



République Algérienne Démocratique et Populaire



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université AMO de Bouira

Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées

Département d'Informatique

Mémoire de Master

en Informatique

Spécialité : Ingénierie des Systèmes d'Information et Logiciel

Thème

— système de reconnaissance des personnes par
l'empreinte d'articulation des doigts.

Encadré par

— MR.HACINE GHERBI AHCINE.

Réalisées par

— MLLE BAKOUR OUASSILA.

— MLLE BOUCHELAGHEM AMAL.

2020/2021

Remerciements

En tout premier lieu, nous remercions du plus profond de nos cœurs ALLAH de nous avoir éclairés vers le bon chemin.

Nous tenons d'abord à exprimer notre profonde gratitude et nos sincères remerciements à Mr. HACINE AHCINE GHARBI qui nous a fait l'honneur de diriger ce travail et ses précieux conseils furent d'un apport considérable. Aussi nous tenons à lui reconnaître le temps précieux qu'il nous a consacré.

Aussi Nous exprimons nos plus vives reconnaissances envers plus particulièrement Mr. BENSOUILAH MOUAD pour tout le temps qu'il nous a consacré, ses directives précieuses.

Nous tenons également à remercier les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant de juger ce travail, et d'avoir consacré leurs temps pour la lecture et venir proclamer sa valeur scientifique.

On tient à exprimer notre profonde gratitude à tous les enseignants du département de l'informatique qui nous ont suivis au cours de notre parcours universitaire, leur disponibilité et leurs précieux enseignements.

Enfin, nos sincères sentiments vont à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet. En particulier nos chères familles et nos amis(es).

Dédicaces

*A mes chers parents : pour tous vos sacrifices,
pour votre amour et pour tous l'enseignement que vous m'avez transmis.
De m'avoir soutenue et être à mes côtés pendant chaque moment que j'ai passé loin de
vous.*

*Je vous dédie ce travail :
pour vous remercier et vous dire que vous êtes la raison pour laquelle je vis.
Je vous aime énormément et qu'Allah vous protège et vous prête bonne santé et longue
vie.*

A mes frères

A mes chères sœurs Asma, Hafsa, Sirine.

Je vous souhaite de tout mon cœur que du bonheur.

*A ma grand- mère et mon oncle abd ennour, en témoignage de mon respect et ma
profond.*

*A ma chère binôme Amel et toute sa famille. Je te souhaite un bon courage.
Sans oublier mes chéries : Sara, Roumaïsa, Siraj, yasmin, soraya, Je vous aime trop fort
et vous occupez une très grande place dans mon cœur.*

*A tous ceux qui me sont chers, en témoignage de
ma profonde affection.*

Bakour ouassila.

Dédicaces

Je dédie ce mémoire :

*À mes très chers parents, qui m'ont donné la vie
et m'ont soutenu depuis toujours. Que Dieu les protège.*

À Ma grand-mère

*À mes frères Hacene et abdellah et ma sœur wafaa
À l'homme le plus proche de mon cœur Adem pour son confiance
et ses encouragements.*

À mes très chers amies Sonia , Lydia , Nadia, Thileli

À ma chère binôme ouassila

Et a toute ma famille.

Amal bouchelaghem.

Résumé

L'authentification biométrique est une méthode efficace pour reconnaître automatiquement l'identité d'une personne. Différentes caractéristiques physiques ou comportementales comme l'empreinte digitale, le visage, l'iris, l'empreinte palmaire, la géométrie de la main, la voix, la démarche, la signature,... etc .Ont été largement utilisées dans les systèmes biométriques.

Dans ce travail, un de ces systèmes a été choisi d'être étudié, c'est le système de reconnaissance par FKP qui est très importante et attiré beaucoup l'attention des chercheurs en raison de leur avantage, tels que la facilité d'utilisation, la haute sécurité et la simplicité. Le but de ce travail, est d'utiliser cette modalité pour réaliser un système d'identification automatique de personnes.

Pour cela, nous avons proposé deux méthodes différentes telles que la méthode traditionnelle basée sur 3 descripteurs (LBP, Gabor et log Gabor) dans la phase l'extraction et KNN dans la phase de classification, et une méthode profonde basée sur les réseaux de neurones conventionnels et Finalement, une fusion de deux modalités Major et Minor est examinée afin d'obtenir un système biométrique performant et plus précis. Notre travail est appliqué à une base de données connue dans ce domaine et a donné des résultats acceptables.

Mots clés : biométrie, fusion, Gabor, identification, knn, LBP, fkp...

Abstract

Biometric authentication is an effective method of automatically recognizing an individual's identity. Various physical or behavioural characteristics such as fingerprint, face, iris, palm print, hand geometry, voice, gait, signature ..., have been widely used in biometric systems. In this work, one of these systems was chosen to be studied is the FKP recognition system which is very important and attracted much attention from researchers because of their advantages, such as ease of use, high security and simplicity. The purpose of this work is to use this modality to realize an automatic identification system of people.

For this we proposed two different methods such as the traditional method based on 3 descriptor (LBP, Gabor and log Gabor) in the extraction phase and KNN in the classification phase, and a deep method based on conventional neuron networks and Finally, a merger of two modalities Major and Minor is examined in order to obtain a high-performance and more accurate biometric system. Our work is applied to a known database in this area and has produced acceptable results.

Key words : biometrics, fusion, Gabor, identification, knn, LBP, fkp...

Table des matières

Table des matières	i
Table des figures	iv
Liste des tableaux	vi
Liste des abréviations	vii
Introduction générale	1
1 introduction à la biométrie	3
1.1 Introduction	3
1.2 La biométrie	3
1.2.1 Définition de la biométrie	3
1.2.2 Les modalités biométriques	4
1.2.3 Comparaison entre les différentes techniques biométriques	12
1.2.4 Les caractéristiques biométriques	16
1.3 Système Biométrie	17
1.3.1 Définition et fonctionnement	17
1.3.2 Principaux Modules de système biométrique	17
1.3.3 Architecture des systèmes biométriques	18
1.3.4 Evaluation des performances des Systèmes biométriques	19
1.3.5 Mesure de performance des systèmes biométriques	20
1.4 Applications de la Biométrie	22
1.5 L'état de L'art sur l'empreinte d'articulation de doigt(FKP)	23

1.6	Conclusion	26
2	La reconnaissance des formes	27
2.1	Introduction	27
2.2	Reconnaissance des formes	27
2.2.1	définition	27
2.2.2	principe	28
2.2.3	L'objectif	28
2.3	Processus de reconnaissance	28
2.3.1	Le monde physique	29
2.3.2	Acquisition	30
2.3.3	Prétraitement	30
2.3.4	L'extraction des caractéristiques	32
2.3.5	Apprentissage	39
2.3.6	Décision	43
2.4	Deep Learning	43
2.5	Conclusion	44
3	Approches et Solutions	45
3.1	Introduction	45
3.2	L'objectif étudié	46
3.3	Présentation des données	46
3.4	Séparation de base de données	47
3.5	Prétraitement des données	48
3.6	Système proposé	50
3.6.1	Architecture de la solution	51
3.7	Description de la solution	51
3.7.1	Extraction des Caractéristiques	52
3.7.2	Classification	56
3.7.3	Réseau de neurone convolutif	57
3.8	Conclusion	59
4	Résultat et Discussion	60
4.1	Introduction	60

4.2	Environnement de développement	60
4.2.1	Bibliothèque utilisé	60
4.2.2	Langage du développement	62
4.2.3	Plateforme et environnement de développement	62
4.3	Résultat et Discussion	63
4.3.1	Les Résultats obtenu par l'approche (1)	63
4.3.2	Les Résultats obtenus par l'approche (2)	67
4.3.3	Etude comparative de deux approches (1) et (2)	73
4.4	Conclusion	76
	Conclusion générale	78
	Bibliographie	80

Table des figures

1.1	Les modalités biométriques [87]	4
1.2	images des empreintes digitales.[74]	5
1.3	images des empreintes des articulations des doigts.[75]	6
1.4	La surface externe d'un doigt a trois jointures[76]	7
1.5	L'iris.[77]	8
1.6	visage.[78]	8
1.7	Géométrie de la main.[79]	9
1.8	Empreint palmaire.[80]	9
1.9	Dynamique de frappe au clavier.[3]	10
1.10	la signature.[81]	11
1.11	la voix.[82]	11
1.12	ADN.[3]	12
1.13	Comparaison entre les techniques biométriques.[12]	17
1.14	mode de fonctionnement d'un système biométrique.[13]	19
1.15	COURBES DE DISTRIBUTION DES IMPOSTEURS ET DES AUTHENTIQUES ET LES TAUX D'ERREURS (FAR ET FRR), POUR UN SEUIL DONNE.[83]	21
1.16	COURBE ROC.[84]	22
2.1	Schéma général des étapes principales d'un système de reconnaissance des formes.[88]	29
2.2	Le code LBP Trois Patches.[85]	34
2.3	Les différents types d'apprentissage automatique.[44]	40

3.1	Quelques images fkp Major de la base de données PolyU.	47
3.2	Quelques images fkp Minor de la base de données PolyU.	48
3.3	Détection de ROI.	50
3.4	image convertie au niveau de gris.	50
3.5	Architecture d'Approche (1)	51
3.6	Architecture d'Approche 2	51
3.7	Construction d'un motif local binaire et calcul du code LBP.[85]	53
3.8	Résultat de l'application du LBP sur une image fkp.	53
3.9	Résultat de l'application du Gabor sur une image fkp avec les différentes variations de l'échelle et de l'orientation.	55
3.10	Architecture d'un cnn [84]	59
4.1	courbe Roc de LBP	67
4.2	courbe Roc de Gabor	67
4.3	courbe Roc de log Gabor.	67
4.4	Architecture de notre modèle CNN	68
4.5	Accuracy d modalité Major	72
4.6	Loss de la Modalité Major	72
4.7	la courbe Roc de Modalité Major	72
4.8	la courbe Det de Modalité Major	72
4.9	Accuracy modalité Minor	73
4.10	Loss de modalité Minor	73
4.11	La courbe Roc la modalité Minor	73
4.12	La courbe det la modalité Minor	73
4.13	Architecture de fusion de deux modalités Major et Minor avec CNN	74
4.14	Architecture de notre modèle	75
4.15	Accuracy de fusion	76
4.16	Loss de fusion	76
4.17	courbe roc de fusuion	76

Liste des tableaux

- 1.1 les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométrie.[89] 15

- 3.1 Représentation de l'ensemble de données. 49

- 4.1 les résultats obtenus avec LBP ,Gabor et Log Gabor pour 100 personnes. . 65
- 4.2 les résultats obtenus avec LBP ,Gabor et Log Gabor pour 503 personnes. . 66
- 4.3 description de notre modèle CNN 70
- 4.4 résultats de CNN dans le cas 100 personnes. 71
- 4.5 Résultats de CNN dans le cas 503 personnes. 71
- 4.6 Résultats de fusion 75

Liste des abréviations

- ADN** : Acide Désoxyribose Nucléique.
- FKP** : Finger Kunckel print
- ROI** : Region of Interest (Région d'intérêt).
- LBP** : Méthode Binaire Locale.
- KNN** : K-Nearest Neighbors (K plus Proches Voisines).
- CNN** : Réseau de Neurones à Convolution (Convolutional Neural Network)
- FAR** : False Accept Rate (Taux de fausse acceptation)
- FRR** : False Reject Rate (Taux de faux rejet) .
- EER** : Error Equal Rate (Taux d'égale erreur) .
- SVM** : Machine à Vecteurs de Support

Introduction générale

Nous vivons actuellement une véritable révolution d'accès à l'information, dans tous les domaines de l'activité humaine. La sécurité des systèmes d'information sont devenue un domaine de recherche d'une très grande importance. La conception d'un système d'identification fiable, efficace et robuste est une tâche prioritaire et l'identification de l'individu est essentielle pour assurer la sécurité des systèmes et des organisations. La reconnaissance biométrique a été une des solutions les plus appropriées pour les applications nécessitant une haute sécurité telle que l'accès aux aéroports, aux centrales nucléaires, contrôle des frontières, banque,.. etc

La biométrie, consistant à identifier une personne à partir de ses caractéristiques physiologiques et/ou comportementales, part du principe vrai que les données biométriques d'une personne sont individuelles, contrairement aux mots de passe, badge... Pouvant être volés, oubliés, ou utilisés par d'autres personnes, une donnée biométrique reste la meilleure alternative de clé inviolable de nos jours, la biométrie permet de vérifier que l'utilisateur est bien la personne qu'il prétend être. C'est une technologie qui utilise les caractéristiques biométriques propres à chaque individu pour établir de façon aussi fiable que possible son identité. Alors plusieurs méthodes de reconnaissance biométrique ont été proposées, reconnaissance faciale, reconnaissance par l'empreinte digitale, l'iris, la géométrie de la main, de la rétine ...ect

Parmi les données biométriques, nous nous intéresserons spécialement aux caractéristiques physiologiques de la main plus précisément un système qui utilise l'empreinte d'articulations des doigts, (FKP), qui a attiré beaucoup l'attention des auteurs à cause de nombreux avantages remarquables et en raison des détails texturaux élevés qu'ils possèdent. C'est

une technique, simple, stable et qui est étendue durant la vie des individus. D'une manière générale, ces caractéristiques Posséder des compétences discriminatoires potentielles et est adapté pour mieux identifier la relation entre la personne par rapport aux autres.

Notre mémoire est présenté en quatre chapitres décrit comme suit :

Le premier chapitre : consacrer à la présentation générale de la biométrie. Il présente les définitions liées à la biométrie, les principales modalités physiques, comportementales et biologiques, leurs avantages et inconvénients. Une petite comparaison a été faite pour ces modalités, nous insisterons plus particulièrement sur l'utilisation des empreintes d'articulation des doigts dans les systèmes d'identification des personnes. Enfin, nous faisons un état de l'art de la reconnaissance en prenant les empreintes des articulations des doigts. Ce chapitre donne un aperçu sur l'évaluation d'un système biométrique.

Le second chapitre : sera dédié à la présentation générale du domaine de la reconnaissance des formes et On détaillera ensuite les différentes étapes constituant ce dernier, et une étude théorique détaillée sur les différentes méthodes utilisées dans les modules de prétraitement, d'extraction de caractéristiques et de classification.

Le troisième chapitre : nous présenterons l'ensemble de données utilisé, afin d'expliquer les étapes nécessaires pour créer et entraîner notre modèle.

Le dernier chapitre : est compose de deux parties : la première partie est consacrée pour la présentation des différents outils de programmation utilisée. La deuxième partie, nous discuterons les résultats obtenus par les méthodes utilisés après une comparaison entre les différents modèles.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale et quelques perspectives sur tout le travail réalisé.

introduction à la biométrie

1.1 Introduction

La biométrie est un domaine émergent et la technologie améliore nos capacités d'identification. Protégez les consommateurs contre la fraude ou le vol, et chaque consommateur a ses propres caractéristiques physiques, qui ne peuvent être modifiées, perdues ou volées. En plus des mots de passe ou des mots de passe de sauvegarde, des méthodes d'identification biométrique peuvent également être utilisées. Dans ce chapitre, nous présenterons quelques concepts et définitions de base nécessaires au travail. Ce dernier est divisé en trois parties, introduisez d'abord la technologie biométrique, puis introduisons le système biométrique, et enfin nous discutons de la dernière technologie d'empreinte articulaire des doigts (fkp).

1.2 La biométrie

1.2.1 Définition de la biométrie

La biométrie peut être définie comme "l'utilisation de caractéristiques saillantes pour reconnaître automatiquement une personne." [1].

Autre définition : Une autre définition de la technologie biométrique est : toute mesure automatique, des caractéristiques physiques robustes et uniques ou des caractéristiques personnelles qui peuvent être utilisées pour identifier un individu ou vérifier l'identité revendiquée d'un individu. » La technologie biométrique est une analyse mathématique

des caractéristiques biologiques d'une personne. Conçue pour déterminer leurs identités irréfutablement. Contrairement à ce que nous savons ou avons, la biométrie est basée sur qui nous sommes, de sorte qu'elles peuvent empêcher la duplication, le vol, l'oubli ou la perte. [1]. La biométrie est dérivée des mots grecs bios (vie) et métron (mesure), le terme biométrique fait référence à Échelle vivante. [2]

1.2.2 Les modalités biométriques

La biométrie est un domaine technique émergent et de nombreuses méthodes ont été utilisées dans divers systèmes de vérification d'identité.

Dans cette partie, nous concentrons sur l'étude du comportement et de la morphologie et de physiologie (biologie). Nous allons également introduire le mode invisible qui se développe :

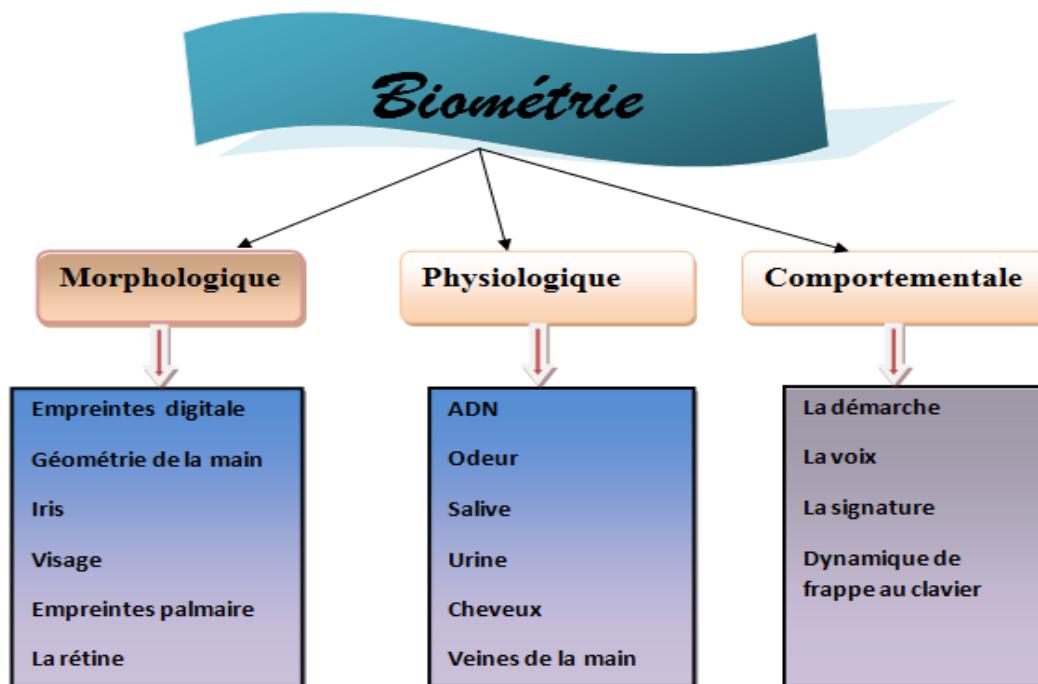


FIGURE 1.1 – Les modalités biométriques [87]

Modalités morphologiques

Nous définissons la méthode morphologique comme une mesure des caractéristiques biologiques ou physiques d'un individu et nous présenterons quelques méthodes de ce type

avec leurs arguments :

L’empreinte digitale : appelées aussi dermatoglyphe : C’est la signature que nous laissons à chaque fois que nous touchons un objet. Les motifs dessinés par les arêtes et les plis de la perceuse varient d’une personne à l’autre, et c’est la force motrice derrière leur utilisation par la police criminelle depuis le 19^{ème} siècle. [3]. Il existe 3 grandes familles d’empreintes :

- **En Boucle :** les lignes se replient sur elles-mêmes, soit vers la droite, soit vers la gauche. C’est un motif très courant.
- **En verticille :** les lignes s’enroulent autour d’un point en formant une espèce de tourbillon.
- **En arc :** les lignes sont disposées les unes au-dessus des autres et forment un «A». Les motifs en arc comptent parmi les plus rares.[4].

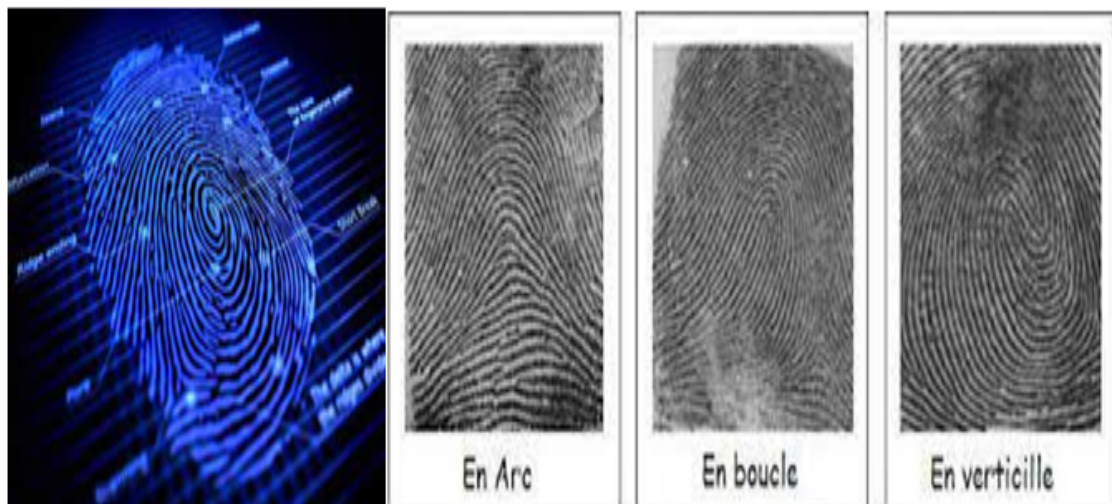


FIGURE 1.2 – images des empreintes digitales.[74]

Empreinte des articulations des doigts FKP : Il s’agit d’un nouveau type de méthode d’identification biométrique, comme le montre la figure, il peut être utilisé avec succès pour identifier des personnes en fonction des lignes et des textures de la surface externe du doigt. Ces structures et texture linéaires sont très efficaces pour distinguer différents individus, car elles sont relativement stables et restent constantes tout au long de la vie d’une personne.

En raison de certains avantages, les systèmes biométriques peuvent utiliser le mode FKP.

Premièrement, il est relativement facile et peu coûteux d'obtenir des données à l'aide de caméras commerciales à faible résolution. Deuxièmement, le système d'accès à base de FKP convient parfaitement à une utilisation en intérieur et en extérieur et peut fonctionner correctement dans des conditions météorologiques extrêmes et de faible luminosité.

Troisièmement, les caractéristiques du FKP adulte sont plus stables dans le temps et ne changeront pas de manière significative. Enfin, les informations biométriques basées sur FKP sont très fiables et peuvent être utilisées avec succès pour identifier de nombreuses personnes. [5]

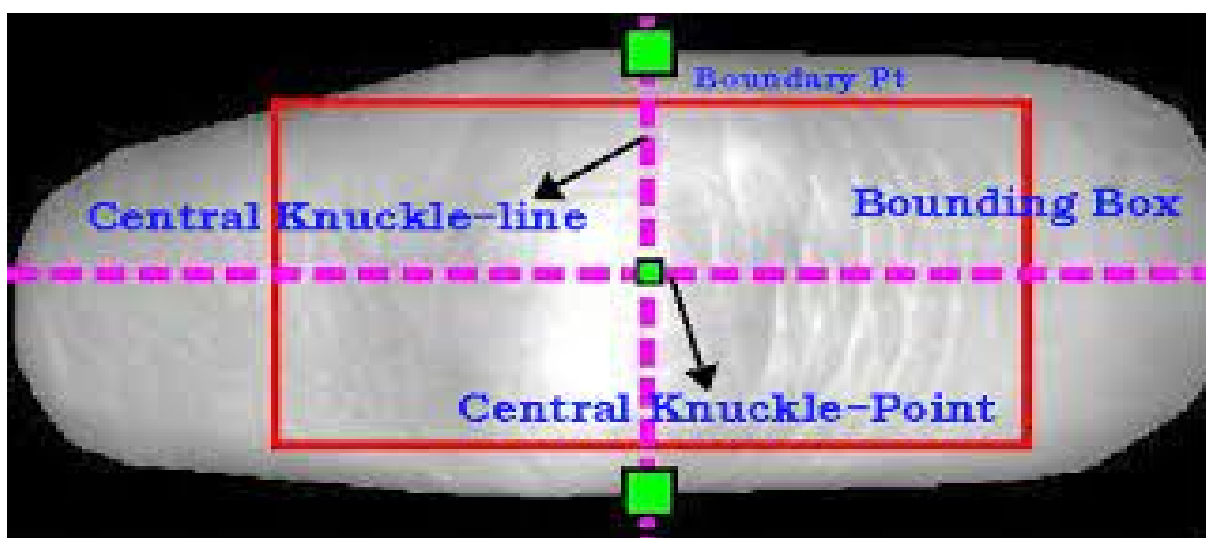


FIGURE 1.3 – images des empreintes des articulations des doigts.[75]

La surface externe d'un doigt a trois jointures(voir la Fig 1-4) classé en articulations majeure et mineure :

- une articulation inter phalangienne distale (DIP) (première FKP mineure)
- une articulation inter phalangienne proximale (PIP) (FKP majeur)
- une articulation métacarpo phalangienne (MCP) (deuxième FKP mineure) [53]

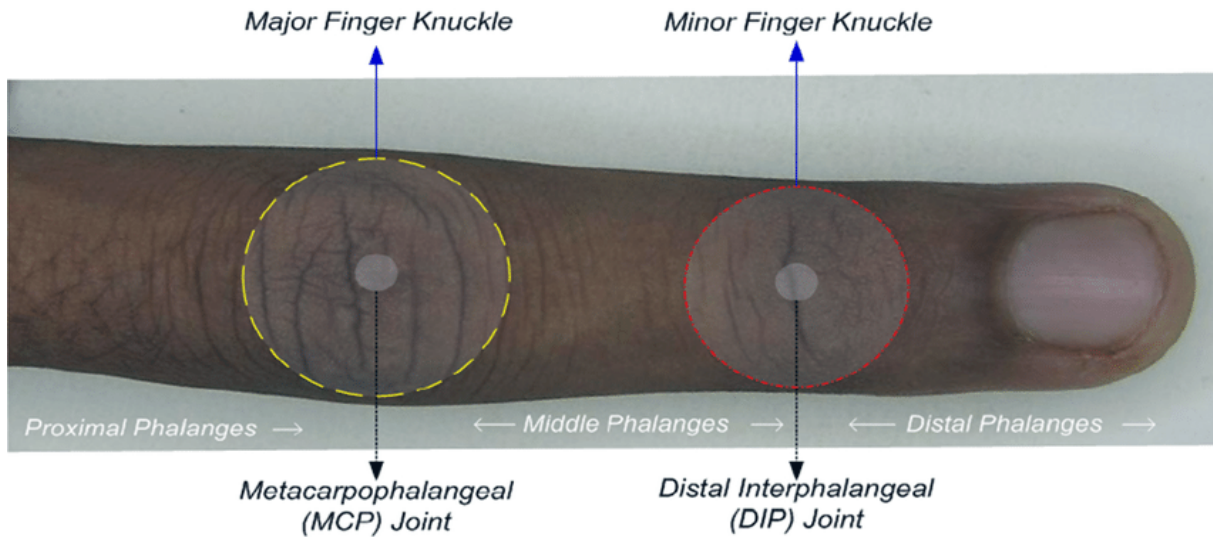


FIGURE 1.4 – La surface externe d'un doigt a trois jointures[76]

L'iris : L'iris est une zone colorée percée par la pupille au centre de l'œil, et la lumière pénètre dans cette zone. La structure de l'iris est comme une empreinte digitale, et chacune est unique. En biométrie, l'iris est également utilisé pour identifier une personne.

L'iris est situé devant l'œil, entre la cornée et le cristallin, en ligne droite avec la choroïde. Il s'apparente au diaphragme : il agit sur le diamètre de la pupille par l'action du sphincter et du dilatateur pour réguler la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil et atteint la rétine. [6]



FIGURE 1.5 – L'iris.[77]

Le visage : Classé deuxième avec une part de marché du 12 %. Extrayez plusieurs parties du visage (joues, yeux, nez, bouche) à partir de photos ou du vidéos et effectuez des analyses géométriques (distance, position, forme entre différents points). Le problème avec cette approche vient des interférences qui peuvent changer le visage (maquillage, faible luminosité, barbe ou lunettes, expressions faciales inhabituelles, changements avec l'âge). [7].

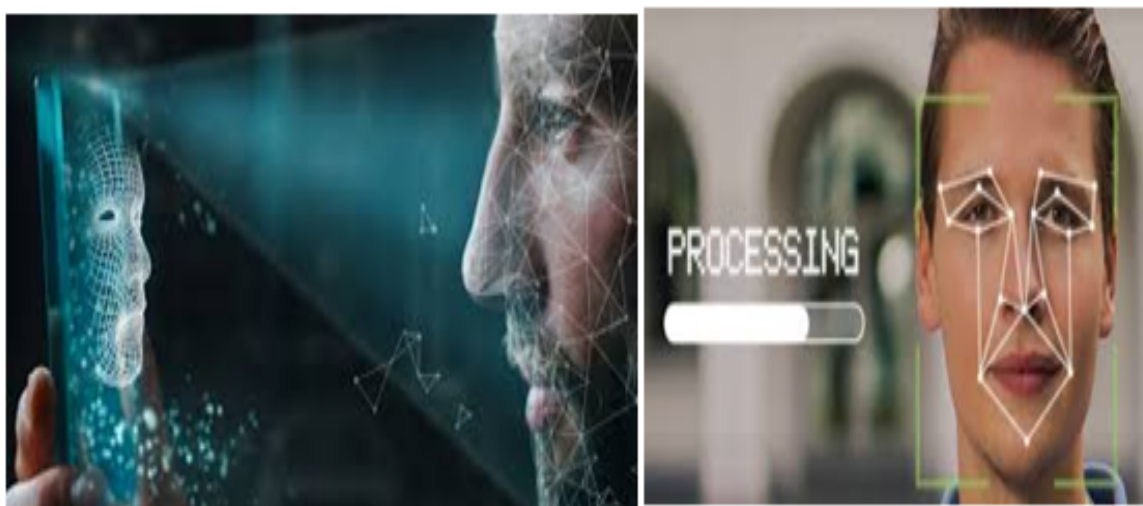


FIGURE 1.6 – visage.[78]

La géométrie de la main : Cette forme de biométrie comprend l'analyse de 90 caractéristiques de la main, y compris la longueur et la largeur des doigts, ainsi que la forme de la paume, les articulations et le tracé des lignes de la main. Pendant la phase de capture, la personne pose sa main sur le plateau tournant. Contrairement aux empreintes digitales, qui bloquent généralement encore les barrières psychologiques, l'analyse de la forme de la main est plus acceptable. [8].



FIGURE 1.7 – Géométrie de la main.[79]

Empreint palmaire : Cette technique utilise la surface interne de la paume pour identifier et/ou vérifier une personne. Il est très approprié pour les systèmes de sécurité moyenne, tels que le contrôle d'accès physique ou logique. [1].



FIGURE 1.8 – Empreint palmaire.[80]

Modalités comportementales

C'est un type de biométrie qui se caractérise par la caractéristique de l'attitude apprise et acquise au fil du temps et non par une caractéristique physiologique. Voici quelques exemples de ce type :

Dynamique de la frappe au clavier : La dynamique de frappe au clavier est utilisée pour vérifier l'identité d'un individu en analysant la vitesse de frappe individuelle. De la pression des touches à la frappe régulière et à la vitesse de frappe, chacun a une méthode de frappe au clavier unique. Il existe de nombreuses façons de détecter les erreurs, par exemple en tenant compte de la durée pendant laquelle une touche est enfoncée ou de la différence entre le moment où quelqu'un a fini de taper un mot et le moment où il appuie sur la barre d'espace.[9].



FIGURE 1.9 – Dynamique de frappe au clavier.[3]

La reconnaissance de la signature : Il s'agit d'un autographe d'un individu, et la vérification de signature est basée sur deux modes :

- **mode statique :** La vérification d'une signature statique met l'accent sur la forme géométrique de la signature. Dans ce mode, la signature est généralement normalisée à une taille connue puis décomposée en éléments individuels. [10]
- **mode dynamique :** Il utilise des caractéristiques dynamiques telles que l'accélération, la vitesse et la courbe de trajectoire de signature. [10]



FIGURE 1.10 – la signature.[81]

La voix ou la parole : La voix des gens varie d'une personne à l'autre et peut se composer de composants physiologiques et comportementaux. Reconnaissance vocale basée sur la forme et la taille des appendices (bouche, cavité nasale et lèvres) utilisés pour la synthèse vocale. [1]



FIGURE 1.11 – la voix.[82]

Modalités biologique (physiologie)

ADN : L'ADN est l'outil d'identification ultime. L'analyse des empreintes génétiques est devenue en quelques années l'un des principaux outils de la médecine légale et de la science. Identification des preuves matérielles. L'analyse ADN est couramment utilisée en criminologie pour identifier une personne à partir d'un morceau de peau, de cheveux ou d'une goutte de sang. Habituellement, les échantillons d'ADN trouvés sur les scènes de crime sont trop petits pour être analysés. Par conséquent, ils fournissent aux criminels des brins d'ADN reproductibles et exploitables.[3]



FIGURE 1.12 – ADN.[3]

Odeur corporelle : Tout le monde a une odeur unique. Le système biométrique utilisant cette technologie analyse les composants chimiques contenus dans l'odeur et les convertit ensuite en données comparatives.

La collaboration entre la société d'ingénierie et de conseil Ilia System et l'équipe de recherche GB2S de l'Université polytechnique de Madrid apporte cette nouvelle technologie d'identification des odeurs corporelles, même si la société britannique l'a déjà fait. Au vu des bons résultats préliminaires obtenus, cette forme d'identification biométrique semble être une technologie prometteuse, en plus de sa facilité d'utilisation et Son utilisation de manière non invasive peut accélérer son adoption future car Par exemple, un piéton peut passer devant un détecteur d'odeurs corporelles, et il sera alors identifié sans aucune intervention de sa part.[11]

1.2.3 Comparaison entre les différentes techniques biométriques

Le tableau 1.1 répertorie les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométrie :

Modalité	Avantage	Inconvénient
Empreinte digitale	<p>-La technologie la plus éprouvée techniquement et la plus connue du grand public.</p> <p>-Petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications (téléphones portables, PC).</p> <p>-Faible coût des lecteurs grâce aux nouveaux capteurs de type "Chip silicium".</p> <p>-Traitement rapide</p> <p>-Bon compromis entre le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation.</p>	<p>-Image "policière" des empreintes digitales.</p> <p>-Besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur).</p> <p>-Certains systèmes peuvent accepter un moulage de doigt ou un doigt coupé (la détection du doigt vivant permet d'éviter ce type d'usurpation)</p>
FKP	<p>-Technique acceptable.</p> <p>- Utilisation simple.</p>	<p>-Très similaire pour les jumeaux.</p> <p>- Problème dans le cas de couper un doigt.</p>
Iris	<p>-Grande quantité d'information contenue dans l'iris.</p> <p>-Vrais jumeaux non confondus.</p>	<p>-Aspect psychologiquement invasif de la méthode</p> <p>-L'iris est aisément visible et peut être photographié. Le problème de sécurité est alors lié aux vérifications effectuées lors de la prise de vue.</p>

Empreinte Palmaire	<p>-Facile à utiliser, Il a une grande acceptation.</p> <p>-Après l'utilisation, la main resté propre et ne laisser aucune trace. Presque disponible par tous les individus.</p>	<p>-Pourrait être similaire dans des jumeaux ou des membres de la famille.</p> <p>-Il n'est pas permanent en termes de changements tels que le vieillissement.</p>
Visage	<p>-Très bien accepté par le public.</p> <p>-Ne demande aucune action de l'utilisateur (peu intrusive), pas de contact physique</p> <p>-Technique peu coûteuse.</p>	<p>-Technologie sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage...)</p> <p>-Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés</p> <p>-Sensible aux changements (barbe, moustache, lunette, percing, chirurgie...)</p>
Signature	<p>-La signature écrite sur un document peut être conservée des certains documents.</p> <p>-Action qui implique (responsabilité) le demandeur</p>	<p>-Besoin d'une tablette graphique</p> <p>-Sensible aux émotions de l'individu.</p> <p>-Pas utilisable pour du contrôle d'accès en extérieur par exemple.</p>

Voix	<ul style="list-style-type: none"> -Il est plus facile de protéger le lecteur que dans les autres technologies. -Seule information utilisable via le téléphone. -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.
la frappe au clavier	<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...).
ADN	<ul style="list-style-type: none"> -Distinguer les individus avec une grande précision. -Il facilite la détection des délinquants. 	<ul style="list-style-type: none"> -Lente pour obtenir les résultats. -voir un coût élevé.
Odeur corporelle	<ul style="list-style-type: none"> -L'odeur corporelle est identifiant unique pour chacun. -Technique qui a montré son succès déjà avec les chiens. 	<ul style="list-style-type: none"> -Le besoin de capteurs spéciaux pour cette méthode. -Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés.

TABLE 1.1 – les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométrie.[89]

1.2.4 Les caractéristiques biométriques

Pour assurer sa fiabilité, le mode de reconnaissance biométrique doit être déterminé par certaines caractéristiques. Parmi les caractéristiques du modèle biométrique, on retrouve : [12]

- **Universalité** : détermine si la modalité existe et si elle est présente quel que soit l'individu.
- **Unicité** : définit la probabilité de ne pas trouver de similitudes entre les mesures d'une même modalité sur des personnes différentes.
- **La pérennité** : indique si la caractéristique reste inchangée sur une période donnée.
- **La Collectabilité** détermine le degré de facilité de l'acquisition, de la mesure et de l'exploitation de la modalité.
- **Permanence** : caractérise la robustesse, la fiabilité et la vitesse de la mesure.
- **L'acceptabilité** : indique si la modalité est acceptée sans objection par l'utilisateur.
- **Le contournement** : représente la difficulté de contourner le système, par usurpation d'identité ou d'autres techniques de fraude.

Le tableau suivant compare les principales modalités biométriques selon les propriétés précédentes :

<i>Biométrie</i>	<i>Universa- lité</i>	<i>Unicité</i>	<i>Péren- nité</i>	<i>Collecta- bilité</i>	<i>perma- nence</i>	<i>Accepta- bilité</i>	<i>contour- nement</i>
<i>ADN</i>	***	***	***	*	***	***	*
<i>Visage</i>	***	*	**	***	*	***	*
<i>Empreinte</i>	**	***	***	**	***	**	***
<i>Démarche</i>	**	*	*	***	*	***	**
<i>Géométrie de la main</i>	**	**	**	***	**	**	**
<i>Veines Main</i>	**	**	**	**	**	**	***
<i>Iris</i>	***	***	***	**	***	*	***
<i>Frappe au Clavier</i>	*	*	*	**	*	**	**
<i>Rétine</i>	***	***	**	*	***	*	***
<i>Signature</i>	*	*	*	***	*	***	*
<i>Voix</i>	**	*	*	**	*	***	*
<i>Oreille</i>	**	**	***	**	**	***	**

FIGURE 1.13 – Comparaison entre les techniques biométriques.[12]

1.3 Système Biométrie

1.3.1 Définition et fonctionnement

Un système biométrique est un système de mesure automatique basé sur la reconnaissance de caractéristiques spécifiques individuels (physique ou comportement). Basé sur l'analyse des données personnelles, il peut être divisé en trois catégories : l'analyse morphologique, l'analyse des traces biologiques et l'analyse du comportement.[13]

1.3.2 Principaux Modules de système biométrique

Est un système utilisé pour identifier les tendances et stocker des données pour les sauvegarder ou les identifier sous forme matricielle. Le système est alors prêt à identifier l'intrus. Le système se compose de quatre Unité : acquisition, extraction de caractéristiques, comparaison (mesure de similarité) et prise de décision. L'inscription ou l'enrôlement est à des fins de comparaison future et pour décider s'il faut reconnaître cette personne. [10]

1-Le module de capture : Responsable de l'acquisition de données biométriques personnelles (peut-être une caméra, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc). [1]

2-Le module d'extraction de caractéristiques : Prendre les données biométriques acquises par le module de capture en entrée, et n'extraire que les informations pertinentes pour former une nouvelle représentation des données. D'une manière générale, cette nouvelle représentation est supposée unique à chacun et relativement inchangée par rapport aux changements au sein de la classe.[14]

3-Le module de correspondance : Comparer toutes les caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système, et juger de la similitude (ou divergence) des deux. [14]

4-Le module de décision : Selon la similitude entre les caractéristiques extraites et le modèle stocké, vérifier l'identité revendiquée par l'utilisateur ou déterminer l'identité d'une personne.[14]

1.3.3 Architecture des systèmes biométriques

Différent modes des systèmes biométriques

Le système biométrique peut fournir trois modes de fonctionnement, à savoir, le mode d'enrôlement, le mode de vérification et le mode d'identification.

1. Le mode d'enrôlement : Il s'agit d'une étape d'apprentissage, qui vise à collecter les informations biométriques de la personne à identifier à ce stade. Les informations biométriques de l'individu sont saisies via le biocapteur, puis exprimées sous forme numérique, et enfin stockées dans une base de données.[13]

2. Le mode vérification ou authentification : Comparer les données biométriques capturées (modèle de test) avec les données (modèle d'apprentissage) stockées dans sa propre base de données. Dans un tel système, une personne qui souhaite être identifiée demande une identité, généralement au moyen d'un code PIN (numéro d'identification

personnel), d'un nom d'utilisateur, d'une carte d'identité, etc. Le système doit répondre aux questions suivantes : suis-je vraiment la personne que je prêche ? [13]

3. Le mode identification : Le système doit deviner l'identité de la personne. Il répond à la question type : qui suis-je ? Dans ce mode, le système compare le signal mesuré avec les différents modèle contenus dans la base de données. De manière générale, quand on parle de reconnaissance, on suppose que le problème est clos, c'est-à-dire que chaque personne qui utilise le système a un modèle dans la base de données. Le système effectue la correspondance (1 :N) pour le personnel concerné. [13]

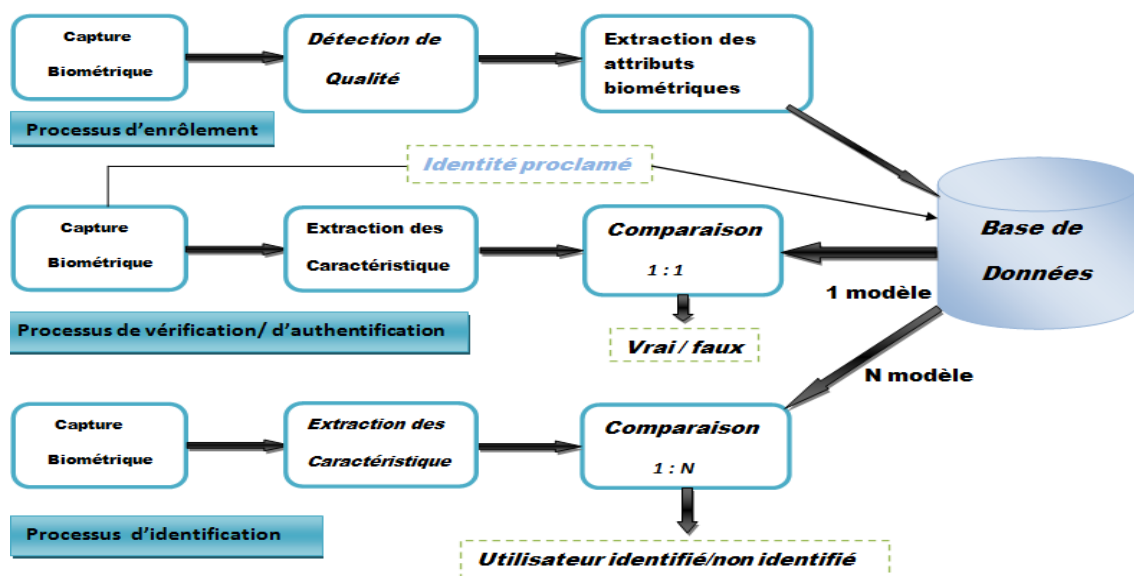


FIGURE 1.14 – mode de fonctionnement d'un système biométrique.[13]

1.3.4 Evaluation des performances des Systèmes biométriques

L'évaluation des performances du système biométrique est divisée en trois types, en fonction du degré spécifique de l'application :[15]

1.L'évaluation technologique : ne teste que la partie algorithmique du système (extraction des caractéristiques, comparaison et décision).

2.L'évaluation scénario : teste un système biométrique plus complet comportant aussi le capteur, l'environnement et la population spécifique à l'application testée.

3.L'évaluation opérationnelle : teste le système biométrique global en condition réelle d'utilisation.

1.3.5 Mesure de performance des systèmes biométriques

Le système biométrique n'utilise pas toutes les informations contenues dans l'image ou le signal capturé, mais en extrait certaines caractéristiques, réduisant ainsi la quantité d'informations et la capacité du système à reconnaître une unicité donnée. Ensuite, il effectue des calculs et trouve les résultats à partir des données collectées. [16]

De manière générale, on peut dire qu'un système biométrique peut être mesuré par trois paramètres : le taux de fausse acceptation (FAR) et le taux de faux rejet (FRR). Le troisième paramètre est le taux d'échec à l'enregistrement, ce dernier traduisant le fait que les individus n'ont pas de caractéristiques biologiques dans la population, mais ces derniers paramètres sont généralement négligeables.

En mode vérification

La performance d'un système biométrique est un élément de base qui doit être pris en compte lors du choix d'un tel système. La mesure de la performance du système biométrique repose sur trois normes :

1.Le FRR ou le TFR ((False Rejet Rate ou Taux de Faux Rejets) : Défini comme le rapport entre le nombre légitime (réel) de (faux) rejets et le nombre de tentatives d'accès. Ensuite, le système classe les deux caractéristiques. Informations biométriques provenant de la même personne et de deux personnes différentes.[11]

$$\text{TFR} = (\text{nombre des clients rejeté (FR)})/(\text{nombre total de test clients})$$

2. Le FAR ou le TFA (False Acceptance Rate ou Taux de Fausse Acceptation) : Défini par le rapport entre le nombre de fausses acceptations (imitateurs) et le nombre de tentatives d'accès. Ensuite, le système classe les deux caractéristiques de deux personnes différentes comme appartenant à la même personne. [11]

3. Le taux d'égale erreur (« Equal Error Rate » ou EER) : le point correspondant FAR = FRR, c'est-à-dire que la représentation graphique est à l'intersection de la

courbe ROC et de la première bissectrice. Il est souvent utilisé pour donner un aperçu des performances du système. Cependant, il faut souligner que le EER ne résumera jamais toutes les caractéristiques d'un système biométrique, il fournit juste le meilleur compromis entre faux rejet et fausse acceptation. [11]

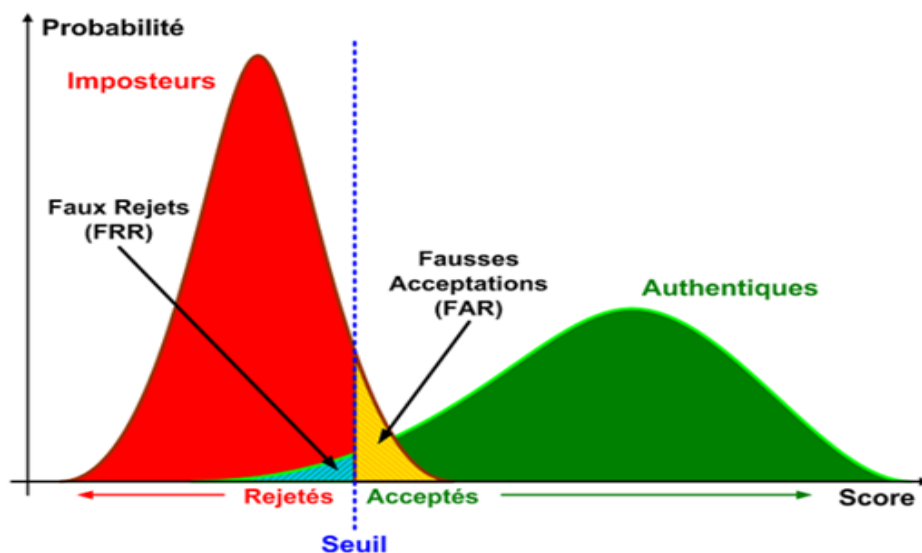


FIGURE 1.15 – COURBES DE DISTRIBUTION DES IMPOSTEURS ET DES AUTHENTIQUES ET LES TAUX D'ERREURS (FAR ET FRR), POUR UN SEUIL DONNE.[83]

En mode Identification

est le taux auquel un sujet (utilisateur authentique) dans une base de données biométriques est correctement identifié. En fonction de la nature du système biométrique (authentification ou identification), il existe deux manières de mesurer ses performances : lorsque le système fonctionne en mode authentification, on utilise la courbe dite ROC (receiver operating features). La courbe ROC trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation plus la courbe a tendance à adopter la forme de référence, plus le système est efficace, c'est-à-dire plus le taux de reconnaissance global est élevé.[11]

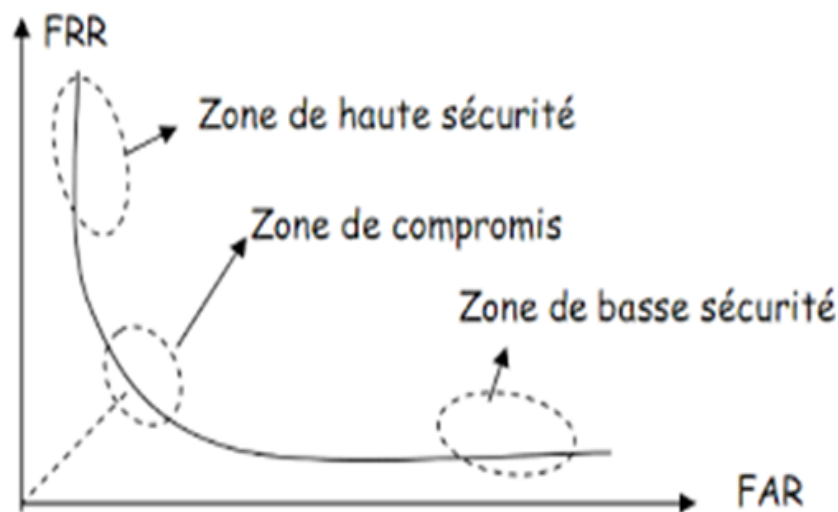


FIGURE 1.16 – COURBE ROC.[84]

1.4 Applications de la Biométrie

Aujourd'hui, les principales applications sont la production de documents d'identification, le contrôle d'accès aux sites sécurisés, le contrôle aux frontières, l'accès aux réseaux, aux systèmes d'information et aux postes de travail, les paiements électroniques, les signatures électroniques, et même le cryptage des données.

Applications commerciales : telles que l'authentification dans les réseaux informatiques, la sécurité électronique de données, le commerce électronique, l'accès internet, l'utilisation des cartes de crédit, le contrôle d'accès (physique, PC, téléphone mobile, PDA, etc.), la gestion des dossiers médicaux, l'enseignement à distance, etc. [17]

Applications gouvernementales : telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle aux frontières, le contrôle des passeports, etc. [17]

Applications médico-légales : telles que l'identification de cadavre, les enquêtes criminelles, la détermination de la parentalité, etc... [17]

1.5 L'état de L'art sur l'empreinte d'articulation de doigt(FKP)

Récemment, il a été découvert que l'empreinte d'articulation est très unique, se référant à la forme inhérente de la surface externe autour du doigt, en particulier autour de la partie supérieure du doigt, et peut jouer un rôle unique dans l'identification biométrique. Les articulations des doigts sont encore au stade de développement et peuvent être considérées comme une nouvelle tendance dans la technologie biométrique.

Woodard et Flynn (2005) [18] ont d'abord étudié la surface du doigt pour l'authentification personnelle. Ils ont utilisé des capteurs Minolta 900/910 pour collecter le dos des doigts en 3D, et leurs efforts ont vérifié le caractère unique de l'arrière du doigt en tant que caractéristique biométrique potentielle. Cependant, leur travail n'est pas entièrement focalisé sur le point d'articulation, ils ont utilisé toute la surface du dos du doigt lors du processus de vérification.

En 2009, Kumar et Ravikanth [19] ont mené une analyse détaillée sur l'acquisition et l'extraction de points d'articulation sur le dos de la main. Ils utilisent un appareil photo numérique (Canon Powershot A620-) pour capturer le dos de leurs mains à faible coût. Ensuite, l'image acquise de la main est utilisée pour extraire les points d'articulation en tant que région d'intérêt (ROI).

L'ACP, l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse des composants indépendants (ICA) sont des caractéristiques extraites des points de jonction. Ce travail a fait de grands efforts pour vérifier l'unicité de la surface supérieure du doigt. Cependant, ils n'ont pas fourni de solution pratique. De plus, la méthode [18] utilise principalement les informations de la forme 3D du dos du doigt, mais n'utilise pas pleinement les informations de texture et la méthode d'analyse de sous-espace utilisée dans [19], Impossible d'extraire efficacement des lignes et des attributs uniques de la surface du dos du doigt. En revanche, dans l'article [20], ils ont développé un système de reconnaissance d'empreintes articulaires, comprenant un dispositif d'acquisition spécial, puis de détection de la région d'intérêt, puis à l'aide d'un filtre de Gabor bidimensionnel pour extraire les informations. D'un point de vue local. Pour faire correspondre, ils utilisent la distance angulaire pour mesurer la similitude entre

deux codes correspondant à l'image.

Malgré le développement de nouveaux équipements d'acquisition, le temps d'exécution est toujours un problème, et ce problème est causé par l'appariement (total 16 585 920) et la mesure de similitude (le temps total d'exécution d'une seule vérification prend environ 1 seconde), car il a été constaté que le taux de reconnaissance était de 97%, le FAR était de 0,02% et l'EER était de 1,09%.

Yang Wankou [21] a proposé une méthode dans laquelle ils ont utilisé des filtres de Gabor et une analyse discriminante linéaire orthogonale (OLDA) pour identifier les individus à partir de leur image de marque commune. Tout d'abord, après avoir utilisé PCA, après avoir calculé la transformée OLDA, calculez la représentation de l'attribut obtenu à partir du filtre Gabor. Ce travail est également basé sur la base de données PolyU, et les résultats montrent que cette méthode a de bonnes performances par rapport aux algorithmes qui n'utilisent que LDA ou PCA.

Zhu Yueqing [22] utilise la base de données "PolyU". Dans la première étape, après l'application de l'algorithme SURF (Accelerated Robust Feature) à l'extraction de caractéristiques, le retour sur investissement de FKP est utilisé pour la normalisation à RAN-dom SAmple Consensus (RAN-Sample Consensus) (RANSAC). Ils ont obtenu un taux de vérification de 90,63% et un taux de vérification de 96,91%.

Dans [23], l'image de l'empreinte de joint contient plus de bruit que l'empreinte de paume. Dans ce cas, ils ont proposé deux étapes : appliquer un filtre de Gabor 2D pour améliorer les descripteurs de ligne et de transformation de caractéristique invariante d'échelle (SIFT) de la zone de couverture conjointe. Après le filtre de Gabor, un algorithme d'égalisation d'histogramme adaptatif à contraste limité (CLAHE) est utilisé pour améliorer le contraste des lignes de mouvement articulaires.

Dans [24], une méthode d'extraction de caractéristiques par fusion de plusieurs algorithmes est proposée. Ils utilisent LG (Gabor logarithmique), LPQ (quantification de phase locale), PCA et LPP (projection de préservation locale) pour l'extraction des caractéristiques. Dans la première expérience, ils ont utilisé un seul algorithme pour l'extraction de caractéristiques. Les résultats obtenus montrent que l'algorithme LG a une

précision plus élevée en comparaison avec d'autres algorithmes. Une combinaison entre les deux algorithmes est utilisée. La meilleure combinaison est celle entre LG et LPP, avec un taux de reconnaissance de 89,67%. Dans cet article, ils se concentrent uniquement sur l'étape d'extraction des fonctionnalités.

Gao Guangwei Gao et al. [25] ont développé le code compétitif (W-CompCode) pour une extraction efficace des caractéristiques. Tout d'abord, ils ont proposé une matrice de pondération pour chaque ROI de l'image FKP basée sur le filtre de Gabor. Pour la correspondance W-CompCode, la distance de Hamming normalisée est utilisée en fonction de la distance angulaire. L'EER final de la base de données PolyU FKP est 1,203.

Chetana Hegde et al. [26]es empreintes articulaires. La première méthode utilise la transformée Radon pour l'extraction des caractéristiques et utilise la détection des contours et le filtre médian dans la phase de prétraitement. Après application de la morphologie mathématique et de l'expansion, le taux FAR est de 1,55% et le FRR est de 1,02%. Dans la deuxième méthode, l'ondelette de Gabor est utilisée pour l'extraction de caractéristiques. Dans la première étape, ils éliminent le bruit et augmentent la force grâce à des coefficients de corrélation. Les résultats obtenus sont FAR : 1,24% et FRR : 1,11%. Pour le dernier algorithme, il peut identifier la partie endommagée de FKP. Ils ont créé 450 FKP corrompus pour introduire du bruit et supprimer de manière aléatoire certaines valeurs de pixels de l'image FKP. Le taux de reconnaissance est de 95,3%.

Zahra S. et coll. [27], en utilisant la banque de filtres Gabor pour l'extraction de caractéristiques, en combinant PCA et LDA pour réduire la taille de l'espace, et en utilisant la distance euclidienne pour la classification. Ce travail combine quatre empreintes digitales de la même personne au niveau de la fonctionnalité. La base de données PolyU permet de vérifier les performances de la méthode proposée. Le résultat de l'identification est de 98,79 % et le résultat de la vérification est de 91,8%.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons quelques méthodes biométriques et leurs définitions dans les systèmes biométriques. Nous avons également discuté des types et architectures des systèmes biométriques et de leurs applications dans la vie réelle, ainsi que de l'évaluation des systèmes biométriques. Enfin, nous avons discuté de la dernière technologie de doigt d'empreinte articulaire (FKP). Les méthodes d'extraction des caractéristiques d'images biométriques et les algorithmes relatifs à ce sujet sera notre objectif de prochain chapitre.

La reconnaissance des formes

2.1 Introduction

L'un des principaux objectifs de la machine est d'automatiser les tâches habituellement effectuées par l'homme. La plupart des activités humaines reposent sur une faculté importante de notre cerveau : pour voir distinguer entre les formes. Par exemple, reconnaître un chien d'un chat ; un bon diagnostic d'un mauvais ...etc. Pour pouvoir automatiser ce genre de tâches, doit obligatoirement acquérir la faculté de reconnaître les formes. Le but de la reconnaissance des formes est de classer des objets d'intérêt dans un certain nombre de catégories ou de classes. Dans ce chapitre, nous allons passer en revue quelques techniques des plus connues permettant la reconnaissance des formes pour en choisir une que nous intégrerons dans notre problématique.

2.2 Reconnaissance des formes

2.2.1 définition

Nous utilisons la reconnaissance de formes pour spécifier un ensemble de techniques et des méthodes conçues pour identifier des modèles à partir de données brutes afin de prendre des décisions en fonction de la catégorie attribuée au modèle. RdF est considéré comme une branche de l'intelligence artificielle, qui utilise largement les techniques d'apprentissage automatique et les statistiques. Les formes ou motifs de reconnaître peuvent être divers. Il peut s'agir de contenu visuel (code-barres, visage, empreinte digitale...) ou sonore (reconnaissance vocale), d'image médicale (rayons X, EEG, IRM...)

ou multi spectrale (image satellite), etc. [28]

2.2.2 principe

Son principe est basé généralement sur la classification de nouvelles formes par l'utilisation d'un classifieur qui permet de générer une fonction d'appartenance pour chaque classe. Ainsi, la classification d'un nouveau point peut se faire en fonction de la valeur d'appartenance qu'il obtient par rapport à chaque classe.[29]

2.2.3 L'objectif

[30]

- Construire des algorithmes d'apprentissage permettant d'affecter des données à des classes représentatives du problème.
- Évaluer les performances du processus :
 - * Comment apprendre et bien apprendre dans un contexte où les données sont imparfaites
 - * Capacité des algorithmes à bien se comporter face à des données n'ayant pas servi à l'apprentissage.

2.3 Processus de reconnaissance

RdF est un processus de réduction progressive et sélective des informations. Le processus classique de reconnaissance des formes peut être basé sur la figure suivante :

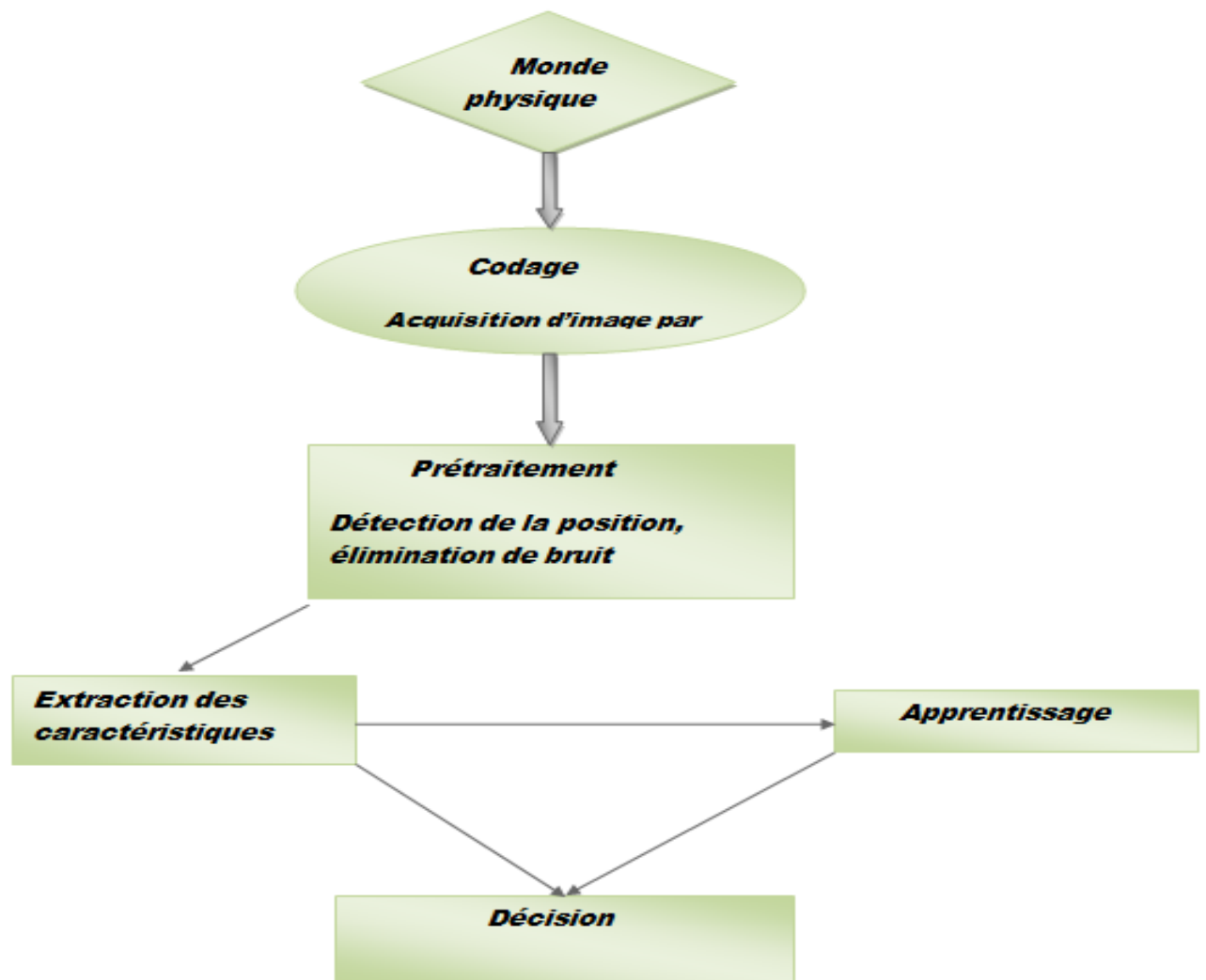


FIGURE 2.1 – Schéma général des étapes principales d'un système de reconnaissance des formes.[88]

2.3.1 Le monde physique

C'est le monde réel à l'extérieur du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, trois paramètres de base sont généralement pris en compte : les changements d'éclairage, de posture et l'échelle. Une modification de l'un de ces trois paramètres entraînera la distance entre deux images de la même personne est supérieure à la distance séparant les deux images, les images de deux personnes différentes sont donc de fausses identifications. [31]

2.3.2 Acquisition

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation.[32]

Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales :

- les caméras numériques.
- les scanners.

À ce niveau, notons que le principe utilisé par le scanner est de plus en plus adapté aux domaines professionnels utilisant le traitement de l'image comme la télédétection, les arts graphiques, la médecine, etc. Le développement technologique a permis l'apparition de nouvelle périphérique d'acquisition appelée cartes d'acquisition, qui fonctionnent à l'instar des caméras vidéo, grâce à un capteur C.C.D. (Charge Coupled Device). La carte d'acquisition reçoit les images de la camera, de la T.V. ou du scanner afin de les convertir en informations binaires qui seront stockées dans un fichier.

L'une des caractéristiques intéressantes de ces capteurs est la taille du plus petit élément (pixel), mais aussi l'inter-corrélation de deux éléments voisins : plus cette inter-corrélation est faible, plus l'image est meilleure. [32]

2.3.3 Prétraitement

Les données d'origine sont bruitées, elles contiennent des informations parasites, elles sont non standardisées et redondantes, et elles n'expliquent pas les informations utiles à l'identification. Par conséquent, l'étape de prétraitement comprend la sélection des informations nécessaires pour le champ d'application dans l'espace de présentation. La dimension R' du nouvel espace de représentation est beaucoup plus petite que R , mais il s'agit toujours d'un espace de grande dimension et contient encore des informations assez primitives.

Ces prétraitements peuvent être utilisés pour éliminer les bruits qui peuvent être causés par des interférences de capteurs ou d'autres sources de signaux. (voix dans un environnement sonore, encre au dos du papier dont les traces sont visibles sur le papier manuscrit, fond d'image). Inspection, filtrage du bruit haute fréquence, amélioration du contraste, séparation de la forme du fond, extraction de contour ou de squelette, modélisation de signal temporel, extraction de primitive, etc.) [28]

Quelques Méthode de prétraitement

Suppression du bruit

Le bruit est une erreur aléatoire dans la valeur du pixel, il se produit généralement Lors de la numérisation de la forme, cela peut être dû à la forme d'origine elle-même. Certaines des méthodes de suppression du bruit les plus courantes sont le seuil et le lissage.[33]

Seuillage

Les opérations de seuil incluent la définition de tous les pixels avec des niveaux de gris inférieurs à une certaine valeur à zéro et la définition des pixels avec des valeurs plus élevées à la valeur maximale. Par conséquent, le résultat du traitement de seuil est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs, c'est pourquoi le terme de binarisation est parfois utilisé. [33]

Lissage

Il s'agit d'un processus local qui définit une nouvelle valeur de pixel en vérifiant son voisinage. Il existe plusieurs opérateurs de lissage inspirés de la morphologie mathématique, parmi lesquels le remplacement de la valeur de chaque point P par une expression basée sur ses voisins. Homogénéisation des données : cette opération comprend la suppression des informations redondantes, redondantes et inutiles pour l'application. [33]

Il existe deux principaux types de techniques :

- Amélioration de la qualité des données pour faire ressortir les détails significatifs et éliminer le reste, l'augmentation du contraste d'une image en est un exemple.
- Sélection directe d'informations pertinentes appelé filtrage. Selon la qualité exigée de la forme, on applique un filtre linéaire ou non linéaire.

Normalisation des données

La forme peut prendre différents formats (tailles), être placée dans différentes positions (dans l'image) et peut généralement être tournée jusqu'à 180 degrés. Par conséquent, avant de commencer toute extraction, il est généralement nécessaire d'effectuer une opération de normalisation. [33]

La segmentation

La segmentation est l'une des étapes clé de l'analyse d'images et elle détermine la qualité des mesures ultérieures. Il permet d'isoler l'objet à analyser dans l'image, et de séparer la zone d'intérêt du fond de l'image. Lors de la reconnaissance, des caractères ou des chiffres (alphanumériques), ces derniers peuvent être générés sous forme de lettres supplémentaires. Ils peuvent également se chevaucher. Lorsqu'il est question d'un système de reconnaissance des caractères qui doit parvenir à identifier des caractères, il est nécessaire de déterminer (approximativement) où débute et où prend fin un caractère. C'est essentiellement le but de la segmentation. [33]

2.3.4 L'extraction des caractéristiques

Les caractéristiques d'une image sont des éléments permettant d'écrire une image de façon précise et dont l'intérêt dépend de l'étude caractéristique. Ces centres d'intérêt peuvent être portés sur des points d'intérêt, des régions d'intérêt, des coins, des lignes, la couleur, les bords, les blocs, la texture. . . etc [34]

L'extraction des caractéristiques est une figuration des données sous la forme d'un vecteur qui se veut à la fois représentatif des données et discriminatoire par rapport à d'autres données (d'autres personnes). Lors de l'enregistrement, le vecteur caractéristique extrait de l'échantillon biométrique est appelé une référence et est stocké sur le support personnel ou dans une base de données selon les applications. Pendant la phase d'authentification, les modules d'acquisition et d'extraction d'entités fournissent une représentation des données biométriques à tester dans l'espace de la caractéristique. [35]

Toutefois, le choix de la méthode d'extraction des caractères est basé sur trois informations essentielles : texture, lignes et apparence de l'impression. Plusieurs techniques

d'extraction ont été introduites pour capturer des structures locales intrinsèques et discriminatives à partir d'images. Les images FKP, similaires à d'autres images biométriques, contiennent de nombreuses informations sur la texture. Par conséquent, une bonne méthode d'extraction de caractéristiques de texture est nécessaire. Parmi ces techniques, on trouve les descripteurs de texture, qui codent et caractérisent les informations de texture des images.

Méthodes d'extraction des caractéristiques

Il existe de nombreuses méthodes de reconnaissance que nous pouvons classer en trois groupes : les méthodes locales, les méthodes globales et les méthodes hybrides :

A.Méthode locale

On appelle aussi les méthodes à traits basées sur les modèles, à caractéristiques locales, ou analytiques. Ce type consiste à appliquer des transformations en des endroits spécifiques de l'image, le plus souvent autour de points caractéristiques. Elles nécessitent donc d'utilisation des connaissances a priori sur les images de visage que l'on possède sur la morphologie s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type.

L'avantage de ces méthodes est de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales.

[36] Dans cette catégorie, on trouve plusieurs méthodes comme : LBP, TPLBP, FPLBP, filtres de Gabor... etc.

A.1.Le Motif binaire local à trois patches (TPLBP)

A été proposé par Wolf et al. Comme son nom l'indique, le code Three-Patch LBP (TPLBP) est produit en comparant les valeurs de trois correctifs pour produire une valeur de bit unique dans le code attribué à chaque pixel. Pour chaque pixel dans l'image. [37]

Pour chaque pixel de l'image, nous considérons un patch $w \times w$ centré sur le pixel, et S patches supplémentaires répartis uniformément dans un anneau de rayon r autour de lui. Pour un paramètre α , Nous prenons des paires de patches, des α - Patches séparés le long du cercle, et comparons leurs valeurs avec celles du patch central. La valeur d'un seul bit

est définie en fonction de laquelle des deux patches est plus proche du patch central. Le code résultant a S bits par pixel. Plus précisément, nous produisons la LBP à trois points en appliquant la formule suivante à chaque pixel.[38]

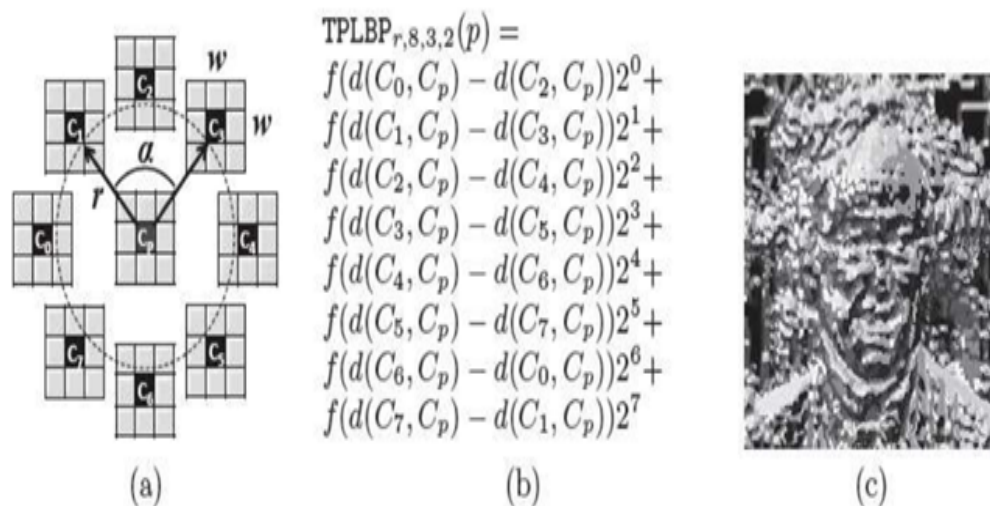


FIGURE 2.2 – Le code LBP Trois Patches.[85]

S est le nombre total d'autres fenêtres de correctifs uniformément réparties dans une partition Anneau de rayon, nous avons pris une paire de patches alpha (le long du cercle), nous avons Comparé leur valeur avec la valeur du patch central. Le code final a S bits par pixel. Codage Le TPLBP à chaque pixel est défini comme suit :

$$\text{TPLBPTPLBP}_{r,c,w,n}(p) = \sum_{i=0}^{i-1} f(d(c_i, c_p) - d(c_{i+\alpha \text{ mod } n}, c_p))2^i$$

Où : c_p :est le patch central

Alors que c_i , $c_{(i+\alpha)}$ Sont deux patches le long de la bague. La fonction d représente toute fonction de distance entre deux patches et f est la fonction de seuillage donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \leq t \\ 0 & \text{si } x > t \end{cases}$$

A.2.histogramme de Gradient Orienté (HOG)

HOG en anglais «Histogram of Oriented Gradient » est un descripteur très puissant proposé par Navneet Dalal et Bill Triggs, chercheurs à l'INRIA de Grenoble, à la conférence CVPR de juin 2005 dans leurs travaux de détection des piétons. [39]

L'idée essentielle derrière l'histogramme de gradient orienté c'est que l'apparence locale et la forme d'objet dans une image peut être décrite par la distribution d'intensité des gradients ou de direction des contours. La mise en œuvre de ces descripteurs peut être obtenue en divisant l'image en petites régions connectées, appelées cellules, et pour chaque cellule on calcule un histogramme des directions de gradient ou des orientations de contour pour les pixels dans la cellule. La combinaison de ces histogrammes représente alors le descripteur. [39]

Le vecteur caractéristique d'une image $I(X, Y)$ par la technique HOG est obtenu par la procédure suivante :

étape 1 : Diviser l'image $I(X, Y)$ en N cellules régulières (N petites régions) et des blocs. Les valeurs de gradient sont calculées pour chaque pixel en utilisant un filtre dérivatif 1-D centré, dans les directions horizontales et verticales :

$$D_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$D_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

$$G_x(x, y) = I(x, y) * D_x$$

$$G_y(x, y) = I(x, y) * D_y$$

Étape 2 : L'amplitude et l'orientation de gradient à chaque pixel (x, y) , sont calculées en utilisant les équations (1) et (2) :

$$|G(x, y)| = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \dots (1)$$

$$a(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \dots (2)$$

$G_x(x, y)$: le gradient horizontale au pixel (x, y) .

$G_y(x, y)$: le gradient verticale au pixel (x, y) .

Etape 3 : L'histogramme de l'orientation du gradient à l'intérieur de chaque cellule est calculé par quantification Gradients non signés à chaque pixel en 12 canaux orientations. Les histogrammes sont uniformes de 0 à 180 (cas non signé) ou de 0 à 360 (cas signé) .

Etape 4 : Le vecteur caractéristique pour chaque cellule est normalisé en utilisant des vecteurs dans leurs blocs respectifs. Dans ce travail nous utilisons la méthode de L2 norme pour la normalisation des blocs, le facteur de normalisation est calculé à l'aide de l'équation suivant :

$$v_n = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + \epsilon^2}}$$

Où :

v : est le vecteur non normalisé contenant tous les histogrammes dans un bloc.

$\|v\|$: est la L2-norme du vecteur descripteur.

ϵ est une petite constante.

Etape 5 : Le vecteur caractéristique de chaque bloc (c) est formé en concaténant les vecteurs d'histogramme de toutes les cellules dans le bloc. A la fin le vecteur caractéristique HOG est formée en concaténant les vecteurs de caractéristiques des tous les blocs pour une image donnée.

B.Méthode hybride

Plusieurs techniques peuvent parfois s'appliquer afin de résoudre un problème de reconnaissance des formes.les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairément et d'expressions faciales. Chacune d'entre elles possède évidemment ses points forts et ses Points faibles qui, dans la majorité des cas, dépendent des situations (pose, illumination,... etc.). Il est par ailleurs possible d'utiliser une combinaison de classificateurs basés

sur des techniques variées dans le but d'unir les forces de chacun et ainsi pallier à leurs faiblesses. [37]

B.1.Modèle de Markov caché (HMM)

Un modèle de Markov Caché ou HMM (Hidden Model Markov) est un processus doublement stochastique dont une composante est une chaîne de Markov non observable. Ce processus peut être observé à travers un autre ensemble de processus qui produit une suite d'observations. Plus simplement, c'est un modèle qui décrit les états d'un processus markovien à l'aide des probabilités de transition et des probabilités d'observation par états.[40]

Le modèle de Markov caché a été proposé pour la première fois dans les années 1960 et appliqué au traitement de la voix dans les années 1970, tandis que la MMC a récemment été appliquée dans diverses applications telles que le suivi et le contrôle de machines-outils, la reconnaissance vocale et la détection de défauts. MMC est une sorte de modèle aléatoire, appelé fonction de probabilité de la source de Markov ou chaîne de Markov. La chaîne de Markov cachée est un processus aléatoire d'évaluation de variables discrètes, impliquant plusieurs états. Ces états sont liés entre eux par des transitions possibles, chaque transition a une probabilité associée et chaque état a des observations associées. La transition d'état dépend uniquement de l'état actuel, pas de l'état passé. La séquence réelle des états n'est pas observable, d'où le nom «caché».

C.Méthode globale

Les méthodes globales basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Dans ces méthodes, les images (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont utilisées comme entrée à l'algorithme de reconnaissance et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

Les méthodes de cette approche utilisent un autre espace de représentation qui s'appelle un sous-espace dans le but de réduire le nombre de pixels par la sélection des informations utiles et l'élimination des redondances. [41]

Parmi les méthodes d'extraction employées dans cette approche nous citons LDA,PCA ... etc.

C.1. Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

L'algorithme LDA est né des travaux de Belhumeur et al. De Yale University (USA), en 1997. Il est aussi connu sous le nom de « Fisherfaces ». Contrairement à l'algorithme PCA, celui de la LDA effectue une véritable séparation de classes. Pour pouvoir l'utiliser, il faut donc au préalable organiser la base d'apprentissage d'images en plusieurs classes : une classe par personne et plusieurs images par classe. La LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, avec pour objectif de maximiser les variations entre les images d'individus différents (interclasses) tout en minimisant les variations entre les images d'un même individu (intra-classes). [42]

Concernant l'analyse discriminante on doit comprendre les raisons de sur-ajustage de précision et comment l'éviter. L'explication de ce comportement est que les CP correspondantes aux vecteurs qui ont des petites valeurs propres correspondent aux composantes de hautes fréquences codent habituellement le bruit. En résulte, si les vecteurs propres correspondant aux petites valeurs propres sont employés pour définir le sous-espace réduit de PCA, le procédé FLD s'accompagne aussi bien par le bruit et par conséquent le sur-ajustage de précision a lieu.

Les étapes à suivre pour extraire les discriminants pour un ensemble d'images sont : [43]

a) Pour la i -ème classe, une matrice de dispersion (S_i) est calculée comme la somme des matrices de covariance des images centrées dans cette classe :

Où :

$$S_i = \sum_{x \in X_i}^c (x - m_i)(x - m_i)^T$$

Chaque \mathbf{x} est un vecteur visage et m_i est la moyenne des images dans la classe.

La dispersion de la matrice (S_w) est la somme de toutes les matrices de dispersion.

$$S_w = \sum_{i \in 1}^c (S_i)$$

C est le nombre des classes.

b) La dispersion entre la classe (S_B) mesure la quantité de dispersion entre les classes.

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (m_i - m)(m_i - m)^T$$

n_i : Est le nombre d'images dans la classe, m est la moyenne de toutes les images

c) Résoudre le problème généralisé eigenvalue :

Résoudre la généralisation des vecteurs propres (V) et valeurs propres Λ au sein de la classe et la dispersion entre les classes.

$$S_B V = \Lambda S_w V$$

d) Trier les vecteurs propres associés par leurs valeurs propres du plus haut au plus bas vecteurs propres. Ces vecteurs propres forment la base.

e) Projeter de toutes les images originales sur base des vecteurs en calculant le point de produits de l'image avec chacun des vecteurs de base.

LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données.

2.3.5 Apprentissage

C'est une méthode qu'utilise l'intelligence Artificielle en se fondant sur des approches statistiques pour donner aux machines la capacité d'apprendre à partir de données provenant du big data, c'est à dire de s'améliorer en ayant la capacité à résoudre des tâches sont être explicitement programmées.

L'apprentissage artificiel fait référence à la capacité d'un système à acquérir et intégrer de façon autonome des connaissances. Cette notion englobe toute méthode permettant de construire un modèle de la réalité à partir de données, soit en améliorant un modèle partiel ou moins général, soit en créant complètement le modèle. Autrement dit L'apprentissage automatique fait référence au développement, l'analyse et l'implémentation de méthodes

qui permettent à une machine (au sens large) d'évoluer et de remplir des tâches associées à une intelligence artificielle grâce à un processus d'apprentissage. Cet apprentissage permet d'avoir un système qui s'optimise en fonction de l'environnement, les expériences et les résultats observés. [44]

Les types d'apprentissage automatique

Il existe plusieurs façons d'apprendre automatiquement, ces façons peuvent être divisées en différentes catégories (voir la figure 2.3) :

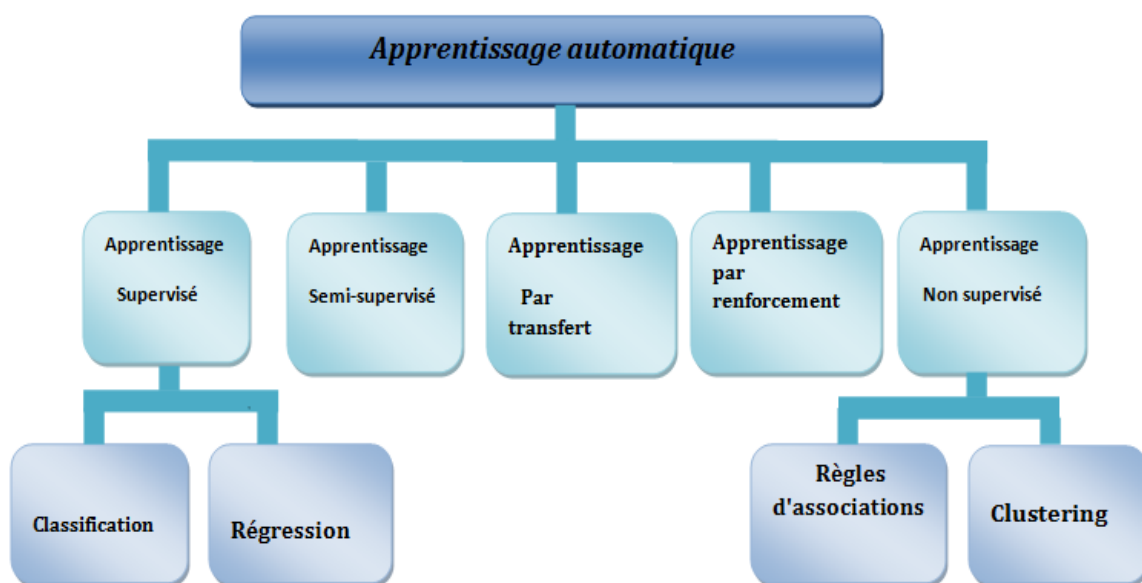


FIGURE 2.3 – Les différents types d'apprentissage automatique. [44]

1. Apprentissage automatique supervisé : Dans le cas de l'apprentissage supervisé, le système guide l'algorithme et lui fournit des exemples complets ; entrées et résultats ; afin qu'il puisse déduire un certain raisonnement qu'il utilisera ensuite pour traiter de nouveaux cas. Chaque exemple est traité en adaptant ses paramètres de manière à ce que l'algorithme réduise au maximum la différence entre les données résultantes obtenues et les données résultantes procurées par le système. Le taux d'erreurs diminue au fil des essais et l'algorithme pourra ensuite appliquer le raisonnement déduit sur les nouvelles entrées. [45]

Il existe deux types de modèles d'apprentissages supervisés :

1-le modèle de classification : Quand la variable à prédire prend une valeur discrète, on parle d'un problème de classification. Parmi les algorithmes de classification, on retrouve : Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, K plus proches voisins, les arbres de décision...etc, les méthodes ensemblistes (bagging,boosting,Random Forest).

Chacun de ses algorithmes a ses propres propriétés mathématiques et statistiques. En fonction des données d'entraînement (Training set), et nos features, on optera pour l'un ou l'autre de ces algorithmes. Toutefois, la finalité est la même : pouvoir prédire à quelle classe appartient une donnée. [46]

2-le modèle de régression : Dans l'apprentissage automatique, le but de la régression est d'estimer une valeur (numérique) de sortie à partir des valeurs d'un ensemble de caractéristiques en entrée. Il existe plusieurs algorithmes pour la régression [47]

- Régression linéaire.
- Régression polynomiale.
- Régression logistique.
- Régression quantile.

2-Apprentissage automatique non supervisé : L'apprentissage non supervisé se fait de manière autonome ce qui signifie que la machine sera capable de déduire les résultats par elle-même à partir des exemples qui lui ont été fournis par le concepteur. La machine traite ces données et établit des relations pour aboutir à des résultats indépendamment des résultats attendus[45]

3-Apprentissage automatique semi-supervisé : Il est utilisé dans les mêmes applications que l'apprentissage supervisé et il utilise des données étiquetées et non étiquetées pour s'entraîner. En générale Dans ce type d'apprentissage, seulement un petit nombre de données ont un label (sont étiquetées) et celles-ci sont combinées avec un grand nombre de données qui n'ont pas de label. Cela est dû au fait que les données étiquetées sont plus chères que les données sans étiquettes. [45]

4-Apprentissage automatique par renforcement : L'apprentissage par renforcement est une méthode qui consiste à livrer la machine à elle même en d'autres termes

cela consiste à récompenser les décisions correctes et à pénaliser les mauvaises décisions. Cette méthode pourrait être vue comme un apprentissage non supervisé mais en guidant l'algorithme grâce aux sanctions et aux récompenses. Cet algorithme pousse l'agent intelligent à optimiser son processus de prise de décisions et à minimiser les mauvais résultats par lui-même. [45]

5-Apprentissage automatique par transfert : L'apprentissage par transfert peut être vu comme la capacité d'un système à reconnaître et appliquer des connaissances et des compétences, apprises à partir de tâches antérieures, sur de nouvelles tâches ou domaines partageant des similitudes. [48]

Quelques algorithmes d'apprentissage automatique

1.Machines à vecteurs de support (SVM) : Les Support Vectors Machines souvent traduit par l'appellation de Séparateur à Vaste Marge (SVM) sont une classe d'algorithmes d'apprentissage initialement définis pour la discrimination c'est-à-dire la prévision d'une variable qualitative binaire. Ils ont été ensuite généralisés à la prévision d'une variable quantitative. Dans le cas de la discrimination d'une variable dichotomique, ils sont basés sur la recherche de l'hyperplan de marge optimale qui, lorsque c'est possible, classe ou sépare correctement les données tout en étant le plus éloigné possible de toutes les observations. Le principe est donc de trouver un classifieur, ou une fonction de discrimination, dont la capacité de généralisation (qualité de prévision) est la plus grande possible [49]

2.Arbres de décision (Decision Trees) : [50] L'arbre de décision ou Decision Trees c'est un algorithme parmi les algorithmes d'apprentissage supervisé le plus utilisé et le plus pratique, qui est adapté pour résoudre tout type de problèmes classifications ou régressions telle-que :

-Un arbre de décision est une structure arborescente semblable à un organigramme ou un nœud interne représente une caractéristique (ou un attribut), la branche représente une règle de décision et chaque nœud feuille représente le résultat, cette structure aide pour prendre la décision.

- C'est un algorithme non-paramétrique signifie qu'il n'y a pas d'hypothèse sous-jacente sur la distribution des données.

3. Classification Naïve Bayésienne : La méthode de classification Naïve Bayésienne est un algorithme d'apprentissage supervisé qui permet de classifier un ensemble d'observations selon des règles déterminées par l'algorithme lui-même. Cet outil de classification doit dans un premier temps être entraîné sur un jeu de données d'apprentissage qui montre la classe attendue en fonction des entrées. Pendant la phase d'apprentissage, l'algorithme élabore ses règles de classification sur ce jeu de donnée, pour les appliquer dans un second temps à la classification d'un jeu de données de prédiction. Le classificateur Bayésien naïf implique que les classes du jeu de données d'apprentissage soit connu et fournit, d'où le caractère supervisé de l'outil. [51]

2.3.6 Décision

C'est la dernière phase de tout le système de reconnaissance des formes qui permet de déterminer l'identité d'une personne qui se base sur le degré de correspondance entre les caractéristiques biométriques extraites et les modèles stockés. Chaque système biométrique fournit une décision binaire sous forme oui ou non que l'on peut représenter par 0 et 1.

2.4 Deep Learning

Est un sous-ensemble des méthodologies et techniques de Machine Learning qui utilisent le réseau neuronal artificiel (ANN). C'est l'adaptation des réseaux neuronaux qui limite la structure du cerveau humain. La force de DL réside dans le fait que la machine peut extraire des caractéristiques et apprendre toute seule, indépendamment de l'intervention d'un expert. Il a été appliqué dans de nombreux domaines différents (traitement des images, textes, paroles et vidéos). Le succès de DL appartient à la disponibilité de plus de données d'entraînement. Google, Facebook et Amazon a déjà commencé à l'utiliser pour faire l'analyse de leurs énormes quantités de données.

En d'autres termes, L'apprentissage profond est une classe de techniques d'apprentissage machine, où l'information est traitée en couches hiérarchiques pour comprendre les représentations et les caractéristiques des données dans des niveaux de complexité croissante.[52]

2.5 Conclusion

L'architecture du système biométrique se compose de plusieurs étapes, dont la phase la plus importante est l'extraction des caractéristiques, et cette méthode change avec le changement de diversité. Pour cela, nous avons présenté dans ce chapitre une étude théorique détaillée sur les différentes méthodes utilisées dans les modules de prétraitement, d'extraction de caractéristiques et de classification. Ensuite les algorithmes les plus populaires utilisés en extraction des caractéristiques des images biométriques ,ces méthodes peuvent être classées en trois catégories :**hybride , local et global** .

À la fin, nous avons vu les méthodes d'apprentissage automatique en définissant quelques algorithmes les plus utilisés.

Dans le prochain chapitre, nous présentons notre problématique avec une analyse exploratoire des données ,venons ensuite l'étape de préparation des données et enfin nous abordons notre proposition avec une architecture globale de notre approche.

Approches et Solutions

3.1 Introduction

La reconnaissance biométrique et l'identification des personnes basées sur l'utilisation de ses caractéristiques physiques ou comportementales ou biologiques. Parmi les modalités les plus utilisées dans la reconnaissance biométrique est l'empreinte FKP par ce qu'elle est permanente et unique.

Le système de reconnaissance des empreintes d'articulations, comme tous les systèmes biométriques est constitué de trois étapes : le prétraitement, l'extraction des caractéristiques et la classification. Dans l'étape de prétraitement, l'image est traitée pour faciliter l'extraction de caractéristiques. Ce procédé est utilisé pour éviter Informations inutiles. La seconde est utilisée pour traiter des images pour n'extraire que des caractéristiques biologiques, sous forme de vecteurs, qui peuvent ensuite être utilisés pour reconnaître des personnes, ces caractéristiques sont supposées être invariantes pour une même personne, et différentes d'une personne à l'autre.

La reconnaissance se fait en classant (comparant) le vecteur de caractéristiques avec la base de données. Ceci permet de retrouver la personne ayant le FKP le plus ressemblant, qui est celui dont le vecteur est le plus similaire.

Dans ce chapitre, d'abord, nous allons présenter notre objectif. Ensuite, nous allons faire l'analyse et la description d'ensembles de données que nous serons utilisés. Par la suite, nous présenterons le détail de notre solution proposée. Enfin, nous terminerons par

l'implémentation.

3.2 L'objectif étudié

La sécurité des systèmes d'information et l'identification des personnes par la biométrie se sont imposées comme une approche fiable et robuste et devenue un domaine de recherche d'une très grande importance.

L'objectif de ce mémoire propose une démarche qui consiste à améliorer la performance de l'identification biométrique via l'empreinte FKP par plusieurs méthodes avec un ensemble d'opérations. Pour cela, nous avons fait la comparaison entre différentes méthodes d'extraction des caractéristiques, ce qui nous a permis d'en choisir celle qui est la mieux adaptée pour notre problème.

3.3 Présentation des données

La base de données d'images sans contact des doigts de l'Université Polytechnique de Hong Kong (Version 1.0) est fournie par des volontaires hommes et femmes. Cette base de données a été acquise en grande partie sur le campus de l'Université Polytechnique de Hong Kong et sur le campus de Delhi de l'IIT en 2006-2013, à l'aide d'une configuration sans contact utilisant simplement une caméra portable.

L'ensemble de données PolyUKnuckleV1¹ se compose de deux bases : chacune a 2515 images dorsales de doigts (Major et Minor) de 503 personnes, chaque personne est représentée par 5 images de même doigt. Toutes les images sont au format bitmap (*.bmp). Dans cet ensemble de données, environ 88 % des sujets ont moins de 30 ans. Cette base de données fournit également deux images de doigts de session acquises après un très long intervalle (4 à 7 ans) pour vérifier la stabilité du pli de la mâchoire et des lignes courbes. Les images de la base de données sont stockées en tant que :

- **xxx_zz .bmp**

xxx : l'identifiant unique de personnes, varie de 1 à 503.

zz : l'indice des échantillons allant de 1 à 5.

1. <http://www.comp.polyu.edu.hk/biometrics/FKP.html>

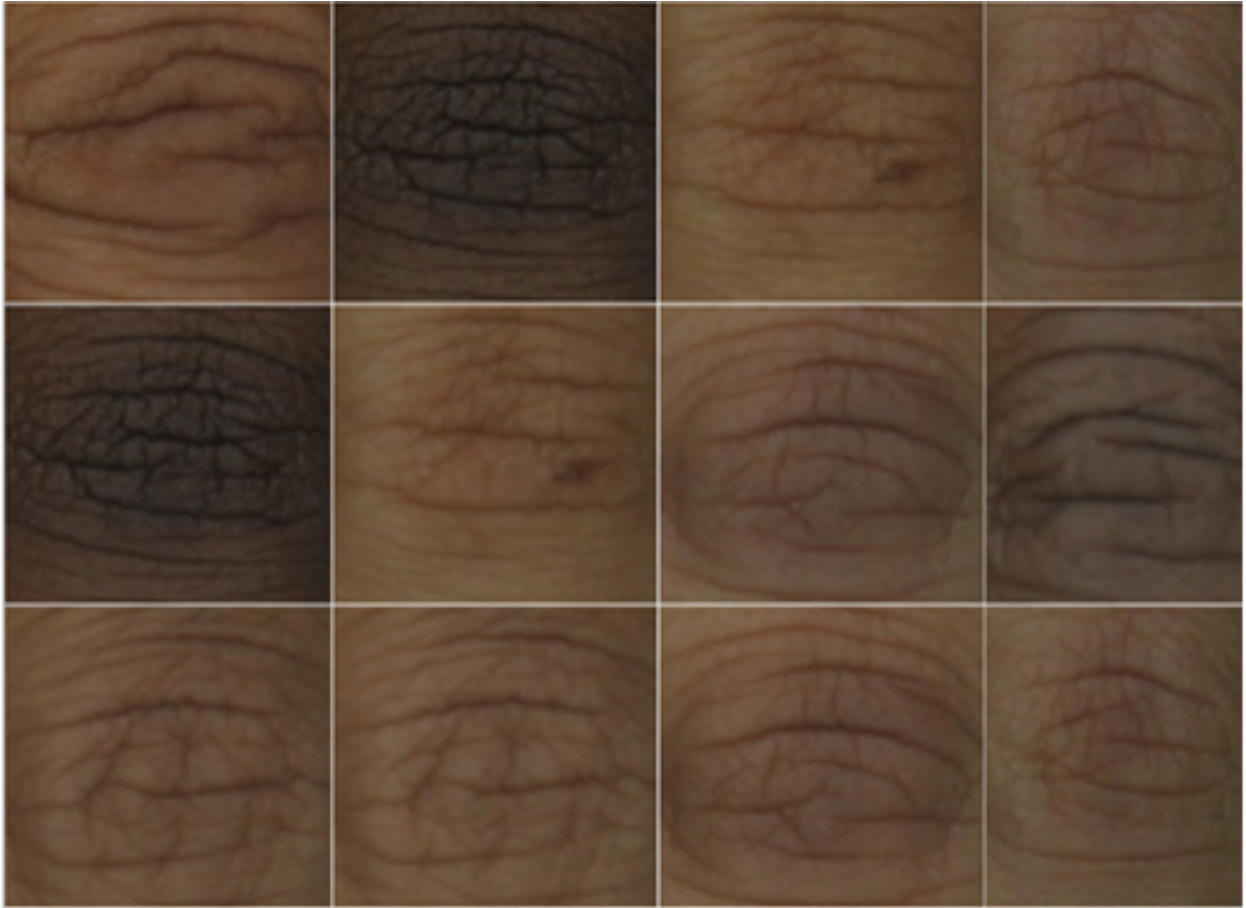


FIGURE 3.1 – Quelques images fkp Major de la base de données PolyU.

3.4 Séparation de base de données

Pour le but d'évaluer les performances d'un système de reconnaissance de FKP, nous avons divisé la base de données en deux sous-ensembles importantes, un pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour le test.

NB : les mêmes étapes s'appliquent aux deux bases Major et Minor

1.Ensemble d'entraînement (training set) : Les trois premières images de chaque personne servent pour la phase d'apprentissage ($3*503=1509$).

2.Ensemble de test (testing set) : Les deux images restantes de chaque individu servent pour la phase de test ($2*503=1006$). .



FIGURE 3.2 – Quelques images fkp Minor de la base de données PolyU.

3.5 Prétraitement des données

Le Prétraitement des données (Preprocessing) vient après la phase de détection, c'est l'étape qui consiste à préparer nos données avant de les fournir à la machine pour son apprentissage. Elle est aussi appelée étape de normalisation car elle restaure toutes les images extraites de l'image d'origine dans un format prédéfini. Afin d'extraire la région d'intérêt (Region Of Interest ROI) contenant la texture autour de l'articulation. Le but de cette opération est réduire la taille de l'image et d'obtenir des résultats plus précis.

Détection de ROI : (Region Of Interest ROI)

Cette étape la plus importante est l'extraction du retour sur investissement. Dans les images de fkp, il y a des régions indésirables (arrière-plan de l'image) et la zone de valeur (zone du doigt) dans l'image. La zone de valeur s'appelle ROI, et l'extraction de ROI est le traitement permettant de localiser et d'extraire la zone de doigt de l'image capturée et de supprimer le fond de l'image.

Ensemble de données	Nombre d'images
Ensemble d'entraînement	1509
Ensemble de test	1006

TABLE 3.1 – Représentation de l'ensemble de données.

NB : La base de données utilisée dans notre mémoire (PolyU), est une base qui a subi déjà de cette phase donc ne nécessite aucun détection de roi supplémentaire.

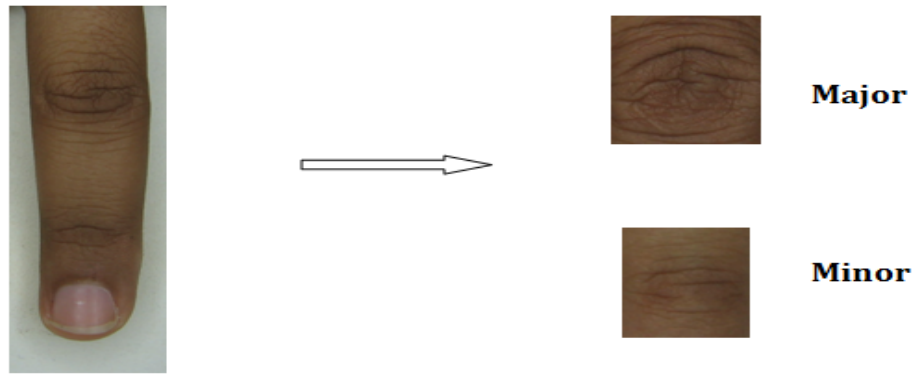


FIGURE 3.3 – Détection de ROI.

Conversion Couleur (NG)

La première étape nécessaire à la réalisation de notre projet est la traduction de l'image à traiter en niveaux de gris :

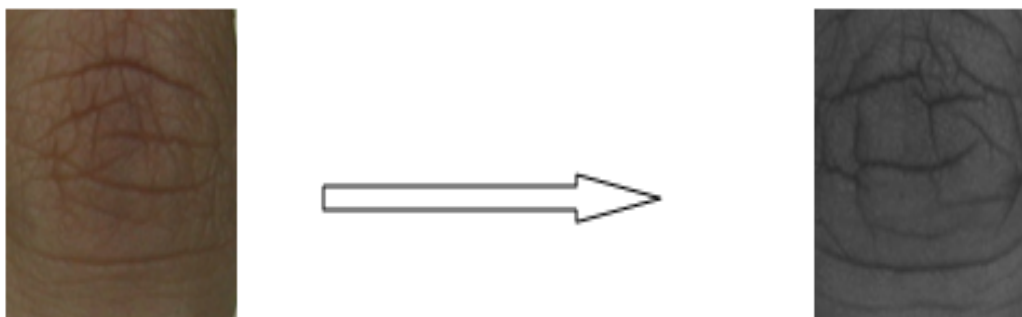


FIGURE 3.4 – image convertie au niveau de gris.

3.6 Système proposé

À notre connaissance, tous les progrès de la reconnaissance FKP peuvent être attribués à deux catégories : approches classiques et profondes. Les deux catégories comprennent presque deux parties sont caractérisées par l'extraction et la classification. Comme les caractéristiques sont extraites manuellement dans les méthodes classiques, les méthodes

basées sur des bases approfondies extraient les caractéristiques s'approprient automatiquement. Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance de fkp. Dans notre travail, nous avons opté pour deux techniques :

- La première est une approche comparative de 3 algorithmes d'extraction classique.
- La seconde est une approche profonde basée sur les réseaux de neurone convolutif.

NB : les mêmes étapes s'appliquent aux deux Modalité Major et Minor

Dans ce qui suit nous expliquerons ces deux approches en détail.

3.6.1 Architecture de la solution

Les figures suivantes résument toutes les étapes de notre solution :

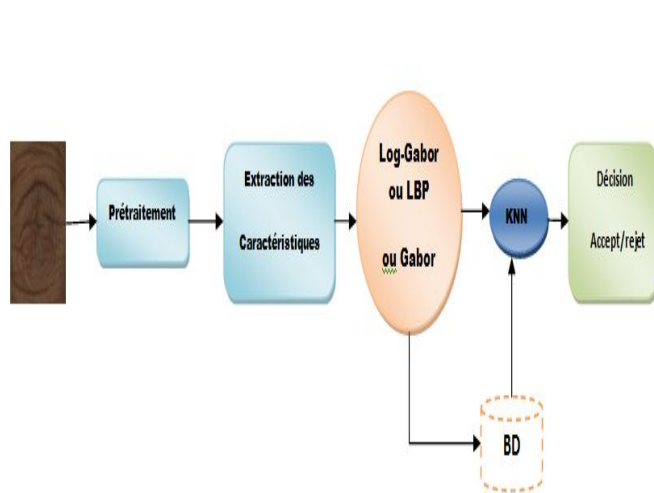


FIGURE 3.5 – Architecture d'Approche (1)

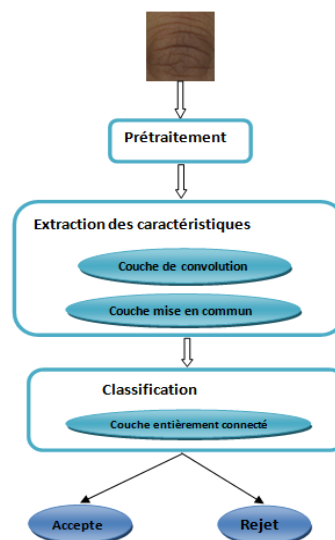


FIGURE 3.6 – Architecture d'Approche 2

3.7 Description de la solution

Approche (1) :

Les méthodes traditionnelles d'extraction des caractéristiques se concentrent sur les caractéristiques conçues manuellement. Dans cette approche, nous avons utilisé trois algorithmes : LBP et Gabor, Log Gabor pour établir la différence entre eux. Ces paramètres seront l'entrée du classificateur K-NN (K-voisins plus proches). Après cette étape, notre

Le système sera capable de décider si ce qu'une nouvelle personne appartient à la base ou non.

3.7.1 Extraction des Caractéristiques

L'étape d'extraction des caractéristiques admet de construire des vecteurs contenant les caractéristiques discriminantes d'une image d'une modalité biométrique (Empreinte d'articulation de doigt (fkp)). Obtenue avec un capteur biométrique pour l'enregistrement dans une base des données. Il y a plusieurs méthodes pour l'extraction des caractéristiques, dans notre cas, nous avons utilisé l'extraction des caractéristiques par trois algorithmes LBP, log Gabor et GABOR.

Extraction basé sur la texture

Algorithme LBP (Local Binary Pattern)

L'opérateur LBP a été proposé initialement par Ojala en 1996. Dans le but de caractériser la texture d'une image, il a montré d'excellentes performances dans de nombreuses études comparatives, tant en termes de vitesse qu'en termes de discrimination des différentes textures.[55]

Le LBP se définit aussi comme une caractéristique qui résume la structure spatiale locale d'une image utilisée en vision par ordinateur, pour reconnaître des textures ou pour détecter des objets dans les images numériques.[56]

Concept de LBP

Le concept du LBP est un code binaire décrivant la texture locale d'une région est calculé par seuillage d'un voisinage avec le niveau de gris du pixel central. Tous les voisins prendront alors une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 sinon. On va alors multiplier cette matrice composée de 0 et 1 par les poids LBP et sommer tous ses éléments pour obtenir la valeur LBP du pixel courant.[56]

Pour calculer un code LBP dans un voisinage de P pixels, dans un rayon R, on compte simplement les occurrences de niveaux de gris g_p plus grands ou égaux la valeur centrale.[57]

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} S(g_c - g_i) * 2^p \text{ avec } S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

ou :

g_c : les niveaux de gris d'un pixel central.

g_i : Les niveaux de gris d'un pixel voisin. La technique des Modèles binaires locaux divise l'image en sous-régions carrées de taille égale là où on calcule les caractéristiques LBP. Les vecteurs obtenus sont ensuite concaténés pour obtenir le vecteur de caractéristiques final. La figure suivante illustre la procédure de calcul de LBP sur une fenêtre de taille 3x3. Le descripteur LBP de texture d'une image pourrait donc être décrit par l'histogramme de dimension 255 :

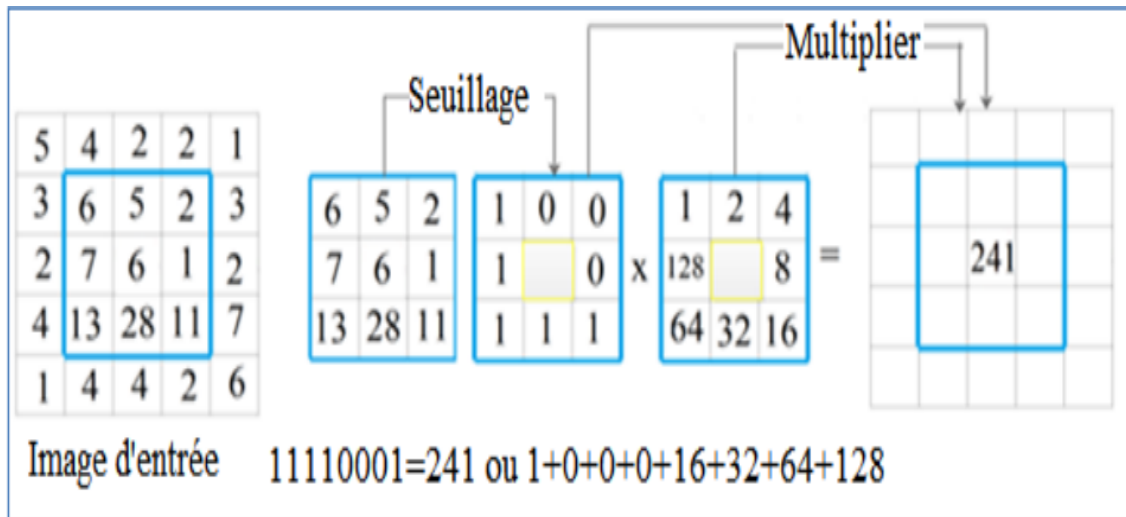


FIGURE 3.7 – Construction d'un motif local binaire et calcul du code LBP.[85]

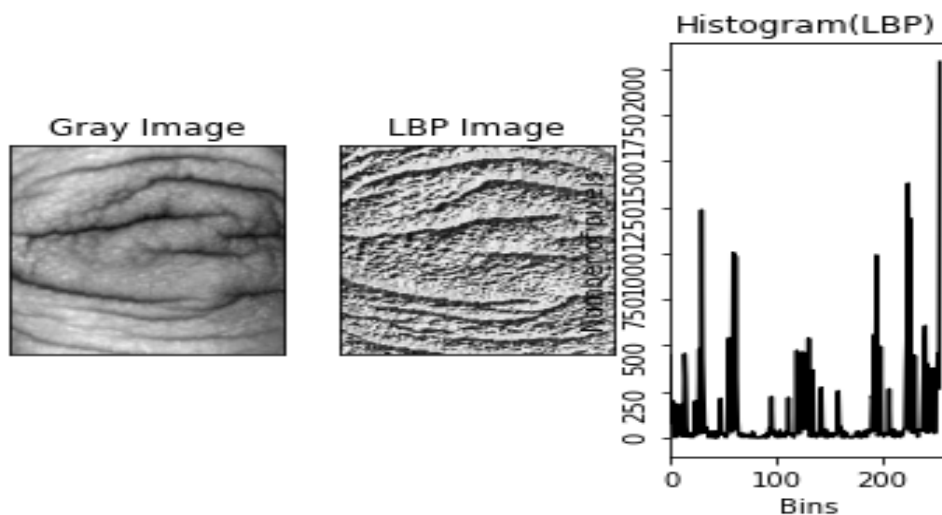


FIGURE 3.8 – Résultat de l'application du LBP sur une image fkp.

Extraction basé sur le filtrage

Les filtres de Gabor

Filtre de Gabor, nommé d'après Dennis Gabor, est un filtre linéaire utilisé dans des milliers d'applications de traitement d'image pour la détection des bords, l'analyse de texture, l'extraction de caractéristiques, etc. Les caractéristiques de certaines cellules du cortex visuel de certains mammifères peuvent être approximées par ces filtres .[54]

Il a été prouvé que ces filtres ont les meilleures caractéristiques de positionnement dans le domaine spatial et fréquentiel, ils sont donc très adaptés aux problèmes de segmentation de texture. Les filtres Gabor sont une catégorie spéciale de filtres passe-bande, c'est-à-dire qu'ils autorisent certaines fréquences «bande» et rejettent d'autres fréquences. Le filtre de Gabor peut être considéré comme un signal sinusoïdal avec une fréquence et une direction spécifiques, modulé par une onde gaussienne.

Les filtres de Gabor sont capables de générer des informations à partir d'une image de texture à différentes échelles et sous différentes orientations. Généralement, le filtre de Gabor 2D dans le domaine spatial est défini par :[38]

$$H_{\mu,v} = \frac{f_{\mu}^2}{\pi n \lambda} \exp\left[-\left(\frac{f_{\mu}^2}{n^2}\right)x_p^2 - \left(\frac{f_{\mu}^2}{\lambda^2}\right)y_p^2\right] \exp(j2\pi x_p)$$

ou

$$x_p = x \cos(\theta_v) + y \sin(\theta_v)$$

$$y_p = -x \sin(\theta_v) + y \cos(\theta_v) \quad f_{\mu} = f_{\max}/2^{\mu/2} \quad \text{et} \quad \theta_v = v\pi/8$$

Comme nous pouvons le voir, le filtre de Gabor est réalisé par une modulation d'une onde sinusoïdale (sinus / cosinus) de forme complexe par une fonction gaussienne du noyau dont la fréquence centrale et la fréquence maximale sont définies par f_{μ} et f_{\max} respectivement.

ou :

θ_v :est Leur orientation. n et y représentent la taille de l'enveloppe gaussienne selon l'axe x et l'axe y respectivement. Pour l'extraction des caractéristiques une famille des filtres de Gabor pour différentes échelles et sous différentes orientations ont été utilisée.

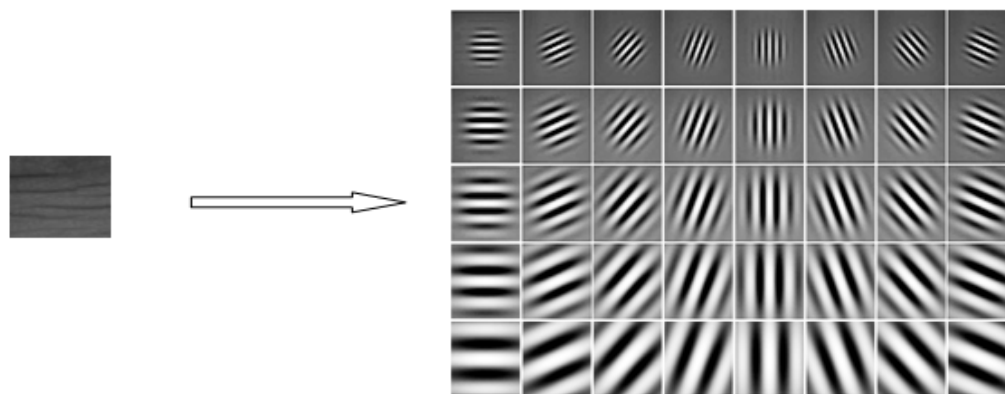


FIGURE 3.9 – Résultat de l'application du Gabor sur une image fkp avec les différentes variations de l'échelle et de l'orientation.

Les filtres de Log Gabor

Les filtres Log-Gabor ont été introduits par Field en 1987 comme une meilleure alternative que les filtres de Gabor pour l'analyse de la texture. En effet, les filtres de Gabor complexes sont définis, dans le domaine temporel, comme le produit d'une enveloppe gaussienne par une sinusoïde complexe.[58]

Filtres log-Gabor un pas de plus, le design récent des filtres vient à résoudre certains des inconvénients traditionnels qui ont compliqué la fonctionnalité des filtres Gabor. Les filtres Log-Gabor consistent essentiellement en une transformation logarithmique du domaine Gabor qui élimine l'ennuyeux composant DC alloué dans les filtres passe moyenne et passe-haut.

Le filtre Log-Gabor permet d'avoir une composante continue nulle pour n'importe quelle bande passante en utilisant des fonctions de Gabor qui sont gaussiennes lorsqu'elles sont vues selon une échelle logarithmique. La réponse fréquentielle d'un filtre Log-Gabor est donnée par :[58]

$$\mathbf{G}(\mathbf{f}) = \exp\left(\frac{-(\log(\frac{\mathbf{f}}{\mathbf{f}_0}))^2}{2(\log(\frac{\sigma}{\mathbf{f}_0}))^2}\right)$$

Où :

\mathbf{f}_0 : Est la fréquence centrale.

σ : La bande passante du filtre.

3.7.2 Classification

Pour l'étape de classification, nous avons utilisé la technique KNN (noté k-NN pour Nearest-Neighbor) :

Méthode des K plus proches voisins (KNN)

La méthode des plus proches voisins (notés k-NN pour Nearest-Neighbor), est un algorithme standard de classification, consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ses plus proches voisins. Cette méthode supervisée et non-paramétrique est souvent performante. De plus, son apprentissage est assez simple.[38]

Les points faibles de cet algorithme sont : d'une part, son coût en puissance de calcul (pour prédire l'image d'un nouveau point, on doit calculer sa distance à tous les autres), d'autre part le fait de devoir conserver toutes les données d'entraînement en mémoire (k-NN convient donc plutôt aux problèmes d'assez petite taille).[59]

Principe de fonctionnement

Le principe de cet algorithme de classification est très simple. On lui fournit un ensemble des données d'apprentissages, une fonction de distance d et un entier k . Pour tout nouveau point de test x , pour lequel il doit prendre une décision, l'algorithme recherche dans l'ensemble se données les k points les plus proches de x au sens de la distance d , et attribue x à la classe qui est la plus fréquente parmi ces k voisins.

Calcul de similarité dans l'algorithme K-NN

Comme on vient de le voir dans la définition de l'algorithme, K-NN a besoin d'une fonction de calcul de distance entre deux observations. Plus deux points sont proches l'un de l'autre, plus ils sont similaires et vice versa. Il existe plusieurs fonctions de calcul de distance, notamment, la distance euclidienne, la distance de Manhattan, la distance de Minkowski, celle de Jaccard, la distance de Hamming... etc.

On choisit la fonction de distance en fonction des types de données qu'on manipule. Généralement, les bibliothèques de Machine Learning comme Scikit Learn, effectue ces calculs en interne. Il suffit juste d'indiquer la mesure de distance qu'on souhaite utiliser.

Voici les définitions mathématiques des distances qu'on vient d'évoquer :

Distance euclidienne :

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Distance Minkowsky :

$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

Distance Chebychev :

$$d(x, y) = \max_i^n |x_i - y_i|$$

Notez bien qu'il existe d'autres distances selon le cas d'utilisation de l'algorithme, mais la distance euclidienne reste la plus utilisée. [60]

Approche (2)

Dans cette approche la fonction de l'extraction et la classification sont effectuées automatiquement. Nous proposons une méthode d'apprentissage profond où nous utilisons Réseau de neurone convolutionnel (CNN)

3.7.3 Réseau de neurone convolutif

Les réseaux de neurones Convolutifs ou (CNN pour Convolutional Neural Network en anglais), sont des réseaux de neurones multicouches spécialisés dans la classification des images et la reconnaissance de formes. Ils comportent deux parties distinctes, première partie c'est la partie convolutif, son architecture repose sur des couches de convolution alternant avec des couches d'agrégation (pooling). L'image en entrée est fournie sous forme de matrice de pixels, elle passe par une succession de filtres au niveau de chaque couche de convolution, créant des nouvelles images appelées cartes de convolutions. La couche d'agrégation (pooling) réduit la taille de l'image par une fonction de max pooling.

Au final, les cartes de convolutions sont mises à plat et concaténées en un vecteur de caractéristiques, appelé code CNN. Ce code CNN en sortie de la partie convolutif est ensuite branché en entrée d'une deuxième partie, constituée de couches entièrement connectées (perceptron Convolutionnels multicouche). Le rôle de cette partie est de combiner les caractéristiques du code CNN pour classer l'image. La sortie est une dernière couche comportant un neurone par catégorie. Les valeurs numériques obtenues sont généralement

normalisées entre 0 et 1, de somme 1, pour produire une distribution de probabilité sur les catégories.[61]

Architecture de réseaux de neurones Convolutifs

a-Couches convolutifs : C'est le bloc de construction de base d'un réseau convolutif. Ces couches sont constituées d'une grille de neurones rectangulaires avec de petits champs récepteurs, Mais il s'étend sur toute la profondeur du volume d'entrée. Ainsi, la couche convolutive n'est que la convolution de l'image de la couche précédente, où le poids spécifie le filtre convolution.[62]

b-Couches de pooling : Sont placées entre deux couches de convolution, ces couches abaissent les données de l'image extraites par les couches convolutifs pour réduire la dimension de la carte des caractéristiques afin de diminuer le temps de traitement. Une couche de pooling permet de réduire la taille de la matrice d'entrée, d'augmenter la vitesse tout en gardant les informations les plus importantes. Il existe deux types de pooling :[61]

- **Le Maximum Pooling** : : Divise la taille de l'entrée par 2 en prenant le maximum des carrés de taille 2 x 2 pixels.
- **L'Average Pooling** : Divise la taille de l'entrée par 2 en calculant la moyenne des carrés de taille 2 x 2 pixels. Le maximum pooling est le plus utilisé surtout pour la reconnaissance des objets de grandes tailles et complexes.

c-Couches entièrement connectées (fc) : Après plusieurs couches de convolution et de pooling, Le réseau de neurones est complété par une couche entièrement connectée. Neurones dans les couches Entièrement connecté est connecté à toutes les activations de la couche précédente. La couche entièrement connectée classe les entités récupérées Couche convolutive.[62]

d-Couche de normalisation par lots (BN) : BN s'appuie sur les premier et deuxième moments statistiques du lot (moyenne et variance) pour normaliser les activations des couches cachées. Les valeurs de sortie sont alors fortement liées aux statistiques de lot actuelles. Une telle transformation ajoute du bruit, selon les exemples d'entrée utilisés dans le lot actuel.[63]

e-Couche dropout : Dropout est l'une des techniques de régularisation de réseau neuronal les plus efficaces et les plus largement utilisées. Le décrochage appliqué à la couche comprend la suppression (mise à zéro) aléatoire d'un certain nombre de caractéristiques quit-

tant la couche pendant l'apprentissage (spécifié par la probabilité donnée au dropout).[62]

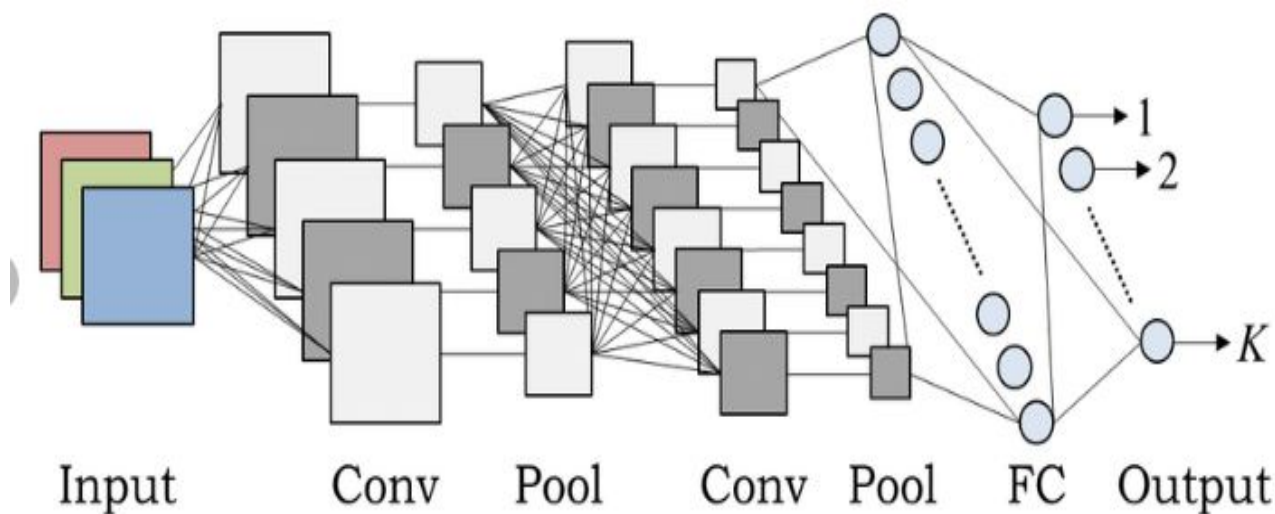


FIGURE 3.10 – Architecture d'un cnn [84]

Le CNN (neural network convolution) est un réseau qui a eu plus de succès dans le domaine de la reconnaissance, il joue deux rôles principaux :[64]

- Le rôle d'extracteur des caractéristiques par l'opération de convolution qui traite les données et par le sous-échantillonnage qui permet de compresser l'information en réduisant la taille de l'image.
- le rôle de classificateur qui contient plusieurs couches pour classifier les images par des catégories.

3.8 Conclusion

Nous avons présenté à travers ce chapitre notre problématique et l'objectif, et nous avons notamment défini l'ensemble de données que nous avons utilisé dans notre travail et nous avons défini l'architecture générale de notre système et les fonctionnalités de chaque partie de l'architecture. Les résultats et les outils de cette implémentation seront présentés dans le chapitre suivant.

Résultat et Discussion

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons parler des différentes bibliothèques utilisées, le langage de programmation et l'environnement de travail choisi afin d'implémenter notre solution. Ensuite, nous allons discuter sur les résultats obtenus par les trois méthodes qui détaillaient dans le troisième chapitre afin d'évaluer l'efficacité des méthodes étudiées et les performances de notre système biométrique proposé . Enfin, la fusion de deux modalités fkp au niveau d'extraction des caractéristiques.

4.2 Environnement de développement

4.2.1 Bibliothèque utilisé

Nous avons utilisé plusieurs bibliothèques telles que :

TensorFlow

TensorFlow est une plateforme open source de bout en bout pour l'apprentissage automatique. Il dispose d'un écosystème complet et flexible d'outils, de bibliothèques et de ressources communautaires qui permet aux chercheurs de mettre en avant l'état de l'art en matière de ML et aux développeurs de créer et de déployer facilement des applications à base de ML. TensorFlow a été initialement développé par des chercheurs et des ingénieurs travaillant sur l'équipe Google Brain en 2011 sous le nom de DistBelief au sein de l'organisation Google Machine Intelligence Research pour mener des recherches

sur l'apprentissage automatique et les réseaux neuronaux profonds. Le système est assez général pour être applicable dans une grande variété d'autres domaines, ainsi TensorFlow fournit des API Python et C++ stables, ainsi qu'une API rétrocompatible non garantie pour d'autres langages.[65]

Keras

Keras est une API de réseau de neurones écrite en langage Python. Il s'agit d'une bibliothèque Open Source, exécutée par-dessus des frameworks tels que Theano et TensorFlow. Conçue pour être modulaire, rapide et simple d'utilisation, Keras a été créée par l'ingénieur François Chollet de Google. Elle offre une façon simple et intuitive de créer des modèles de Deep Learning. Aujourd'hui, Keras est l'une des APIs de réseaux de neurones les plus utilisées pour le développement et le testing de réseaux de neurones. Elle permet de créer très facilement des " layers " pour les Neural Networks ou de mettre en place des architectures complexes. Un Modèle Keras est constitué d'une séquence ou d'un graphique indépendant. Il existe plusieurs modules entièrement configurables et pouvant être combinés pour créer de nouveaux modèles.

L'un des avantages de cette modularité est qu'il est très facile d'ajouter de nouvelles fonctionnalités sous forme de modules séparés. Keras est donc très flexible, et adapté à la recherche et à l'innovation.[66]

Numpy

NumPy est une bibliothèque python numérique et open source créé en 2005 par Travis Oliphant .Apportant le support efficace de larges tableaux multidimensionnels, et de routines mathématiques de haut niveau (fonctions spéciales, algèbre linéaire, statistiques, etc.).[67]

OpenCV

OpenCV (Open Computer Vision) est une bibliothèque graphique Initialement développée par Intel. Il a été conçu pour divers objectifs tels que l'apprentissage automatique, la vision par ordinateur, l'algorithme, les opérations mathématiques, la capture vidéo, le traitement d'images, ... etc. Sa première version est sortie en juin 2000. Elle est disponible sur la plupart des systèmes d'exploitation et existe pour les langages Python, C++ et Java. La

bibliothèque contient plus de 2500 algorithmes optimisés, qui ont une excellente précision en termes de performances et de vitesse. [68]

Scikit-learn

Scikit-learn est un outil d'intelligence artificielle (IA) qui permet de concrétiser des projets en data science. Ce framework de machine learning comprend une bibliothèque libre initiale, avec la possibilité d'intégrer d'autres bibliothèques libres. Elle construit sur NumPy, SciPy et matplotlib.[69]

Matplotlib

Est une bibliothèque Python open source, initialement développée par le neurobiologiste John Hunter en 2002. Est une bibliothèque de traçage et de visualisation des données sous formes de graphiques pour le langage de programmation Python en tant que composant de NumPy.[70]

4.2.2 Langage du développement

Nous utilisons le langage de programmation python pour implémenter notre solution.

Python est un langage de programmation open-source et de haut niveau. A été créé en 1989 par Guido van Rossum, aux Pays-Bas. Le nom Python vient d'un hommage à la série télévisée Monty Python's Flying Circus. La première version publique de ce langage a été publiée en 1991. La dernière version de Python est la version 3. Plus précisément, la version 3.7 a été publiée en juin 2018.[71]

Il fournit des constructions permettant une programmation claire à petite et grande échelle. Il prend en charge plusieurs paradigmes de programmation, notamment orienté objet, impératif, fonctionnel et procédural, et dispose d'une bibliothèque standard étendue et complète. et a été développé pour une utilisation avec une large gamme de systèmes d'exploitation. Il est qualifié de langage de programmation le plus puissant en raison de sa nature dynamique et diversifiée.

4.2.3 Plateforme et environnement de développement

Nous avons entraîné et testé notre solution sur deux environnements suivante :

Google Colab

Google Colab¹ ou Colaboratory est un produit de Google Research simple et gratuit. Colab permet à n'importe qui d'écrire et d'exécuter le code Python de son choix par le biais du navigateur. C'est un environnement particulièrement adapté à la machine learning, à l'analyse de données et à l'éducation. En termes plus techniques, Colab est un service hébergé de notebooks Jupyter qui ne nécessite aucune configuration et permet d'accéder gratuitement à des ressources informatiques, dont des GPU.[72]

Jupyter Notebook

Jupyter Notebook est une application web open-source créé par l'organisation Project Jupyter, Elle a été publiée en 2015, permettant de créer et de partager des documents contenant du code, des équations, des visualisations et du texte.

Le traitement se fait avec une application client fonctionnant par Internet à laquelle on accède par les navigateurs habituels. Il est nécessaire pour cela que soit installé et activé dans le système le serveur Jupyter Notebook. Elle est disponible par défaut dans la distribution Anaconda.[73]

4.3 Résultat et Discussion

Dans cette partie, nous avons discuté les résultats obtenus en utilisant des critères biométriques généralement utilisés dans l'évaluation des performances tel que le taux de reconnaissance pour l'identification. EER, DET et ROC pour la vérification. le but est de choisir la meilleure méthode pour concevoir un système de reconnaissance.

Avant la présentation des résultats, nous tenons à préciser que nous avons divisé notre travail en deux approches : **l'approche (1)** et **l'approche (2)**.

4.3.1 Les Résultats obtenu par l'approche (1)

Une étude comparative de notre méthode à l'aide de 3 algorithmes d'extraction : LBP, Gabor et Log Gabor sur les bases de données (Major et Minor).

Après avoir changé les paramètres de chacune des méthodes précédentes, on a pris le meilleur résultat de chaque descripteur.

1. colab.research.google.com

LBP : Pour le descripteur LBP, nous avons testé plusieurs types du descripteur LBP, et nous avons trouvé que le LBP(8,3) donne un meilleur taux de reconnaissance.

Gabor : Nous avons appliqué le filtre de Gabor sur chaque image FKP. Et nous avons varié la valeur de l'échelle et l'orientation du filtre Gabor afin de fournir les meilleurs taux de reconnaissance de notre système.

À cet effet, les paramètres de filtre de Gabor qu'on a fixés sont : 3 échelles et 5 orientations.

log Gabor : Notamment, les paramètres de la banque de log Gabor sont choisis empiriquement, $sf=0.02$, $b.sf=0.25$

Expérimentation paramétrique

Effet de tailles de données

Afin de vérifier que la taille des données affecte le taux de reconnaissance, nous avons appliqué les algorithmes de l'approche une sur les deux modalités Major et Minor, sur 100 personnes et sur 503 personnes, les résultats obtenus sont résumés dans les tableaux suivants :

100 personnes :

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant : .

méthode	Modalité	Taux de reconnaissance (%)	EER (%)
Gabor	Major	83	2.3
	Minor	84.5	2.1
LBP	Major	55	4.5
	Minor	62	3.8
Log Gabor	Major	94.5	1.1
	Minor	95.5	0.9

TABLE 4.1 – les résultats obtenus avec LBP ,Gabor et Log Gabor pour 100 personnes.

503 personnes :

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant : .

méthode	Modalité	Taux de reconnaissance (%)	EER (%)
Gabor	Major	64	3.6
	Minor	67	3.3
LBP	Major	45.66	5.4
	Minor	45.66	5.4
Log Gabor	Major	75.45	1.0
	Minor	79.22	0.8

TABLE 4.2 – les résultats obtenus avec LBP ,Gabor et Log Gabor pour 503 personnes.

En comparant les résultats montrés dans les tableaux ci-dessus, nous avons remarqué que les résultats obtenus avec les deux descripteurs LBP et Gabor dans les deux modalités sont assez faibles par rapport au système basé sur la méthode log Gabor.

Aussi, nous avons remarqué que les résultats obtenus par la modalité Minor sont des bons résultats par rapport a la modalité Major dans les trois méthodes. Nous avons également observé que la taille des données affecte vraiment le taux de reconnaissance et EER, par conséquent, les résultats obtenus lorsque nous avons appliqué les 3 algorithmes sur 100 personnes sont supérieurs aux résultats obtenus de 503 personnes.

Donc Log Gabor a donné de bons résultats dans les deux modalités par rapport aux deux autres méthodes dans les deux cas (100 et 503 personnes).

Les courbes Roc ci-dessous représentent les meilleurs résultats(100 personnes) :

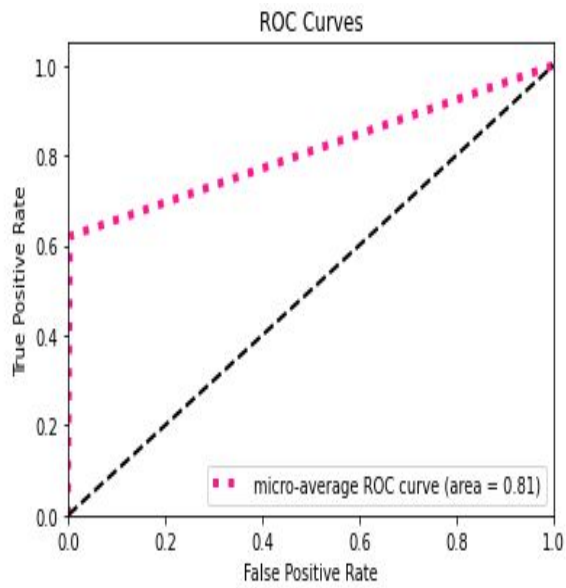


FIGURE 4.1 – courbe Roc de LBP

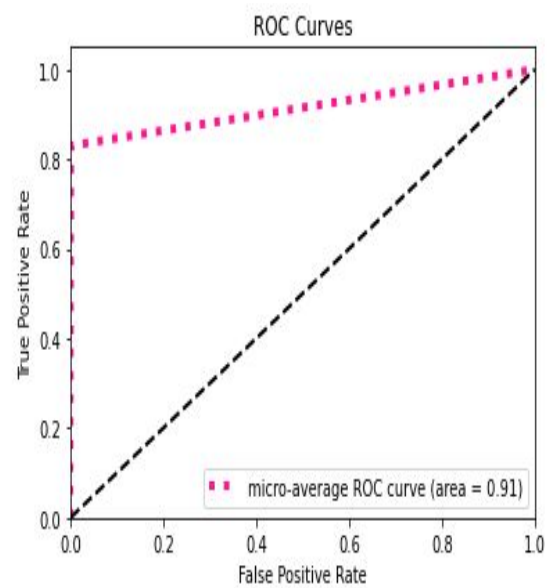


FIGURE 4.2 – courbe Roc de Gabor

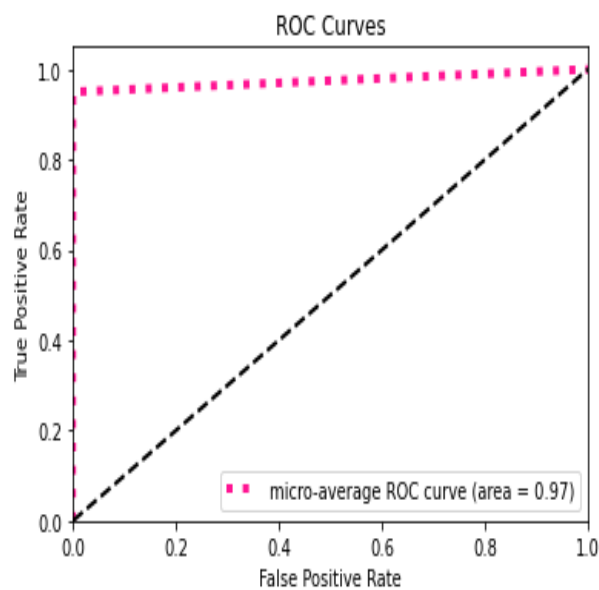


FIGURE 4.3 – courbe Roc de log Gabor.

4.3.2 Les Résultats obtenus par l'approche (2)

Dans cette approche, nous avons appliqué la méthode CNN sur les deux modalités Major et Minor dans les deux cas 100 et 503 personnes. Premièrement, nous donnerons une architecture puis une explication détaillée de notre modèle CNN. Ensuite, nous résumerons les résultats obtenus dans un tableau.

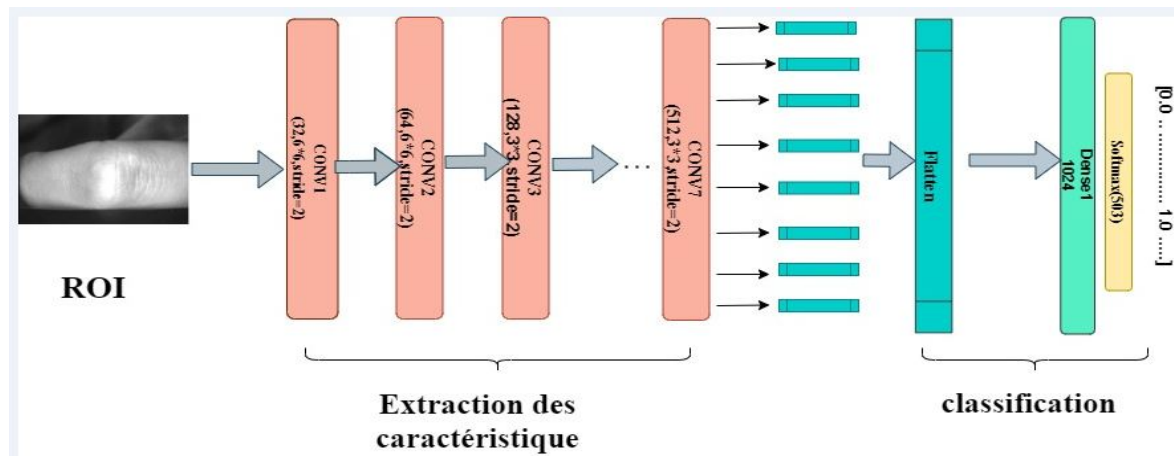


FIGURE 4.4 – Architecture de notre modèle CNN

Afin d'identifier le système d'évaluation, nous devons déterminer les paramètres de l'algorithme pertinent pour CNN, nous avons adopté une évaluation empirique en ajustant le nombre de couches, le nombre de matelas et la taille des variables. Il est à noter que chaque couche de notre architecture CNN consiste en une couche de convolution, une couche Relu, une couche optionnelle de maxpooling dont le but est d'agréger l'image d'entrée et les couches convolutives cachées afin de réduire leurs dimensions et de conserver les attributs actifs de ce sou. Il s'agit d'une configuration expérimentale pour obtenir la meilleure architecture CNN et obtenir un taux de définition très précise.

Notre modèle est présenté dans le tableau suivant :

Type de couche	Paramètres
Entrée	Image en niveau de gris : 180*160
Convolution Relu Normalisation par lots(BN)	Taille :32, fenetre :6*6 padding=same, pas=2
Dropout	0.07
Convolution Relu Normalisation par lots(BN)	Taille :64, fenetre :6*6 padding=same , pas=2
Convolution Relu Normalisation par lots(BN)	Taille :128, fenetre :3*3, padding=same , pas=2
Convolution Relu Normalisation par lots(BN)	Taille : 256, fenetre : 3*3, padding=s ame ,pas=2
Dropout	0.07
Convolution Relu Normalisation par lots(BN)	Taille : 256, fenetre :3*3, padding=same , pas=2

Dropout	0.1
Convolution Relu Normalisation par lots(BN)	Taille :512, fenetre :3*3, padding=same , pas=2
Convolution Relu Normalisation par lots(BN)	Taille : 512, fenetre :3*3, padding=same , pas=2
Dropout	0.07
Flatten	
Dense	1024
Softmax	classes : 503

TABLE 4.3 – description de notre modèle CNN

Les Résultats trouvés par notre modèle CNN

Les Résultats obtenus par l'application de CNN sur les deux modalités Major et Minor (les deux cas 100 et 503 personnes) sont montré dans les tableaux ci-dessous :

100 personnes

Les Résultats obtenus par l'application des CNN sur 100 personnes de deux modalités Major et Minor sont montrés dans le tableau ci-dessous :

Modalité fkp	Accuracy (%)	Loss (%)	EER (%)
Major	67	18.5	3.2
Minor	62	22.07	4.6

TABLE 4.4 – résultats de CNN dans le cas 100 personnes.

503 personnes

Les Résultats obtenus par l'application des CNN sur 503 personnes de deux modalités Major et Minor sont montrés dans le tableau ci-dessous :

Modalité fkp	Accuracy (%)	Loss (%)	EER (%)
Major	98	5.9	0.5
Minor	97.5	6.9	0.2

TABLE 4.5 – Résultats de CNN dans le cas 503 personnes.

Nous avons comparé les résultats montrés dans les tableaux ci-dessus; nous avons remarqué que les résultats obtenus avec les deux modalités sont des résultats satisfaisants par rapport à ce que nous avons obtenu dans l'approche une.

La comparaison de ces deux modalités, nous avons constaté que Major donne des bons résultats par rapport au Minor dans les deux cas. Aussi, nous avons mentionné que la taille des données jouait un rôle dans l'obtention du taux de reconnaissance qui était élevé lorsque les données étaient volumineuses et diminuait lorsque celles-ci étaient petites.

Les courbes suivantes représentent les résultats : Accuracy et loss , ROC et DET :

Les courbes de modalité Major pour 503 Personnes :

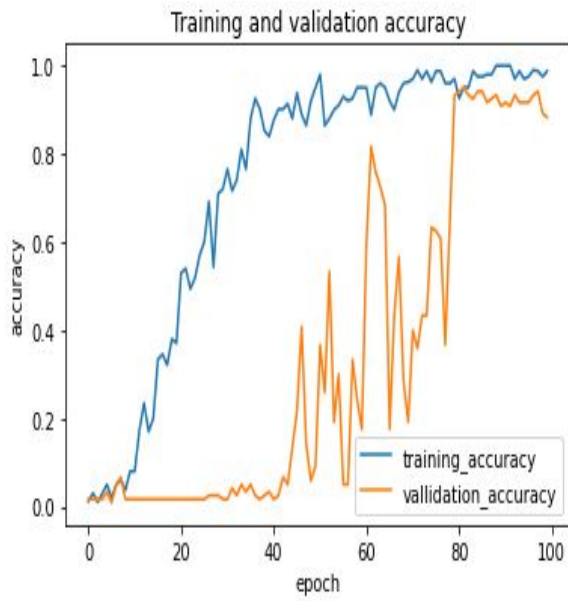


FIGURE 4.5 – Accuracy d modalité Major

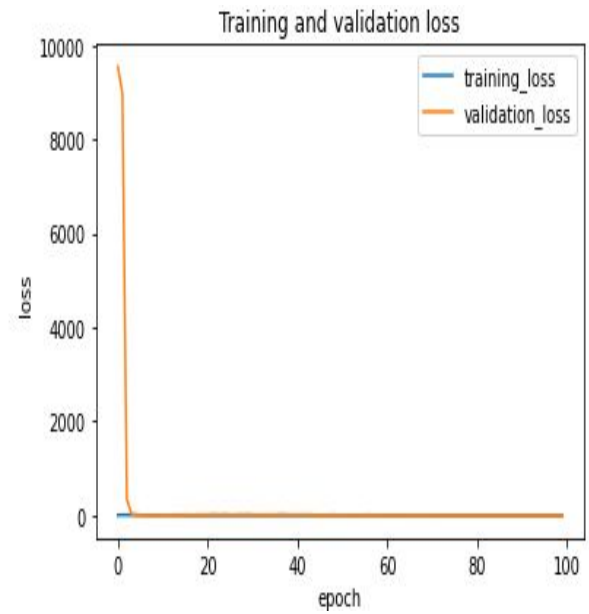


FIGURE 4.6 – Loss de la Modalité Major

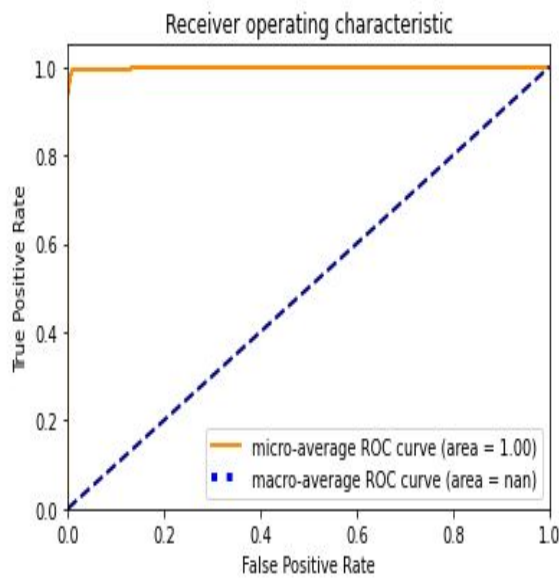


FIGURE 4.7 – la courbe Roc de Modalité Major

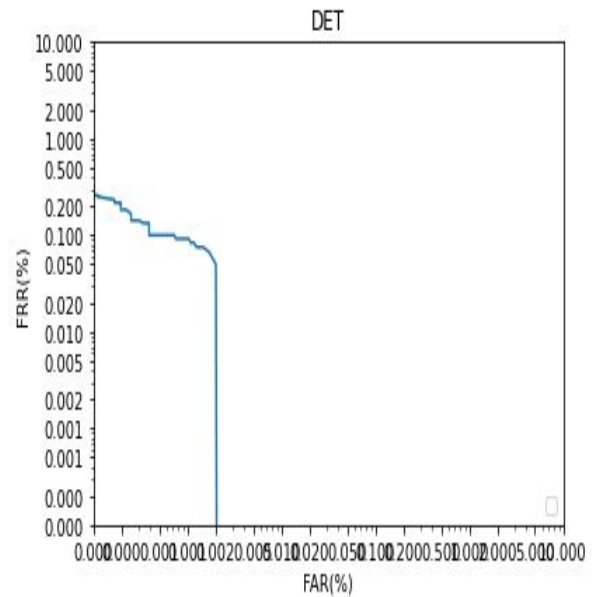


FIGURE 4.8 – la courbe Det de Modalité Major

Les courbes de modalité Minor pour 503 Personnes :

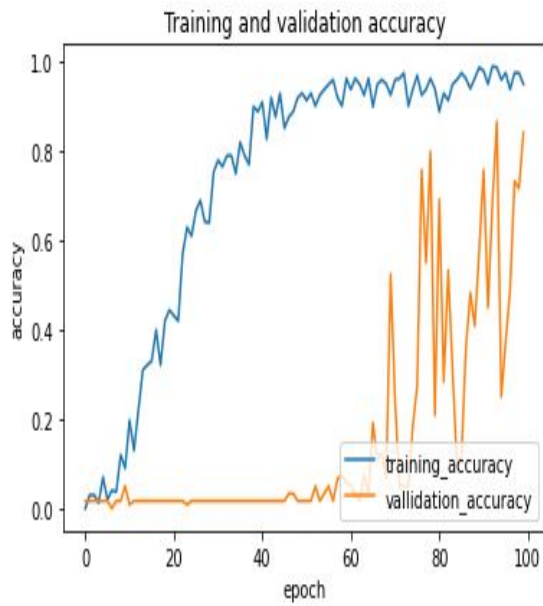


FIGURE 4.9 – Accuracy modalité Minor

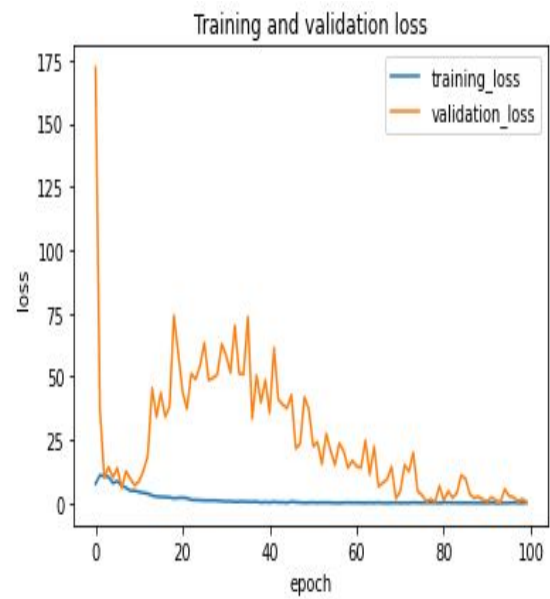


FIGURE 4.10 – Loss de modalité Minor

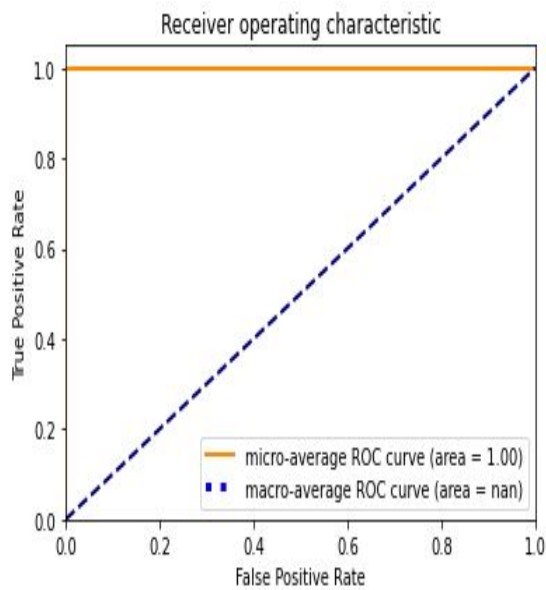


FIGURE 4.11 – La courbe Roc la modalité Minor

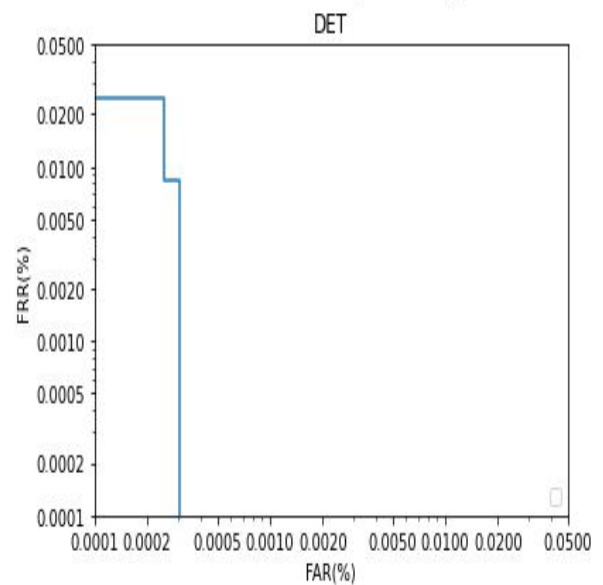


FIGURE 4.12 – La courbe det la modalité Minor

4.3.3 Etude comparative de deux approches (1) et (2)

A travers les résultats obtenus précédemment à partir de deux approches proposé (1) et (2), nous disons que les méthodes traditionnels donnent des résultats acceptables lorsque la taille des données est petite en raison de sa rapidité de calcul et de sa précision dans

les résultats, Ces résultats restent faibles, et les méthodes précédentes ne peuvent pas être invoqué pour obtenir un système de reconnaissance fiable surtout lorsque les données sont volumineuses, Par contre CNN, qui a donné des bon résultats et très satisfaisants et augmente le taux de reconnaissance surtout lorsque les données sont volumineuses ,en plus de ses fonctionnalités automatiques ,et qui effectue l'extraction et la classification automatiquement .

Nous avons également conclu que par rapport à les méthodes d'extraction de caractéristiques traditionnelles, CNN ne peut extraire que plus les caractéristiques discriminatoires, mais améliorent également la précision de la reconnaissance FKP.

Puisque nous avons conclu que CNN est la meilleure méthode et la plus efficace adapté avec fkp, Système de reconnaissance fkp Major et Minor peuvent être simultanément combiné pour améliorer la précision d'identification. Afin d'améliorer les performances de notre système, nous proposons une fusion des différentes caractéristiques de deux modalités Major et Minor.

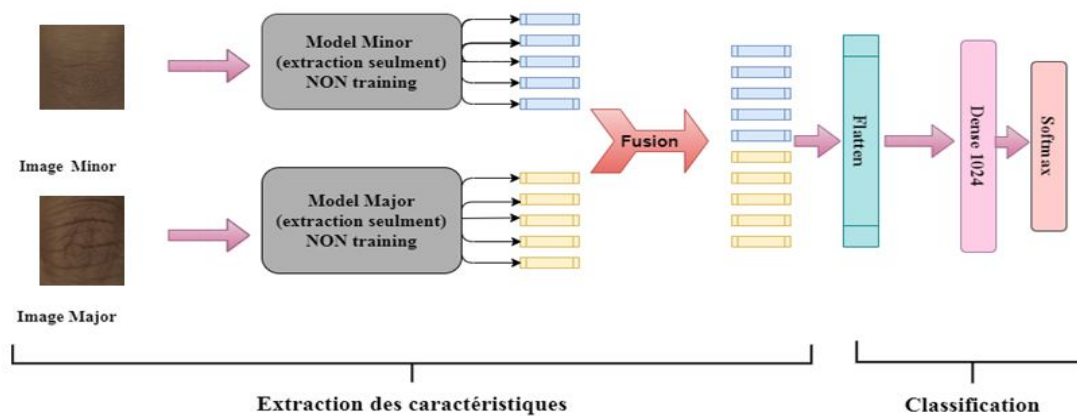


FIGURE 4.13 – Architecture de fusion de deux modalités Major et Minor avec CNN

```

Model: "model_2"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #   Connected to
-----
input1 (InputLayer)         [(None, 180, 160, 1) 0
-----
input2 (InputLayer)         [(None, 180, 160, 1) 0
-----
model (Functional)           (None, 2048)                4581088   input1[0][0]
-----
model_1 (Functional)         (None, 2048)                4581088   input2[0][0]
-----
flatten (Flatten)           (None, 2048)                0         model[0][0]
-----
flatten_1 (Flatten)         (None, 2048)                0         model_1[0][0]
-----
concatenate (Concatenate)   (None, 4096)                0         flatten[0][0]
                                     flatten_1[0][0]
-----
dense (Dense)                (None, 1024)                4195328   concatenate[0][0]
-----
batch_normalization (BatchNorma (None, 1024)                4096      dense[0][0]
-----
activation (Activation)     (None, 1024)                0         batch_normalization[0][0]
-----
softmax (Dense)             (None, 503)                 515575    activation[0][0]
-----
Total params: 13,877,175
Trainable params: 13,868,087
Non-trainable params: 9,088

```

FIGURE 4.14 – Architecture de notre modèle

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

Méthode	Accuracy (%)	Loss (%)	EER (%)
Fusion	100	0.008	0

TABLE 4.6 – Résultats de fusion

D'après les résultats obtenus, nous constatons que la fusion des caractéristiques a des effets sur l'augmentation du taux de reconnaissance. Où le taux de reconnaissance a atteint 100% .

Les courbes suivantes représentent les résultats de fusion :

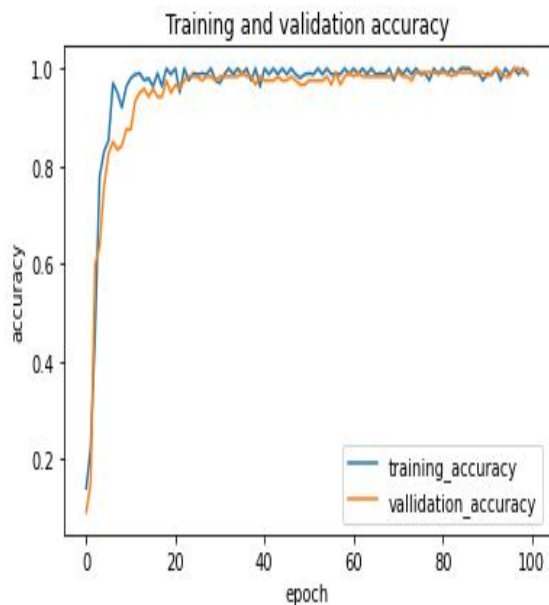


FIGURE 4.15 – Accuracy de fusion

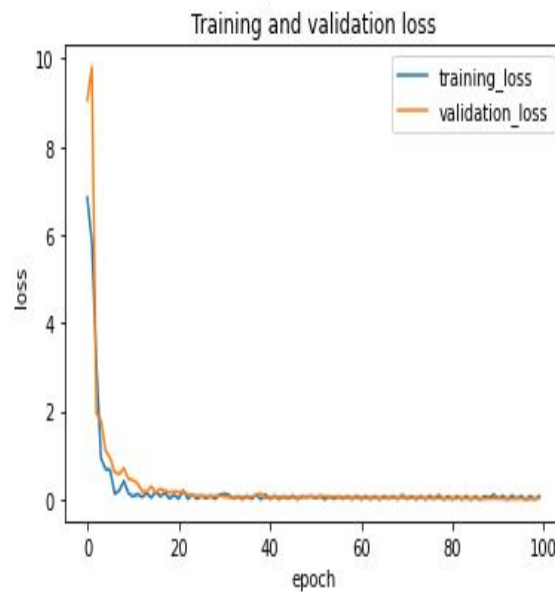


FIGURE 4.16 – Loss de fusion

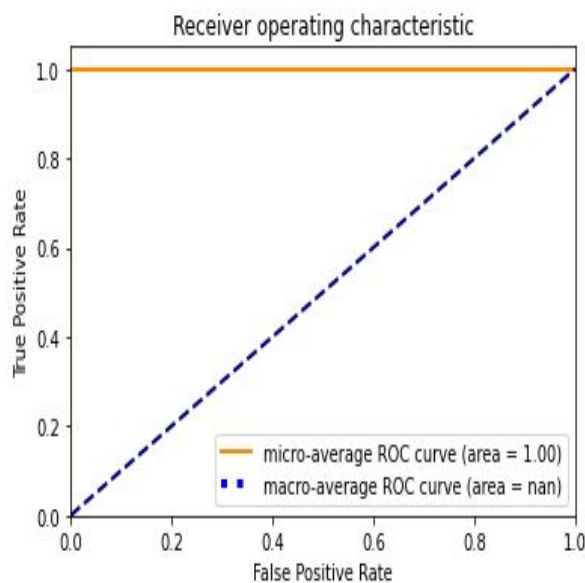


FIGURE 4.17 – courbe roc de fusuion

4.4 Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons déterminé notre système de reconnaissance par l’empreinte d’articulation de doigt(FKP) et nous avons présenté les deux méthodes proposées pour les deux modalités fkp Major et Minor, et on a présenté aussi les différents

résultats obtenus pour chaque méthode. Ces méthodes utilisées sont examinées dans le but d'améliorer et évaluer le taux d'identification de notre système. Enfin, après avoir trouvé que CNN est la meilleure méthode adaptée avec les deux modalités La dernière partie nous a permis de décrire La reconnaissance multimodale basée sur la fusion des deux empreintes fkp (Major et Minor) Par la méthode de fusion au niveau d'extraction de caractéristiques.

Conclusion générale

L'existence de plusieurs modalités biométriques, impose le problème de choix entre elles lors de la conception d'un système biométrique. Il ne suffit pas de comparer les performances des diverses technologies pour les distinguer il faut aussi tenir compte d'autres critères tels que la facilité de leur usage ou leur acceptabilité. Il est donc important de comprendre que, dans le choix d'une modalité biométrique, différents facteurs doivent être pris en compte. Comparativement aux autres technologies, et comme indiqué sur l'empreinte fkp se distingue comme étant une modalité bien approuvée techniquement, pas très coûteuse et peut être récupérée à distance sans toucher et offre de bonnes performances et parmi les plus fiables en terme d'erreur à la reconnaissance. C'est par ce cadre que s'inscrit notre travail, qui a pour objectif de proposer une technique qui réalise l'identification de personnes par leurs empreintes de l'articulation de doigt FKP.

Pour réaliser notre solution, nous avons proposé deux approches, dans le premier, nous avons opté pour le choix des trois méthodes et nous avons étudié séparément le LBP, GABOR et log Gabor qui sont appliqué pour l'extraction de caractéristiques et pour réaliser notre travail de classification on a utilisé le classifieur KNN, la seconde approche est une approche profonde basée sur les réseaux de neurones convolutionnelle. Nous avons comparé les systèmes traditionnels et les systèmes basés sur CNN Et nous avons conclu que CNN est le meilleur et donne des bons résultats.

D'après les résultats obtenus, nous avons choisi la méthode CNN ,et pour améliorer notre système de reconnaissance, nous avons proposé une fusion de deux modalités Major et Minor au niveau d'extraction des caractéristiques et les résultats obtenus sont montré que la conception de notre système d'identification atteint un excellent taux de reconnais-

sance (100%).

Notre système proposé est appliqué sur une base de données PolyU connue dans le domaine des empreintes FKP et les résultats obtenus sont intéressants.

Comme travail futur, Nous voulons que notre système de reconnaissance soit plus proche à la réalité, nous proposons à l'avenir des améliorations de CNN et essayons de l'évaluer avec des données plus volumineuses pour atteindre un niveau de sécurité plus fiable. Aussi réaliser une application pour un système sécurisé avec une caméra de surveillance qui reconnaît les personnes par des empreintes FKP avec notre modèle réalisé.

Bibliographie

- [1] A.Benagga, L.Telib ,2015/2016, "Reconnaissance des personnes basée sur l’empreinte de l’articulation de doigt",UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA.
- [2] <https://www.lemagit.fr/definition/Biometrie>.(consulté 10/04/2021).
- [3] <https://www.biometrie-online.net> (consulté 16/04/2021).
- [4] <http://tpe-police-scientifique83.e-monsite.com> (consulté 15/04/2021).
- [5] M.Chaa,2016/2017 ,"SYSTÈME DE RECONNAISSANCE DE PERSONNE PAR DES TECHNIQUES BIOMÉTRIQUES",Université Ferhat Abbas – Sétif -1.
- [6] <https://www.institut-laser-vision.paris> (consulté 16/04/2021)
- [7] N.Glay,2005 ,"Etude d’un système complet de reconnaissance d’empreintes digitales pour un capteur microsystème à balayage. Micro et nanotechnologies/Microélectronique ", Institut National Polytechnique de Grenoble Français..
- [8] <http://www.journaldunet.com> (consulté 16/04/2021).
- [9] <https://justaskthales.com> (consulté 18/03/2021).
- [10] A.Meraoumia,2014, "Modèle de Markov caché applique à la multi biométrie", US-THB.
- [11] T.Kacel , 2018/2019, "Développement d’un système biométrique pour la reconnaissance de visages basé sur la transformée en ondelettes, les réseaux de neurones Feed-Forward et les réseaux de neurones récurrents" , UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU-Algérie.
- [12] B.Pierre, 2018/2019 ,"Système de sécurité biométrique multimodal par imagerie, dédié au contrôle d’accès" ,UNIVERSITÉ BOURGOGNE FRANCHE.

-
- [13] A.Chakour ,2018/2019. ,”Identification Biométriques des Personnes par les Empreintes d’Articulation du Doigt” , UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA.
- [14] F.Mahdi,F.Tabi,2018/ 2019, ”Caractérisation d’empreinte de l’articulation de doigt pour l’authentification des personnese ” , Msila-Algérie .
- [15] M.Aldjia,l.Hadj-Mohand,2011/2012, ”Conception et réalisation d’un système automatique de reconnaissance faciale”, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou-Algérie.
- [16] : www.memoireonline.com (consulté 16/03/2021).
- [17] T.Hafs ? 2015/2016 ,”Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : l’empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne”, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR – ANNABA .
- [18] D.L. Woodard and P.J. Flynn, 2005, “Finger surface as a biometric identifier”, CVIU, vol. 100, pp. 357–384,.
- [19] C. Ravikanth and A. Kumar,2007, “Biometric Authentication using Finger-Back Surface”, CVPR’07, pp. 1-6, .
- [20] L. Zhang,2009, “Finger knuckle print : anew biometric identifier”, IEEE, pp. 1981–1984,Hong-Kong.
- [21] W.Yang ?2011, “ Finger-Knuckle-Print Recognition Using Gabor Feature and OLDA “ , Proceedings of the 30th Chinese Control Conference, Yantai, China, July 22-24, .
- [22] ZHU L.,2011, “Finger knuckle print recognition based on SURF algorithm” , Eighth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD),IEEE.
- [23] A. Morales et al, 17th March 2011, “Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement”, electronics letters, Vol.
- [24] A.Harbi et al,2014, “Multi-Algorithm Decision-Level Fusion Using Finger-Knuckle-Print Biometric». Springer India .
- [25] Guangwei Gao and Jian Yang,, 2013, “ Weight Competitive Coding for Finger-Knuckle-Print Verification “,Springer International Publishing Switzerland.
- [26] Chetana Hegde et al,2013, “Authentication using Finger Knuckle Prints“, Springer-Verlag London.

- [27] s.Zahra ,F.Karim,2011, “ A Novel Approach for Finger-Knuckle-Print Recognition Based on Gabor Feature Fusion “,4th International Congress on Image and Signal Processing, IEEE.
- [28] <http://www.univ-oeb.dz/fsesnv/wp-content/uploads/2020/04/Chapitre-1-IntroRdF.pdf> (consulté 16/05/2021).
- [29] L. Hartet,2010, ”Reconnaissance des formes dans un environnement dynamique appliquée au diagnostic et au suivi des systèmes évolutifs”, Université de Reims Champagne-Ardenne (France).
- [30] [https://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/rdf-semaine-5-reconnaissance.\(consulté 13/05/2021\).](https://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/rdf-semaine-5-reconnaissance.(consulté%2013/05/2021))
- [31] I.Gasmi ,2019/2020, “Deep Learning for face Recognition Deep Learning for face Recognition” ,UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M’SILA.
- [32] <https://thesis.univ-biskra.dz/2271/6/Chapitre%2003.pdf> (18/05/2021)
- [33] M.Lamri,2011/2012, ”identification d’empreinte digitale”, université Larbi ben m’hidi Oum El Bouaghi .
- [34] D.Mamadou,2018, ”Extraction et fusion de points d’intérêt et textures Spectraux pour l’identification, le contrôle et la sécurité”, université de cocody.
- [35] A.Djili,D.Mahdi.,2015/216, ”Reconnaissance de personnes utilisant la multi-représentation de l’iris”, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA .
- [36] T.Kanade , November 1973, ”Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of Human Faces In Doctoral dissertation” Kyoto University.
- [37] Ghoulia B., Kouidri y.,24/5/217, ”Etude comparative d’ensemble des descripteurs de texture pour la reconnaissance de visages”, université kasdi marbah ouargla.
- [38] A.Amroun ,M.Amraoui , 24/06/2018 , ”Identification des personnes par système multimodale”, université kasdi marbah ouargla .
- [39] K.Benhalou,2015, ”Interface Design for Human Pose Estimation”,unoversité mohamed des science et la thechnologie oran.
- [40] F.Belbedj,2014,2015, ”Les modèles de Markov Cachés et leur application dans un processus industriel Application à un système de pompage de ciment” ,université hadj lakhdar batna.

- [41] A. Benzaoui, I. Adjabi, A. Boukrouche ,April 2017 ” Experiments and improvements of ear recognition based on local texture descriptors ”. *Optical Engineering*, Vol.56, No.4 .
- [42] N.Meramria,2016,”Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire(LDA)”,université badji mokhtar Annaba.
- [43] M.Fedias,2016,”Combinaisons de données d’espaces couleurs et de méthodes de vérification d’identité pour l’authentification de visages” ,université mohamed khi-der biskra .
- [44] A.Cornuéjols, L.Miclet, Y.Kodratoff, 2002, ”Apprentissage Artificiel, Concepts et algorithmes ISBN 2-212-11020-0 .
- [45] D.Hammoud , 2011 ,”Apprentissage Automatique dans un Agent”, université constantine 2 abdelhamid mehri.
- [46] <https://mrmint.fr/apprentissage-supervise-machine-learning> , (consulté 20/04/2021).
- [47] <https://github.com/projeduc/intro-apprentissage-automatique/blob/master/regression.md> (consulté 25/6/221).
- [48] M. Taffar ,2017,”Initiation à l’apprentissage automatique”, Université de Jijel.
- [49] www.math.univ-toulouse.fr/besse/Wikistat/pdf/st-m-app-svm.pdf.(consulté 03/7/2021).
- [50] <http://towardsdatascience.com/decision-trees-in-machine-learning-641b9c4e8052>, (consulté 18/07/221).
- [51] www.xlstat.com/fr/solutions/fonctionnalites/classifieur-bayesien-naif.(consulté 27/05/2021)
- [52] <https://ai.google>, (consulté 20/04/2021)
- [53] A.Berredjem ,19/9/2019,”La reconnaissance des individus par leur empreinte des articulations des doigts”,université 8 mai 1945 Guelma .
- [54] V.Kunika,KH.Ajay,2017 ,”Facial expression recognition using Gabor filter and multi-layer artificial neural network”, International Conference on Information, Communication, Instrumentation and Control (ICICIC).
- [55] S.Ngoc , 19/11/2010,”Contributions à la reconnaissance de visages à partir d’une seule image et dans un contexte non-contrôlé” UNIVERSITE DE GRENOBLE.

- [56] B.Ayhamne ,2003, "traitement et segmentation des images par l'opérateur locale binaire", université de mouloud Mammeri.
- [57] H.Rami,30/4/2016,"Contribution au développement de descripteurs LBP pour le suivi d'objet en mouvement", université mohamed v faculté des science rabat.
- [58] N.KhairiI-Hili,2016,"Biométrie multimodale basée sur l'iris et le visage", université de tunis el manar.
- [59] <https://dataanalyticspost.com/Lexique/algorithmes>.(consulté 12/07/2021).
- [60] <https://mrmint.fr/introduction-k-nearest-neighbors>.(12/07/2021)
- [61] H.Belhadjar ,B.Sarouer ,2017,2018,"Classification des images avec les réseaux de neurones Convolutionnels", université mouloud mammeri .
- [62] M.Bensouilah ,2019,"élaboration d'un système de détection et de reconnaissance de plaques minéralogique algériennes", université Mohamed sadik benyahia jijel.
- [63] <https://ichi.pro/fr> (consulté 06/9/2021)
- [64] BEGGARI S.Beggari ,Kh.Khamra,2016/217 ,"système de reconnaissance de visage basé sur cnn", université kasdi marbah ouargla.
- [65] <https://github.com/tensorflow/tensorflow> (consulté 14/08/2021)
- [66] <https://datascientest.com/keras>(consulté 14/08/2021)
- [67] <https://www.w3schools.com/python/numpy/numpyintro.asp>(consulté 14/08/2021)
- [68] <https://blog.axopen.com/2019/09/open-cv/> visité le (consulté 19/08/2021)
- [69] <https://www.journaldunet.fr/web-tech/guide-de-l-intelligence-artificielle/1501873-scikit-learn-tout-savoir-sur-le-framework-de-machine-learning/>.(20/08/2021)
- [70] <https://datascientest.com/matplotlib-tout-savoir>. (consulté 25/08/2021)
- [71] F. J. Fuchs, Pierre, "Introduction à la programmation Python pour la biologie Patrick Poulain"<https://cel.archives-ouvertes.fr/hal-03264103v1> (consulté 12/08/2021)
- [72] <https://research.google.com/colaboratory/faq.html?hl=fr>(consulté 22/08/2021)
- [73] <https://www.ionos.fr/digitalguide/sites-internet/developpementweb/jupyternotebook/> (consulté 20/08/2021)

- [74] <https://www.ecinews.fr/news/lauthentification-par-empreinte-digitale> (consulté 30/08/2021)
- [75] <https://www.scitepress.org/Papers/2016/57241/57241.pdf>(consulté 25/8/2021)
- [76] <https://www.researchgate.net/figure/Finger-dorsal-image-which-identifying-the-major-and-minor-knuckle-pattern-regions-withfig2346>.(consulté 20/07/2021)
- [77] <https://www.dermalog.com/fr/produits/logiciel/identification-par-liris> (consulté 28/08/2021)
- [78] <https://www.usine-digitale.fr/article/des-chercheurs-creent-des-master-faces-pour-tromper-les-systemes-de-reconnaissance-faciale>(consulté 22/08/2021)
- [79] <https://www.aeroexpo.online/fr/prod/idemia/product-170449-2017.html> (consulté 21/07/2021)
- [80] <https://www.geptechnologies.dz/?page=wsolutionidsolution=235sujet=BiometricSolution> (consulté 8/08/221)
- [81] <http://www.journaldunet.com/solutions/0611/061127-biometrie/9.shtml>.(consulté 22/07/2021)
- [82] <https://medium.com/crim/faut-il-avoir-peur-de-la-biométrie-vocale-9acf4f7eb8e8>(consulté 25/08/2021)
- [83] <https://docplayer.fr/3398915-Ecole-doctorale-stic-sciences-et-technologies-de-l-information-et-de-la-communication-memoire.html> (consulté 29/08/2021)
- [84] <https://www.memoireonline.com/03/15/8967/mConception-et-mise-en-place-dune-plateforme-de-securisation-par-synthese-et-reconnaissance-biom10.html>(consulté 2/09/2021)
- [85] <https://www.researchgate.net/figure/Figure-shows-the-computation-of-the-three-patch-LBP-a-Three-patch-LBP-b-Three-patch> (consulté 03/09/2021)
- [86] <https://www.researchgate.net/figure/An-example-of-CNN-architecture>. (consulté 20/08/2021)
- [87] <https://www.aware.com/quest-ce-que-la-biometrie/modalites-biometriques> (consulté le 23/09/2021)
- [88] <http://www.univ-oeb.dz/fsesnv/wp-content/uploads/2020/04/Chapitre-1-IntroRdF>.(consulté le 23/09/2021)

[89] <https://www.biometrie-online.net/technologies/modalites-comparatif>.(consulté le 24/09/2021)