposée est évaluée à partir de six bases de données de référence dont IIT Delhi I, IIT Delhi II et USTB-1 sur l'oreille et ORL, Yale et AR sur le visage. L'analyse de l'ensemble des résultats obtenus a clairement démontré la robustesse et la stabilité de la méthode de reconnaissance proposée. En réalisant des performances de reconnaissance attrayantes en termes de taux d'identification de rang 1 à : 98,40% pour IIT Delhi I, 98,64% pour IIT Delhi II et 98,33% pour USTB-1, 97,90% pour ORL, 96,90% pour YALE et 99,24% pour AR.

Mots clés : Biométrie, visage, oreille, identification, LBP, MLBP.

Abstract

The use of the ear and face as biometric modalities has emerged in recent years as a reliable means of recognizing people. They make it possible to differentiate people through their stability over time and the richness of their characteristics such as texture, colour and size. This thesis proposes a new approach to ear and face recognition based on a variant of the local binary model descriptor called : Local Binary Pattern multi scale (MLBP). The MLBP is calculated locally, by dividing the image into several equal blocks, to extract the modality characteristics that will be used in the matching process to make a decision by detecting similarities between the characteristic vectors using City-Block distance (CTB). The proposed method is evaluated on the basis of six reference databases on :

The proposed method is evaluated from six reference databases including IIT Delhi I, IIT Delhi II and USTB-1 on the ear and ORL, Yale and AR on the face. The analysis of all the results obtained clearly demonstrated the robustness and stability of the proposed recognition method by achieving attractive recognition performance in terms of identification rates from rank 1 to : 98.40% for IIT Delhi I, 98.64% for IIT Delhi II and 98.33% for USTB-1, 97.90% for ORL, 96.90% for YALE and 99.24% for AR.

Keywords : Biometrics, face, ear, identification,, LBP, MLBP.

الملخص

برز استخدام الأذن والوجه كطرائق بيومترية في السنوات الأخيرة كوسيلة موثوقة للتعرف على الأشخاص. يميزون الناس من خلال ثباتهم بمرور الوقت وثناء خصائصهم مثل الملمس واللون والحجم. تقترح هذه الرسالة طريقة جديدة للتعرف على الأذن والوجه استناداً إلى متغير من واصف النموذج الثنائي المحلي المسمى: النمط المحلي متعدد المقاييس (MLBP). يتم حساب MLBP محلياً ، حيث يتم تقسيم الصورة إلى عدة كتل متساوية ، لاستخراج خصائص الطريقة التي سيتم استخدامها في عملية المطابقة من أجل اتخاذ قرار من خلال الكشف عن أوجه التشابه بين متجهات الميزة باستخدام مدينة بلوك المسافة (CTB). يتم تقييم الطريقة المقترحة من ستة قواعد بيانات مرجعية بما في ذلك IIT Delhi I و IIT Delhi II و USTB-1 على الأذن و ORL و Yale و AR على الوجه. أظهر تحليل جميع النتائج التي تم الحصول عليها بوضوح متانة واستقرار طريقة الاعتراف المقترحة. تحقيق أداء جذاب في مجال الاعتراف من حيث معدل تحديد المرتبة الأولى بنسبة 98.40% لـ IIT Delhi I و 98.64% لـ IIT Delhi II و 98.33% لـ USTB-1، 90% لـ ORL، 96.90% لـ YALE و 99.24% لـ AR.

كلمات الرئيسية: القياسات الحيوية، الوجه، الأذن، تحديد الهوية، LBP، MLBP.

Table des matières

Table des matières	vii
Liste des figures	xii
Liste des tableaux	xv
1 Introduction	2
2 La Biométrie	5
2.1 Généralités en biométrie	8
2.1.1 Histoire de la biométrie	9
2.1.2 Application de la biométrie	10
Applications commerciales	10
Applications gouvernementales	10
Applications légales	10
2.2 Architecture d'un système biométrique	12
2.2.1 Enrôlement	12
2.2.2 Identification	13
2.2.3 Authentification vérification	14
2.2.4 Modules d'un système biométrique	14
Le module de capture	14
Le module de traitement du signal	14
Le module de stockage	14
Le module de similarité	15
Le module de décision	15

2.3	Évaluation des performances d'un système biométrique	15
2.3.1	Taux d'erreur fondamentale	15
	Taux d'échec à l'acquisition (failure-to-acquire rate, FTA)	15
	Taux d'échec à l'enrôlement (failure-to-enroll rate, FTE)	16
	Taux de fausse non-correspondance (false non-match rate, FNMR)	16
	Taux de fausse correspondance (false match rate, FMR)	16
2.3.2	Taux d'erreur de systèmes d'authentification	16
	Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR)	16
	Taux de fausses acceptations (false acceptance rate, FAR)	16
2.3.3	Taux d'erreur de systèmes d'identification	17
	Taux d'identification (identification rate, IR)	17
	Taux de faux-négatif d'identification (false-négative identification-error rate, FNIR)	17
	Taux de faux-positif d'identification (false-positive identification-error rate) abrégé par FPIR	18
	Erreur de l'algorithme de présélection (pre-selection error)	18
	Taux de pénétration (penetration rate, PR)	18
2.3.4	Les courbes de performance	18
2.3.5	Courbe ROC (Receiver operating characteristic curve)	19
2.3.6	Courbe CMC (Cumulative match characteristic curve)	19
2.4	Modalités biométriques	20
2.4.1	Oreille	21
2.4.2	Visage	21
2.4.3	Modalité thermique avec infrarouge (visage, mains, oreille, etc.)	22
2.4.4	Empreinte digitale	23
2.4.5	Acide désoxyribonucléique ADN	23
2.4.6	Gait	24
2.4.7	Géométrie des mains et des doigts	24
2.4.8	Iris	25
2.4.9	Frappe sur les touches d'un clavier	26

2.4.10 Empreintes palmaires	26
2.4.11 Rétine	26
2.4.12 Signature	27
2.4.13 Voix	27
2.4.14 Comparaison entre les modalités	28
2.5 Limites de la biométrie	30
2.5.1 Bruit dans les données détectées	30
2.5.2 Variations intra-classe	30
2.5.3 Caractère distinctif	31
2.5.4 Non-universalité	31
2.5.5 Le spoofing attaque	31
2.5.6 Multi-modalité	31
2.6 Conclusion	35
3 Biométrie de l'oreille	36
3.1 Reconnaissance de l'oreille	38
3.2 Bases de données de l'oreille dans la littérature	38
3.2.1 IIT DELHI 1 et 2	39
3.2.2 USTB 1, 2, 3	40
USTB 1	40
USTB 2	42
USTB 3	42
3.2.3 Mathematical Analysis of Images (AMI)	42
3.2.4 WVU West Virginia University	43
3.2.5 UND database	44
Collection E	44
Collection F	44
Collection G	44
Collecte J2	44
3.2.6 La base de données de l'Université de Californie Riverside (UCR)	45

3.2.7	XM2VTS BDD : Multi Modal Verification for Teleservices and Security applications	45
3.2.8	Sheffield	46
3.2.9	NIST Mugshot Identification Database (MID)	46
3.2.10	Annotated Web Ears Dataset – AWE Dataset	47
3.3	État de l’art	48
3.4	Conclusion	53
4	Biométrie du visage	54
4.1	Reconnaissance du visage	55
4.2	Base d’image du visage	56
4.2.1	AR	56
4.2.2	La base d’image FERET	57
4.2.3	La base d’image CAS-PEAL	57
4.2.4	La base d’image Orl du visage	58
4.2.5	La base d’image Yale du visage	59
4.2.6	La base d’image Chicago du visage	59
4.2.7	La base d’image MIT	60
4.2.8	Autres bases d’image	60
4.3	État de l’art	62
4.4	Conclusion	63
5	Méthodes proposées	64
5.1	Architecture du système proposé	65
5.2	Expérience 1	66
5.2.1	Extraction des caractéristiques basée sur MLBP	66
5.2.2	Processus du matching basé sur la divergence de Kullback Leibler (KL)	68
5.2.3	Résultats expérimentaux, analyse et discussion	69
	Résultats expérimentaux	70
5.3	Expérience 2	72
5.3.1	La Distance cityblock CTB	74

5.3.2 Résultats expérimentaux, analyse et discussion	74
Résultats expérimentaux	75
5.4 Expérience 3	80
5.5 Expérience 4	83
5.6 conclusion	85
6 Conclusion et perspectives	87

Liste des figures

2.1	Revenus des industries biométriques selon l'étude de "Acuity Market Intelligence".	11
2.2	Revenus des industries biométriques en 2009 et en 2015 selon l'étude de "Acuity Market Intelligence".	11
2.3	Schéma simplifié d'un système de reconnaissance biométrique.	13
2.4	Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité)[EIA11].	17
2.5	Exemple de la courbe ROC.	19
2.6	Exemple de courbes CMC.	20
2.7	Quelques exemples de modalités biométriques : a) ADN, b) oreille, c) visage, d) visage infrarouge, e) main (thermographie), f) veine main, g) empreinte digitale, h) marche, i) geste j) iris, k) empreinte de la paume, l) rétine, m) signature, n) voix [JRP⁺04].	20
2.8	(a) Anatomie, (b) Mesures. (a) 1 Rim Hélix, 2 Lobule, 3 anthélix, 4 Concha, 5 Tragus, 6 antitragus, 7 Crus de Hélix, 8 fosse triangulaire, 9 Intertragica incisure. (b) Les emplacements des mesures anthropométriques utilisées dans le « Système Iannarelli ». [Ian89].	21
3.1	Images normalisées et recadrées de la base IIT DELHI 1.	40
3.2	Images originales de la base IIT DELHI 2, d'où les images en séries appartiennent à la même personne.	40
3.3	Images normalisées et recadrées de la base IIT DELHI 2.	41

3.4	Images de la base USTB 1. [ZM09]	41
3.5	Images de la base USTB 2 [ZM09].	42
3.6	Images de la base USTB 3 [ZM09].	42
3.7	Images de la base AMI [GAM12].	43
3.8	Images tirées des collections E, F, G, J2 [AH13].	44
3.9	Images tirées de UCR.	45
3.10	Images tirées de XM2VTSDB : (a) Tête gauche à 45 degrés, (b) profil gauche, (c) Tête droite à 45 degrés, (d)profil droit [MMK ⁺ 99].	46
3.11	Images tirées de Sheffield [AH13].	46
3.12	Images tirées de MID [dat98].	47
3.13	Images tirées de la base AWE [ESP17].	48
3.14	Méthode géométrique basée sur le renforcement des graphes de voisinage et de diagrammes de Voronoï des bords détectés de Burge et Burger 1998- 2000 [BB00].	49
3.15	Représentation symbolique de l'approche des cercles concentriques.	49
4.1	Exemple de quelques images de la base AR [MB98].	57
4.2	Exemple de quelques images de la base FERET [PWHR98].	58
4.3	Exemple de quelques images de la base CAS-PEAL [GCS ⁺ 07].	58
4.4	Exemple de quelques images de la base ORL. [SH94]	59
4.5	Exemple de quelques images de la base Yale [BHK97].	59
4.6	Exemple de quelques images de la base CFD [MCW15].	60
5.1	Représentation schématique du système de reconnaissance de l'oreille.	65
5.2	Ensembles de voisins symétriques pour l'opérateur LBP avec $P = 8$ et $R = 1$ (3×3 voisinage).	67
5.3	Illustration de l'opérateur LBP.	68
5.4	Exemple d'images MLBP obtenues à partir d'une image d'oreille. Seulement 5 échelles ont été montrées avec $R = \{1, 2, \dots, 5\}$ et $P = 8$.	69
5.5	Images d'oreille avec 5 échelles et $P = 8$, $P = 16$.	70

5.6	Diagramme schématique de la méthode proposée d'extraction de caractéristiques basée sur le descripteur MLBP. L'image d'entrée a été divisée en six blocs égaux et seulement cinq échelles ont été affichées.	73
5.7	Performances de reconnaissance en termes d'IR au rang 1 (en %) de la méthode proposée en fonction du nombre de blocs. Notre a été évaluée à partir de trois bases de données : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1.	76
5.8	Comparaison entre l'utilisation de $P = 8$ et $P = 16$ en prenant l'IR maximum au rang-1 à différentes échelles r en utilisant les trois bases de données : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1. (a) r variant de 1 à 8 en utilisant l'image entière (soit 8 configurations). (b) r variant de 1 à 8 avec un nombre de blocs de 1 à 32 (i.e. $8 \times 36 = 288$ configurations différentes).	78
5.9	Performances de reconnaissance en termes d'IR au rang 1 (en %) de notre méthode pour différents nombres d'échelles r . La méthode qu'on a proposée a été évaluée à partir de trois bases de données : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1.	79
5.10	Illustration de la rotation appliquées sur les images de testes avec la detection du ROI.	82
5.11	Application de MLBP avec plusieurs échelles sur une image du visage. (a) Image résultante de chaque échelle. (b) Histogramme résultant de MLBP en appliquant 5 échelles.	84

Liste des tableaux

2.1	Performance des différentes modalités au fil du temps. La meilleure performance a plus 0-symboles est la plus avantageuse. (GmbH Bromba, 2003) [Lam04].	29
2.2	Comparaison des modalités biométriques selon les propriétés suivantes : (U) Universalité, (N) Unicité, (P) Permanence, (C) Mesurabilité, (A) Acceptabilité et (E) Performance. Pour la performance, le nombre d'étoiles est relié à la valeur du taux erreur d'égale EER obtenu dans l'état de l'art (extrait de [JRN11]).	29
2.3	Comparaison entre les modalités biométriques, en indiquant les avantages, les inconvénients et les domaines d'application pour chaque modalité. . . .	34
3.1	Comparaison de l'oreille avec l'iris	39
3.2	Comparaison de l'oreille avec le visage	39
3.3	Reproduction du tableau comparatif cité dans [ESP17] entre quelques approches de l'état de l'art avec les bases utilisées et les taux de reconnaissance (dont base (c'est la base d'image), propre(leur propre base d'image), Suj(nombre de sujet dans la base), R1(Rank-1), Perf(taux de performance)) .	52
4.1	Tableau comparatif entre quelques bases d'image pour le visage.C :images en couleurs ,taille des images en pixels, NB/S : nombre des sujets , NB I/S : nombre des images par sujet ,Taille des images en pixels , Cond : condition de la prise de la photo ,Disp : disponibilité de la base,H :homme,F :femme .	61

5.1 Performances d'identification (en termes de reconnaissance de rang-1) de la méthode proposée pour les différentes valeurs de P et R en MLBP, en utilisant la base de données d'images d'oreilles IIT Delhi avec 2 échantillons en apprentissage et 1 échantillon en test.	71
5.2 Performances d'identification (en termes de reconnaissance de rang 1) de la méthode proposée (avec KL et distances euclidiennes) utilisant la base de données IIT Delhi-Oreille avec 2 échantillons en apprentissage et 1 échantillon en test.	71
5.3 Performances de reconnaissance de notre méthode proposée en termes de taux d'identification au rang 1 (en %) en utilisant des différentes distances. Notre méthode a été évaluée sur les trois bases de données de l'oreille : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1.	75
5.4 Comparaison des performances de reconnaissance en termes d'IR au rang 1 (en %) de notre méthode avec les méthodes les plus récentes. Nb image : nombre d'images en apprentissage.	81
5.5 Taux d'identification IR en utilisant la base ORL.	85
5.6 Taux d'identification IR en utilisant la base AR.	85
5.7 Taux d'identification IR en utilisant la base Yale.	85

Chapitre 1

Introduction

La biométrie est la science qui se concentre sur l'analyse des caractéristiques physiques ou comportementales des personnes afin de connaître leurs identités. Littéralement, ces caractéristiques doivent être universelles, uniques, permanentes, collectionnables et mesurables. Il existe deux types de technologies biométriques : les mesures physiologiques et les mesures comportementales. Les mesures physiologiques les plus généralement utilisées sont les empreintes digitales, la forme de la main, les veines des doigts, les yeux (iris et rétine), l'ADN, le sang, la salive, le visage ou l'oreille. Les mesures comportementales les plus couramment utilisées sont la parole, la démarche, les signatures dynamiques, la dynamique de frappe au clavier d'un ordinateur et le son des pas.

L'utilisation de l'oreille et du visage comme des modalités biométriques est apparue ces dernières années comme moyen fiable et naturel de reconnaissance des personnes. Elles permettent de différencier les personnes grâce à leur stabilité dans le temps et à la richesse de leurs caractéristiques telles que la texture, la couleur et la taille. Elles sont passives, on peut identifier les criminels et les suspects dans les aéroports et les autres secteurs publics par des vidéo-surveillances sans demander la coopération des sujets.

Les deux modalités : visage et oreille sont complémentaires, par exemple dans l'image prise de profil il est plus facile de reconnaître la personne par son oreille que par son visage, or le visage présente bien plus d'avantages pour les images prises de faces. C'est pour cela raison, que dans cette thèse, on s'intéresse à ces deux modalités.

Beaucoup de systèmes basés sur des caractéristiques biométriques ont été développés

et testés dans des applications réelles. Parmi les différents traits biométriques physiologiques, l'oreille et le visage ont fait l'objet d'une attention particulière ces dernières années, car elles se sont révélées être une biométrie fiable pour la reconnaissance humaine. L'identification par ces deux modalités reste jusqu'à présent un domaine d'exploration.

Dans le cadre de cette thèse, nous proposons une approche d'extraction des caractéristiques, basée principalement sur les descripteurs de texture locaux, dans le but d'identifier les individus à partir d'images d'intensités 2D, de visages ou d'oreilles, dans des conditions contrôlées et non-contrôlées. Cette thèse propose aussi une nouvelle approche de reconnaissance de l'oreille et du visage basée sur une variante du descripteur de modèle binaire local appelé : Local Binary Pattern multi scale (MLBP). La MLBP est calculée localement, en divisant l'image en plusieurs blocs égaux, pour extraire les caractéristiques de la modalité qui seront utilisées dans le processus d'appariement afin de prendre une décision en détectant les similitudes entre les vecteurs de caractéristiques à l'aide de City-Block distance, Kullback Leibler (KL), la distance euclidienne.

La méthode proposée est évaluée à partir de six bases de données de référence sur : Delhi I, IIT Delhi II et USTB-1 pour l'oreille, et ORL, Yale et AR pour le visage. L'analyse des résultats obtenus a clairement démontré la robustesse et la stabilité de la méthode de reconnaissance proposée, elle est hautement compétitive, en réalisant des performances de reconnaissance attrayantes en termes de taux d'identification de rang 1.

Cette thèse est une continuité des travaux (publications et thèses) qui ont été déjà réalisés sur la biométrie par l'équipe de notre Laboratoire : Problèmes Inverses, Modélisation, Information et Systèmes (PI : MIS). Parmi ces travaux on cite :

- Amir Benzaoui and Abdelhani Boukrouche : "Face Analysis, Description, and Recognition using Improved Local Binary Patterns in One Dimensional Space", Journal of Control Engineering and Applied Informatics (CEAI). Vol.16, No.04, pp.52-60, December 2014;
- Amir Benzaoui and Abdelhani Boukrouche : "A Robust Approach to Characterize the Human Ear : Application to Biometric Identification", International Journal of

Imaging and Robotics, Vol.15, No.1, pp.1-11, January 2015;

- Nabil Hezil and Abdelhane Boukrouche : "Multimodal Biometric Recognition using Human Ear and Palmprint", IET Biometrics, 2017;
- Hedjaz Hezil, Rafik Djemili and Houcine Bourouba : "Signature Recognition Using Binary Features and KNN", International Journal of Biometrics, 2017;
- Doghmane Hakim, Bourouba Hocine, Messaoudi Kamel and Bouridane Ahmed : "Palmprint recognition based on discriminant multiscale representation", International Journal of Communication Systems;

Ce manuscrit est structuré en quatre chapitres, il est organisé de la manière suivante :

Dans le premier chapitre nous introduisons la biométrie et les modalités biométriques, mais aussi les mesures de performances couramment utilisées pour l'évaluation des systèmes biométriques, ainsi que le marché et le domaine d'application de la biométrie.

Dans le deuxième chapitre nous explorerons les techniques de la reconnaissance de l'oreille tout en détaillant aussi les bases d'images qui existent dans la littérature.

Les principales bases d'images et les méthodes d'extraction des caractéristiques de la reconnaissance faciale seront présentées dans le troisième chapitre.

Dans le quatrième chapitre, nous expliquerons notre contribution, avec les différentes expériences qui ont été faites, ensuite nous évaluerons les performances de notre proposition sur les bases d'images avec les méthodes de l'état de l'art.

Nous achèverons ce manuscrit avec une conclusion et des perspectives.

Chapitre 2

La Biométrie

Sommaire

2.1 Généralités en biométrie	8
2.1.1 Histoire de la biométrie	9
2.1.2 Application de la biométrie	10
Applications commerciales	10
Applications gouvernementales	10
Applications légales	10
2.2 Architecture d'un système biométrique	12
2.2.1 Enrôlement	12
2.2.2 Identification	13
2.2.3 Authentification vérification	14
2.2.4 Modules d'un système biométrique	14
Le module de capture	14
Le module de traitement du signal	14
Le module de stockage	14
Le module de similarité	15
Le module de décision	15
2.3 Évaluation des performances d'un système biométrique	15
2.3.1 Taux d'erreur fondamentale	15
Taux d'échec à l'acquisition (failure-to-acquire rate, FTA)	15

Taux d'échec à l'enrôlement (failure-to-enroll rate, FTE)	16
Taux de fausse non-correspondance (false non-match rate, FNMR)	16
Taux de fausse correspondance (false match rate, FMR)	16
2.3.2 Taux d'erreur de systèmes d'authentification	16
Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR)	16
Taux de fausses acceptations (false acceptance rate, FAR)	16
2.3.3 Taux d'erreur de systèmes d'identification	17
Taux d'identification (identification rate, IR)	17
Taux de faux-négatif d'identification (false-négative identification-	
error rate, FNIR)	17
Taux de faux-positif d'identification (false-positive identification-	
error rate) abrégé par FPIR	18
Erreur de l'algorithme de présélection (pre-selection error)	18
Taux de pénétration (penetration rate, PR)	18
2.3.4 Les courbes de performance	18
2.3.5 Courbe ROC (Receiver operating characteristic curve)	19
2.3.6 Courbe CMC (Cumulative match characteristic curve)	19
2.4 Modalités biométriques	20
2.4.1 Oreille	21
2.4.2 Visage	21
2.4.3 Modalité thermique avec infrarouge (visage, mains, oreille, etc.) . .	22
2.4.4 Empreinte digitale	23
2.4.5 Acide désoxyribonucléique ADN	23
2.4.6 Gait	24
2.4.7 Géométrie des mains et des doigts	24
2.4.8 Iris	25
2.4.9 Frappe sur les touches d'un clavier	26
2.4.10 Empreintes palmaires	26
2.4.11 Rétine	26
2.4.12 Signature	27

2.4.13 Voix	27
2.4.14 Comparaison entre les modalités	28
2.5 Limites de la biométrie	30
2.5.1 Bruit dans les données détectées	30
2.5.2 Variations intra-classe	30
2.5.3 Caractère distinctif	31
2.5.4 Non-universalité	31
2.5.5 Le spoofing attaque	31
2.5.6 Multi-modalité	31
2.6 Conclusion	35

Ce chapitre traite les sections suivantes :

Nous présentons les généralités sur la biométrie, les systèmes biométriques et l'évaluation de leurs performances , et une comparaison entre les modalités biométriques.

2.1 Généralités en biométrie

Il existe traditionnellement deux méthodes pour reconnaître un individu :

- La première est basée sur une connaissance à priori : "knowledge-based" de la personne telle que, code PIN, mot de passe [Pla13];
- La seconde est basée sur la possession d'un objet "token-based" comme : pièce d'identité, clé, badge, etc. [Pla13].

Ces deux modes de reconnaissance peuvent être utilisés de manière complémentaire afin d'obtenir une sécurité renforcée. Cependant, la connaissance à priori peut être oubliée par son utilisateur ou bien devinée par une autre personne et le badge (ou la pièce d'identité ou la clé) peut être perdu ou volé.

C'est là qu'intervient la biométrie qui s'est révélée être très efficace comme méthode de reconnaissance, mais aussi, plus naturelle et facile pour les utilisateurs que les méthodes traditionnelles d'identification de l'homme. C'est la science qui se concentre sur l'analyse des caractéristiques physiques ou comportementales de chaque individu afin d'authentifier son identité. L'objectif principal de la biométrie est de faciliter le mode de vie, et éviter la fraude. Ces caractéristiques doivent être universelles, mesurables, uniques et permanentes [AKJ06] :

- Universelles, c'est-à-dire présentes chez toutes les personnes à identifier ;
- D'autre part, elles sont mesurables et uniques : deux personnes ne peuvent posséder exactement la même caractéristique ;
- Elles sont aussi permanentes ce qui signifie qu'elles ne varient pas ou peu dans le temps [AKJ06].

Toutefois, dans un système biométrique pratique, les points suivants doivent être pris en considération :

- La performance, qui fait référence à la précision et à la vitesse du traitement;
- L’acceptabilité, qui indique la mesure dans laquelle les gens sont disposés à accepter l’utilisation d’un identificateur biométrique particulier;
- La fiabilité, qui reflète la facilité avec laquelle le système peut être trompé à l’aide de méthodes frauduleuses [JRP⁺04].

Un système biométrique pratique doit répondre aux exigences spécifiques en matière d’exactitude de reconnaissance, de vitesse et de ressources, être accepté par la population visée et être suffisamment résistant aux diverses méthodes frauduleuses et aux attaques [JRN11].

2.1.1 Histoire de la biométrie

L’empreinte digitale, est la modalité biométrique la plus ancienne et la plus connue par le grand public, ce qui explique aujourd’hui son importance parmi les nombreux procédés de reconnaissance sur la base des caractères physiologiques. Moins trois mille ans avant l’histoire, l’empreinte du pouce servait déjà à une signature lors des échanges commerciaux à Babylone (traces laissées sur les parois des cavernes), puis elle était utilisée dans la Chine antique (septième siècle). Dans le dix-septième siècle, Marcello Malpighi, médecin et biologiste italien, a étudié les dessins et les courbes des empreintes. Ensuite, le physiologiste tchèque Jan Evangelista Purkinje, précurseur de l’embryologie et de la pharmacologie, a travaillé des différentes parties du corps humain dont les empreintes digitales et il a publié aux alentours de 1820 une thèse dans laquelle il étudiait différents types d’empreintes. En 1823, Johan Evangelista Purkinje, médecin et anatomiste tchèque, a prouvé qu’on peut identifier une personne en utilisant son empreinte digitale. Le docteur Henry Faulds (un chirurgien de Tokyo), est le premier qui les a utilisées en 1870, à des fins d’identification. Il a développé l’idée d’utiliser les traces de doigt avec l’encre d’imprimerie [Del05]. En 1858, l’empreinte du pouce servait de preuve d’identité, grâce à la démonstration faite par le scientifique britannique Francis Galton, publiée dans [Gal95], où il a prouvé qu’il y avait une chance sur 64 milliards que deux individus aient les mêmes empreintes, et affirma la durabilité de celles-ci chez les individus. Le criminolo-

giste français Alphonse Bertillon (1853-1914), est le premier qui a créé le système biométrique permettant l'identification des personnes d'après leurs mesures physiologiques. Sa méthode est appelée Bertillonage. Il a étudié plusieurs modalités physiologiques telles que : (tailles, extrémité des doigts de la main, longueur du tronc, hauteur en position assise, longueur et largeur de la tête, dimensions de l'oreille droite, longueur du pied, etc.), en prenant en considération les couleurs des yeux, cicatrices, etc. Son système qui a été utilisé par la police européenne et américaine fut ensuite abandonné en raison de son manque de précision, il ne prenait pas en compte les incidences de la croissance ou d'une intervention chirurgicale [Del05]. Bien que la biométrie ait émergé de son utilisation intensive dans les applications judiciaires, elle est de plus en plus utilisée de nos jours pour établir la reconnaissance des personnes dans un grand nombre d'applications civiles avec différentes modalités. Aujourd'hui, l'outil informatique joue un rôle essentiel dans la numérisation des photos et le traitement par ordinateur.

2.1.2 Application de la biométrie

Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux :

Applications commerciales

Telle que l'ouverture de réseaux informatiques, la sécurité des données électroniques, le e-commerce, l'accès internet, les cartes de crédit, le contrôle d'accès physique, les téléphones cellulaires, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc. [JRN11].

Applications gouvernementales

Tels que les documents d'identité (carte d'identité nationale, permis de conduire...), la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc. [JRN11].

Applications légales

Telle que l'identification des corps, la recherche criminelle, l'identification des terroristes, etc [JRN11].

L'impact économique de l'industrie biométrique est en constante augmentation et devrait se poursuivre dans l'avenir. Selon Acuity Market Intelligence et comme le montre le graphique figure 2.1, le marché de la technologie biométrique de base est prêt pour une croissance soutenue avec des revenus mondiaux atteignant près de 11 milliards de dollars par an en 2017. En 2009, le secteur privé représentait 41% des revenus de l'industrie biométrique, mais on prévoit qu'il en représentera 55% d'ici 2017 voir figure 2.2. Le secteur privé va devancer le secteur public en raison des progrès et des nouvelles applications biométriques pour les consommateurs.

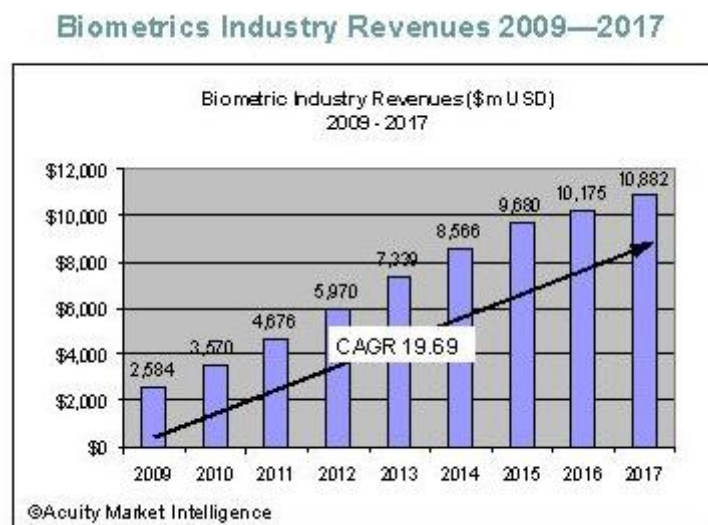


FIGURE 2.1 – Revenus des industries biométriques selon l'étude de "Acuity Market Intelligence".



FIGURE 2.2 – Revenus des industries biométriques en 2009 et en 2015 selon l'étude de "Acuity Market Intelligence".

En Europe et aux États-Unis, les entreprises et les écoles commencent à accepter l'utilisation de la biométrie dans leurs activités quotidiennes. Elles commencent à utiliser la biométrie pour l'accès, la présence des employés, l'heure d'arrivée...etc. Dans le do-

maine de la santé, elles commencent à utiliser les technologies biométriques pour accroître la sécurité de leurs dossiers financiers, de santé, de recherche et d'autres données. Les banques commencent à utiliser la reconnaissance vocale pour effectuer des opérations bancaires par téléphone mais aussi comme une sécurité supplémentaire sur les guichets automatiques ¹. Sur le plan local, de plus en plus d'entreprises, d'établissements d'enseignement supérieur et d'autres établissements Algériens commencent à adopter des systèmes biométriques pour assurer la sécurité de leurs applications.

2.2 Architecture d'un système biométrique

Le système biométrique est un système de reconnaissance de formes, qui utilise les données biométriques. Selon le contexte de l'application, il peut fonctionner en mode d'authentification ou bien en mode d'identification. La figure 2.3 résume l'architecture des systèmes biométriques.

Un système de reconnaissance biométrique se compose essentiellement de deux étapes : l'enrôlement et la reconnaissance. Dans la première étape, les caractéristiques seront extraites et stockées pour former un modèle. Dans l'étape de reconnaissance, les caractéristiques extraites seront comparées à un modèle à l'aide d'un processus d'appariement pour définir l'identité de l'individu. Une étude détaillée est présentée dans les sous sections suivantes :

2.2.1 Enrôlement

L'enrôlement est la première phase du système biométrique. Il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois. Elle est commune à la vérification et l'identification. Pendant l'enrôlement, la caractéristique biométrique est mesurée en utilisant un capteur biométrique afin d'extraire une représentation numérique. Cette représentation est ensuite réduite en terme de quantité de données à stocker, en utilisant un algorithme d'extraction bien défini, afin de faciliter la vérification et l'identification. En fonction de l'application et du niveau de sécurité souhaité, le

1. <https://sites.google.com/acortland.edu/biometrics>

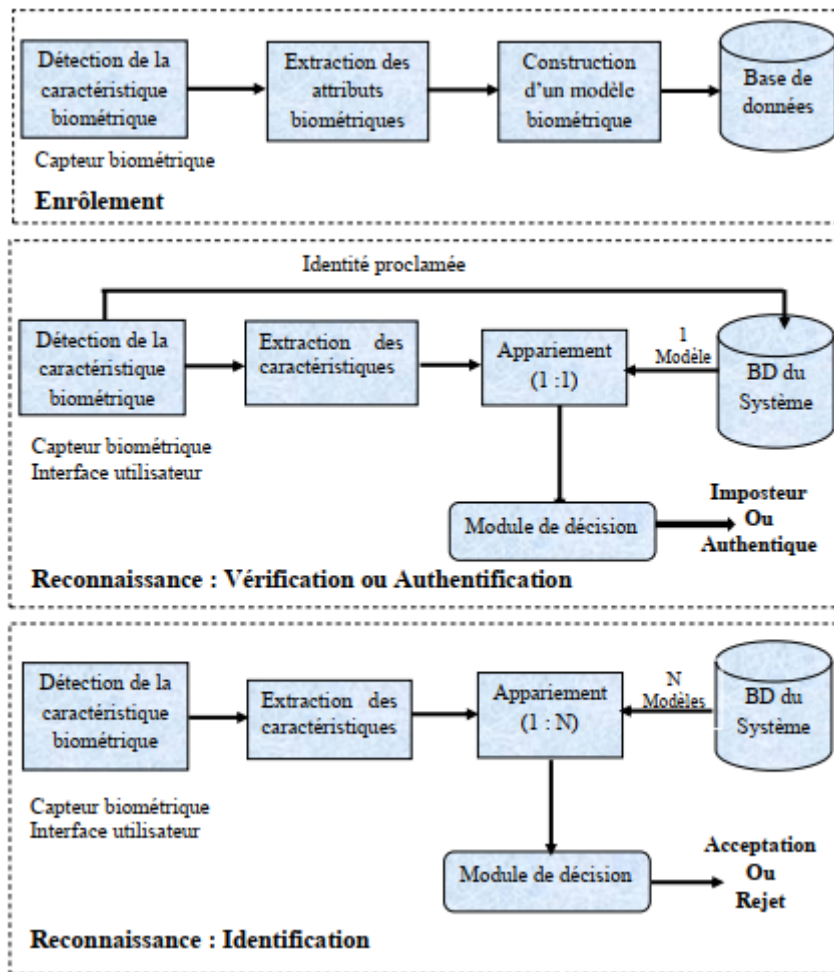


FIGURE 2.3 – Schéma simplifié d'un système de reconnaissance biométrique.

modèle biométrique retenu, est stocké soit dans une base de données centrale soit sur un élément personnel propre à chaque personne [EIA11].

2.2.2 Identification

Le but de l'identification est de déterminer l'identité d'une personne à partir d'une base de donnée d'identité, en comparant les données biométriques (c'est-à-dire le trait) d'une personne avec les données biométriques de plusieurs autres personnes figurant dans une base de données. On parle de test 1 : N. Dans ce cas, le système peut alors soit attribuer à un individu inconnu une identité correspondant au profil le plus proche retrouvé dans la base (ou une liste des profils proches), soit rejeté cet individu [EIA11]. En d'autres termes, il répond à des questions du type : « Qui suis-je? ».

2.2.3 Authentification vérification

Le système de vérification d'identité consiste à contrôler si une personne utilisant le système est bien la personne qu'elle prétend être. Le système compare l'information biométrique acquise avec le modèle biométrique correspondant stocké dans la base de données, on parle de test 1 : 1 [EIA11]. Le système doit alors répondre à la question suivante : « Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer? ». Dans ce cas, le système renvoie uniquement une décision binaire (oui ou non) pouvant être pondérée.

2.2.4 Modules d'un système biométrique

Un système biométrique se compose des modules suivant :

Le module de capture

Consiste à acquérir les données qui correspondent à la lecture de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, afin d'extraire une représentation numérique, laquelle est ensuite utilisée pour l'enrôlement, la vérification ou l'identification. Il s'agit d'un capteur biométrique qui peut être de type : avec ou sans contact.

Le module de traitement du signal

Permet de réduire la représentation numérique extraite afin d'optimiser la quantité de données à stocker lors de la phase d'enrôlement, ou pour faciliter le temps de traitement pendant la phase de vérification ou l'identification. Ce module peut avoir un test de qualité pour contrôler les données biométriques acquises.

Le module de stockage

Stocke les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés.

Le module de similarité

Compare les données biométriques extraites par le module d'extraction de caractéristiques à un ou plusieurs modèles préalablement enregistrés. Ce module détermine ainsi le degré de similarité (ou de divergence) entre deux vecteurs biométriques.

Le module de décision

Détermine si l'indice de similarité retourné est suffisant pour déterminer l'identité d'un individu [EIA11]. Ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée).

2.3 Évaluation des performances d'un système biométrique

Deux échantillons de la même caractéristique biométrique provenant de la même personne (exemple deux empreintes de l'index droit d'un utilisateur) ne sont pas exactement les mêmes en raison des :

- conditions d'imagerie imparfaites (exemple : bruit du capteur, doigts secs) ;
- changements dans les caractéristiques physiologiques ou comportementales de l'utilisateur (exemple : coupures et contusions au doigt) ;
- conditions environnementales (exemple : température et humidité) et de son interaction avec le capteur (exemple : placement du doigt).

Selon l'Organisation Internationale de Normalisation ISO/IEC 19795-1, les mesures des taux d'erreur sont divisées en trois classes : les taux d'erreur fondamentale, taux d'erreur de systèmes d'authentification et taux d'erreur de systèmes d'identification.

2.3.1 Taux d'erreur fondamentale

Taux d'échec à l'acquisition (failure-to-acquire rate, FTA)

Proportion des tentatives de vérification ou d'identification pour lesquels le système biométrique n'a pas pu acquérir l'information biométrique requise.

Taux d'échec à l'enrôlement (failure-to-enroll rate, FTE)

Proportion des individus pour lesquels le système n'a pas pu générer le modèle biométrique durant la phase d'enrôlement. Prenons par exemple le cas des empreintes, il existe certaines personnes qui n'ont pas d'empreintes.

Taux de fausse non-correspondance (false non-match rate, FNMR)

Proportion de fausse non-correspondance, par l'algorithme de comparaison, entre la donnée biométrique acquise et le modèle de correspondance.

Taux de fausse correspondance (false match rate, FMR)

Proportion de fausse correspondance, par l'algorithme de comparaison, entre la donnée biométrique acquise et le modèle correspondant à un autre individu.

2.3.2 Taux d'erreur de systèmes d'authentification**Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR)**

Proportion des transactions des utilisateurs légitimes rejetées par erreur. Ces transactions sont rejetées, par l'algorithme de correspondance, en raison de non-correspondance a tort ainsi que ceux rejetées en raison d'un échec à l'acquisition.

Exemple : pour une transaction de vérification a une seule tentative et un seuil fixé τ [EIA11], le taux de faux rejets est calculé par :

$$FRR(\tau) = FTA + FNMR(\tau) \times (1 - FTA) \quad (2.1)$$

Taux de fausses acceptations (false acceptance rate, FAR)

Proportion des transactions des imposteurs acceptés par erreur. Exemple : pour une transaction de vérification à une seule tentative et un seuil fixé τ , le taux de fausses acceptations est calculé par :

$$FAR(\tau) = FMR(\tau) \times (1 - FTA) \quad (2.2)$$

La figure 2.4 représente la distribution théorique des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs. Les deux taux d'erreurs, FAR et FRR, sont liés et dépendent d'un seuil de décision qui doit être ajusté en fonction de la caractéristique criblée du système biométrique haute ou basse sécurité. En effet, plus le seuil est bas, plus le taux de fausses acceptations est élevé. Dans ce cas, le système biométrique acceptera des imposteurs. A l'inverse, plus le seuil est élevé, plus le taux de fausses acceptations est bas. Le système biométrique sera alors robuste aux imposteurs mais rejettera de vrais utilisateurs [EIA11].

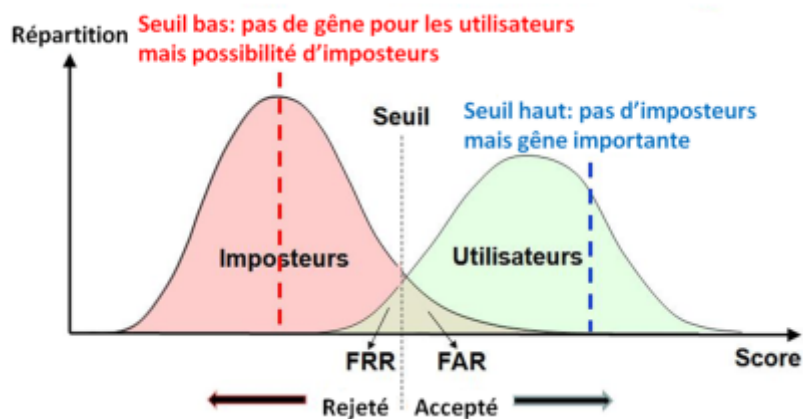


FIGURE 2.4 – Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité) [EIA11].

2.3.3 Taux d'erreur de systèmes d'identification

Taux d'identification (identification rate, IR)

Le taux d'identification au rang r est la proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs enrôlés dans le système, pour lesquels l'identifiant de l'utilisateur est dans les r identifiants retournés [EIA11].

Taux de faux-négatif d'identification (false-négative identification-error rate, FNIR)

Proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs enrôlés dans le système, pour lesquels l'identifiant de l'utilisateur ne figure pas dans la liste des identifiants retournés [EIA11].

Exemple : Pour une transaction d'identification à une seule tentative contre une base de données contenant N modèles, le taux de faux-négatif d'identification [EIA11] est calculé par :

$$\text{FNIR}(\tau) = \text{FTA} + (1 - \text{FTA}) \times \text{FNMR}(\tau) \quad (2.3)$$

Taux de faux-positif d'identification (false-positive identification-error rate) abrégé par FPIR

Proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs non enrôlés dans le système, pour lesquels la liste des identifiants retournée est non vide [EIA11]. Exemple : Pour une transaction d'identification à une seule tentative contre une base de données contenant N modèles, le taux de faux-positif d'identification est calculé par :

$$\text{FPIR} = (1 - \text{FTA}) \times (1 - (1 - \text{FMR})^N) \quad (2.4)$$

Erreur de l'algorithme de présélection (pre-selection error)

L'algorithme de présélection permet de réduire le nombre de modèles biométriques à comparer avec l'image acquise pendant la phase d'identification. L'erreur de l'algorithme de présélection est l'erreur qui se produit quand le modèle correspondant à la donnée biométrique acquise ne figure pas dans la liste des modèles retournée [EIA11].

Taux de pénétration (penetration rate, PR)

Mesure, en moyenne, le nombre de modèles biométriques présélectionné par rapport au nombre total de modèles [EIA11].

2.3.4 Les courbes de performance

La performance d'un système biométrique pour différents paramétrages (seuil de décision) est illustrée graphiquement en utilisant des courbes spécifiques. L'échelle logarithmique est parfois utilisée, pour les rendre plus lisible et plus exploitable, surtout dans le cas de comparaison des systèmes biométriques qui ont des performances similaires [EIA11].

2.3.5 Courbe ROC (Receiver operating characteristic curve)

Cette courbe constitue l'une des méthodes les plus couramment utilisées afin d'évaluer la performance globale d'un système d'authentification biométrique. La courbe ROC représente la relation entre le taux de fausses acceptations (FAR) et le taux de faux rejets (FRR) pour les différentes valeurs du seuil de décision, respectivement en abscisses et en ordonnées. Dans ce cas, le terme ROC est réservé pour représenter le taux de vrais rejets ($1 - \text{FRR}$) contre le taux de fausses acceptations (FAR) [EIA11]. Une illustration de la courbe ROC est donnée à la figure 2.5. L'avantage de cette courbe est qu'on obtient une représen-

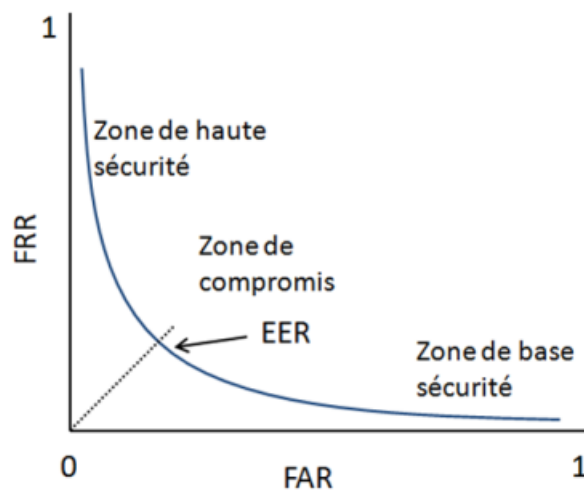


FIGURE 2.5 – Exemple de la courbe ROC.

tation compacte de la performance d'un système biométrique pour ses différents paramètres au travers d'une seule courbe, qui permet de comparer objectivement plusieurs systèmes biométriques [EIA11].

2.3.6 Courbe CMC (Cumulative match characteristic curve)

Cette courbe présente les valeurs du rang d'identification et les probabilités d'une identification correcte inférieure ou égale à ces valeurs, respectivement en abscisses et en ordonnées. Cette courbe est utilisée pour comparer la performance de systèmes d'identification biométrique [EIA11]. Des exemples de cette courbe sont donnés à la figure 2.6.

Cette courbe a été utilisée pour l'évaluation de notre travail dans le chapitre IV.

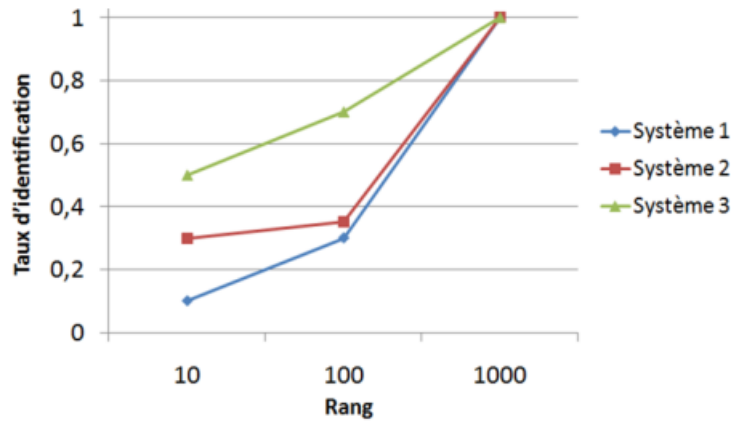


FIGURE 2.6 – Exemple de courbes CMC.

2.4 Modalités biométriques

La biométrie consiste à reconnaître une personne à partir d'une ou de plusieurs caractéristiques physiologiques comme : empreintes digitales, rétine, iris, la géométrie de la main, les veines des doigt, visage, oreille, etc., ou comportementales comme : la signature dynamique, la voix, dynamique de frappe au clavier, la démarche, les gestes, etc. (figure 2.7)

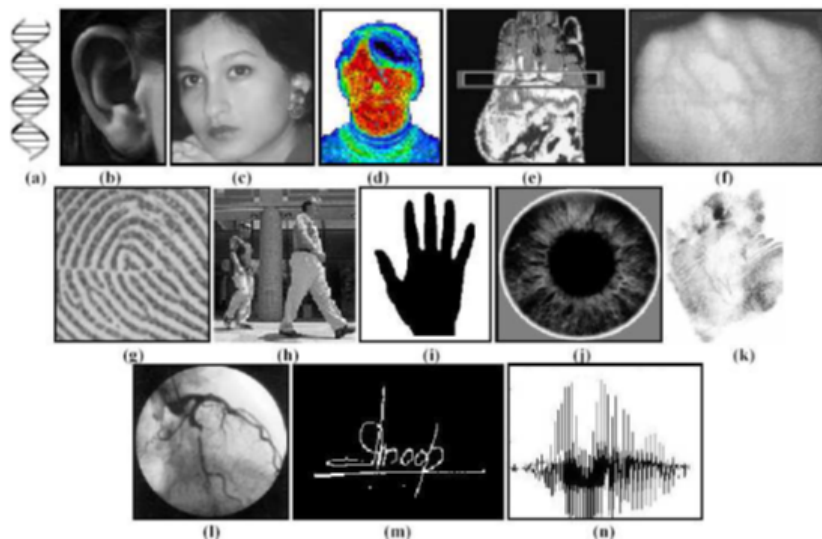


FIGURE 2.7 – Quelques exemples de modalités biométriques : a) ADN, b) oreille, c) visage, d) visage infrarouge, e) main (thermographie), f) veine main, g) empreinte digitale, h) marche, i) geste j) iris, k) empreinte de la paume, l) rétine, m) signature, n) voix [JRP⁺04].

Les systèmes biométriques sont basés sur l'analyse d'image et l'acquisition de données. Cette dernière est très simple et ne nécessite que des caméras, scanners ou des capteurs [Mid10].

Plus important encore, ces méthodes pourraient être passives, ce qui signifie que le sujet n'a pas à prendre une part active dans l'ensemble du processus ou, en effet, ne sait même pas que le processus d'identification a lieu comme : visage, oreille et gait [Mid10].

Dans les sous-sections suivantes quelques modalités sont présentées :

2.4.1 Oreille

La possibilité d'identifier des personnes par l'utilisation de la forme extérieure de l'oreille a été découverte, pour la première fois, par le criminologiste français Alphonse Bertillon qui a prouvé que l'oreille est universelle, permanente et ne subit pas de changements considérables pendant la vie, et que les gens peuvent être identifiés par leurs oreilles depuis plus d'un siècle [Ber90].

Ensuite Iannarelli a étudié l'oreille et il en a déterminé 12 caractéristiques (figure 2.8). Une étude plus détaillée sur le travail de Iannarelli sera représentée dans ce qui suit.

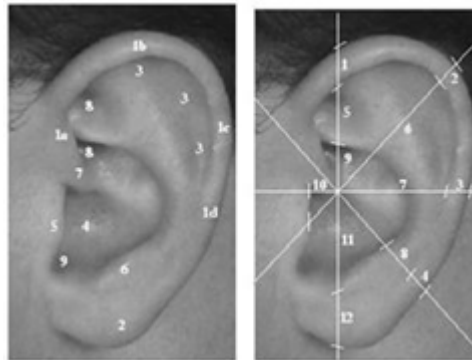


FIGURE 2.8 – (a) Anatomie, (b) Mesures. (a) 1 Rim Hélix, 2 Lobule, 3 anthélix, 4 Concha, 5 Tragus, 6 antitragus, 7 Crus de Hélix, 8 fosse triangulaire, 9 Intertragica incisure. (b) Les emplacements des mesures anthropométriques utilisées dans le « Système Iannarelli ». [Ian89].

Récemment, l'utilisation de l'oreille humaine comme un trait biométrique a émergé [HAZN07; HAZN08]. Une étude détaillée de cette modalité, est présentée dans le chapitre suivant.

2.4.2 Visage

Le système visuel humain trouve qu'il est facile d'identifier des visages humains familiers, même dans des conditions de vision dégradées, telles que le point de vue, l'éclairage,

l'expression, l'occlusion, les perturbations dues aux accessoires, etc. Cependant, la reconnaissance automatisée des visages n'est pas tout en étant en mesure d'obtenir des résultats comparables. Les défis de la reconnaissance faciale peuvent être résumés en deux points :

- Une grande variabilité dans l'apparence faciale de la même personne : causée par des variations de la pose faciale, l'éclairage et l'expression faciale. Ces variations sont encore augmentées par des modifications des paramètres de l'appareil, tels que l'ouverture, le temps d'exposition, les mouvements, et la réponse spectrale du capteur;
- Haute dimension des données et de la petite taille de l'échantillon.

En général, dans deux directions, la représentation de l'image du visage et la classification des motifs basée sur l'algorithme doivent être poursuivis pour relever ces défis.

[Cha08]

La reconnaissance du visage a de nombreuses applications en vidéo-surveillance, dans le domaine médical, estimation d'âge, réseaux sociaux, applications mobiles, robotique, indexation d'images et de vidéos, recherche d'images par le contenu etc. La biométrie du visage est basée sur deux axes, détection et reconnaissance. La détection du visage, consiste à repérer le visage présent sur l'image et la reconnaissance faciale, consiste à reconnaître un individu depuis le visage repéré par la phase de détection et en utilisant de l'image ou de la vidéo. [JRN11]

2.4.3 Modalité thermique avec infrarouge (visage, mains, oreille, etc.)

La répartition de la chaleur dégagée par les humains peut être capturée par une caméra infrarouge, tout en obtenant une photographie normale. Cette technologie peut être utilisée pour une reconnaissance secrète. Un système qui se base sur un thermogramme, est non invasif, il ne nécessite pas de contact mais l'acquisition de l'image dans des environnements non contrôlés est difficile ; lorsque des surfaces qui dégagent de la chaleur (ex, les appareils de chauffage et les tuyaux d'échappement des véhicules) sont présents à proximité du corps. Le coût des capteurs infrarouges est prohibitif ce qui est un facteur

inhibant pour l'utilisation des photos thermiques.

2.4.4 Empreinte digitale

Les humains utilisent les empreintes digitales pour l'identification personnelle depuis des siècles. La précision de l'appariement à l'aide des empreintes digitales s'est avérée très élevée. L'empreinte digitale est la configuration des crêtes et des vallées sur la surface du bout d'un doigt, sa formation est déterminée au cours des sept premiers mois du développement du fœtus, l'empreintes digitales des vrais jumeaux sont différents, tout comme les empreintes sur chaque doigt de la même personne.

Le coût de l'intégration d'un système biométrique à base d'empreintes digitales est abordable, d'ailleurs elle est utilisée comme un moyen d'authentification sur les téléphones et les ordinateurs.

Par contre dans certains cas, l'empreinte de la main ne cessent de changer suite à : brûlure, accident, vieillissement, maladie de peau, raison génétique, etc. [JRN11].

En théorie, toutes les applications d'authentification peuvent utiliser les empreintes digitales. Toutefois, le lecteur (capteur) reste exposé à une éventuelle dégradation dans les applications de contrôle d'accès accessible au grand public (comme distributeur de billets, accès à des locaux extérieurs, etc.), contrôle d'accès physique (locaux, machines, équipements spécifiques), contrôle d'accès logique (systèmes d'information) et nous avons besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur). Certains systèmes peuvent accepter un moulage de doigt ou un doigt coupé [Lam04].

2.4.5 Acide désoxyribonucléique ADN

A l'exception du fait que les vrais jumeaux ont des profils d'ADN identiques, l'ADN est le code unidimensionnel unique et ultime pour l'individualité des personnes. Il est cependant, utilisé principalement dans le contexte d'applications médico-légales pour des problèmes de reconnaissance des personnes [JRN11]. Trois problèmes limitent l'utilisation de cette biométrie pour d'autres applications :

- Contamination et sensibilité : il est facile de voler un morceau d'ADN d'un individu

sans méfiance;

- N'est pas automatique en temps réel : la technologie actuelle d'appariement de l'ADN nécessite une procédure lourde avec des méthodes chimiques faisant appel aux compétences d'un expert ce qui la rend non adaptée à l'utilisation en ligne;
- La confidentialité et la protection de la vie privée : les informations sur les susceptibilités d'une personne à certaines maladies pourraient être obtenues à partir du profil ADN, et on craint que l'abus involontaire d'analyse de l'information contenue dans le code génétique peut entraîner de la discrimination, par exemple lors des entretiens d'embauche [JRN11].

2.4.6 Gait

La démarche est la façon particulière dont on marche. C'est une biométrie spatio-temporelle complexe.

La démarche est une modalité biométrique comportementale, elle peut être modifiée, surtout sur une longue période de temps, en raison des fluctuations du poids corporel, des principales lésions articulaires ou cérébrales, ou en raison de l'ivresse.

L'acquisition de la démarche est semblable à l'acquisition d'une photo faciale. Les systèmes biométriques de Gait utilisent les séquences vidéo d'une personne qui marche pour mesurer plusieurs types de mouvements de chaque articulation. C'est un travail intensif et coûteux sur le plan informatique [JRN11].

2.4.7 Géométrie des mains et des doigts

Les systèmes de reconnaissance de la géométrie de la main sont basés sur un certain nombre d'éléments, les mesures prises à partir de la main humaine, y compris sa forme, la taille de la paume de la main, sa longueur et la largeur des doigts.

Les systèmes commerciaux de vérification basés sur la géométrie des mains ont été installés dans des centaines d'endroits à travers le monde. La technique est très simple, relativement facile à utiliser et peu coûteuse.

Les facteurs environnementaux tels que le temps sec ou les anomalies individuelles

telles que la sécheresse de la peau, ne semblent pas avoir d'effets négatifs sur l'activité du système de reconnaissance.

L'information sur la géométrie des mains peut ne pas être invariante pendant la période de croissance des enfants. De plus, les bijoux d'une personne ou les limites de sa dextérité (exemple une arthrite), peut poser d'autres grands défis dans l'extraction de l'information correcte sur la géométrie d'un système basé sur la géométrie de la main et ne peut pas être intégrée dans certains systèmes, comme les ordinateurs portables. Il existe des systèmes de vérification fondés sur les mesures de quelques doigts au lieu de la main entière. Ces dispositifs sont plus petits que ceux utilisés pour la géométrie de la main, mais reste toujours beaucoup plus grands que ceux utilisés pour certaines autres modalités (exemple : empreintes digitales, visage, voix) [JRN11].

2.4.8 Iris

L'iris est la région annulaire de l'œil délimitée par la pupille et la sclérotique (blanc de l'œil) de chaque côté. La texture visuelle de l'iris se forme au cours du développement du fœtus et de la grossesse. Elle se stabilise au cours des deux premières années de vie. La texture complexe de l'iris est très caractéristique, elle contient des informations utiles pour la reconnaissance personnelle.

La précision et la rapidité du déploiement actuel des systèmes de reconnaissance basés sur l'iris sont prometteurs et indiquent sa faisabilité à grande échelle.

Chaque iris est distinctif, même l'iris des vrais jumeaux sont différents. Il est extrêmement difficile de changer la texture de l'iris. De plus, il est assez facile de détecter les iris artificiels (p. ex., lentilles cornéennes). Bien que les premiers systèmes de reconnaissance basés sur l'iris aient exigé la participation considérable des utilisateurs et ont été coûteux, de nombreux nouveaux systèmes sont devenus de plus en plus conviviales et efficaces [JRN11].

2.4.9 Frappe sur les touches d'un clavier

La biométrie par frappe est une méthodologie comportementale dynamique bien étudiée qui utilise les modèles comportementaux uniques des utilisateurs pour vérifier leur identité lorsqu'ils tapent sur les touches du clavier. Toutefois, les performances de la biométrie par frappe ne sont pas fiables en raison de son taux d'erreur élevé et de sa faible robustesse [WWZW19]. Cette modalité est facile à intercepter par les attaquants, les sessions d'authentification dynamique de frappe d'utilisateurs peuvent facilement être rejouées [HMR19]. On peut l'utiliser dans les téléphones portables et les ordinateurs.

2.4.10 Empreintes palmaires

Les paumes des mains humaines contiennent des motifs de crêtes et de vallées tout comme les empreintes digitales. La surface de la paume de la main est beaucoup plus grande que celle d'un doigt et, par conséquent, on s'attend à ce que les empreintes de la main soient encore plus distinctives que celles du doigt.

Comme les scanners d'empreintes palmaires doivent capturer une grande surface, ils sont plus encombrants et plus coûteux que les capteurs d'empreintes digitales. Les paumes de la main humaine contiennent également d'autres caractéristiques distinctives telles que les lignes principales et les rides qui peuvent être capturées même avec un scanner à plus faible résolution, ce qui serait moins cher. Enfin, lors de l'utilisation d'un scanner d'empreintes palmaires de haute résolution, toutes les caractéristiques de la paume telles que la géométrie de la main, les caractéristiques des crêtes et des vallées, les lignes principales et les rides peuvent être combinés pour construire un système biométrique très précis [JRN11].

2.4.11 Rétine

Le système vasculaire rétinien qui est riche en structure, est une caractéristique biométrique unique de chaque individu et de chaque œil. On dit qu'il s'agit du système biométrique le plus sûr puisqu'il n'est pas facile de modifier ou de reproduire le système vasculaire rétinien. L'acquisition de l'image nécessite qu'une personne regarde dans un ocu-

laire et fasse la mise au point à un endroit précis du champ visuel pour qu'une partie pré-déterminée du système vasculaire de la rétine puisse être imagée. L'acquisition d'images implique la coopération du sujet, le contact avec l'oculaire est un effort conscient de la part de l'utilisateur. Tous ces facteurs nuisent à l'acceptabilité de la biométrie rétinienne par le public. La vascularisation rétinienne peut révéler certaines anomalies (maladies), comme l'hypertension [JRN11].

2.4.12 Signature

La façon dont une personne signe son nom est connue pour être une caractéristique de cet individu. Bien que les signatures exigent un contact avec l'instrument d'écriture et un effort de la part de l'utilisateur, elles ont été acceptées dans les transactions gouvernementales, juridiques et commerciales comme une méthode de vérification. Les signatures sont une biométrie comportementale qui évolue au fil du temps et qui est influencée par les conditions physiques et émotionnelles des signataires. Les signatures de certaines personnes varient considérablement : même les impressions successives de leur signature sont très différentes. De plus, les faussaires professionnels peuvent être capables de reproduire des signatures qui trompent le système [JRN11].

2.4.13 Voix

La voix est une combinaison de biométrie physiologique et comportementale. Les caractéristiques de la voix d'un individu sont basées sur la forme et la taille des appendices (par exemple, les voies vocales, la bouche, les cavités nasales et les lèvres) qui sont utilisés dans la synthèse du son. Ces caractéristiques physiologiques de la parole humaine sont invariantes pour un individu, mais la partie comportementale de la parole d'une personne change avec le temps en raison de l'âge, des conditions médicales (comme le rhume), de l'état émotionnel, etc. La voix n'est pas non plus très distinctive et peut ne pas convenir à une identification à grande échelle. Un système de reconnaissance vocale dépendant du texte, est basé sur la prononciation d'une phrase fixe. Un système de reconnaissance vocale indépendant de ce qui se parle, est plus difficile à concevoir qu'un

système dépendant du texte, mais il est protégé contre la fraude. Un inconvénient de la reconnaissance vocale est que les caractéristiques de la parole sont sensibles à un certain nombre de facteurs tels que le bruit de fond. La reconnaissance du locuteur est plus appropriée dans les applications basées sur le téléphone, mais la qualité du signal vocal par téléphone est généralement dégradée par le microphone et le canal de communication [JRN11].

2.4.14 Comparaison entre les modalités

L'applicabilité d'une technique biométrique spécifique dépend fortement des exigences du domaine d'application. Aucune technique ne peut à elle seule surpasser toutes les autres dans tous les environnements opérationnels. Dans ce sens, chaque technique biométrique est admissible et il n'existe pas de caractéristique biométrique optimale. Par exemple, il est bien connu que les techniques basées sur les empreintes digitales et sur l'iris sont plus précises que les techniques basées sur la voix pour un système de banque, par contre dans les systèmes téléphoniques existants la technique vocale peut être préférée puisqu'elle peut être intégrée de façon transparente. En 2003, l'entreprise spécialisée en biométrie : Bromba GmbH, a comparé quelques modalités y compris la forme de l'oreille et le visage. Dans le tableau 2.1, la comparaison se base sur les variations dans le temps, par exemple la croissance, le vieillissement, la saleté, et les blessures [Lam04].

Selon le tableau 2.1, les performances basées sur la forme de l'oreille sont moyennement stables : et on note ici que la biométrie de l'iris, la rétine et l'ADN sont plus stables que la forme de l'oreille. Au même niveau on trouve par exemple les empreintes digitales et la géométrie de la main. Moins stable que la forme des oreilles, on trouve la signature, la structure du visage et la voix. Une autre comparaison dans tableau 2.2 faite par Jain en 2011 [JRN11], où il a classé les modalités selon les caractéristiques suivantes : universalité, unicité, permanence, mesurabilité, acceptabilité et performance. Sa comparaison est basée sur le taux erreur d'égalité EER obtenu dans l'état de l'art.

Une brève comparaison des techniques biométriques dans le tableau 2.3 qui reproduit une comparaison de quelques modalités faites sur le site " <https://www.biometrie-online.net> " en indiquant les avantages, les inconvénients et les domaines d'applications

Biométrie	Performance
Empreinte digitale (minutes)	000000
Signature	0000
Forme du visage	00000
Iris	0000000000
Rétine	000000000
Géométrie de la main	00000000
Géométrie du visage	00000000
Forme de l'oreille	0000000
Voix	000
ADN	000000000
Odeur	000000
Comparaison avec le mot de passe	0000

TABLEAU 2.1 – Performance des différentes modalités au fil du temps. La meilleure performance a plus 0-symboles est la plus avantageuse. (GmbH Bromba, 2003) [Lam04].

Information	U	N	P	C	A	E
ADN	Oui	Oui	Oui	Faible	Faible	*****
Sang	Oui	Non	Oui	Faible	Non	*
Démarche	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	***
Dynamique de frappe	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Voix	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Iris	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Rétine	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Visage	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	****
Géométrie de la main	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	****
Oreille	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	*****
Empreinte digitale	Oui	Oui	Oui	Oui	Moyenne	****

TABLEAU 2.2 – Comparaison des modalités biométriques selon les propriétés suivantes : (U) Universalité, (N) Unicité, (P) Permanence, (C) Mesurabilité, (A) Acceptabilité et (E) Performance. Pour la performance, le nombre d'étoiles est relié à la valeur du taux erreur d'égale EER obtenu dans l'état de l'art (extrait de [JRN11]).

de chaque modalité.

Chaque modalité biométrique a ses forces et ses faiblesses et le choix dépend de l'application dans laquelle elle va être implémentée. Très logiquement on ne s'attend pas à ce qu'une modalité unique réponde efficacement aux exigences de toutes les applications.

2.5 Limites de la biométrie

L'installation réussie de systèmes biométriques dans diverses applications civiles ne signifie pas que la biométrie est un problème entièrement résolu. Les chercheurs se penchent non seulement sur les questions liées à la réduction des taux d'erreur, mais aussi sur les moyens d'amélioration de la convivialité des systèmes biométriques.[AKJ06]. Les systèmes biométriques qui fonctionnent à l'aide d'une seule caractéristique biométrique présentent les limites suivantes :

2.5.1 Bruit dans les données détectées

Les données détectées peuvent être bruyantes ou déformées, exemple :

- une empreinte digitale avec une cicatrice ou une voix altérée par le froid;
- des capteurs défectueux ou mal entretenus (par exemple, accumulation de saleté sur un capteur d'empreintes digitales) ou de conditions ambiantes défavorables (par exemple, mauvais éclairage du visage de l'utilisateur dans un système de reconnaissance faciale);
- les données biométriques bruyantes peuvent être mal appariées avec les modèles de la base de données, ce qui peut entraîner le rejet incorrect d'un utilisateur.[AKJ06].

2.5.2 Variations intra-classe

Les données biométriques acquises d'une personne au cours de la phase de reconnaissance peuvent être très différentes des données qui ont été utilisées pour générer le modèle lors de l'inscription. Cette variation est généralement causée par une interaction

incorrecte de l'utilisateur avec le capteur, ou lorsque les caractéristiques du capteur sont modifiées pendant la phase de reconnaissance [AKJ06].

2.5.3 Caractère distinctif

Bien que l'on s'attende à ce qu'un trait biométrique varie considérablement d'une personne à l'autre, il peut y avoir de grandes similitudes entre les classes dans les ensembles des vecteurs de caractéristiques utilisés pour représenter ces traits. Cette limitation limite la discriminabilité fournie par le trait biométrique. [AKJ06].

2.5.4 Non-universalité

Bien que l'on s'attende à ce que chaque utilisateur possède le trait biométrique acquis, en réalité, il est possible qu'un sous-ensemble d'utilisateurs ne possède pas un caractère biométrique particulier [AKJ06].

2.5.5 Le spoofing attaque

Un imposteur peut tenter d'usurper le trait biométrique d'un utilisateur légitime inscrit afin de contourner le système. Ce type d'attaque est particulièrement pertinent lorsque des traits comportementaux tels que la signature et la voix sont utilisés. Cependant, les traits physiques sont également susceptibles d'attaques parodiées. [AKJ06].

2.5.6 Multi-modalité

Certaines limites imposées par les systèmes biométriques unimodaux peuvent être surmontées en utilisant de multiples modalités biométriques (comme le visage et les empreintes digitales d'une personne ou plusieurs doigts dans une main). Ces systèmes devraient être plus fiables en raison de la présence de preuves multiples et indépendantes. Ils s'attaquent au problème de la non-universalité, étant donné que la multiplicité des caractères assure une couverture suffisante de la population. Aussi, ils offrent des mesures anti-escroquerie en rendant difficile pour un intrus d'usurper simultanément les

multiples caractéristiques biométriques d'un utilisateur légitime. En demandant à l'utilisateur de présenter un sous-ensemble aléatoire de traits biométriques (par exemple, visage et oreille), le système s'assure qu'un utilisateur "vivant" est effectivement présent au moment de l'acquisition des données [JRN11].

Empreintes digitales	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • La plus éprouvée techniquement • Petite taille du lecteur • Faible coût des lecteurs • Traitement rapide • Bon compromis entre le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation. 	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur). • Dégradation du capteur dans les applications de contrôle d'accès accessible au grand public • Certains systèmes peuvent accepter un moulage de doigt ou un doigt coupé.
<ul style="list-style-type: none"> • Applications • En théorie, toutes les applications d'authentification peuvent utiliser les empreintes digitales. • Contrôle d'accès physique (locaux, machines, équipements spécifiques), contrôle d'accès logique (systèmes d'information). 	
Main	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Bonne acceptation des usagés • Très simple à utiliser • Le résultat est indépendant de l'humidité et de l'état de propreté des doigts • Fichier "gabarit" de petite taille 	<ul style="list-style-type: none"> • Trop encombrant pour un usage sur le bureau, dans une voiture ou un téléphone • Risque de fausse acceptation pour les vrais jumeaux
Applications	
<ul style="list-style-type: none"> • Contrôle d'accès à des locaux • Parloirs de prison 	
Visage	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Très bien accepté par le public • Pas de contact physique • Technique peu coûteuse 	<ul style="list-style-type: none"> • Technologie sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage...) • Risque de fausse acceptation pour les vrais jumeaux • Sensible aux changements (barbe, moustache, lunette, piercing, chirurgie...)
Applications	
<ul style="list-style-type: none"> • Contrôle d'accès à faible niveau de sécurité • Technologie pouvant être associée avec une autre technologie pour la compléter 	
Voix	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Il est plus facile de protéger le lecteur que dans les autres technologies • Impossible d'imiter la voix • Pas intrusif 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu • Fraude possible par enregistrement • Sensible aux bruits ambiants • Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés
Applications	
<ul style="list-style-type: none"> • C'est le seul moyen pour s'identifier via une liaison téléphonique. • Dans un immeuble d'habitation, on pourra facilement protéger un micro derrière une grille anti-vandalisme. 	
Iris	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Grande quantité d'information contenue dans l'iris • Vrais jumeaux non confondus 	<ul style="list-style-type: none"> • Aspect psychologiquement invasif de la méthode • L'iris est aisément visible et peut être photographié.
Applications	
<ul style="list-style-type: none"> • Distributeurs de billets de banque. • Contrôle d'accès physique (locaux, machines, équipements spécifiques), contrôle d'accès logique (systèmes d'information). • En théorie, toutes les applications d'authentification, la caméra est plus exposée qu'un micro (voix) mais moins qu'un capteur tactile (empreintes digitales). 	

Rétine	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • L'empreinte rétinienne est peu exposée aux blessures (coupure, brûlure) • Les taux de faux rejet et de fausse acceptation sont faibles • Très difficile, voire impossible, à imiter • La rétine est différente chez les vrais jumeaux • La rétine est stable durant la vie d'un individu 	<ul style="list-style-type: none"> • Système intrusif, il faut placer l'oeil près du capteur • Mauvaise acceptation du public (l'oeil est un organe sensible) • Coût plus important que d'autres technologies • Pas adapté pour un flux de passage important
Applications	
<ul style="list-style-type: none"> • Distributeurs de billets de banque. • Contrôle d'accès à des locaux sensibles. 	
Dynamique de la frappe	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Non intrusif, geste naturel pour un individu 	<ul style="list-style-type: none"> • Dépend de l'état (physique, émotion, fatigue...)
Applications	
<ul style="list-style-type: none"> • Documents administratif, bancaire, assurance... 	
Signature dynamique	
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • La signature écrite sur un document peut être conservée des certains documents • Action qui implique (responsabilité) le demandeur 	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin d'une tablette graphique • Sensible aux émotions de l'individu • Pas utilisable pour du contrôle d'accès en extérieur par exemple
Applications	
<ul style="list-style-type: none"> • Documents administratif, bancaire, assurance... 	

TABLEAU 2.3 – Comparaison entre les modalités biométriques, en indiquant les avantages, les inconvénients et les domaines d'application pour chaque modalité.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la biométrie et les mesures de performances couramment utilisées pour l'évaluation des systèmes biométriques, ainsi que le marché et le domaine d'application de la biométrie. Nous avons présenté les modalités biométriques, tout particulièrement l'oreille et le visage, sur lesquels est axée notre recherche. La modalité oreille sera d'ailleurs détaillée dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Biométrie de l'oreille

Sommaire

3.1 Reconnaissance de l'oreille	38
3.2 Bases de données de l'oreille dans la littérature	38
3.2.1 IIT DELHI 1 et 2	39
3.2.2 USTB 1, 2, 3	40
USTB 1	40
USTB 2	42
USTB 3	42
3.2.3 Mathematical Analysis of Images (AMI)	42
3.2.4 WVU West Virginia University	43
3.2.5 UND database	44
Collection E	44
Collection F	44
Collection G	44
Collecte J2	44
3.2.6 La base de données de l'Université de Californie Riverside (UCR)	45
3.2.7 XM2VTS BDD : Multi Modal Verification for Teleservices and Security applications	45
3.2.8 Sheffield	46
3.2.9 NIST Mugshot Identification Database (MID)	46

3.2.10 Annotated Web Ears Dataset – AWE Dataset	47
3.3 État de l'art	48
3.4 Conclusion	53

Dans ce chapitre, on présente la reconnaissance de l'oreille, les bases d'images qui existent dans la littérature et de l'État de l'art.

3.1 Reconnaissance de l'oreille

Il y a plusieurs avantages pour l'utilisation de l'oreille comme source de données biométriques. Elle a une structure très riche (figure 2.8). En plus, elle n'est pas symétrique, unique et se caractérise par la richesse et la stabilité de sa structure et fournit une grande quantité d'informations telles que la taille, la couleur et la texture [BB98; Cho06a]. Il est également important de signaler que la biométrie de l'oreille est très bien acceptée par les utilisateurs dans les différentes applications de contrôle d'accès et de sécurité gouvernementales comme les programmes de visa et de passeport. Elle est moins stressante que d'autres modalités telles que l'empreinte digitale parce qu'on n'a pas besoin de toucher des périphériques ce qui évite les problèmes d'hygiène; ou le visage où les gens ont tendance à s'occuper de leur apparence sur les photos. [Cho06b]

L'oreille n'est pas un moyen naturel pour la reconnaissance des humains et la plupart des gens ne sont pas capables de reconnaître leur propre image d'oreille. Généralement, notre reconnaissance se base sur le visage, la voix ou la marche. Deux petites comparaisons sont illustrées dans les tableaux 3.1 et 3.2 avec les deux modalités : iris et visage.

En raison de ses avantages, la biométrie de l'oreille semble être un bon choix pour soutenir des méthodes bien connues comme la voix, les mains, ou le visage. C'est pour cette raison qu'on s'intéresse, dans cette thèse, à l'oreille et à le visage .

3.2 Bases de données de l'oreille dans la littérature

Lorsqu'on veut évaluer les résultats d'une approche, il est recommandé d'utiliser un ensemble de données standard. Dans la section suivante, on décrit les bases d'images de l'oreille les plus utilisées dans l'état de l'art.

Iris	Oreille
Fixe dès l'âge de deux ans et reste relativement stable au fil du temps	Croît proportionnellement de l'âge de 4ans jusqu'à l'âge de 14 ans 4ans jusqu'à l'âge de 14 ans et dès L'âge de 14 ans, elle devient fixe
Facile à extraire	Plus facile à détecter à distance
Petite taille	Taille moyenne
Peut-être capté jusqu'à 120 cm	Peut être captée jusqu'à 37 m [Cho06a].

TABLEAU 3.1 – Comparaison de l'oreille avec l'iris

Visage	Oreille
N'est pas stable et peut changer en raison : cosmétiques, poils du visage, coiffure, expression des émotions (tristesse, bonheur, peur ou surprise)	Plus stable ,fixes et immuable par les émotion
Occlusion par des lentilles, lunettes, a barbe ou le maquillage	Occlusion par des cheveux ou boucles d'oreilles d'oreilles
Moyen de reconnaissance naturelle	N'est pas un moyen de reconnaissance naturelle
Grande taille	Taille moyenne

TABLEAU 3.2 – Comparaison de l'oreille avec le visage

3.2.1 IIT DELHI 1 et 2

Les bases sont recueillies auprès des étudiants et l'ensemble des employés (âgés entre 14 et 58 ans) de l'université d'IIT Delhi à New Delhi en Inde.

La première version IIT DELHI 1 qui a été créée entre octobre 2006 et juin 2007 contient 491 images de 125 sujets (Figure 3.1), quant à la deuxième version IIT DELHI 2 contient 793 images de 221 sujets (Figure 3.2).

La résolution de ces images est de 272×204 pixels elles sont disponibles en format jpeg et elles fournissent également les images d'oreilles automatiquement normalisées et recadrées de taille 50×180 pixels (figure 3.3) [KW12a].

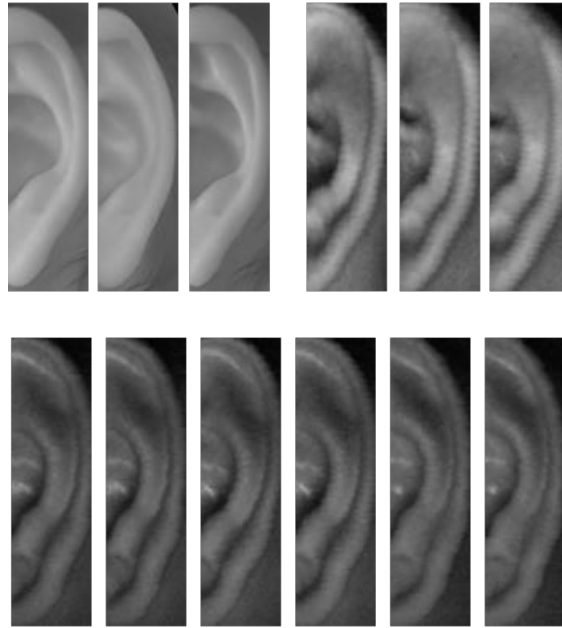


FIGURE 3.1 – Images normalisées et recadrées de la base IIT DELHI 1.



FIGURE 3.2 – Images originales de la base IIT DELHI 2, d'où les images en série appartiennent à la même personne.

3.2.2 USTB 1, 2, 3

Les bases ont été recueillies sur des étudiants et enseignants du département d'ingénierie de l'information de l'Université des Sciences et Technologies Beijing (USTB).

USTB 1

Elle a été créée entre juillet et Août 2002. L'oreille droite est photographiée par un appareil photo numérique, la base est composée de 60 volontaires et chaque sujet a exactement 3 images (une image frontale normale, une image frontale avec un angle de rotation trivial et d'une image dans des conditions d'éclairage différentes).

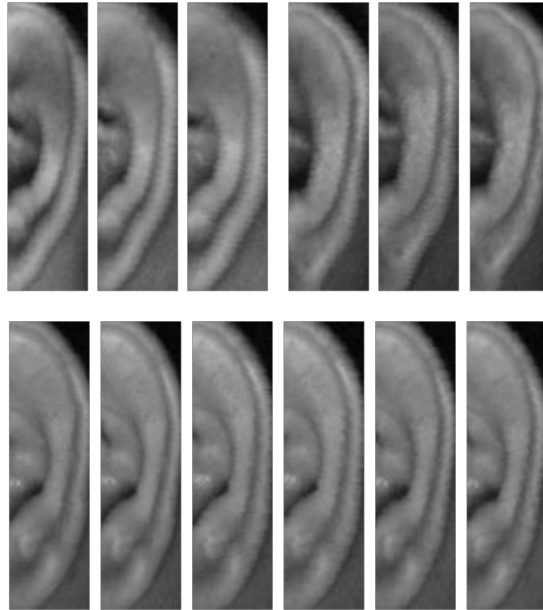


FIGURE 3.3 – Images normalisées et recadrées de la base IIT DELHI 2.

Chacune d'entre elles possède 256 échelles de gris. Les images avaient déjà fait l'objet d'une rotation et d'un cisaillement, mais elles étaient sans compensation d'éclairage [ZM09]. Quelques images de la base de données sont montrées dans la figure 3.4, où les trois images en série appartiennent à la même personne.

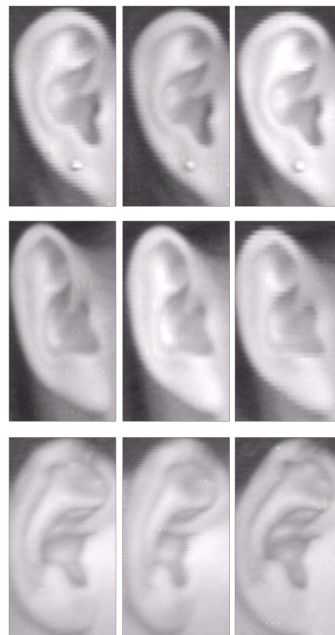


FIGURE 3.4 – Images de la base USTB 1. [ZM09]

USTB 2

La base créée entre novembre 2003 et janvier 2004, composée de 77 sujets où chaque sujet a 4 images (variations de l'angle et de l'éclairage).

La tête du sujet en profil droit est photographiée par une caméra CCD. La distance entre le sujet et l'appareil photo est fixée à 2 mètres.

Les images sont codées sur 24 bits en couleurs réelles avec une résolution de 300×400 pixels [ZM09].

Quelques images de la base sont illustrées dans la figure 3.5, dans laquelle quatre images en série appartiennent à la même personne.



FIGURE 3.5 – Images de la base USTB 2 [ZM09].

USTB 3

La base a été créée entre novembre et décembre 2004, est composée de 79 sujets où chaque sujet a 10 images prises par une caméra CCD en couleur, avec un fond blanc et un éclairage constant sous des rotations différentes. La distance entre l'appareil photo et le sujet est de 1,5 mètres. La résolution de l'image est de 768×576 , 24-bit en couleur [ZM09]. Quelques exemples sont montrés sur la figure 3.6.



FIGURE 3.6 – Images de la base USTB 3 [ZM09].

3.2.3 Mathematical Analysis of Images (AMI)

La base d'images de l'oreille AMI a été créée par Esther Gonzalez, il s'agit d'images d'oreilles recueillies auprès d'étudiants, d'enseignants et de membres du personnel du

département d'informatique de l'Université de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC), Espagne.

Les images ont été prises dans un environnement intérieur. La base de données a été acquise auprès de 100 sujets différents, âgés entre 19 et 65 ans. Sept images (six images de l'oreille droite et une image de l'oreille gauche) ont été prises pour chaque individu, pour former une base de 700 images. Les images ont été prises avec un appareil photo Nikon D100, dans les mêmes conditions d'éclairage.

La résolution de ces images est de 492×702 pixels et toutes ces images sont disponibles en format jpeg [GAM12]. Quelques exemples de cette AMI sont illustrées sur la figure 3.7.



FIGURE 3.7 – Images de la base AMI [GAM12].

3.2.4 WVU West Virginia University

WVU n'est pas disponible pour l'utilisation publique, elle est composée des séquences vidéos de 2 minutes, capturées par des caméras rotatives qui partent du profil gauche de chaque sujet 0 degré et se terminent au profil droit 180 degrés. Elle contient 460 vidéos pour 402 sujets, dont :

- 55 sujets avec des lunettes;
- 42 sujets avec des boucles;
- 38 sujets avec occlusion partielle;

— 2 sujets avec une occlusion complète [AH13].

3.2.5 UND database

Les bases de données de l'Université de Notre Dame (UND) aux États-Unis sont accessibles gratuitement au public. Il existe plusieurs collections pour plusieurs modalités en 2D et en 3D. Parmi les collections les plus utilisées en biométrie de l'oreille on trouve :

Collection E

464 images en lumière visible du profil latéral du visage (oreille) de 114 sujets humains capturés en 2002.

Collection F

942 images de profil (oreille) en 3D (+ 2D correspondante) de 302 sujets humains capturés en 2003 et 2004.

Collection G

738 images de profils (d'oreilles) en 3D (+ 2D correspondante) de 235 sujets humains capturés entre 2003 et 2005.

Collecte J2

1800 images de profil (oreille) en 3D (+ 2D correspondante) de 415 sujets humains capturés entre 2003 et 2005. [AH13]

La figure 3.8 montre des exemples tirés des collections précédemment citées.



FIGURE 3.8 – Images tirées des collections E, F, G, J2 [AH13].

3.2.6 La base de données de l'Université de Californie Riverside (UCR)

UCR a été constituée à partir d'images prises par l'appareil Minolta Vivid 300 [CB07]. Les images sont codées en (r, g, b) et ont une résolution de 200×200 pixels. Elle est composée de 155 sujets et chaque sujet a au moins quatre prises de vue. Il y a 17 femmes dont six ont des boucles d'oreilles et 12 sujets ont des oreilles partiellement cachés par les cheveux (avec moins de 10% d'occlusion). UCR n'est pas accessible au public. La figure 3.9 montre des exemples tirés de UCR.



FIGURE 3.9 – Images tirées de UCR.

3.2.7 XM2VTS BDD : Multi Modal Verification for Teleservices and Security applications

C'est une base multimodale visage - oreille de vidéo numérique de haute qualité faite par Université de Surrey à Guildford Surrey en Angleterre. Elle est ouverte aux publique avec un prix couteux. La XM2VTSDB contient quatre enregistrements de 295 sujets pris sur une période de quatre mois [MMK⁺99]. Quelques illustrations d'images de XM2VTS sont sur la figure 3.10.

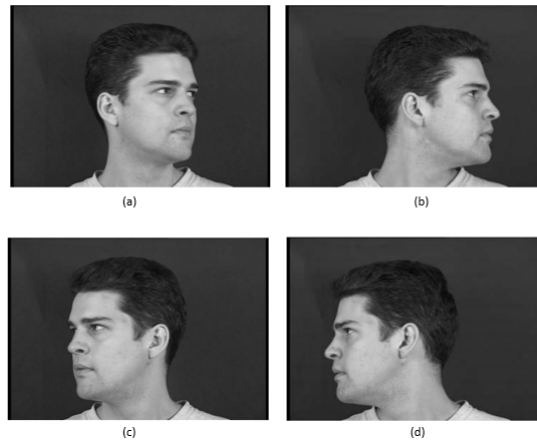


FIGURE 3.10 – Images tirées de XM2VTSDB : (a) Tête gauche à 45 degrés, (b) profil gauche, (c) Tête droite à 45 degrés, (d)profil droit [MMK⁺99].

3.2.8 Sheffield

La base de données des visages de Sheffield (anciennement UMIST) se compose de 564 images de 20 personnes. Elle est utilisée uniquement pour la détection de l'oreille. Chaque individu est représenté dans une gamme de poses allant du profil à la vue frontale. Les fichiers sont tous au format PGM, environ 220×220 pixels avec une échelle de gris de 256 bits [AH13]. Quelques exemples d'images de la base sont illustrés sur la figure 3.11.



FIGURE 3.11 – Images tirées de Sheffield [AH13].

3.2.9 NIST Mugshot Identification Database (MID)

La base de données spéciale NIST Mugshot Identification contient à la fois le visage et les images de profil, voir la Figure 3.12.

Cette base contient :

- 131 sujets avec deux ou plusieurs vues de face et 1418 avec une seule vue de face ;



FIGURE 3.12 – Images tirées de MID [dat98].

- 89 sujets avec deux profils ou plus et 1268 avec un seul profil.
- 89 cas comportant à la fois des fronts et des profils, 27 avec deux ou plusieurs images de face et de profil et 1217 avec une seule image de face et un seul profil [dat98].

La base de données MID est à la disposition du public, mais elle est coûteuse. Dans l'état de l'art, MID n'a été utilisée que pour des expériences de détection de l'oreille.

3.2.10 Annotated Web Ears Dataset – AWE Dataset

La base est collectionnée du web par l'université de Ljubljana en 2017. Elle contient en tout 1000 images de 100 personnes avec 10 images par sujets. Toutes les images ont été acquises, en utilisant une procédure semi-automatique, en coupant les oreilles à partir d'images provenant de l'Internet des personnes connues. Aucune attention particulière n'a été portée à la pose, à l'éclairage ou aux occlusions, ce qui signifie que les images sont autant que possible dans des conditions de tous les jours, contrairement aux bases qui existent déjà, elle ne contient pas d'images prises dans des conditions de laboratoire supervisées, avec un peu de variations de poses et de l'éclairage. Les images sont stockées en PNG, les tailles varient entre 15×29 pixels et 473×1022 avec une taille moyenne de 83×160 . Les données d'annotation sont stockées au format JSON avec les propriétés de chaque image : sexe, appartenance ethnique, accessoires, occlusions, roulis de la tête, lacet de la tête et côté tête [ESP17]. La figure 3.13 montre quelques exemples des images de la base AWE.



FIGURE 3.13 – Images tirées de la base AWE [ESP17].

3.3 État de l'art

Un certain nombre de systèmes basés sur des caractéristiques biométriques a été développé et testé dans des applications réelles. Parmi les divers traits biométriques physiologiques, l'oreille a fait l'objet de beaucoup d'attention ces dernières années, car elle s'est avérée être une biométrie fiable pour la reconnaissance humaine [BC08].

A partir de 1949, le policier américain Alfred Iannarelli collectionne plus de 10000 images d'oreilles. Il a déterminé 12 caractéristiques extraites manuellement de l'oreille humaine, requise pour l'identification [Jan89] (figure 2.8).

Ensuite, on trouve une émergence dans les approches de reconnaissance comme les approches géométriques qui est actuellement utilisées par la police et les experts judiciaires [Cho08]. Burge et Burger ont été les premiers à proposer une méthode géométrique dans [BB00], un système d'authentification basé sur la modulation de chaque oreille en segments Voronoi figure 3.14. Après cela, Choras a proposé une méthode d'extraction d'éléments géométriques appelée approche des cercles concentriques. Les points caractéristiques sont les points d'intersection des cercles et les contours d'oreille [Cho08] figure 3.15

Une deuxième expérience est réalisée à partir d'un total de 1200 images d'oreilles obtenues auprès de 120 personnes. Deux classificateurs, à savoir la distance minimale

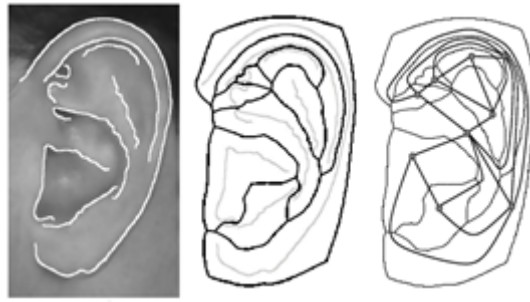


FIGURE 3.14 – Méthode géométrique basée sur le renforcement des graphes de voisinage et de diagrammes de Voronoï des bords détectés de Burge et Burger 1998-2000 [BB00].

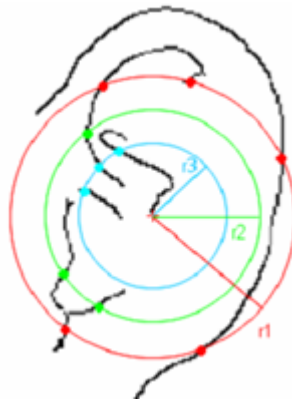


FIGURE 3.15 – Représentation symbolique de l'approche des cercles concentriques.

(MD) et K-Nearest Neighbor (K-NN) sont utilisées pour la reconnaissance. Les résultats révèlent que l'utilisation de la technique d'extraction d'éléments proposée, permet d'obtenir une plus grande précision de classification dans l'identification humaine [PGSG18]. Omara et *al.* ont proposé une nouvelle approche d'extraction d'éléments géométriques pour l'image de l'oreille. Les lignes de hauteur d'oreille maximale et minimale sont utilisées pour caractériser le contour de l'hélice externe. Les ratios de ces lignes forment les vecteurs de caractéristiques. Ils ont prouvé que leur méthode est robuste à la variation d'échelle. Les taux de reconnaissance suivants sont atteints : 98,33 sur le sous-ensemble USTB1 et de 99,6 sur la base de données IIT Delhi [OLZZ16].

Hurley et *al.* [HNC02] ont proposé la méthode de transformation du champ de force en utilisant des attracteurs Gaussiens. Leur méthode a atteint un taux de reconnaissance de rang 1 de 99% dans la base de données XM2VTS.

Victor et *al.* dans [VBS02] ont utilisé l'analyse en composantes principales (ACP) dans la biométrie auriculaire. Un échantillon par personne a été utilisé pour l'apprentissage; le taux de rang 1 était de 40%.

Chang et *al.* [CBSV03] ont également utilisé l'ACP et leur méthode proposée, a rapporté un taux de reconnaissance de 72,2% testé sur la base UND.

Arbab-Zavar et Nixon [AZN08] ont proposé une méthode de reconnaissance de l'oreille basée sur un modèle de filtre de Gabor, et ont rapporté un taux de reconnaissance de rang 1 de 89,4%.

Abaza et Harrison ont proposé un système complet de reconnaissance auditive. Ils ont localisé l'oreille à l'aide des caractéristiques de Haar disposées dans un classificateur Adaboost en cascade. Les caractéristiques sont ensuite extraites en divisant l'image de l'oreille en plusieurs blocs à partir desquels sont extraites les distributions de caractéristiques du motif binaire local. Leur approche a atteint en identification, une performance de 94,34%, environ 78% en rang-1 même en présence de 60% d'occlusion [AH13].

Benzaoui et *al.* [BHB14] utilisaient des fonctions de texture locales telles que LBP, LPQ, et BSIF pour extraire les vecteurs de caractéristiques. Ils ont testé leurs méthodes sur 3 bases de données : IIT Delhi-1, IIT Delhi-2 et USTB, et ils ont obtenu les résultats suivants : 97,26%, 97,34%, 98,46%.

Ghoualmi et *al.* ont proposé un système basé sur la technique de cartographie des niveaux de gris optimisée par un algorithme de colonie artificielle d'abeilles (ABC). Les caractéristiques sont extraites par la transformation de caractéristiques invariante d'échelle (SIFT) et ensuite appariées par la distance euclidienne. L'approche proposée a été évaluée sur les bases : IIT Delhi 2, USTB 1 et USTB 2 et les taux d'identification de rang 1 déclarés étaient : 99,6%, 97,15% et 94,79% [GDC16].

Chowdhury et *al.* ont proposé une méthode basée sur les ondelettes pour l'extraction des caractéristiques en temps réel. Le cadre proposé a été validé dans les bases de données IIT Delhi-1, AMI, WPUT et AWE avec une précision moyenne de 99,25% [CBSM18].

Sarangi et *al.* ont combiné deux descripteurs de caractéristiques locales " Pyramid Histogram of Oriented Gradients" (PHOG) et "Local Directional Patterns" (LDP) pour représenter les images d'oreilles. La dimension de ces vecteurs de caractéristiques sont réduites à l'aide de l'analyse des composantes principales (ACP). Pour la classification, ils ont utilisé : Kernel Discriminant Analysis (KDA) et le K plus proche voisin (KNN). Leur méthode est évaluée sur les bases : IIT version Delhi (I et II) et sur la collection E de l'UND,

ils ont eu les résultats suivants 98,62%, 98,79% et 97,34% [SMD19a].

Sinha et *al.* ont proposé un système de reconnaissance basé sur HOG avec des machines à vecteurs de support (SVM) pour la localisation de l'oreille et réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) pour la reconnaissance de l'oreille. Les CNN combinent des tâches d'extraction de caractéristiques et de reconnaissance de l'oreille en un seul réseau dans le but de résoudre des problèmes tels que les variations d'éclairage, de contraste, de rotation, d'échelle et de pose. La faisabilité de la technique proposée a été évaluée sur la base de données USTB III, avec une précision de reconnaissance moyenne de 97,9% [SMSA19].

Emeršič et *al.* ont proposé un système de reconnaissance basé sur des réseaux neuronaux convolutifs (CNN). Il intègre à la fois la détection d'oreilles sur des images arbitraires de personnes, ainsi que la reconnaissance sur ces régions segmentées de l'oreille. Ce système a été testé sur la base AWD [EKSP19].

Kumari et *al.* ont utilisé l'ACP par blocs pour reconnaître l'oreille même en cas d'occlusion partielle. Ils ont eu un taux de reconnaissance supérieur à 94% avec taux d'erreur (EER) inférieur à 15% pour une image d'oreille avec occlusion à 25% [RKRSK19].

Harsh et *al.* ont proposé une technique qui utilise les réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour l'extraction des caractéristiques et une machine à vecteur de support (SVM) pour la classification. La technique a été évaluée sur un ensemble de données annotées sur les oreilles du web avec un taux d'erreur moyen égal à 12,52% [HS19].

Le tableau comparatifs 3.3 fait par Emeršič et *al.* [ESP17] reproduit quelques approches de l'état de l'art avec les bases utilisées pour l'évaluation et les taux de reconnaissance trouvés.

Référence	Méthode	Base	Suj	Perf %
1998,Burge and Burger [BB98]	Voronoi Diagrams	propre	NA	NA
1999,Moreno et al. [MSV99]	méthode Géométrique	propre	48	43 83 (R1)
2002,Hurley et al. [HNC02]	Force Field Transform	propre	NA	NA
2002,Victor et al. [VBS02]	PCA	propre	294	40 (R1)
2003,Chang et al. [CBSV03]	PCA	UND E	114	71,6 (R1)
2004,Mu et al. [MYX ⁺ 04]	méthode Géométrique	USTB II	77	85 (R1)
2005,Zhang et al. [ZMQ ⁺ 05]	Independent Component Analysis ICA	CP	17	94,1 (R1)
2006,Fabate et al. [FNRR06]	Generic Fourier Descriptor	propre	60	88,3 (R1)
2006,Ab.Mottaleb et al. [AMZ06]	Force Field	propre	70	96 (R1)
2006,Ab.Mottaleb et al. [AMZ06]	Force Field	propre	29	87,9 (R1)
2006,Choras et al. [Cho06a; Cho06b]	méthode Géométrique	Own	NA	100 (R1)
2007,Kumar et al.[KZ07]	Log-Gabor Wavelets	UND	113	90 (R1)
2007,Rahman et al. [RIB ⁺ 07]	méthode Géométrique	propre	100	88 (R1)
2007,Yuan et al. [YMX07]	Full-Space LDA	USTB II	77	90 (R1)
2008,Arbab-Zavar et al. [AZN08]	Log-Gabor Filters	XM2VTS	63	85,7 (R1)
2008,Choras [Cho08]	méthode Géométrique	propre	188	86,2 (R1)
2008,Xie et al. [XM08]	Enhanced Locally Linear Embedding	USTB III	79	90 (R1)
2008,Zhang et al. [ZL08]	Null Kernel Discriminant Analysis	USTB I	60	97,7 (R1)
2012,Chan et al. [CK12]	2D Quadrature Filter	IITD I	125	96,5 (R1)
	Orthogonal Log-Gabor Filter	IITD II	221	96,1 (R1)
2012,Kumar et al. [KW12a]	Local Gray-Level Orientations	IITD I	125	97,1 (R1)
		IITD II	221	97,7 (R1)
2014,Benzaoui et al. [BHB14]	BSIF	IITD II	221	97,3 (R1)
2014,Jacob et al. [JR14]	Gray Level Co-Occurrence + LBP + Gabor	IITD II	221	94,1 (R1)
	LPQ	Several	555	93,1 (R1)
2014,Pflug et al.[PBR14]		UND J2	158	98,7 (R1)
	LPQ, BSIF, LBP et HOG	AMI	100	100 (R1)
		IITK	72	99,4 (R1)
	LBP	IITD	121	94,5 (R1)
2014,Benzaoui et al.[BHB14]	BSIF	IITD I	125	96,7 (R1)
		IITD II	221	97,3 (R1)
2015,Bourouba et al. [HHAH15]	Multi-Bags-Of-Features Histogram	IITD I	125	96,3 (R1)
2015,Meraoumia et al. [MCB15]	Filtre Gabor	IITD II	221	92,4 (R1)

TABLEAU 3.3 – Reproduction du tableau comparatif cité dans [ESP17] entre quelques approches de l'état de l'art avec les bases utilisées et les taux de reconnaissance (dont base (c'est la base d'image), propre(leur propre base d'image), Suj(nombre de sujet dans la base), R1(Rank-1), Perf(taux de performance))

3.4 Conclusion

Avec le besoin croissant de la sécurité dans de nombreuses applications, l'oreille humaine est une source idéale de données pour la reconnaissance passive des personnes. Les oreilles sont visibles et leurs images peuvent facilement être prises, sans la connaissance de la personne interrogée. Ce chapitre présente un résumé sur les bases d'images d'oreille qui existe dans la littérature avec un aperçu des différentes approches proposées pour la reconnaissance. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter des bases d'images et de l'état de l'art du visage.

Chapitre 4

Biométrie du visage

Sommaire

4.1 Reconnaissance du visage	55
4.2 Base d'image du visage	56
4.2.1 AR	56
4.2.2 La base d'image FERET	57
4.2.3 La base d'image CAS-PEAL	57
4.2.4 La base d'image Orl du visage	58
4.2.5 La base d'image Yale du visage	59
4.2.6 La base d'image Chicago du visage	59
4.2.7 La base d'image MIT	60
4.2.8 Autres bases d'image	60
4.3 État de l'art	62
4.4 Conclusion	63

Dans ce chapitre nous allons présenter la reconnaissance du visage, les bases d'images les plus utilisées dans la littérature ensuite nous allons terminer par un état de l'art sur le visage.

4.1 Reconnaissance du visage

Il est facile de reconnaître les personnes par leurs visages, même dans des conditions de vision très dégradées, comme l'éclairage, l'occlusion, l'expression, le point de vue, etc. La grande disponibilité d'ordinateurs puissants et peu onéreux ainsi que des systèmes informatiques embarqués ont suscité un énorme intérêt dans le traitement automatique des images et des vidéos numériques au sein de nombreuses applications, incluant l'identification biométrique, la surveillance, l'interaction homme-machine et la gestion de données multimédia. La reconnaissance faciale, en tant qu'une des technologies biométriques de base, a pris une part de plus en plus importante dans le domaine de la recherche, ceci étant dû aux avancées rapides dans des technologies telles que les appareils photo numériques, Internet et les dispositifs mobiles, le tout associé à des besoins en sécurité sans cesse en augmentation.

La reconnaissance faciale est une méthode non intrusive, c'est la caractéristique biométrique la plus couramment utilisée par les humains pour faire une reconnaissance personnelle. Le système de reconnaissance exploite les caractéristiques du visage pour extraire une signature numérique [JRP⁺04]. La biométrie du visage a suscité, ces derniers temps, l'intérêt grandissant de la communauté scientifique et des industriels de la biométrie. Néanmoins, les performances des systèmes basés sur les images 2D sont affectées par différents types de variabilités comme la pose, les conditions d'éclairage, les occlusions et les expressions faciales. Avec la disponibilité de caméras 3D capables d'acquérir la forme tridimensionnelle, moins sensibles aux changements d'illumination et de pose, plusieurs travaux de recherche se sont tournés vers l'étude de cette nouvelle modalité. Ces systèmes se basent sur des photos/vidéos [Bal12]. Cependant, ces dernières méthodes peuvent demander un coup de déploiement élevé dû à l'investissement de scanners 3D coûteux. Un autre inconvénient majeur concerne le grand volume de données tridimensionnelles

qu'il est souvent nécessaire de convertir afin de pouvoir les traiter convenablement, ce qui implique une utilisation encore relativement inadaptée à des contraintes temps-réel, contrairement au traitement de photographies 2D.

4.2 Base d'image du visage

En raison de sa non-rigidité et de sa structure tridimensionnelle (3D) complexe, l'apparence d'un visage est affectée par plusieurs facteurs tels que la pose, l'éclairage, l'expression, l'âge, l'occlusion et la pilosité faciale. Le développement des algorithmes résistants à ces variations nécessite des bases de données d'une taille suffisamment conséquente pour inclure des variations soigneusement contrôlées de ces facteurs. De plus, des bases de données communes sont nécessaires pour évaluer les algorithmes d'une manière comparative. La collecte d'une base de données de haute qualité est une tâche qui demande beaucoup de ressources.

Bien qu'il existe actuellement de nombreuses bases d'images pour le visage, le choix approprié devrait être fait en fonction de la tâche qu'on veut étudier, par exemple : vieillissement, expressions, éclairage, etc.

Une autre façon est de choisir un ensemble de données spécifiques selon la propriété qu'on veut tester par exemple : comment l'algorithme se comporte lorsqu'on donne des images avec des changements d'éclairage ou des images avec des expressions faciales différentes?

Dans la présente section, nous passons en revue 7 bases de données disponibles pour la reconnaissance et la détection des visages et aussi l'analyse des expressions faciales, en suite nous finalisons avec un tableau qui donne une brève description sur 15 autres bases d'images de visage qui existent dans la littérature.

4.2.1 AR

La base de données AR a été collectée par le centre Computer Vision de Barcelone, en Espagne, en 1998. Elle contient 126 sujets (70 Hommes, 56 Femmes), où chaque sujet a 26 images et la taille des images : 576×768 pixels.

La plupart des chercheurs préfèrent utiliser un sous-ensemble d'image de 50 hommes et 50 femmes de la base AR, chaque image est normalisée et recadrée à 64×64 pixels [MB98].

Ils ont pris en considération les conditions suivantes lors des prises des photos : expression neutre, sourire, colère, cri, lumière gauche allumée, lumière droite allumée, lumières de tous les côtés allumées, port de lunettes de soleil, port de lunettes de soleil et lumière gauche allumées, port de lunettes de soleil et lumière droite allumée, port de lunettes de soleil et lumière droite allumée, port du foulard, port du foulard et lumière gauche allumée, port du foulard et lumière droite allumée. Ils ont répété une deuxième session dans les mêmes conditions [MB98].

Certaines images de visages de cette base de données sont présentées dans la Figure 4.1.



FIGURE 4.1 – Exemple de quelques images de la base AR .[MB98].

4.2.2 La base d'image FERET

La base de données FERET a été collectée en 15 sessions entre août 1993 et juillet 1996 dans un environnement semi-contrôlé. Elle contient 1 564 séries d'images pour un total de 14 126 images, dont 1 199 personnes et 365 séries d'images en double. Pour certaines personnes, des images ont été recueillies aux profils droit et gauche, comme le montre la figure 4.2, et conviennent à la reconnaissance de l'oreille 2D. La base de données FERET est accessible gratuitement au public [PWHR98].

4.2.3 La base d'image CAS-PEAL

La base de données CAS-PEAL 11 [GCS⁺04] a été collectionnée par l'Académie chinoise des sciences (CAS), avec le soutien du programme chinois National Hi-Tech (863).

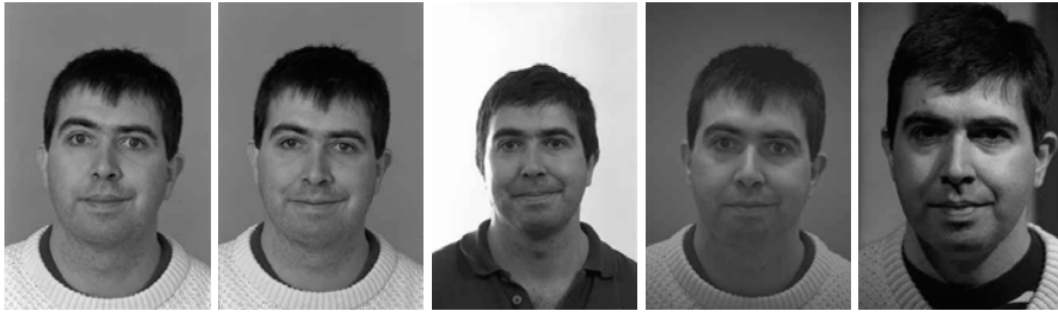


FIGURE 4.2 – Exemple de quelques images de la base FERET [PWHR98].

La base de données CAS-PEAL comprend des images de visages avec différentes poses, expressions, accessoires et éclairages. La base de données CAS-PEAL contient 99 594 images de 1040 personnes (595 hommes et 445 femmes). Pour chaque sujet, neuf caméras installées d'une manière semi-circulaire pour capturer simultanément des images de différentes poses en une seule prise (comme le montre la Figure 4.3). On demande également à chaque sujet de regarder vers le haut et vers le bas pour capturer 18 images dans deux autres prises de vue. La base de données CAS-PEAL comprend également 5 types d'expressions, 6 types d'accessoires (3 lunettes et 3 casquettes), et 15 directions d'éclairage, ainsi que la variation des arrière-plans, de la distance par rapport aux caméras et de l'âge [GCS⁺07]. Le CAS-PEAL est accessible au public.



FIGURE 4.3 – Exemple de quelques images de la base CAS-PEAL [GCS⁺07].

4.2.4 La base d'image OrL du visage

La base de données ORL a été recueillie entre 1992 et 1994, elle contient 40 individus ou chacun a 10 images de 92×112 pixels de résolution. Une légère variation dans l'éclairage, l'expression du visage (yeux ouverts/fermés, sourire/pas de sourire) et les détails du visage (lunettes/pas de lunettes) [SH94], (comme le montre la Figure 4.4). Cependant, les conditions n'étaient pas systématiquement variées.



FIGURE 4.4 – Exemple de quelques images de la base ORL. [SH94]

4.2.5 La base d'image Yale du visage

La base de données de Yale contient 15 sujets, où chaque sujet a 11 images. Les images sont en niveau de gris avec une résolution de 320×243 pixels. Ces différentes conditions ont été prises en considération : lumière centrale, avec lunettes, joyeux, lumière à gauche, sans lunettes, normal, lumière à droite, triste, endormi, surpris, clignement d'œil. [BHK97] Cette base est disponible au grand public. La figure 4.5 montre quelques images (de visage) de cette base de données.



FIGURE 4.5 – Exemple de quelques images de la base Yale [BHK97].

4.2.6 La base d'image Chicago du visage

La Chicago Face Database (CFD) a été collectionnée à l'Université de Chicago par Debbie S. Ma, Joshua Correll et Bernd Wittenbrink. Elle fournit des photographies standardisées à haute résolution de 158 visages : masculins et féminins, noirs et blancs âgés de 18 à 40 ans et de nombreuses autres données sur ces sujets. La résolution des photos est de 3008×2000 pixels. La CFD est gratuite et disponible uniquement pour la recherche scientifique [MCW15]. La figure 4.6 montre quelques images de cette base de données.



FIGURE 4.6 – Exemple de quelques images de la base CFD [MCW15].

4.2.7 La base d'image MIT

La base de données du MIT contient 16 sujets sous trois conditions d'éclairage (frontale, 45°, 90°), trois conditions d'échelle et trois conditions d'inclinaison de la tête (verticale, droite, gauche). [TP91]

4.2.8 Autres bases d'image

Dans cette partie, nous examinons les bases d'images qui sont accessibles au public. Le tableau 4.1 résume les principales caractéristiques de ces bases de données, y compris le nombre de sujets, les conditions d'enregistrement, la résolution de l'image, et le nombre total d'images.

Nom	C	Taille	NB/S	NB I/S	Conditions	Disp
MIT de Richard	oui	480 × 640	154 (82 H, 74 F)	6	vues de face et de profil - avec ou sans maquillage	oui
CVL	oui	640 × 480	114 (108 H, 6 F)	7	profil (gauche/droite), 45°, front	oui
Scanners Nottingham	non	438 × 538	100 (50 H, 50 F)	1	Toutes les vues de face	-
nott-faces-originaux	non	288 × 384	100	7	Surtout frontale, quelques profils	-
Scanners nottingham	non	438 × 538	100 (50 H, 50 F)	1	Toutes les vues de face	-
Stirling faces	non	280 × 365	36 (18 H, 18 F)	9	Vues de face et de profil	-
Faces in the Wild	Oui	150 × 150	13 233	-	Photos non posées, mais surtout vues de face	oui
MUCT	Oui	480 × 640	276	10 à 15	différents éclairages, points de repère manuels	oui
Yale Face B	Non	640 × 480	10	576	9 poses avec 64 conditions d'éclairage	oui
PIE	Oui	640 × 486	68	40 Go	conditions d'éclairage avec 4 expressions différentes	oui
UMIST	Non	220 × 220	20	De 19 à 36	Différents angles	oui
Human Scan	Non	384 × 286	23	- 66	vue de face, photos aléatoires	oui
JAFFE	Non	256 × 256	10	7	expressions faciales émotionnelles différentes	oui
Oulu basés sur la physique	Oui	428 × 569	125	16	éclairages et calibrages de caméras différents	payante

TABLEAU 4.1 – Tableau comparatif entre quelques bases d'image pour le visage. C : images en couleurs, taille des images en pixels, NB/S : nombre des sujets, NB I/S : nombre des images en pixels, Taille des images en pixels, Cond : condition de la prise de la photo, Disp : disponibilité de la base, H : homme, F : femme

4.3 État de l'art

Comme toutes les modalités biométriques, une représentation optimale du visage doit être robuste, discriminatoire et réalisable. Dans la plupart des systèmes de reconnaissance, la première étape est l'extraction des caractéristiques, où les images faciales doivent être représentées comme des vecteurs de caractéristiques, dans ce cas la performance de ces systèmes dépend fortement de la qualité de ces caractéristiques [FCJ⁺14].

C'est pour cette raison, il existe une variété de méthodes d'extraction de caractéristiques utilisées pour la reconnaissance faciale. On peut les diviser en trois catégories :

- Les approches globales qui traitent le visage dans son ensemble. Elles tiennent compte des représentations qui décrivent les propriétés globales du visage. Le principe de ces approches est d'utiliser toute la surface du visage comme une source d'information c'est à dire une entité unique en entrée du système sans tenir compte des caractéristiques locales comme les yeux, la bouche, etc.;
- Les approches locales décrivent des parties locales ou l'apparence locale du visage et exploitent ces descriptions pour la reconnaissance;
- La dernière catégorie d'approches hybrides couvre les techniques qui combinent un ou plusieurs éléments des deux précédentes approches.

[ABB18]

Parmi ces approches on trouve, Local Binary Patterns (LBP) [AHP04], Gabor et log-Gabor filters [ABB18]. Il y a d'autres descripteurs qui sont une extension de ceux qui existent déjà comme : Local Ternary Patterns (LTP) [TT07] où il utilise une constante k avec la valeur centrale c qui est considérée comme un seuil pour des pixels voisin p pour obtenir 3 valeurs $-1(p > c + k), 0(p > c - k \text{ et } p > c + k), 1(p < c - k)$; Complete LBP (CLBP) [GZZ10] a proposé une modélisation complète de l'opérateur de local binary pattern (LBP) et un schéma LBP (CLBP) associé est développé pour la classification de texture.

les méthodes fondées sur l'apparence telles que l'analyse en composantes principales (ACP) [BHK97] où chaque image de visage est décrite par une combinaison linéaire des vecteurs propres de la matrice de covariance, l'analyse discriminante linéaire (LDA) [BHK97],

la technique ACP non linéaire (KPCA) [KJK02], kernel LDA (KLDA) [FXN⁺16]), et 2DLDA [LY05] qui proposait une nouvelle méthode statistique pour la projection linéaire qui utilise la matrice d'image bidirectionnelle au lieu d'utiliser une direction d'une image comme vecteur e1D par rapport au LDA standard .

D'autre part, au cours des dernières années, de nombreux chercheurs ont proposé des combinaisons de plusieurs méthodes. Yu et *al.* dans [YGY⁺14] ont intégré la moyenne et l'écart-type de la différence absolue locale dans l'extraction des caractéristiques des LBP standard. Peng et *al.* dans [PWLL15] ont proposé un graphique discriminatoire régularisé : Extrême Learning Machine (GELM). Fathi et *al.* dans [FAAM16] ont combiné les caractéristiques de Global Gabor Zernike (GGZ) et HOG.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques bases d'images de visage et quelques méthodes de reconnaissance faciale. La biométrie du visage est un domaine de recherche très vaste, notre méthode d'identification de visage proposée sera détaillée dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

Méthodes proposées

Sommaire

5.1 Architecture du système proposé	65
5.2 Expérience 1	66
5.2.1 Extraction des caractéristiques basée sur MLBP	66
5.2.2 Processus du matching basé sur la divergence de Kullback Leibler (KL)	68
5.2.3 Résultats expérimentaux, analyse et discussion	69
Résultats expérimentaux	70
5.3 Expérience 2	72
5.3.1 La Distance cityblock CTB	74
5.3.2 Résultats expérimentaux, analyse et discussion	74
Résultats expérimentaux	75
5.4 Expérience 3	80
5.5 Expérience 4	83
5.6 conclusion	85

Dans ce chapitre, nous allons présenter notre contribution sur les deux modalités oreille et visage.

5.1 Architecture du système proposé

En générale, l'enrôlement et la reconnaissance sont les deux parties principales d'un système typique de reconnaissance biométrique. À l'étape de l'enrôlement, l'image de chaque personne est pré-traitée pour améliorer ses caractéristiques. Ensuite, la région d'intérêt ROI est repérée de chaque image pour extraire les caractéristiques qui seront, par la suite, stockées dans la base de données comme un modèle. Pour la reconnaissance, les mêmes étapes de l'enrôlement sont appliquées : pré-traitement de l'image teste, ROI et extraction des caractéristiques. Ensuite, dans la phase de mise en correspondance, les nouvelles données extraites sont comparées à celles du modèle déjà collecté et stockées dans la base de données lors de la première phase. Une distance est utilisée pour calculer un score de similarité entre les deux vecteurs de caractéristiques afin de décider si le service demandé est accepté ou rejeté. La figure 5.1 présente un schéma général d'un système de reconnaissance de l'oreille ou du visage.

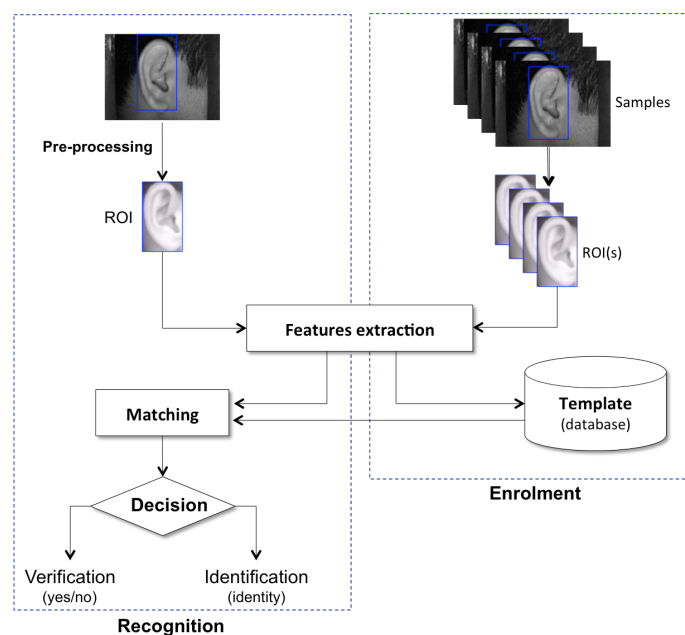


FIGURE 5.1 – Représentation schématique du système de reconnaissance de l'oreille.

5.2 Expérience 1

Dans cette section, on décrit notre proposition publiée dans :

Z. Youbi, L. Boubchir, M. D. Bounneche, A. Ali-Chérif and A. Boukrouche, "Human Ear recognition based on Multi-Scale Local Binary Pattern descriptor and KL divergence," 2016 39th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), Vienna, 2016, pp. 685-688. doi : 10.1109/TSP.2016.7760971.

L'extraction des caractéristiques et le processus du matching constituent les deux principales étapes de la méthode de reconnaissance de l'oreille humaine proposée.

5.2.1 Extraction des caractéristiques basée sur MLBP

Notre méthode d'extraction de caractéristiques proposée se base essentiellement sur une représentation multi-échelle du LBP appelée Multi-scale LBP citée dans [PHZA11]. L'opérateur LBP, introduit par [OPH96], est l'un des descripteurs de texture le plus efficaces et le plus puissants pour les approches de classification de texture [PHZA11]. LBP travaille sur un bloc de pixels d'une image dans une région circulaire [OPH96; OPM02]. Le rayon du voisinage circulaire est défini par R et le nombre de voisins est noté par P.

Le motif LBP est obtenu en étiquetant les pixels de l'image. Il seuillement les voisinages (P,R) autour du pixel central (i, j) et additionne les valeurs seuils pondérées par les puissances de deux. Il est défini à travers :

$$\text{LBP}_{P,R}(i, j) = \sum_{p=0}^{P-1} 2^p S(X(i, j) - X(i_p, j_p)) \quad (5.1)$$

Où p est l'index du voisin, (i_p, j_p) représente les coordonnées voisines¹ autour du pixel (i, j) sur l'image X :

$$(i_p, j_p) = (i + R \cos(2\pi p/P), j - R \sin(2\pi p/P)) \quad (5.2)$$

1. Notez que lorsque la coordonnée voisine (i_p, j_p) ne correspond pas aux valeurs entières, la valeur du pixel est estimée par interpolation bilinéaire.

pour $p = 0, 1, \dots, P - 1$

s est la fonction de seuillage définie comme suit :

$$S(\lambda) = \begin{cases} 1, & \lambda \geq 0 \\ 0, & \lambda < 0 \end{cases} \quad (5.3)$$

La figure 5.2 montre un exemple de voisins circulaires avec $P = 8$ et $R = 1$ représentant un bloc de 3×3 voisinage.

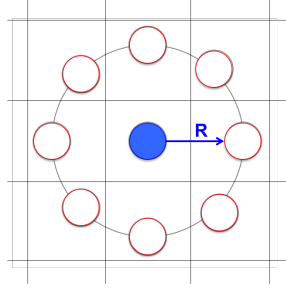


FIGURE 5.2 – Ensembles de voisins symétriques pour l'opérateur LBP avec $P = 8$ et $R = 1$ (3×3 voisinage).

Les occurrences de LBP codent l'image, puis son histogramme \mathcal{H} est collecté. La LBP est montrée dans l'équation suivante, et ses résultats sont utilisés comme vecteur de texture.

$$\mathcal{H}(n) = \sum_{i,j} \mathcal{B}(\text{LBP}_{P,R}(i, j) = n) \text{ où } n \in [0, 2^P - 1] \quad (5.4)$$

et $\mathcal{B}(v)$ est un indicateur booléen défini comme :

$$\mathcal{B}(v) = \begin{cases} 1, & \text{si } v \text{ est vrai} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.5)$$

Une illustration de l'opérateur LBP de base est illustrée dans la figure 5.3.

Dans notre travail, nous avons utilisé un sous-ensemble de lombalgies appelées modèles uniformes. Elle est définie dans [TTMM00].

Cependant, l'opérateur LBP de base est basé sur une échelle unique, c'est à dire il ne peut pas être capable de capturer toutes les caractéristiques clé de la texture, qui sont robustes pour la translation et la rotation de l'image. Le MLBP [PHZA11] est une extension

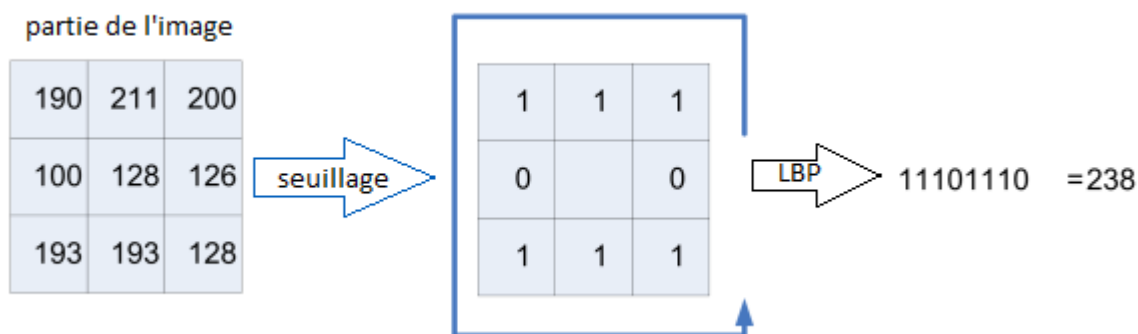


FIGURE 5.3 – Illustration de l'opérateur LBP.

de la LBP de base. Il est utilisée pour surmonter ces limitations. L'idée est basée sur la variation d'un cercle de rayon R [OPM02] et le calcul de l'histogramme correspondant aux différentes valeurs de R. L'histogramme résultant \mathcal{H} est la concaténation de l'ensemble des histogrammes normalisés calculés à différentes échelles.

Les images LBP multi-échelles résultantes sont montrées dans la Figure 5.4.

Des images résultantes du MLBP avec 5 échelles, avec une variation dans P, qui varie entre {8,16}, sont montrées dans 5.5.

5.2.2 Processus du matching basé sur la divergence de Kullback Leibler (KL)

L'étape du matching consiste à comparer l'image de l'oreille testée à l'image stockée, un score de similarité est mesuré pour vérifier si les traits sont extraits de la même oreille ou non. Dans cette méthode, nous avons proposé d'évaluer le taux du matching en utilisant la divergence KL.

La divergence KL est une mesure de la dissimilitude entre deux distributions de probabilités [KL51]; et elle est définie comme suit :

$$KL(A, B) = \sum_i A(i) \log \frac{A(i)}{B(i)} \quad (5.6)$$

Où A et B sont les distributions de probabilité.

Dans l'approche que nous proposons, ces distributions de probabilités sont remplacées par les vecteurs de caractéristiques. L'algorithme suivant résume la méthode de re-

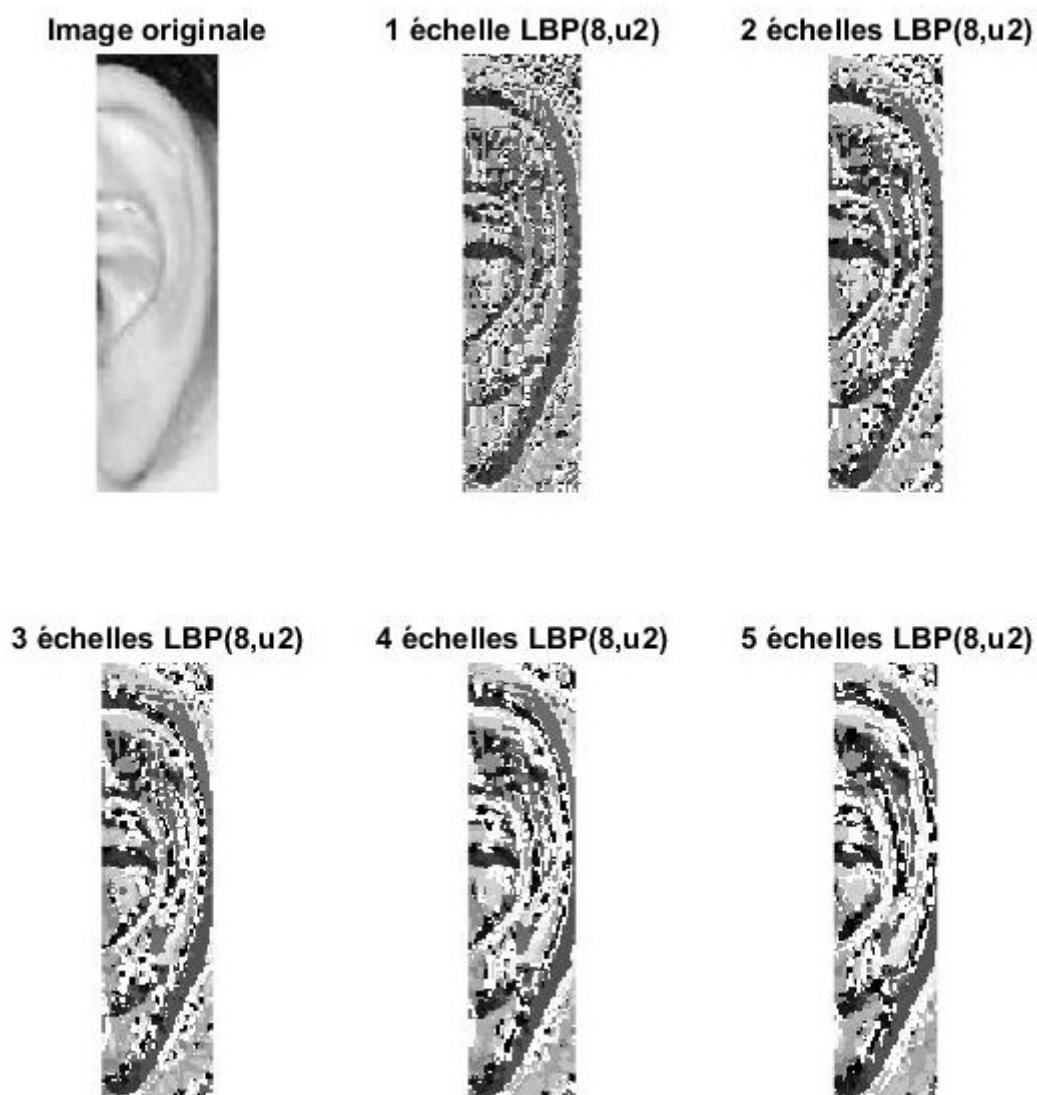
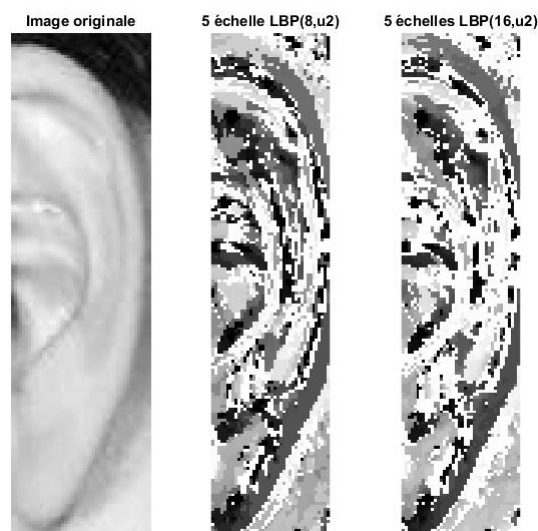


FIGURE 5.4 – Exemple d’images MLBP obtenues à partir d’une image d’oreille. Seulement 5 échelles ont été montrées avec $R = \{1, 2, \dots, 5\}$ et $P = 8$.

connaissance de l’oreille humaine que nous proposons.

5.2.3 Résultats expérimentaux, analyse et discussion

Nous avons évalué la performance de la méthode proposée pour le mode d’identification sur les deux bases de données : IIT Delhi-2 décrite dans [KW12b] et USTB databases-1 décrite dans [ZM09].

FIGURE 5.5 – Images d’oreille avec 5 échelles et $P = 8, P = 16$.**Algorithm 1** Reconnaissance de l’oreille humaine basée sur la MLBP et la distance KL**Require:** Image de l’oreille X

- 1: Diviser X en K blocs égaux : $B_{(k)}; k = 1, \dots, K$
- 2: **for** $k = 1$ à K **do**
- 3: Calculer la MLBP sur le bloc $B_{(k)}$ en utilisant (5.4) : $\mathcal{H}_{(k)}$
- 4: **end for**
- 5: Concaténer les caractéristiques calculées de la MLBP :
 $\mathbf{F} = \{\mathcal{H}_{(1)}, \dots, \mathcal{H}_{(K)}\}$
- 6: Appliquer la distance KL avec (5.6)

Ensure: Décision d’identification**Résultats expérimentaux**

Nous avons évalué la performance de la méthode d’extraction de caractéristiques proposée en utilisant le KL et les distances euclidiennes conventionnelles pour le processus du matching. Le tableau 5.1 montre les résultats d’identification (en termes de reconnaissance de rang 1) obtenus dans la base de données de l’IIT Delhi en utilisant 2 images par personne pour l’apprentissage (c’est-à-dire l’enrôlement) et le reste des images de la même personne sont utilisées pour les tests (c’est-à-dire 1 échantillon). Pour l’extraction des caractéristiques, cinq échelles sont considérées pour calculer les caractéristiques de la MLBP avec le nombre de voisinage $P = 16$ et le rayon $R = \{1, 2, \dots, 5\}$.

D’abord, on peut noter que l’utilisation de la distance KL dans la méthode proposée permet d’obtenir des meilleures performances d’identification par rapport à l’utilisation de la distance euclidienne classique. Cela indique que la distance KL est plus significative

Nombre de voisins	Radius	IR Rang-1
P = 8	R = 1	60,01%
	R = {1, 2, 3}	88,80%
	R = {1, 2, 3, 4, 5}	89,60%
P = 16	R = 1	60,01%
	R = {1, 2, 3}	88,80%
	R = {1, 2, 3, 4, 5}	95,02%

TABLEAU 5.1 – Performances d’identification (en termes de reconnaissance de rang-1) de la méthode proposée pour les différentes valeurs de P et R en MLBP, en utilisant la base de données d’images d’oreilles IIT Delhi avec 2 échantillons en apprentissage et 1 échantillon en test.

que la distance euclidienne. Deuxièmement, en divisant l’image de l’oreille en plusieurs blocs et en appliquant ensuite le MLBP sur chaque bloc, la méthode proposée permet d’obtenir une meilleure performance d’identification que l’application de la MLBP sur l’image entière. Par exemple, le taux de reconnaissance obtenu du rang-1 atteint jusqu’à 95 % quand on divise l’image en 18 blocs.

Nous avons également évalué la performance de la méthode proposée en faisant varier les paramètres du MLBP : P et R. Le tableau 5.2 montre les résultats obtenus en termes de reconnaissance de rang 1 en utilisant 18 blocs. Nous pouvons observer que le taux de reconnaissance augmente lorsque le nombre de voisins et le rayon augmentent. On peut aussi remarquer que choisir $R = \{1, 2, \dots, 5\}$ avec $P = 16$ en MLBP permet d’obtenir le meilleur taux d’identification jusqu’à 95%.

Méthode	Nombre de blocs	IR à Rang-1
MLBP + KL	1	50,40%
	10	84,80%
	18	95,02%
MLBP + Euclidienne	1	40,88%
	10	74,10%
	18	90,24%

TABLEAU 5.2 – Performances d’identification (en termes de reconnaissance de rang 1) de la méthode proposée (avec KL et distances euclidiennes) utilisant la base de données IIT Delhi-Oreille avec 2 échantillons en apprentissage et 1 échantillon en test.

Le tableau 5.4 présente une comparaison entre la méthode que nous proposons et les méthodes proposées dans [HAZN07], [KW12b], et [JR14], en montrant seulement le

meilleur taux de reconnaissance du rang-1 obtenu. Nous pouvons remarquer que le résultat obtenu à partir de l'évaluation de notre méthode surpasse les résultats des méthodes de l'état de l'art, et que la différence en terme de reconnaissance de rang 1 varie de 1% à 20%.

Enfin, l'analyse des résultats obtenus indique que notre méthode de reconnaissance de l'oreille basée sur le descripteur MLBP avec divergence KL est une méthode très compétitive par rapport aux méthodes de l'état de l'art, en particulier la méthode similaire dans [JR14], dans les mêmes conditions. Ceci est dû en particulier à la représentation multi-échelle de l'opérateur LBP déployé dans notre extraction de caractéristiques par rapport à l'utilisation de LBP.

5.3 Expérience 2

Dans cette section, on décrit notre proposition publiée dans :

Youbi, Z., Boubchir, L., Boukrouche, A. Human ear recognition based on local multi-scale LBP features with city-block distance, A. *Multimed Tools Appl* (2019) 78 : 14425.
<https://doi.org/10.1007/s11042-018-6768-9>.

Tout d'abord, nous avons fait deux traitements sur les images de l'oreille :

- la conversion en 256 niveaux de gris ;
- la filtration numérique non linéaire avec le filtre médian, qui est utilisé pour réduire le bruit tout en conservant les contours de l'image [AAW80].

Ces deux traitements mènent à l'amélioration des performances de notre approche proposée.

Dans la méthode que nous proposons, nous divisons l'image en blocs égaux sans chevauchement, puis nous calculons la MLBP sur chaque bloc. La concaténation de leurs histogrammes constitue le vecteur caractéristique. La figure 5.6 présente un diagramme schématique du système de LBP multi-échelles proposé.

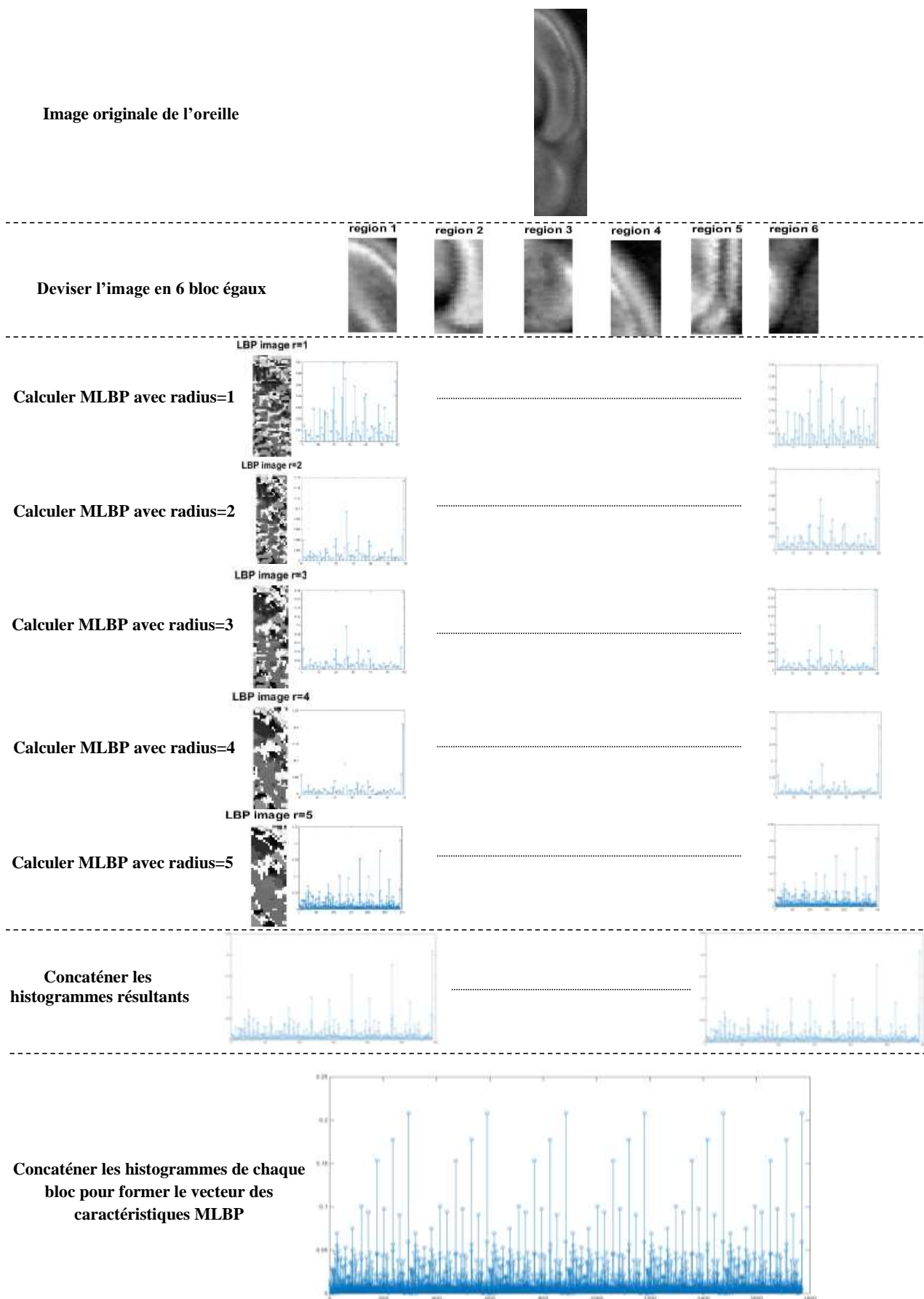


FIGURE 5.6 – Diagramme schématique de la méthode proposée d'extraction de caractéristiques basée sur le descripteur MLBP. L'image d'entrée a été divisée en six blocs égaux et seulement cinq échelles ont été affichées.

5.3.1 La Distance cityblock CTB

Lors de l'étape de comparaison, l'image de l'oreille testée est comparée à l'image stockée. Ensuite, nous mesurons un score de similarité pour vérifier si les caractéristiques sont extraites de la même oreille ou non. Nous avons proposé d'évaluer le taux de correspondance en fonction de la distance city block. La distance city block est une mesure de la similarité entre deux distributions de probabilités [Mel87]; et elle est définie comme suit :

$$CTB[A, B] = \sum_{i=1}^P |A_i - B_i| \quad (5.7)$$

Où A et B sont les deux vecteurs comparés et P est le nombre de caractéristiques.

L'algorithme suivant résume la méthode de reconnaissance de l'oreille humaine que nous proposons.

Algorithm 2 Human ear recognition based on MLBP and CTB distance

Require: image de l'oreille X

- 1: convertir X en 256 niveaux de gris
- 2: Filtrer X avec filtre médian
- 3: Diviser X en K blocs égaux : $B_{(k)}$; $k = 1, \dots, K$
- 4: **for** $k = 1$ à K **do**
- 5: Calculer la MLBP sur le bloc $B_{(k)}$ en utilisant (5.4) : $\mathcal{H}_{(k)}$
- 6: normaliser histogramme $\mathcal{H}_{(k)}$
- 7: **end for**
- 8: Concaténez les caractéristiques calculées de la MLBP :
 $\mathbf{F} = \{\mathcal{H}_{(1)}, \dots, \mathcal{H}_{(K)}\}$
- 9: Appliquer la distance CTB avec (5.7)

Ensure: Décision d'identification

5.3.2 Résultats expérimentaux, analyse et discussion

Dans cette expérimentation, notre méthode proposée est évaluée à partir de trois bases de données de référence sur l'oreille : IIT Delhi-I et IIT Delhi-II qui sont décrites dans [KW12b] et la base de données USTB-1 décrites dans [ZM09].

Résultats expérimentaux

Pour valider la méthode proposée, nous avons pris, pour chaque sujet, deux images pour l'apprentissage. Comme dans les trois bases de données utilisées, chaque sujet a au moins trois images, nous avons changé la position des images pour l'apprentissage entre les trois premières images et ensuite le taux moyen des trois cas a été pris comme taux d'identification.

Par conséquent, nous avons utilisé :

- 250 images pour l'apprentissage et 241 pour le tests à IIT Delhi-I;
- 442 images dans l'apprentissage et 351 pour le test à IIT Delhi-II;
- 120 images dans l'apprentissage et 60 dans pour le test USTB-1.

Nous avons évalué la méthode proposée en testant plusieurs distances pour le matching. Le tableau 5.3 présente une comparaison entre les résultats obtenus en utilisant la distance CTB et d'autres distances qui existent dans la littérature. On peut d'abord noter que l'utilisation de la distance CTB dans la méthode proposée permet d'obtenir les meilleures performances d'identification par rapport à l'utilisation à d'autres distances comme : la distance euclidienne ou la distance de Kullback-Leibler. Cela indique que la distance de la CTB est plus appropriée à notre approche.

Distance	IIT Delhi-I	IIT Delhi-II	USTB-1
CTB	98,40	98,64	98,33
Euclidean	66,15	68,33	75,98
Kullback-Leibler	94,90	95,24	96,14
Cosine	73,80	65	66,67
Sqeclidean	83,33	82,20	89,01

TABLEAU 5.3 – Performances de reconnaissance de notre méthode proposée en termes de taux d'identification au rang 1 (en %) en utilisant des différentes distances. Notre méthode a été évaluée sur les trois bases de données de l'oreille : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1.

De plus, et afin d'évaluer la performance d'identification (IR) de l'approche proposée, nous avons fait trois expériences. L'objectif de la première expérience est d'évaluer le taux de reconnaissance lorsque les caractéristiques de la MLBP étaient calculées localement en divisant l'image en plusieurs blocs au lieu de le calculer globalement sur

l'image entière. Pour évaluer cette proposition, nous avons divisé l'image en largeur et en hauteur pour former 36 cas de division. Ces cas sont définis comme suit. Dans le cas 1 : on prend l'image en un bloc, dans le cas 2 : on divise l'image en 2 blocs, etc., dans le cas 36 : on divise l'image en 36 blocs. Les vecteurs de caractéristiques extraits des blocs, pour chaque cas, sont ensuite concaténés pour former les vecteurs de caractéristiques extraits de l'image entière. La figure 5.7 illustre les performances de reconnaissance en termes d'IR au rang 1 de la méthode proposée pour différents cas (c'est-à-dire pour différents nombres de blocs) en utilisant les trois bases de données : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1. En analysant ces résultats de performance, on constate une croissance rapide du taux de reconnaissance lorsque le nombre de blocs est augmenté. Par exemple, lorsque nous avons utilisé 1 à 5 blocs, l'IR passe de 82,40% à 98,40% pour IIT Delhi-I, de 77,38% à 95,93% pour IIT Delhi-II et de 80% à 96,67% pour USTB-1. Lorsque nous avons utilisé 7 blocs, l'IR a diminué à 95,20% pour IIT Delhi-I, et à 88% pour IIT Delhi-II et USTB-1. Au-delà de 8 blocs, nous avons remarqué une stagnation lente et irrégulière, et le taux de reconnaissance varie d'un bloc à l'autre : 96% et 98,40% pour IIT Delhi-I, 91,85% et 98,64% pour IIT Delhi-II, 90% et 98,33% pour USTB-1. Enfin, nous avons noté que les configurations optimales qui donnent les IR les plus élevés sont : 6 blocs pour IIT Delhi-I, 12 blocs IIT Delhi-II et 11 blocs pour USTB-1.

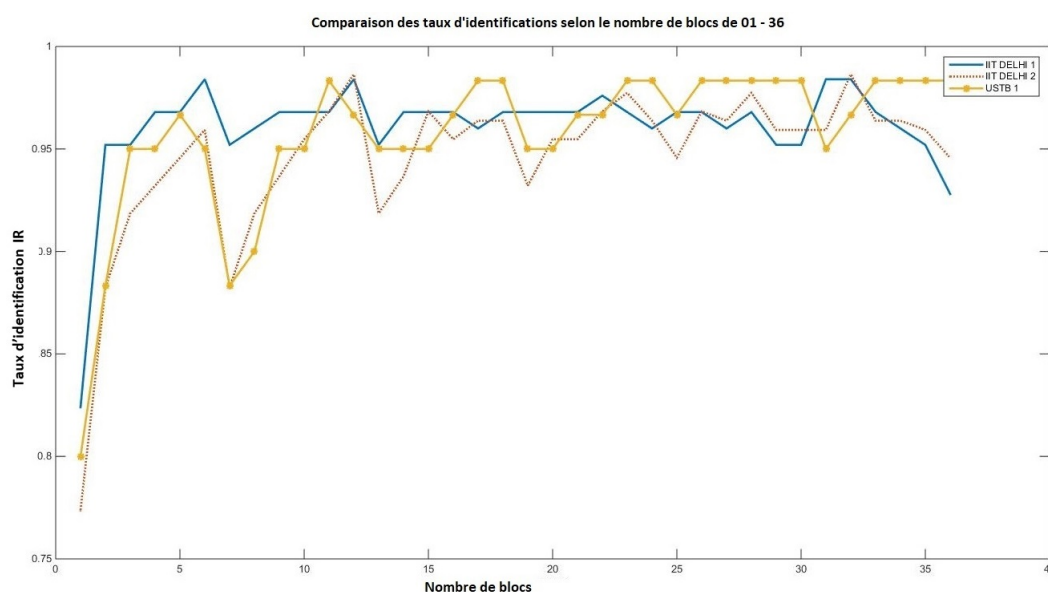
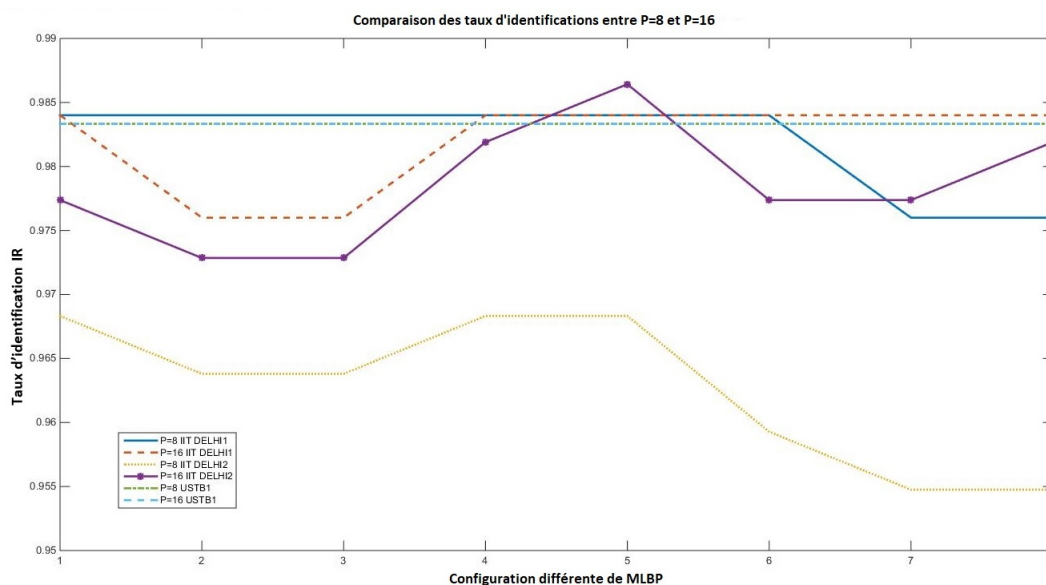


FIGURE 5.7 – Performances de reconnaissance en termes d'IR au rang 1 (en %) de la méthode proposée en fonction du nombre de blocs. Notre a été évaluée à partir de trois bases de données : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1.

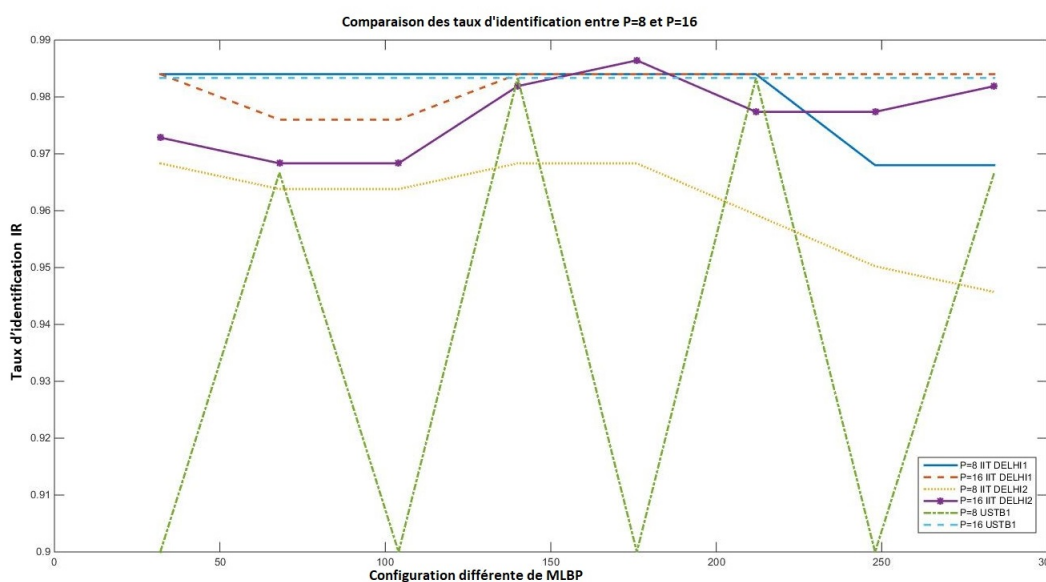
L'objectif de la deuxième expérience était de trouver le nombre optimal de voisinage P (i.e. $P = 8$ ou $P = 16$) qui permet de fournir le meilleur résultat IR avec notre approche. Pour cela, nous avons calculé l'IR au rang 1 pour différentes échelles r variant de 1 à 8, ainsi que pour différents nombres de blocs variant de 1 à 36, sur les trois bases : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1 ; offrant 288 configurations différentes. Afin d'analyser clairement les résultats obtenus, nous avons pris en compte pour chaque échelle l'IR maximum au rang-1 pour chaque numéro de bloc (de 1 à 36 blocs), voir Figure 5.8(a). Ensuite, nous avons pris au hasard le nombre de blocs de l'image et l'échelle, pour la tester pour $P = 8$ et $P = 16$ (voir Figure 5.8(b)).

Dans les figures 5.8(a) et 5.8(b), et pour la base de données IIT Delhi-I, l'utilisation $P = 8$ et $P = 16$ commence avec le même IR (soit 98,40%). Par la suite, $P = 8$ reste inchangé au même taux maximum jusqu'à l'échelle 6, puis diminue à 97,60%. Par contre, $P = 16$ diminue légèrement aux échelles 2 et 3 pour atteindre 97,60%, après il augmente et demeure au taux maximum. Pour la base de données IIT Delhi-II, les IR calculés avec $P = 16$ sont supérieurs à $p = 8$, à différentes échelles. L'utilisation de $P = 16$ à un IR minimum de 97,29% et un IR maximum de 98,64%, alors que $P = 8$ à un IR minimum de 95,47% et un IR maximum de 96,83%. Pour la base de données USTB-1, et dans la Figure 5.8(a), il n'y a pas de différence entre l'utilisation de $P = 8$ et $P = 16$ quelque soit l'échelle. Il y a une fonction linéaire fixe avec un IR maximum de 98,33%; mais dans la Figure 5.8(b) et dans la majorité des cas nous avons remarqué qu'il y a une supériorité des taux calculés avec $P = 16$ qui sont supérieurs à ceux qui sont calculés avec $P = 8$, dans les différents cas du nombre de blocs et d'échelles. En résumé, la base de données de l'ITI Delhi-I n'est pas stable et dépend de l'échelle; et les taux maximaux sont obtenus pour $P = 8$ ou $P = 16$. Pour l'ITI Delhi-II, on a constaté que l'utilisation de $P = 16$ permet d'obtenir un meilleur taux à toutes les échelles par rapport à l'utilisation de $P = 8$. Par contre, pour la base de données USTB-1 et dans la plupart des cas, l'utilisation de $P = 16$ permet d'obtenir un meilleur taux de reconnaissance que l'utilisation de $P = 8$, alors que dans les autres cas nous avons constaté que l'utilisation de $P = 16$ est égale à l'utilisation de $P = 8$.

L'objectif de la troisième expérience était de montrer l'efficacité de la structure multi-échelles dans l'extraction des caractéristiques. Nous avons calculé l'IR pour différentes



(a)



(b)

FIGURE 5.8 – Comparaison entre l'utilisation de $P = 8$ et $P = 16$ en prenant l'IR maximum au rang-1 à différentes échelles r en utilisant les trois bases de données : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1. (a) r variant de 1 à 8 en utilisant l'image entière (soit 8 configurations). (b) r variant de 1 à 8 avec un nombre de blocs de 1 à 32 (i.e. $8 \times 36 = 288$ configurations différentes).

échelles r variant de 1 à 8, et pour un nombre différent de blocs variant de 1 à 36. Afin d'analyser les résultats obtenus, nous avons pris en compte pour chaque échelle l'IR maximum pour chaque division de blocs (c'est-à-dire pour chaque nombre de blocs de 1 à 36), voir Figure 5.9. Pour les bases de données IIT Delhi-I et USTB-1, les IR sont les mêmes pour toutes les échelles (IR de rang-1 = 98,33 %). Ils sont donc invariables. Mais pour la

base de données de l'IIT Delhi-II, quand $r = 1$, l'IR est de 97,75% ensuite il diminue à 97,28% pour $r = 2$ et $r = 3$. Après cela, une croissance régulière est trouvée jusqu'à $r = 5$, avec un IR de 98,64%. Par conséquent, les bases de données IIT Delhi-I et USTB-1 sont à échelle constante, alors que IIT Delhi-II atteint son IR maximum à $r = 5$.

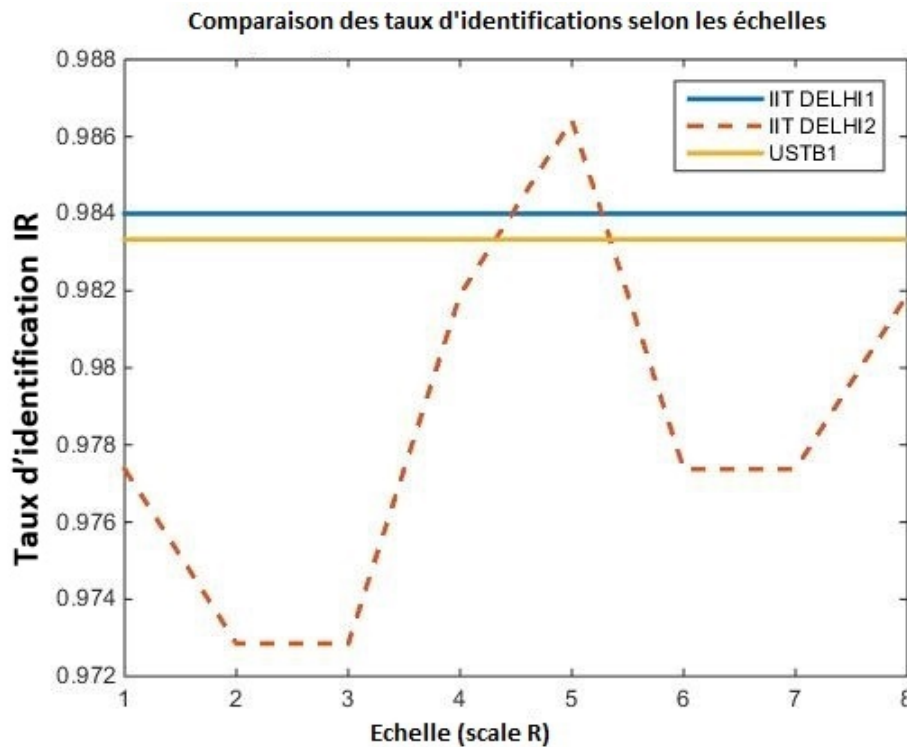


FIGURE 5.9 – Performances de reconnaissance en termes d'IR au rang 1 (en %) de notre méthode pour différents nombres d'échelles r . La méthode qu'on a proposée a été évaluée à partir de trois bases de données : IIT Delhi-I, IIT Delhi-II et USTB-1.

Enfin, nous avons comparé dans le tableau 5.4 notre méthode avec plusieurs méthodes récentes et similaires telles que celles de Hurley et *al.* (2007) [HAZN07] Kumar et Wu (2012) [KW12b] Chan et Kumar (2012) [CK12] Kumar et Chan (2013) [KC13] Bansal et Hanmandlu (2013) [H⁺13] Basit et Shoaib (2014) [BS14] Jacob et Raju (2014) [JR14] Hanmandlu (2013) [H⁺13] Benzaoui et *al.* (2014) [BHB14] Guermoui et *al.* (2016) [MD16] Guermoui et Melaab (2016) [MMM16] Ghoualmi (2016) [GDC16], Benzaoui et *al.* (2017) [BAB17], Chowdhury et *al.* (2018) [CBSM18] Omara et *al.* (2018) [OLX⁺18], Sarangi et *al.* (2018) [SMD19b] et Raghavendra et *al.* (2018) [RRVB18], en ne montrant que leur meilleur IR de rang 1 obtenu à l'aide des mêmes bases de données et protocole d'évaluation.

Il est à noter que les méthodes de [MD16], [MMM16], et [GDC16], utilisent entre 3

et 6 images dans leur ensemble de d'apprentissage, et chaque base de données contient au moins 3 images par sujet, alors que dans notre méthode proposée, nous avons pris 2 images par sujet pour l'apprentissage. L'analyse des résultats obtenus indique clairement la robustesse et la stabilité de la méthode de reconnaissance de l'oreille que nous proposons par rapport aux méthodes de l'état de l'art évaluées dans les mêmes conditions. C'est une méthode très compétitive permettant d'obtenir un taux de reconnaissance attractif entre les trois bases de données jusqu'à : 98,40% pour IIT Delhi I, 98,64% pour IIT Delhi II et 98,33% pour USTB-1. La méthode que nous proposons surpasse les méthodes de l'état de l'art examinées dans cette étude pour toutes les bases de données.

5.4 Expérience 3

Dans cette section, on va décrire les deux travaux publiés dans les deux conférences suivantes :

(1) Youbi, Z., Boubchir, L., Boukrouche, A. "A robust ear biometric system under uncontrolled environments», la conférence internationale Compression Et Représentation Des Signaux Audiovisuels CORESA 2018 à Poitiers, France. <http://coresa2018.sciencesconf.org>

(2) Youbi, Z., Boubchir, L., Boukrouche, A. "A robust ear biometric system under uncontrolled environments with varying occlusion", la conférence internationale XXIXth International Biometric Conference (29th IBC) à Barcelona, Espagne .2018.
<http://2018.biometricconference.org/>

Le but principal de ces deux contributions est d'identifier une personne à partir des données partielles dans des environnements non contrôlés, en utilisant l'image de l'oreille.

Nous avons évalué la performance du MLBP proposée sous des variations de poses, nous avons testé sa robustesse face à des changements de rotation dans (1). Dans (1), nous avons pivoté les images de test avec un angle θ qui prend les valeurs suivantes :

$\{-10^\circ, -5^\circ, 0^\circ, +5^\circ, +10^\circ\}$ (Figure 5.10).

Méthode	Extraction des caractéristiques	IIT Delhi-I	IIT Delhi-II	USTB-I	Nb Img
Hurley et al. (2007) [HAZN07]	Force field transform	74,93	66,67	/	
Kumar and Wu (2012) [KW12b]	Orthogonal log-Gabor filter pair	96,27	95,93	/	2
Chan and Kumar (2012) [CK12]	2-D quadrature filter	96,53	96,08	/	
Kumar and Chan (2013) [KC13]	Sparse representation of local gray-level orientations	97,07	97,73	/	2
Bansal and Hanmandlu (2013) [H ⁺ 13]	Local principal independent components	97,6	97,2	/	
Basit and Shoaib (2014) [BS14]	Non-linear curvelet features	97,77	96,22	/	
Jacob and Raju (2014) [JR14]	Gray level co-occurrence matrix	/	94,12	/	
Hanmandlu (2013) [H ⁺ 13]	Energy features and SVM	98,20	97,20	/	
Benzaoui et al. (2014) [BHB14]	Besif descriptor with KNN descriptor	97,26	97,34	98,46	2
Guermoui et al. (2016) [MD16]	Sparse representation based on local descriptor	99,2	98,34±0,26	/	3-6
Guermoui and Melaab (2016) [MMM16]	Sparse coding joint decision rule	99,47±0,46	98,94±0,92	/	3-6
Ghoualmi (2016) [GDC16]	Artificial bees and scale invariant feature transform	99,6	/	97,15	3-6
Benzaoui et al. (2017) [BAB17]	Local texture descriptors	97,39	97,63	98,97	3-6
Chowdhury et al. (2017) [CBSM18]	tunable filter bank	/	/	81,98	/
Omara et al. (2018) [OLX ⁺ 18]	Local texture descriptors	/	97,61	96,97	/
Raghavendra et al. (2018) [RRVB18]	Local texture descriptors	/	94,78	/	/
Sarangi et al. (2018) [SMD19b]	Local texture descriptors	/	97,60	96,83	/
Youbi et al.	MLBP + CTB	98,40	98,64	98,33	2
Youbi et al.	MLBP + KL distance	95,02	/	/	2
Youbi et al.	MLBP +CTB images avec occlusion	98,02	97,20	98,14	2

TABLEAU 5.4 – Comparaison des performances de reconnaissance en termes d'IR au rang 1 (en %) de notre méthode avec les méthodes les plus récentes. Nb image : nombre d'images en apprentissage.

Pour éviter la modification de la taille de l'image modifiée par l'effet de la rotation (la taille du vecteur de caractéristique sera également modifiée), nous avons pris uniquement la taille de l'image d'origine, ce qui a engendré une perte d'information sur la nouvelle image (Figure 5.10).

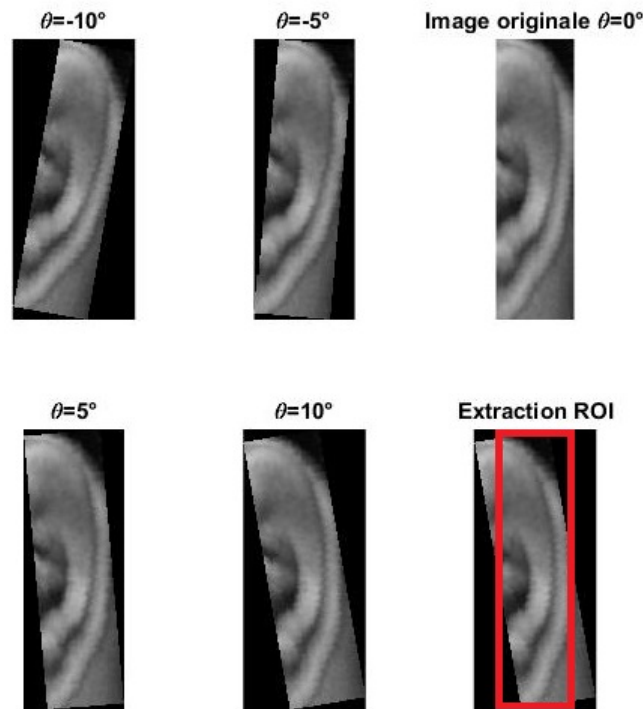


FIGURE 5.10 – Illustration de la rotation appliquées sur les images de testes avec la détection du ROI.

Les taux de reconnaissance de rang 1 de la bases d'image USTB-1 utilisant deux images d'oreille pour l'apprentissage par personne sous différents angles de θ sont : 87,02%(quand $\theta = -10^\circ$), 95.23%(quand $\theta = -5^\circ$), 98.33% (quand $\theta = 0^\circ$), 97,31%(quand $\theta = +5^\circ$) et 94.01%(quand $\theta = +10^\circ$).

Dans (2) nous avons sélectionné les données des vecteurs de caractéristiques. Les taux de reconnaissance de rang-1 de la bases d'image USTB-1 utilisant deux images d'oreille pour l'apprentissage par personne sous différents angles de θ sont : 88.14 (quand $\theta = -10^\circ$) % 96.67, (quand $\theta = -5^\circ$), 98.33%(quand $\theta = 0^\circ$), 98,14% (quand $\theta = +5^\circ$) et 96.42%(quand $\theta = +10^\circ$).

5.5 Expérience 4

Dans cette section, on décrit notre proposition publiée dans :

Z. Youbi, A. Khider, L. Boubchir, A. Boukrouche and B. Griouz, "Novel Approach of Face Identification Based on Multi-Scale Local Binary Pattern," 2018 International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA), Guelma, Algeria, 2018, pp. 1-4. doi : 10.1109/SIVA.2018.8661005

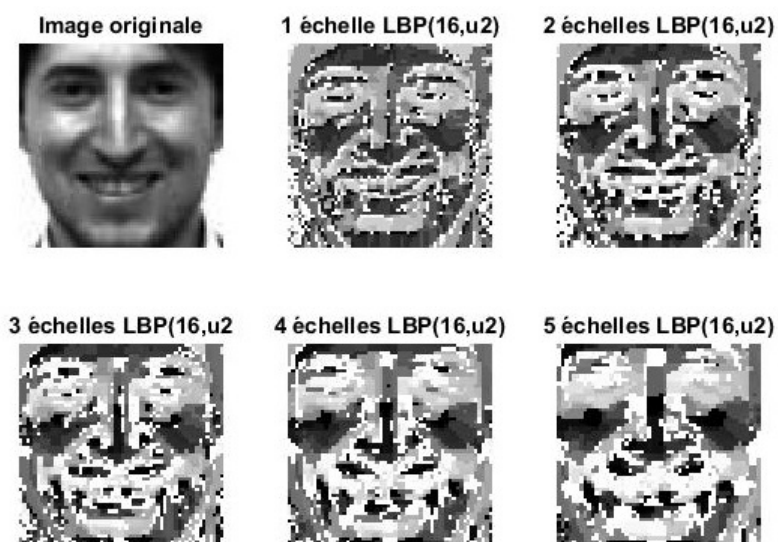
Nous avons évalué l'approche proposée sur trois bases de données faciales : AR [MB98] ORL [SH94] et Yale [BHK97].

Dans cette expérience, les images utilisées dans les bases sont choisies de la manière suivante :

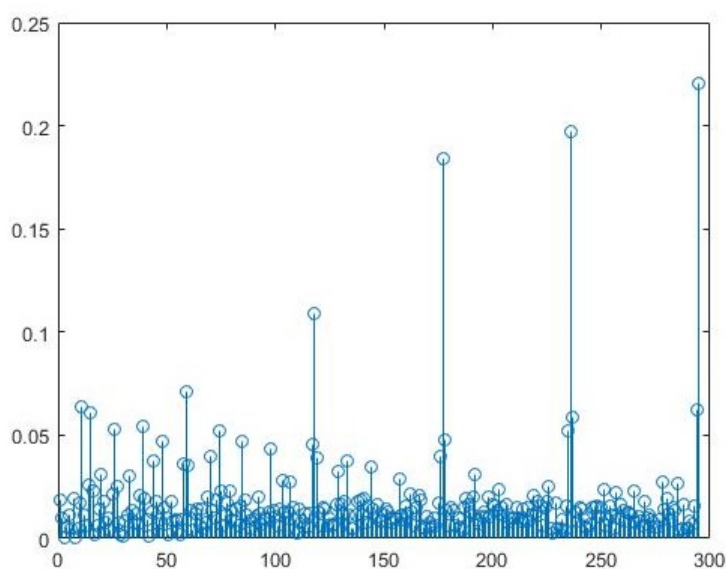
- ORL : ont une taille de 64×64 pixels , et pour chaque sujet, nous avons sélectionné cinq images pour l'apprentissage, et le reste des images pour les tests, comme la plupart des chercheurs préfèrent.
- AR : 14 images non occultées pour chaque sujet sont choisies où les 7 images de la session 1 sont utilisées pour l'apprentissage et les 7 autres images de la session 2 pour les tests. Chaque image est normalisée et recadrée à 64×64 pixels.
- YALE : 14 images non occultées pour chaque sujet sont choisies où les 7 images de la session 1 sont utilisées pour l'apprentissage et les 7 autres images de la session 2 pour le test. Chaque image est normalisée et recadrée à 64×64 pixels.

Les résultats d'identification réalisés sur ces bases de données sont présentés respectivement dans les tableaux 5.5, 5.6 et 5.7. Seulement cinq échelles ont été utilisées pour calculer les caractéristiques de la MLBP en faisant varier le rayon R de 1 à 5 avec $P = 16$ par quartier (Figure 5.11).

Les méthodes qui ont été utilisées selon l'état de l'art dans la comparaison sont les suivantes : PCA [BHK97], LDA [BHK97], KPCA [KJK02], 2DLDA [LY05], LBP amélioré [YGY⁺14], GELM [PWLL15], combiné GGZ et HOG [FAAM16], LPP [HYH⁺05] et NDLPP [TT10]. Comme le montrent ces tableaux, les résultats obtenus par l'évaluation de la méthode proposée sont meilleurs que ceux obtenus avec les méthodes considérées dans cette étude dans



(a)



(b)

FIGURE 5.11 – Application de MLBP avec plusieurs échelles sur une image du visage. (a) Image résultante de chaque échelle. (b) Histogramme résultant de MLBP en appliquant 5 échelles.

les mêmes conditions; où notre méthode proposée permet d'atteindre une plus grande précision d'identification jusqu'à 99%. Ceci est dû, en particulier, à la représentation de la LBP multi-échelle dans notre extraction de caractéristiques, qui est très compétitive par rapport à la LBP standard.

Méthode	IR %
PCA [BHK97]	69,5
LDA [BHK97]	75,0
PCA+LDA	84,0
KPCA [KJK02]	78,0
2DLDA [LY05]	82,5
Yu et al. (2014), Improved LBP [YGY ⁺ 14]	91,5
Peng et al. (2015), GELM [PWLL15]	96,34
Fathi et al. (2016), GGZ + HOG [FAAM16]	98,0
Our method	97,9

TABLEAU 5.5 – Taux d’identification IR en utilisant la base ORL.

Méthode	IR %
PCA [BHK97]	75,20
LDA [BHK97]	74,40
LPP [HYH ⁺ 05]	75,00
Peng et al. (2015), GELM [PWLL15]	93,85
Fathi et al. (2016), GGZ + HOG [FAAM16]	97,10
Our method	99,24

TABLEAU 5.6 – Taux d’identification IR en utilisant la base AR.

Méthode	IR %
PCA [BHK97]	58,60
LDA [BHK97]	78,33
LPP [HYH ⁺ 05]	77,22
NDLPP [TT10]	81,77
Peng et al. (2015), GELM [PWLL15]	82,36
Fathi et al. (2016), GGZ + HOG [FAAM16]	97,8
Our method	96,9

TABLEAU 5.7 – Taux d’identification IR en utilisant la base Yale.

5.6 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons parlé des méthodes proposées pour les deux modalités qui sont oreille et visage basées essentiellement sur le descripteur MLBP, qui est utilisé pour l’extraction de caractéristiques. Nous avons également prouvé que le calcul des caractéristiques de la MLBP localement en divisant l’image en plusieurs blocs égaux permet d’augmenter les performances de reconnaissance par rapport à leur calcul global sur

l'image entière.

Les résultats expérimentaux réalisés sur les six bases d'images ont montré que les méthodes proposées surpassent les méthodes récentes et similaires de l'état de l'art, et permettent d'atteindre un IR plus élevé au rang 1 jusqu'à 98,64% pour l'oreille et jusqu'à 99,24% pour le visage.

Chapitre 6

Conclusion et perspectives

L'utilisation de l'oreille et du visage en tant que modalités biométriques a émergé ces dernières années comme un moyen fiable d'identification des personnes.

Dans cette thèse, nous avons proposé une nouvelle méthode de reconnaissance de l'oreille humaine et du visage à partir des images 2D, cette méthode est basée sur la variante multi échelle de l'opérateur descripteur de texture local LBP, l'idée principale repose sur l'application multi-échelles sur des blocs de l'image. Tout en variant le cercle de rayon R et en calculant l'histogramme correspondant aux différentes valeurs de R . L'histogramme résultant \mathcal{H} est la concaténation de l'ensemble des histogrammes normalisés calculés à différentes échelles des différentes sous blocs de l'images.

Nous avons testé cette approche sur les bases Delhi I, IIT Delhi II et USTB-1 pour l'oreille, et ORL, Yale et AR pour le visage. Nous avons testé la robustesse de notre méthode dans des conditions non contrôlées, sous des variations de poses, face à des changements de rotation.

L'analyse des résultats obtenus a clairement démontré la robustesse et la stabilité de la méthode de reconnaissance proposée, elle est hautement compétitive, en réalisant des performances de reconnaissance attrayantes en termes de taux d'identification de rang 1.

En guise de perspective, il y a plusieurs orientations pour les travaux futurs. On peut citer :

- Aller vers Faire un système Multimodale oreille - visage : pour bénéficier des avan-

- tages des deux modalités et compléter leurs limites;
- Détecter l'oreille et extraire les ROI (region d'intérêt) d'une manière plus précise : la detection de l'oreille est un autre problème de la biométrie de l'oreille, il n'existe pas des méthodes dans l'état de l'art qui donnent de résultats précises;
 - Élargir la méthode proposée, avec des images 3D et des systèmes en temps réel : pour faire une application réelle;
 - Améliorer les résultats trouvés dans la base AWE, raffiner les résultats trouvés;
 - Tester les performances des représentations proposées dans le cas de vérification biométrique.

Bibliographie

- [AAW80] E Ataman, V Aatre, and K Wong. A fast method for real-time median filtering. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 28(4) :415–421, 1980. [72](#)
- [ABB18] Basma Ammour, Toufik Bouden, and Larbi Boubchir. Face-iris multi-modal biometric system using multi-resolution log-gabor filter with spectral regression kernel discriminant analysis. *IET Biometrics*, 7(5) :482–489, 2018. [62](#)
- [AH13] Ayman Abaza and Mary Ann F Harrison. Ear recognition : a complete system. In *Biometric and surveillance Technology for Human and Activity Identification X*, volume 8712, page 87120N. International Society for Optics and Photonics, 2013. [xiii](#), [44](#), [46](#), [50](#)
- [AHP04] Timo Ahonen, Abdenour Hadid, and Matti Pietikäinen. Face recognition with local binary patterns. In *European conference on computer vision*, pages 469–481. Springer, 2004. [62](#)
- [AKJ06] S. Pankanti A. K. Jain, R.M. Bolle. *Biometrics-Personal Identification in Networked Society*, volume 479. Springer US, 1 edition, 2006. [8](#), [30](#), [31](#)
- [AMZ06] Mohamed Abdel-Mottaleb and Jindan Zhou. Human ear recognition from face profile images. In *International Conference on Biometrics*, pages 786–792. Springer, 2006. [52](#)
- [AZN08] Banafshe Arbab-Zavar and Mark S Nixon. Robust log-gabor filter for ear biometrics. In *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*, pages 1–4. IEEE, 2008. [50](#), [52](#)
- [BAB17] Amir Benzaoui, Insaf Adjabi, and Abdelhani Boukrouche. Experiments and improvements of ear recognition based on local texture descriptors. *Optical Engineering*, 56(4) :043109, 2017. [79](#), [81](#)

- [Bal12] Lahoucine Ballihi. *3D facial Biometric Using Geometric Characteristics and Machine Learning : Application to face recognition and gender classification*. Theses, Université des Sciences et Technologie de Lille - Lille I, May 2012. [55](#)
- [BB98] M Burge and W Burger. *Using ear biometrics for passive identification*. Cite-seer, 1998. [38](#), [52](#)
- [BB00] Mark Burge and Wilhelm Burger. Ear biometrics in computer vision. In *Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000*, volume 2, pages 822–826. IEEE, 2000. [xiii](#), [48](#), [49](#)
- [BC08] Bir Bhanu and Hui Chen. *Human ear recognition by computer*. Springer Science & Business Media, 2008. [48](#)
- [Ber90] Alphonse Bertillon. *La photographie judiciaire : avec un appendice sur la classification et l'identification anthropométriques*. Paris : Gauthier-Villars, 1890. [21](#)
- [BHB14] Amir Benzaoui, Abdenour Hadid, and Abdelhani Boukrouche. Ear biometric recognition using local texture descriptors. *Journal of electronic imaging*, 23(5) :053008, 2014. [50](#), [52](#), [79](#), [81](#)
- [BHK97] Peter N Belhumeur, João P Hespanha, and David J Kriegman. Eigenfaces vs. fisherfaces : Recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 19(7) :711–720, 1997. [xiii](#), [59](#), [62](#), [83](#), [85](#)
- [BS14] Abdul Basit and Muhammad Shoaib. A human ear recognition method using nonlinear curvelet feature subspace. *International Journal of Computer Mathematics*, 91(3) :616–624, 2014. [79](#), [81](#)
- [CB07] H. Chen and B. Bhanu. Human ear recognition in 3d. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(4) :718–737, April 2007. [45](#)

- [CBSM18] D P Chowdhury, S Bakshi, P Kumar Sa, and B Majhi. Wavelet energy feature based source camera identification for ear biometric images. *Pattern Recognition Letters*, 2018. 50, 79, 81
- [CBSV03] Kyong Chang, Kevin W Bowyer, Sudeep Sarkar, and Barnabas Victor. Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(9) :1160–1165, 2003. 50, 52
- [Cha08] Chi Ho Chan. *Multi-scale local binary pattern histogram for face recognition*. PhD thesis, University of Surrey, 2008. 22
- [Cho06a] Michał Choraś. Ear biometrics in passive human identification systems. In *PRIS*, pages 169–174, 2006. 38, 39, 52
- [Cho06b] Michał Choraś. Further developments in geometrical algorithms for ear biometrics. In *International Conference on Articulated Motion and Deformable Objects*, pages 58–67. Springer, 2006. 38, 52
- [Cho08] Michał Choraś. Perspective methods of human identification : ear biometrics. *Opto-electronics review*, 16(1) :85–96, 2008. 48, 52
- [CK12] Tak-Shing Chan and Ajay Kumar. Reliable ear identification using 2-d quadrature filters. *Pattern Recognition Letters*, 33(14) :1870–1881, 2012. 52, 79, 81
- [dat98] UMIST database. <http://www.shef.ac.uk/eee/research/iel/research/face.html>. In 1998, 1998. xiii, 47
- [Del05] Cécile Delgorge. *Proposition et évaluation de techniques de compression d'images ultrasonores dans le cadre d'une télé-échographie robotisée*. PhD thesis, Orléans, 2005. 9, 10
- [EKSP19] Ziga Emersic, Janez Krizaj, Vitomir Struc, and Peter Peer. *Deep Ear Recognition Pipeline*, pages 333–362. Springer International Publishing, Cham, 2019. 51

- [EIA11] Mohamad ElAbed. *Évaluation de système biométrique*. PhD thesis, Université de Caen, 2011. [xii](#), [13](#), [14](#), [15](#), [16](#), [17](#), [18](#), [19](#)
- [ESP17] Ziga Emersic, Vitomir Struc, and Peter Peer. Ear recognition : More than a survey. *Neurocomputing*, 2017. [xiii](#), [xv](#), [47](#), [48](#), [51](#), [52](#)
- [FAAM16] Abdolhossein Fathi, Pendar Alirezazadeh, and Fardin Abdali-Mohammadi. A new global-gabor-zernike feature descriptor and its application to face recognition. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 38 :65–72, 2016. [63](#), [83](#), [85](#)
- [FCJ⁺14] Haoqiang Fan, Zhimin Cao, Yuning Jiang, Qi Yin, and Chinchilla Doudou. Learning deep face representation. *arXiv preprint arXiv :1403.2802*, 2014. [62](#)
- [FNRR06] A Fabate, Michele Nappi, Daniel Riccio, and Stefano Ricciardi. Ear recognition by means of a rotation invariant descriptor. In *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, volume 4, pages 437–440. IEEE, 2006. [52](#)
- [FXN⁺16] Zizhu Fan, Yong Xu, Ming Ni, Xiaozhao Fang, and David Zhang. Individualized learning for improving kernel fisher discriminant analysis. *Pattern Recognition*, 58 :100–109, 2016. [63](#)
- [Gal95] Francis Galton. *Fingerprint directories*. Macmillan and Company, 1895. [9](#)
- [GAM12] Esther Gonzalez, Luis Alvarez, and Luis Mazorra. Ami ear database. *Universidad De Las Palmas De GC*, http://www.ctim.es/research_works/ami_ear_database/#cita, 2012. [xiii](#), [43](#)
- [GCS⁺04] Wen Gao, Bo Cao, Shiguang Shan, Delong Zhou, Xiaohua Zhang, Debin Zhao, and SSE Al. The cas-peal large-scale chinese face database and evaluation protocols. *Technique Report No. JDL-TR_04_FR_001*, Joint Research & Development Laboratory, CAS, 2004. [57](#)

- [GCS⁺07] Wen Gao, Bo Cao, Shiguang Shan, Xilin Chen, Delong Zhou, Xiaohua Zhang, and Debin Zhao. The cas-peal large-scale chinese face database and baseline evaluations. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 38(1) :149–161, 2007. [xiii](#), [58](#)
- [GDC16] Lamis Ghoualmi, Amer Draa, and Salim Chikhi. An ear biometric system based on artificial bees and the scale invariant feature transform. *Expert Systems with Applications*, 57 :49–61, 2016. [50](#), [79](#), [81](#)
- [GZZ10] Zhenhua Guo, Lei Zhang, and David Zhang. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. *IEEE transactions on image processing*, 19(6) :1657–1663, 2010. [62](#)
- [H⁺13] Madasu Hanmandlu et al. Robust ear based authentication using local principal independent components. *Expert Systems with Applications*, 40(16) :6478–6490, 2013. [79](#), [81](#)
- [HAZN07] David J Hurley, Banafshe Arbab-Zavar, and Mark S Nixon. The ear as a biometric. In *The 15th European Signal Processing Conference*, pages 25–29. Springer, 2007. [21](#), [71](#), [79](#), [81](#)
- [HAZN08] David J Hurley, Banafshe Arbab-Zavar, and Mark S Nixon. The ear as a biometric. In *Handbook of biometrics*, pages 131–150. Springer, 2008. [21](#)
- [HHAH15] Bourouba Houcine, Doghmane Hakim, Benzaoui Amir, and Boukrouche A Hani. Ear recognition based on multi-bags-of-features histogram. In *2015 3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology (CEIT)*, pages 1–6. IEEE, 2015. [52](#)
- [HMR19] Itay Hazan, Oded Margalit, and Lior Rokach. Securing keystroke dynamics from replay attacks. *Applied Soft Computing*, 85 :105798, 2019. [26](#)
- [HNC02] David J Hurley, Mark S Nixon, and John N Carter. Force field energy functionals for image feature extraction. *Image and Vision computing*, 20(5-6) :311–317, 2002. [49](#), [52](#)

- [HS19] Pawan K. Ajmera Harsh Sinha. Upgrading security and protection in ear biometrics. *IET Biometrics*, 8 :259–266(7), July 2019. [51](#)
- [HYH⁺05] Xiaofei He, Shuicheng Yan, Yuxiao Hu, Partha Niyogi, and Hong-Jiang Zhang. Face recognition using laplacianfaces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 27(3) :328–340, 2005. [83](#), [85](#)
- [Ian89] A. V. Iannarelli. Ear identification. *Paramont Publishing Company*, 1989. [xii](#), [21](#), [48](#)
- [JR14] Lija Jacob and G Raju. Ear recognition using texture features-a novel approach. In *Advances in Signal Processing and Intelligent Recognition Systems*, pages 1–12. Springer, 2014. [52](#), [71](#), [72](#), [79](#), [81](#)
- [JRN11] Anil K Jain, Arun A Ross, and Karthik Nandakumar. *Introduction to biometrics*. Springer Science & Business Media, 2011. [xv](#), [9](#), [10](#), [22](#), [23](#), [24](#), [25](#), [26](#), [27](#), [28](#), [29](#), [32](#)
- [JRP⁺04] Anil K Jain, Arun Ross, Salil Prabhakar, et al. An introduction to biometric recognition. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 14(1), 2004. [xii](#), [9](#), [20](#), [55](#)
- [KC13] Ajay Kumar and Tak-Shing T Chan. Robust ear identification using sparse representation of local texture descriptors. *Pattern recognition*, 46(1) :73–85, 2013. [79](#), [81](#)
- [KJK02] Kwang In Kim, Keechul Jung, and Hang Joon Kim. Face recognition using kernel principal component analysis. *IEEE signal processing letters*, 9(2) :40–42, 2002. [63](#), [83](#), [85](#)
- [KL51] Solomon Kullback and Richard A Leibler. On information and sufficiency. *The annals of mathematical statistics*, 22(1) :79–86, 1951. [68](#)
- [KW12a] Ajay Kumar and Chenye Wu. Automated human identification using ear imaging. *Pattern Recognition*, 45(3) :956–968, 2012. [39](#), [52](#)

- [KW12b] Ajay Kumar and Chenye Wu. Automated human identification using ear imaging. *Pattern Recognition*, 45(3) :956–968, 2012. [69](#), [71](#), [74](#), [79](#), [81](#)
- [KZ07] Ajay Kumar and David Zhang. Ear authentication using log-gabor wavelets. In *Biometric Technology for Human Identification IV*, volume 6539, page 65390A. International Society for Optics and Photonics, 2007. [52](#)
- [Lam04] Hanna-Kaisa Lammi. Ear biometrics. *Lappeenranta University of Technology*, 2004. [xv](#), [23](#), [28](#), [29](#)
- [LY05] Ming Li and Baozong Yuan. 2d-lda : A statistical linear discriminant analysis for image matrix. *Pattern Recognition Letters*, 26(5) :527–532, 2005. [63](#), [83](#), [85](#)
- [MB98] A. Martinez and Robert Benavente. The ar face database. *Tech. Rep. 24 CVC Technical Report*, 01 1998. [xiii](#), [57](#), [83](#)
- [MCB15] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub, and Ahmed Bouridane. An automated ear identification system using gabor filter responses. In *2015 IEEE 13th International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS)*, pages 1–4. IEEE, 2015. [52](#)
- [MCW15] Debbie S Ma, Joshua Correll, and Bernd Wittenbrink. The chicago face database : A free stimulus set of faces and norming data. *Behavior research methods*, 47(4) :1122–1135, 2015. [xiii](#), [59](#), [60](#)
- [MD16] Guerroui Mawloud and Melaab Djamel. Weighted sparse representation for human ear recognition based on local descriptor. *Journal of Electronic Imaging*, 25(1) :013036, 2016. [79](#), [81](#)
- [Mel87] Robert A Melter. Some characterizations of city block distance. *Pattern recognition letters*, 6(4) :235–240, 1987. [74](#)
- [Mid10] Christopher Middendorff. *Multi-Biometric approaches to ear biometrics and soft biometrics*. University of Notre Dame, 2010. [20](#), [21](#)

- [MMK⁺99] Kieron Messer, Jiri Matas, Josef Kittler, Juergen Luetin, and Gilbert Maitre. Xm2vtsdb : The extended m2vts database. In *Second international conference on audio and video-based biometric person authentication*, volume 964, pages 965–966, 1999. [xiii](#), [45](#), [46](#)
- [MMM16] Guermoui Mawloud, Djamel Melaab, and Mohamed Lamine Mekhalfi. Sparse coding joint decision rule for ear print recognition. *Optical Engineering*, 55(9) :093105, 2016. [79](#), [81](#)
- [MSV99] Belé Moreno, Angel Sanchez, and José F Vélez. On the use of outer ear images for personal identification in security applications. In *Proceedings IEEE 33rd Annual 1999 International Carnahan Conference on Security Technology (Cat. No. 99CH36303)*, pages 469–476. IEEE, 1999. [52](#)
- [MYX⁺04] Zhichun Mu, Li Yuan, Zhengguang Xu, Dechun Xi, and Shuai Qi. Shape and structural feature based ear recognition. In *Chinese Conference on Biometric Recognition*, pages 663–670. Springer, 2004. [52](#)
- [OLX⁺18] I Omara, X Li, G Xiao, K Adil, and W Zuo. Discriminative local feature fusion for ear recognition problem. In *Proceedings of the 2018 8th International Conference on Bioscience, Biochemistry and Bioinformatics - ICBBB*, 2018. [79](#), [81](#)
- [OLZZ16] Ibrahim Omara, Feng Li, Hongzhi Zhang, and Wangmeng Zuo. A novel geometric feature extraction method for ear recognition. *Expert Systems with Applications*, 65 :127 – 135, 2016. [49](#)
- [OPH96] Timo Ojala, Matti Pietikäinen, and David Harwood. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1) :51–59, 1996. [66](#)
- [OPM02] Timo Ojala, Matti Pietikäinen, and Topi Mäenpää. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 24(7) :971–987, 2002. [66](#), [68](#)

- [PBR14] Anika Pflug, Christoph Busch, and Arun Ross. 2d ear classification based on unsupervised clustering. In *IEEE International Joint Conference on Biometrics*, pages 1–8. IEEE, 2014. [52](#)
- [PGSG18] A. Pramanik, A. Gorai, S. Sarkar, and P. Gupta. A novel feature extraction-based human identification approach using 2d ear biometric. In *2018 IEEE Applied Signal Processing Conference (ASPCON)*, pages 168–172, Dec 2018. [49](#)
- [PHZA11] Matti Pietikäinen, Abdenour Hadid, Guoying Zhao, and Timo Ahonen. *Computer vision using local binary patterns*, volume 40. Springer Science & Business Media, 2011. [66](#), [67](#)
- [Pla13] Aude Plateaux. *Operational solutions for secure electronic transactions ensuring the privacy*. Theses, Université de Caen, December 2013. [8](#)
- [PWHR98] P Jonathon Phillips, Harry Wechsler, Jeffery Huang, and Patrick J Rauss. The feret database and evaluation procedure for face-recognition algorithms. *Image and vision computing*, 16(5) :295–306, 1998. [xiii](#), [57](#), [58](#)
- [PWLL15] Yong Peng, Suhang Wang, Xianzhong Long, and Bao-Liang Lu. Discriminative graph regularized extreme learning machine and its application to face recognition. *Neurocomputing*, 149 :340–353, 2015. [63](#), [83](#), [85](#)
- [RIB⁺07] Mahbubur Rahman, Md Rashedul Islam, Nazmul Islam Bhuiyan, Bulbul Ahmed, Md Aminul Islam, et al. Person identification using ear biometrics. *International Journal of The Computer, the Internet and Management*, 15(2) :1–8, 2007. [52](#)
- [RKRKSK19] V. Ratna Kumari, P. Rajesh Kumar, and S. Srinivasa Kumar. Occluded ear recognition using block-based pca. In Jiacun Wang, G. Ram Mohana Reddy, V. Kamakshi Prasad, and V. Sivakumar Reddy, editors, *Soft Computing and Signal Processing*, pages 569–577, Singapore, 2019. Springer Singapore. [51](#)

- [RRVB18] R Raghavendra, Kiran B Raja, Sushma Venkatesh, and Christoph Busch. Improved ear verification after surgery-an approach based on collaborative representation of locally competitive features. *Pattern Recognition*, 83 :416–429, 2018. [79](#), [81](#)
- [SH94] Ferdinando S Samaria and Andy C Harter. Parameterisation of a stochastic model for human face identification. In *Proceedings of 1994 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pages 138–142. IEEE, 1994. [xiii](#), [58](#), [59](#), [83](#)
- [SMD19a] Partha Pratim Sarangi, Bhabani Shankar Prasad Mishra, and Satchidanand Dehuri. Fusion of phog and ldp local descriptors for kernel-based ear biometric recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 78(8) :9595–9623, Apr 2019. [51](#)
- [SMD19b] Partha Pratim Sarangi, Bhabani Shankar Prasad Mishra, and Satchidanand Dehuri. Fusion of phog and ldp local descriptors for kernel-based ear biometric recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 78(8) :9595–9623, 2019. [79](#), [81](#)
- [SMSA19] Harsh Sinha, Raunak Manekar, Yash Sinha, and Pawan K. Ajmera. Convolutional neural network-based human identification using outer ear images. In Jagdish Chand Bansal, Kedar Nath Das, Atulya Nagar, Kusum Deep, and Akshay Kumar Ojha, editors, *Soft Computing for Problem Solving*, pages 707–719, Singapore, 2019. Springer Singapore. [51](#)
- [TP91] Matthew A Turk and Alex P Pentland. Face recognition using eigenfaces. In *Proceedings. 1991 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 586–591. IEEE, 1991. [60](#)
- [TT07] Xiaoyang Tan and Bill Triggs. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. In *International workshop on analysis and modeling of faces and gestures*, pages 168–182. Springer, 2007. [62](#)

- [TT10] Xiaoyang Tan and William Triggs. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. *IEEE transactions on image processing*, 19(6) :1635–1650, 2010. [83](#), [85](#)
- [TTMM00] Mäenpää Topi, Ojala Timo, Pietikäinen Matti, and Soriano Maricor. Robust texture classification by subsets of local binary patterns. In *Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000*, volume 3, pages 935–938. IEEE, 2000. [67](#)
- [VBS02] Barnabas Victor, Kevin Bowyer, and Sudeep Sarkar. An evaluation of face and ear biometrics. In *Object recognition supported by user interaction for service robots*, volume 1, pages 429–432. IEEE, 2002. [49](#), [52](#)
- [WWZW19] Yuhua Wang, Chunhua Wu, Kangfeng Zheng, and Xiujuan Wang. Improving reliability : User authentication on smartphones using keystroke biometrics. *IEEE Access*, 7 :26218–26228, 2019. [26](#)
- [XM08] Zhaoxia Xie and Zhichun Mu. Ear recognition using lle and idlle algorithm. In *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*, pages 1–4. IEEE, 2008. [52](#)
- [YGY⁺14] Wei Yu, Lin Gan, Sha Yang, Yonggang Ding, Pan Jiang, Jun Wang, and Shijun Li. An improved lbp algorithm for texture and face classification. *Signal, Image and Video Processing*, 8(1) :155–161, 2014. [63](#), [83](#), [85](#)
- [YMX07] Li Yuan, Zhi-Chun Mu, and Xiao-Na Xu. Multimodal recognition based on face and ear. In *2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, volume 3, pages 1203–1207. IEEE, 2007. [52](#)
- [ZL08] Zhiyuan Zhang and Heng Liu. Multi-view ear recognition based on b-spline pose manifold construction. In *2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*, pages 2416–2421. IEEE, 2008. [52](#)
- [ZM09] Li Yuan Zhichun Mu. Ustb ear image database, beijing. *Beijing, China*, 2009. [xiii](#), [41](#), [42](#), [69](#), [74](#)

- [ZMQ⁺05] Hai-Jun Zhang, Zhi-Chun Mu, Wei Qu, Lei-Ming Liu, and Cheng-Yang Zhang. A novel approach for ear recognition based on ica and rbf network. In *2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, volume 7, pages 4511–4515. IEEE, 2005. [52](#)