

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد -

تلمس -

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : Génie Biomédical

Spécialité : Imagerie Médicale

Par : CHRAIR Amina et LAROUÏ Fella Hayat

Sujet

La biométrie de la main sans contact

Soutenu publiquement, le 22 / 06 / 2023 , devant le jury composé de :

Mme. KHEMIS Kamila	MCA	Université de Tlemcen	Président
Mme. BENSEGHIR Sihem	MCB	Université de Tlemcen	Examinatrice
M. BOUACHA Abdelhafid	Professeur	Université de Tlemcen	Examineur, Membre I2E
M. HADJ SLIMANE Zine-Eddine	Professeur	Université de Tlemcen	Encadrant
Mlle. MOKHTARI Aicha	Doctorante	Université de Tlemcen	Co-Encadrant
Pr. LOUDJDI Salim	Médecin spécialiste	Centre hospitalier universitaire de Tlemcen	Représentant du secteur socio- économique

Année universitaire : 2022 /2023

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier ALLAH, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail.

Nous adressons nos remerciements aux personnes qui nous ont aidés dans la réalisation de ce mémoire.

En premier lieu, nous remercions très chaleureusement notre encadreur Mr. HADJ SLIMANE Zine Eddine pour ses précieux conseils, son soutien et sa disponibilité qui nous a fourni.

Nous tenons également à adresser nos sincères remerciements à Mlle. MOKHTARI Aicha pour l'honneur qu'elle nous a fait en nous encourageant et en nous aidant dans nos recherches .

Nos plus vifs remerciements, nous les adressons à nos professeurs de l'imagerie médicale pour tous leurs efforts, Et aux membres de jury M. KHÉMIS Kamila et M. BENSEGHIR Sihem pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail.

Sans oublier de remercier Mr. BOUACHA Abdelhafid et Pr. Loudjdi Salim et l'ensemble des enseignants département de génie biomedical qui ont participé dans notre formation.

Enfin, Nous tenons à exprimer notre sincère gratitude à toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Dédicace

On dédie ce travail

À Nos chers parents

Pour vos encouragements, votre immense amour, votre soutien et l'éducation que vous nous avez donnée depuis l'enfance. Vos conseils nous ont permis d'atteindre le but espéré et désiré. Aucune dédicace ne pourrait exprimer l'amour, le dévouement et l'estime que nous vous portons.

À Nos frères et soeurs

Veillez trouver dans ce travail, le témoignage de l'attachement et des sentiments fraternels les plus sincères que nous avons pour vous. Nous vous souhaitons le bonheur, le succès et une vie pleine de joie.

À Nos profs

Ceux qui nous ont permis d'accéder à ce cher succès. Avec notre sincères respect et notre reconnaissance .

À Nos ami(e)s

Avec tous nos amours et nos attachements, veuillez accepter nos sentiments les plus sincères et nous vous souhaitons tout le bonheur et le succès.

Amina & Hayat

Résumé

Ces dernières années, un système biométrique dépendant de la géométrie de la main s'est avéré être une caractéristique biométrique acceptable et appropriée pour une utilisation dans des applications de sécurité. En raison de l'amélioration du matériel et des algorithmes, il a été reconnu comme une méthode fiable pour identifier les individus dans une variété d'applications commerciales. L'objectif principal de notre travail est de concevoir un système d'authentification basé sur **la géométrie de la main sans contact**. Les bases de données utilisées pour les tests sont : **Bosphorus** et une base de données **personnelle**. Dans un premier temps, une bibliothèque **MediaPipe** est utilisée pour détecter la main et les points de repères, en utilisant ces coordonnées, dix-huit caractéristiques géométriques de forme de la main sont extraites telle que la longueur des doigts, les distances entre le poignet et les bouts des doigts, les distances palmaires, la surface de la paume ainsi que le type de la main. Après l'extraction des caractéristiques, le système utilise quatre types de classifieurs distincts pour effectuer le processus de reconnaissance, à savoir le : SVM, KNN, Arbre de Décision et le Random Forest. Le système proposé montre que le résultat expérimental du taux de reconnaissance de l'ensemble des données atteint une performance de 100% pour le classifieur RandomForest.

Mots clés : Reconnaissance des formes, géométrie de la main, biométrie, authentification, MediaPipe.

Abstract

In recent years, a biometric system that relies on hand geometry has proven to be an acceptable biometrical feature and suitable for use in safety applications. Due to the improvement of hardware and algorithms, it has been recognized as a reliable method for identifying individuals in a variety of business applications. The main objective of our work is to design an authentication system based on **contactless hand geometry**. The databases used for the tests are : **Bosphorus** and database. Initially, a **MediaPipe** library is used to detect the hand and landmarks, using these coordinates ,eighteen geometric characteristics of the hand shape are extracts such as the length of the fingers, the distances between the wrist and the fingertips, the palm distances, the hand palm surface as well as the type of hand. After the characteristics are extracted, the system uses four distinct types of classifiers to perform the recognition process, namely : SVM, KNN, Decision Tree and Random Forest. The proposed system shows that the experimental result of the total data recognition rate achieves a performance of 100% for the RandomForest classifier.

Keywords : Pattern recognition, Hand geometry, Biometric, Authentication, MediaPipe .

ملخص

في السنوات الأخيرة ، أثبت نظام القياسات الحيوية المعتمد على هندسة اليد أنه ميزة بيومترية مقبولة ومناسبة للاستخدام في تطبيقات الأمان. نظرًا للتحسينات في الأجهزة والخوارزميات ، فقد تم التعرف عليها كطريقة موثوقة لتحديد الأفراد في مجموعة متنوعة من تطبيقات الأعمال. والهدف الرئيسي لعملنا هو تصميم نظام مصادقة يعتمد على هندسة اليد دون اتصال. قواعد البيانات المستخدمة في الاختبارات هي : Bosphorus وقاعدة البيانات الخاصة بنا. أولاً ، يتم استخدام مكتبة MediaPipe للكشف عن اليد والعالم ، وباستخدام هذه الإحداثيات ، يتم استخراج ثمانية عشر خاصية هندسية لشكل اليد مثل طول الأصابع والمسافات بين المعصم واليدين. نوع السطح واليد. بعد استخراج الميزات ، يستخدم النظام أربعة أنواع مميزة من المصنفات لإجراء عملية التعرف ، وهي : SVM ، KNN و Random Forest و Tree Decision . يوضح النظام المقترح أن النتيجة التجريبية لمعدل التعرف على مجموعة البيانات تحقق أداء بنسبة ١٠٠٪ لمصنف RandomForest .

الكلمات المفتاحية : التعرف على الأنماط ، هندسة اليد ، المقاييس الحيوية ، المصادقة ، MediaPipe .

Table des matières

Introduction générale	13
1 Contexte général sur la biométrie	16
1.1 Introduction	17
1.2 Historique	17
1.3 Définition de la biométrie	18
1.4 Les caractéristiques de la biométrie	19
1.5 Les différentes modalités biométriques	19
1.5.1 Analyse morphologique	20
1.5.2 Analyse biologique	23
1.5.3 Analyse comportementale	25
1.5.4 Autres modalités	26
1.6 Principe de fonctionnement	27
1.6.1 Phase d'apprentissage (enrôlement)	28
1.6.2 Phase de reconnaissance	28
1.6.3 Phase d'adaptation	30
1.7 Les modes du système biométrique	30
1.7.1 Système unimodal	30
1.7.2 Système multimodal	31
1.8 Les domaines d'applications biométriques	32
1.9 Conclusion	33
2 La biométrie de la main sans contact	34
2.1 Introduction	35
2.2 Pourquoi la modalité de la main?	35
2.3 Présentation de quelques modalités biométriques de la main	36

2.3.1	Forme et géométrie de la main	36
2.3.2	L’empreinte palmaire	38
2.3.3	Les doigts	39
2.4	Historique de la biométrie de la main	40
2.5	L’état de l’art	41
2.6	Systèmes de reconnaissance par la géométrie de la main	44
2.7	Méthodologie du système	46
2.7.1	Phase d’acquisition d’images	47
2.7.2	Phase de traitement	47
2.7.3	Phase d’extraction des caractéristiques de la main	49
2.7.4	Création d’un classificateur	52
2.7.5	Phase d’appariement et décision	56
2.8	Conclusion :	56
3	Résultats & discussions	57
3.1	Introduction	58
3.2	Présentation des outils de développement utilisés	58
3.2.1	Hardware	58
3.2.2	Software	59
3.3	Présentation des bases de données des images de la main	60
3.3.1	Base de données Bosphorus publique	60
3.3.2	Base de données personnelle collectée	61
3.3.3	Évaluation des performances du système	61
3.4	Système proposé	63
3.4.1	L’acquisition d’image de la main	64
3.4.2	La détection de la main	64
3.4.3	L’extraction des caractéristiques	64
3.4.4	La classification	65
3.5	Interprétation des résultats	65
3.5.1	Pour ID=3	66
3.5.2	Pour ID=5	74
3.5.3	Module de prise de décision	82
3.6	Description de l’interface graphique	87
3.7	Conclusion	92
	Conclusion générale & Perspectives	93

Table des figures

1.1	Les différents domaines de la biométrie	19
1.2	Classification des différentes modalités biométriques	20
1.3	Les différentes modalités biométriques	20
1.4	L’empreinte digitale	21
1.5	Reconnaissance faciale	21
1.6	Détail d’iris	22
1.7	La rétine	22
1.8	La reconnaissance de la main	23
1.9	L’ADN	24
1.10	Reconnaissance veineuse	24
1.11	Reconnaissance de Signature	25
1.12	Spectre d’un signal vocal	26
1.13	Dynamique de frappe du clavier	26
1.14	Quelques modalités biométriques cachés	27
1.15	Processus de fonctionnement d’un système biométrique	28
1.16	Architecture d’un système d’authentification	29
1.17	Architecture d’un système de validation pour des environnements de groupe ouvert et fermé	29
1.18	Système biométrique multimodal	31
1.19	Applications biométriques	32
2.1	Forme de la main " Hand shape "	37
2.2	Caractéristiques de la géométrie de la main	38
2.3	Région d’empreinte palmaire	39
2.4	Cinq surfaces de doigt	40
2.5	Système de reconnaissance utilisant une main en position fixe	44

2.6	Système biométrique basé sur une webcam	45
2.7	Dispositif d'acquisition de la paume :scanner(gauche), caméra CCD(droit)	45
2.8	Dispositif d'acquisition sans contact	46
2.9	Organigramme du projet complet	46
2.10	Processus général de reconnaissance des mains	47
2.11	21 points repères 3D de la main localisés par le modèle de suivi de la main de MediaPipe « Hand Landmark »	49
2.12	Captures d'écran de la reconnaissance de la main par Mediapipe .	49
2.13	SVM	53
2.14	KNN	53
2.15	Arbres de décision DT	54
2.16	Random Forest	55
3.1	Le logo de langage de programmation de Python	59
3.2	Le logo IDE Spyder	59
3.3	Trois images échantillons de la base de données Bosphorus publique	60
3.4	Trois images échantillons de la base de données personnelle	61
3.5	Shéma bloc du système développé	63
3.6	Extraction des points de repère à l'aide du MediaPipe de notre base de données	64
3.7	Analyse de la corrélation entre le paramètre Kernel et le taux de classification du modèle SVM avec un degré égal à 3	66
3.8	Analyse de la corrélation entre le paramètre Kernel et le taux de classification du modèle SVM avec un degré égal à 5	66
3.9	Analyse de la relation entre le paramètre K et le taux de classifica- tion du modèle KNN	67
3.10	Étude de la variation du taux de classification du modèle d'arbre de décision en fonction du paramètre random_state	67
3.11	Étude de la variation du taux de classification du modèle d'arbre de décision en fonction du paramètre max_features	68
3.12	Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators	68
3.13	Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre max_features	69

3.14	Taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre kernel avec un degree qui est égal à 3	70
3.15	Évolution du taux de classification du modèle SVM en fonction du paramètre de noyau avec un degré égal à 5	70
3.16	Évolution du taux de classification du modèle de KNN en fonction du paramètre K	71
3.17	Évolution du taux de classification du modèle d'Arbre de Décision en fonction du paramètre random_state	71
3.18	Évolution du taux de classification du modèle d'Arbre de Décision en fonction du paramètre max_features	72
3.19	Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators	72
3.20	Évolution du taux de classification du modèle du Random Forest en fonction du paramètre max_features	73
3.21	Évolution du taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 3	74
3.22	Évolution du taux de classification du modèle SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 5	74
3.23	Évolution du taux de classification du modèle de KNN en fonction du paramètre K	75
3.24	Évolution du taux de classification du modèle d'Arbre de décision en fonction du paramètre random_state	75
3.25	Évolution du taux de classification du modèle d'Arbre de décision en fonction du paramètre max_features	76
3.26	Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators	76
3.27	Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre max_features	77
3.28	Évolution du taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 3	78
3.29	Évolution du Taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 5	78
3.30	Évolution du Taux de classification du modèle de KNN en fonction du paramètre K	79
3.31	Évolution du Taux de classification du modèle d'Arbre de décision en fonction du paramètre random_state	79

3.32 Taux de classification du modèle d'Arbre de décision en fonction du paramètre max features	80
3.33 Taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators	80
3.34 Taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre max_features	81
3.35 Seuil de décision en fonction de FAR & FRR pour la base de données Bosphorus	83
3.36 Matrice de confusion de la base de données Bosphorus	84
3.37 La courbe ROC de la base de données Bosphorus	84
3.38 Précision, Recall et F1-score en fonction de seuil de décision pour base de données Bosphorus	84
3.39 Seuil de décision en fonction de FAR & FRR pour la base de données personnelle	85
3.40 Matrice de confusion de base de données personnelle	85
3.41 La courbe ROC de la base de données personnelle	85
3.42 Précision, Recall et F1-score en fonction de seuil de décision pour base de données personnelle	86
3.43 Fenêtre d'accueil	87
3.44 Fenêtre principale	87
3.45 Échec de la connexion	88
3.46 Fenêtre des paramètres	88
3.47 Ajout d'un nouvel utilisateur	89
3.48 Inscription réussie	89
3.49 Connexion réussie	90
3.50 Suppression d'un utilisateur	90
3.51 Suppression de l'utilisateur réussie	91
3.52 L'identifiant n'existe pas dans la base de données	91

Introduction générale

La sécurité des systèmes d'information est désormais un domaine de recherche d'une importance considérable. La priorité est donnée à la conception d'un système d'identification fiable, efficace et résistant afin d'assurer la sécurité des systèmes et des organisations. Cette démarche vise à déterminer l'identité d'un individu se présentant dans une base de données, ce qui permet d'autoriser l'accès aux services proposés.

De nos jours, les technologies biométriques couvrent un large ensemble de techniques permettant d'identifier les personnes et d'automatiser l'authentification de l'identité en utilisant les caractéristiques physiques ou comportementales des personnes concernées. Parmi les nombreuses techniques biométriques, la reconnaissance biométrique à base de traits de la main sans contact qui est un sujet d'actualité le plus reconnu et suscité beaucoup d'intérêt. Non seulement en raison de ses performances supérieures qui est nécessaire pour les applications de haute sécurité, mais aussi pour leur caractère distinctif, leur confort d'utilisation et leur acceptation.

Cependant, les personnes laissent leur traits biométriques lie a la partie palmaire tel que l'empreinte digitale inconsciemment partout où elles se touchent, ce qui augmente les possibilités d'attaques par des imposteurs sur ces systèmes de sécurité. En outre, cette zone est également plus exposée aux accidents, ce qui entraîne la perte de certaines de ces caractéristiques. Les modalités biométriques de la géométrie de la main gagnent donc en popularité. En raison de l'acquisition sans contact, ils ont moins de chance d'attaques d'imposteurs .

En raison de la croissance continue de la puissance de calcul des ordinateurs, il est devenu possible d'observer une prolifération et une amélioration substantielles des applications biométriques.

Problématique

En raison de l'augmentation des vols, de la falsification documentaire, des menaces de terrorisme et de la cybercriminalité, ainsi que l'évolution des réglementations internationales, de nouvelles solutions technologiques sont nécessaires. Parmi ces technologies, la biométrie est considérée comme la méthode la plus pertinente pour identifier les individus de manière fiable et rapide en utilisant des caractéristiques biologiques uniques .

Dans ce contexte notre problématique est de savoir :

Quelle approche peut-on adopter pour développer un système biométrique sans contact fondé sur la géométrie de la main, en vue d'assurer des performances optimales ?

Objectifs et contribution

Dans le cadre de notre étude visant à améliorer la sécurité des systèmes d'authentification, nous avons développé un système exploitant la modalité biométrique de la géométrie de la main sans contact. Cette approche élimine le besoin d'utiliser des repères pour contrôler la position de la main, offrant ainsi à l'utilisateur la flexibilité de placer sa main dans différentes positions en temps réel devant la caméra. Cette méthode présente plusieurs avantages attrayants :

- La simplicité de l'acquisition de la main avec des appareils peu coûteux
- L'information sur la main peut être extraite à l'aide d'images à faible résolution
- Le trait de la main est plus acceptable par le public que les autres modalités
- Les modalités biométriques supplémentaires, y compris les empreintes palmaires et les doigts, peuvent être intégrées dans un système biométrique développé pour la forme de la main.

Structure du travail

Notre recherche vise à concevoir un système d'authentification qui exploite la géométrie de la main en tant que modalité biométrique.

Le premier chapitre sera consacré à une introduction générale sur la biométrie, incluant sa définition, ses modalités, son principe de fonctionnement et sa fiabilité. Les modes du système biométrique et les domaines d'application sera également présentée.

Le deuxième chapitre se concentrera sur la biométrie de la main et ses modalités. Nous aborderons la conception générale d'un système biométrique basé sur la forme de la main, en examinant l'état de l'art des méthodes existantes. De plus, nous présenterons quelques méthodes de reconnaissance de la main.

Le troisième chapitre détaillera notre approche, mettant en avant l'algorithme développé en utilisant Python. Nous décrirons les méthodes que nous avons utilisées dans notre système biométrique et présenterons les résultats que nous avons obtenus. Enfin, nous prouverons la fiabilité de notre système en évaluant le degré de correspondance ainsi que l'interface graphique réalisée.

Chapitre **1**

Contexte général sur la biométrie

1.1 Introduction

La reconnaissance des individus est importante dans le domaine de la sécurité privée, publique et professionnelle. Cette reconnaissance peut s'établir à partir de l'identification d'une personne ou bien à partir d'une authentification pour vérifier la validité de l'identité d'un individu.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les principes fondamentaux de la biométrie et leurs fonctionnements ainsi que les différentes modalités et leurs performances. Nous présenterons aussi quelques exemples de techniques de reconnaissance et leurs domaines d'application.

1.2 Historique

Les Babyloniens utilisaient les empreintes digitales pour sceller les accords commerciaux au VI^e siècle, tandis que les anciens parents chinois utilisaient des empreintes manuelles pour identifier leurs descendants. Plus tard, les Égyptiens et les Français ont utilisé les caractéristiques physiques et la couleur des yeux pour distinguer les individus. Au XIX^e siècle, l'anthropométrie semblait satisfaire le besoin de reconnaissance dans les zones urbaines en expansion rapide.

En 1882, le célèbre criminologue français Alphonse Bertillon conçoit une procédure scientifique connue sous le nom de « Bertelung ». Il permet d'identifier les criminels sur la base des mesures physiologiques et des indications distinctives recueillies lors de la détention.

Après l'effondrement de la Bertillonage, la police a adopté la technique d'empreintes digitales de Richard Edward Henry de Scotland Yard. Cette technique ressemble à celle que les Chinois utilisent au fil des siècles. Tout au long du XIX^e siècle, les autorités ont également fait des progrès en raison de la prolifération des tests ADN.

Depuis 1970, un certain nombre de brevets américains ont été délivrés pour les dispositifs d'identification personnelle fondés sur les principes géométriques de la main, et des doigts. La majorité des premières études sur ce sujet s'appuient sur les images 2D de la main, mais à mesure que la technologie pour l'acquisition d'images à distance a progressé, certains chercheurs ont étudié l'utilité des caractéristiques extraites des images à distance de la main.

En 1996, des détecteurs de géométrie de la principale ont été installés aux Jeux olympiques pour limiter l'accès au village olympique.

Au début des années 2000, Anil Jain a proposé l'utilisation de plusieurs traits biométriques pour construire un système multimodal. Depuis 2010, l'Inde a lancé Aadhaar, le programme d'identité numérique le plus ambitieux au monde, basé sur plusieurs modalités. En France, la CNIL (Commission nationale de l'informatique et des libertés) régleme nte son utilisation et recommande des outils informatiques pour assurer sécurité et respect de la vie privée [1].

De nos jours, la biométrie se positionne comme une technologie pleinement établie qui s'appuie sur des paramètres immuables, distinctifs et inviolables. Elle joue un rôle essentiel dans l'assurance de la sécurité en matière d'accès aux environnements physiques et numériques, tout en apportant une révolution significative dans les domaines du commerce électronique (e-commerce) et des activités en ligne (e-business).

1.3 Définition de la biométrie

Trois façons sont disponibles pour procéder à l'identification d'un individu :

- Par ce que l'on sait, c'est-à-dire des informations connues telles que le code PIN, le mot de passe, etc.
- Par ce que l'on possède, comme un badge, une carte à puce, etc.
- Par ce que l'on est ou ce que l'on sait faire, également appelé "biométrie".

Le terme "biométrie" est dérivé des mots grecs "Metron" signifiant "mesurer" et "Bio" signifiant "la vie". En anglais, le terme "biometric" est utilisé pour définir "la mesure des éléments morphologiques des humains" et est fréquemment traduit en français par "biométrie".

La biométrie est une méthode de mesure des caractéristiques biologiques utilisée pour l'identification ou l'authentification d'un individu, en se basant sur certains de ses attributs, tels que les aspects comportementaux (comme la dynamique du clavier), les caractéristiques physiques ou physiologiques (comme l'ADN).

Elle englobe divers domaines, tels que l'authentification, l'anthropologie, la médecine. Illustré dans la figure (1.1).

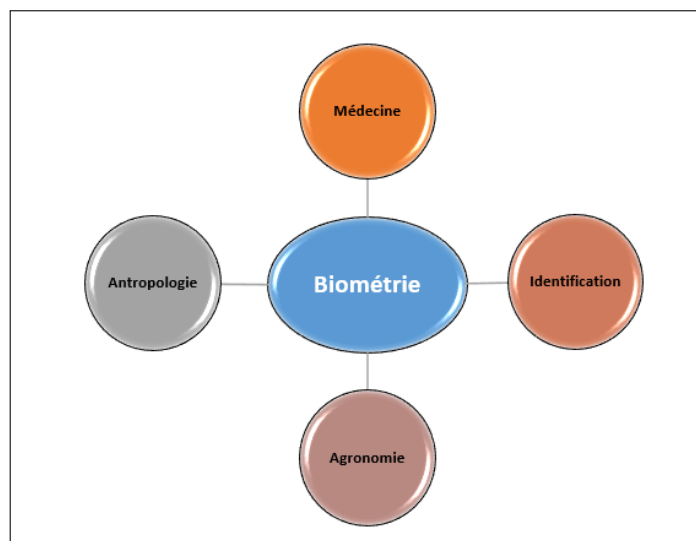


FIGURE 1.1 – Les différents domaines de la biométrie

Le règlement général sur la protection des données fournit une définition juridique des données biométriques comme "des données à caractère personnel issues d'un traitement technique particulier, relatives aux caractéristiques physiques, physiologiques ou comportementales d'une personne physique, qui permettent ou confirment son identification unique, telles que les images faciales ou les données relatives aux empreintes digitales" [2].

1.4 Les caractéristiques de la biométrie

La biométrie nécessite des caractéristiques qui sont universelles, invariantes, mesurables, uniques, acceptables, fiables, inviolables, respectueuses de la confidentialité et non imitables [3].

1.5 Les différentes modalités biométriques

Il existe une variété considérable de modalités biométriques (figure 1.3), qui peuvent être regroupées en deux grandes catégories, comme illustré dans la figure (1.2).

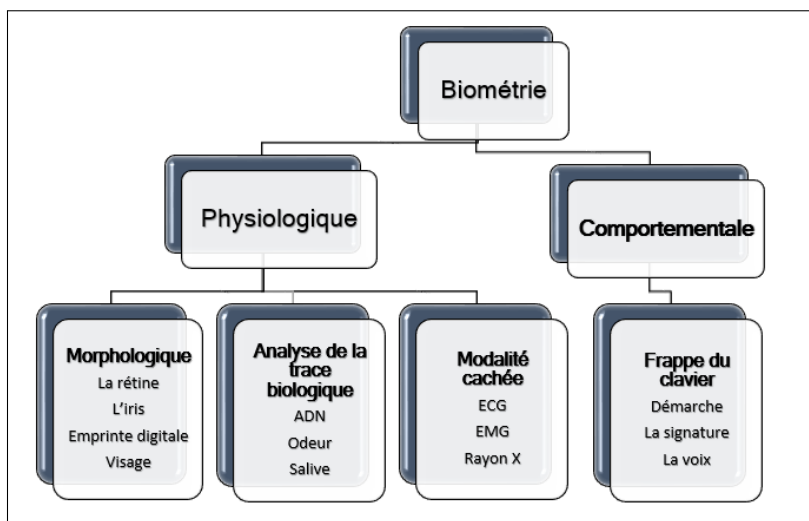


FIGURE 1.2 – Classification des différentes modalités biométriques

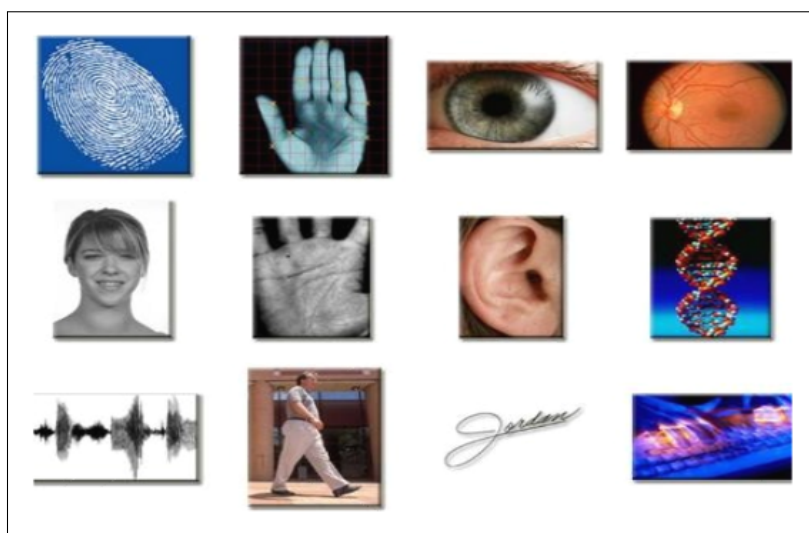


FIGURE 1.3 – Les différentes modalités biométriques

1.5.1 Analyse morphologique

Cette approche s'appuie sur la reconnaissance et l'identification biométriques, notamment les empreintes digitales, l'analyse de l'iris, le réseau vasculaire de la rétine ou de la paume de la main, la morphologie de la main, le poids corporel, ainsi que l'analyse des traits du visage[4].

- **L'empreinte digitale :**

Une empreinte digitale est une représentation graphique des lignes de la peau présentes sur les doigts (Voir figure(1.4)), les paumes des mains, les orteils ou la plante des pieds. Depuis sa découverte par F. Galton en 1888, elle est devenue la caractéristique biométrique la plus largement utilisée dans

le monde. La permanence et l'inaltérabilité des motifs papillaires de l'empreinte digitale, de la naissance à la mort, ont été démontrées. Cette caractéristique a été utilisée pendant un siècle dans le domaine de l'identification criminelle et reste prédominante sur le marché actuel. Son utilisation est susceptible de se développer davantage à l'avenir. En raison de son taux de fiabilité élevé, elle permet d'identifier les individus au sein de vastes bases de données [5].



FIGURE 1.4 – L'empreinte digitale

- **Le visage :** L'identification d'un individu peut être réalisée en utilisant des mesures des caractéristiques faciales telles que l'écartement des yeux, les arêtes du nez, les commissures des lèvres, les oreilles et le menton (voir Figure 1.5). Ces caractéristiques sont ensuite analysées par des systèmes de reconnaissance faciale et comparées à une base de données existante [2].



FIGURE 1.5 – Reconnaissance faciale

- **L'iris** : une zone colorée de l'oeil située entre le noir et le blanc [5].

Cette méthode nécessite l'utilisation d'une caméra numérique qui est dirigée vers l'iris d'un individu, à une distance de 30 à 60 cm, afin de capturer directement son motif caractéristique (voir Figure 1.6). Par la suite, ce motif est comparé à une base de données informatisée contenant des informations personnelles d'identification [2].

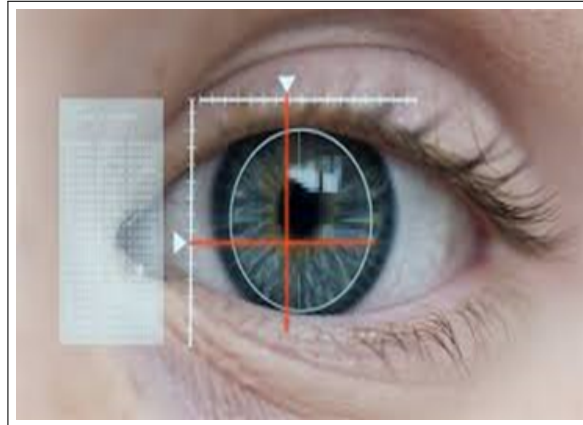


FIGURE 1.6 – Détail d'iris

- **La rétine** : La rétine, organe essentiel de la vision, peut être capturée en utilisant un faisceau lumineux dirigé à travers la pupille et le corps vitreux de l'œil, éclairant ainsi le fond de l'œil (voir Figure 1.7). Pour éviter toute gêne pour l'utilisateur, ce faisceau lumineux est de très faible intensité. Par la suite, un système de caméra extrêmement précis est utilisé pour acquérir l'image de la rétine [6].

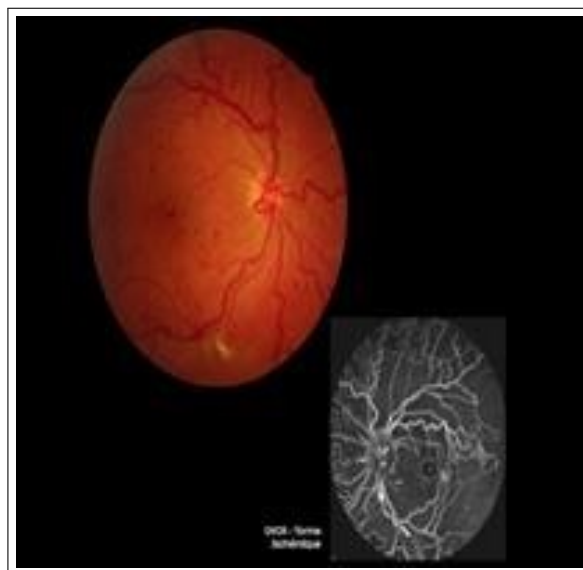


FIGURE 1.7 – La rétine

- **La géométrie de la main :** La reconnaissance de la forme de la main est considérée comme une des premières technologies biométriques. À la fin des années soixante, Robert P. Miller a breveté un dispositif capable de mesurer et d'enregistrer les caractéristiques de la main en vue d'une comparaison ultérieure. L'utilisateur place sa main sur un gabarit spécifique, et une caméra numérique capture son image en utilisant une lumière infrarouge. Environ une centaine de caractéristiques, telles que la longueur, la largeur, l'épaisseur de la main et la forme des articulations sont ensuite converties en données et stockées en mémoire pour les phases d'enrôlement et d'identification(Figure 1.8)



FIGURE 1.8 – La reconnaissance de la main

1.5.2 Analyse biologique

L'utilisation des caractéristiques biologiques d'un individu présente une complexité considérable lors de leur intégration dans un système de reconnaissance :

- **L'odeur corporelle :**

L'odeur corporelle est une caractéristique complexe à détecter et à identifier. Bien que des dispositifs électroniques aient été développés pour cette tâche, les chiens demeurent les plus performants dans la détection et l'identification des odeurs individuelles. Cependant, en raison de la réticence des personnes à être constamment "reniflées", cette technique est principalement utilisée dans le domaine de l'agroalimentaire [6].

- **L'ADN :**

L'empreinte génétique est considérée comme la méthode biométrique la plus fiable à l'échelle mondiale. Dans le contexte des tests de paternité, elle atteint un taux de fiabilité de 99,999%. Cependant, les analyses d'ADN (voir Figure 1.9) nécessitent des délais de plusieurs semaines, rendant impossible toute utilisation en temps réel pour les applications d'identification [6].



FIGURE 1.9 – L'ADN

- **Reconnaissance veineuse :**

On peut identifier un individu en fonction des caractéristiques veineuses [5] en scannant son réseau veineux : doigts ou paume de main (Figure 1. 10).



FIGURE 1.10 – Reconnaissance veineuse

1.5.3 Analyse comportementale

Elle peut être pratiquée en analysant certaines caractéristiques personnelles du comportement d'un individu, telles que la façon dont il tape sur le clavier, sa disposition signature, sa démarche...etc [7]

- **La démarche :**

L'objectif consiste à identifier un individu en utilisant son mode de locomotion et de mouvement (vitesse, accélération, mouvements corporels...) en analysant des séquences d'images [8].

- **Signature :**

La biométrie par signature est couramment basée sur l'utilisation d'un stylo lecteur et d'une tablette de numérisation, où la vitesse de signature, l'accélération et la pression exercée sont pris en compte [9]. Cette solution peut présenter un intérêt en particulier dans le commerce électronique, mais il s'agit plus d'une méthode d'authentification que d'identification et malgré les progrès techniques, le risque de contrefaçon est loin d'être négligeable [5].(Figure 1.11)



FIGURE 1.11 – Reconnaissance de Signature

- **La voix :**

Utilise les caractéristiques vocales pour identifier les individus en utilisant des phrases mots de passe, en utilisant un téléphone ou un microphone comme dispositif d'acquisition, ce qui la rend économique et facilement réalisable. Cependant, elle peut être affectée par des facteurs externes tels que le bruit de fond.(Figure 1.12) [8]



FIGURE 1.12 – Spectre d'un signal vocal

- **La dynamique de frappe :**

Cette modalité permet d'authentifier les individus en fonction de leurs caractéristiques de frappe (Figure 1. 13). Elle présente l'avantage d'être peu coûteuse, ne nécessitant aucun matériel d'acquisition supplémentaire en dehors du clavier de l'ordinateur [10].

Elle repose sur les variations propres à chaque individu lorsqu'il tape sur un clavier, notamment la force d'appui [5].



FIGURE 1.13 – Dynamique de frappe du clavier

1.5.4 Autres modalités

- **La géométrie de l'oreille :**

En théorie, cette méthode pourrait s'avérer efficace étant donné l'unicité des formes auriculaires, cependant, il convient de noter qu'aucune application commerciale exploitant cette technique n'est actuellement disponible [8].

- **Biométrie foetale :**

La biométrie foetale fait référence aux mesures effectuées par ultrasons dans le domaine médical. Elle permet de surveiller la croissance du fœtus durant la

grossesse, notamment en mesurant la longueur craniocaudale, c'est-à-dire la distance entre le crâne et l'extrémité des fesses [6].

-Salive :

La salive humaine présente une composition riche en cellules provenant de la langue et des muqueuses buccales, ce qui en fait un échantillon couramment utilisé pour le prélèvement d'ADN individuel [11].

- Les ongles ou encore l'irrigation sanguine :

La méthode repose sur l'observation des stries longitudinales présentes sur les ongles, lesquelles dépendent de la structure de l'épiderme sous-jacent.

Il est possible de révéler le relief de l'ongle en utilisant un interféromètre et de le cartographier en conséquence[10].

-Cheveux, La taille, L'analyse des pores de la peau, La thermographie faciale...etc.

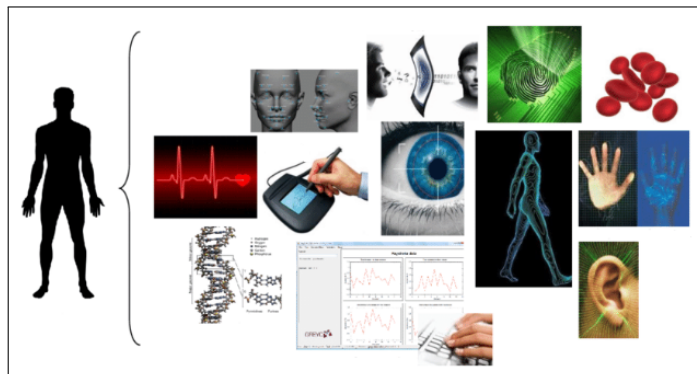


FIGURE 1.14 – Quelques modalités biométriques cachés

1.6 Principe de fonctionnement

Dans un système biométrique, on distingue deux modes d'utilisation : l'identification et la vérification. L'identification consiste à trouver la personne correspondant le mieux à une observation parmi un groupe d'individus, tandis que la vérification vise à vérifier l'identité d'une personne en prenant une décision d'acceptation ou de rejet.

Le système biométrique comprend deux phases : l'apprentissage (ou enrôlement) et la reconnaissance (ou vérification).

Lors de l'apprentissage, les données biométriques de l'individu sont enregistrées dans le système. Lors de la reconnaissance, les caractéristiques biométriques d'une personne sont comparées aux données enregistrées pour déterminer son identité. Une phase optionnelle d'adaptation peut également être présente, comme illustrée dans la figure, (1. 15)

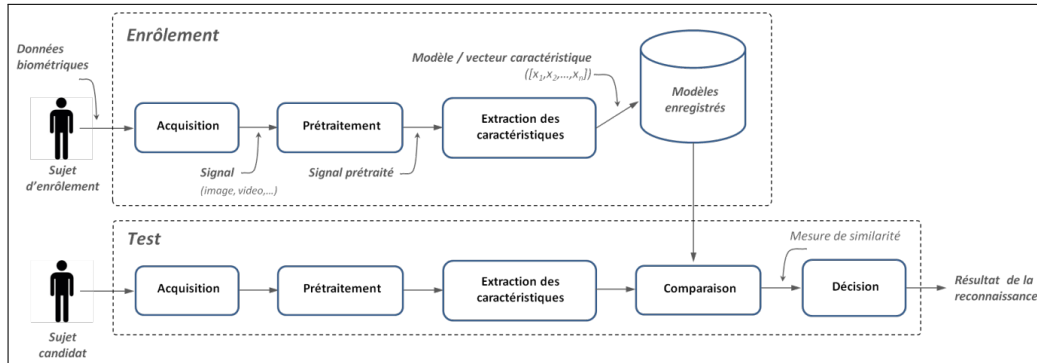


FIGURE 1.15 – Processus de fonctionnement d'un système biométrique

1.6.1 Phase d'apprentissage (enrôlement)

Cette étape consiste à acquérir ou capturer des caractéristiques biométriques, qui subissent ensuite diverses transformations avant d'être stockées dans une base de données. Lors de cette phase, l'individu doit se soumettre à une procédure spécifique pour capturer ses caractéristiques biométriques. Selon le type de biométrie utilisé, cela peut inclure la prise d'images du visage, de l'iris ou d'autres caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques.[12][13]

1.6.2 Phase de reconnaissance

Lors de la phase reconnaissance au sein d'un système biométrique, les caractéristiques biométriques sont évaluées, et un ensemble de paramètres est extrait à partir des données recueillies pendant la phase d'apprentissage. Il est essentiel que le capteur utilisé lors de la reconnaissance présente des propriétés similaires à celles du capteur utilisé durant la phase d'apprentissage. En cas de différences significatives entre les capteurs, il sera généralement nécessaire d'appliquer des traitements supplémentaires afin de compenser la détérioration des performances. Cette phase diffère selon le système utilisé, qu'il s'agisse d'une identification ou d'une authentification[12][13].

1.6.2.1 L'authentification

Appelée également vérification, est le processus de comparaison des données caractéristiques d'une personne avec son modèle de référence biométrique, appelé «Template», dans le but de déterminer leur similitude. Le modèle de référence est préalablement enregistré et stocké dans une base de données ou un dispositif personnel sécurisé. L'objectif est de vérifier que la personne présentée correspond effectivement à son identité déclarée[12][13](figure 1.16).

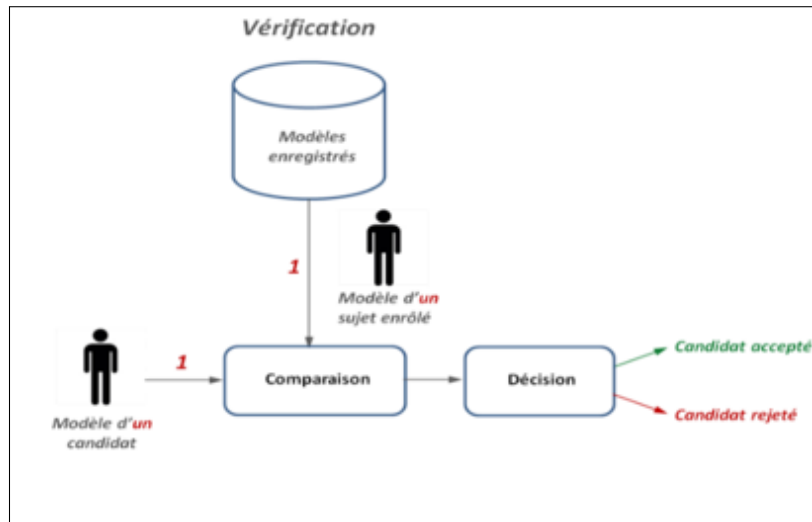


FIGURE 1.16 – Architecture d'un système d'authentification

1.6.2.2 L'identification

Le système doit effectuer une identification de l'individu et répondre à la question : "Qui suis-je?"

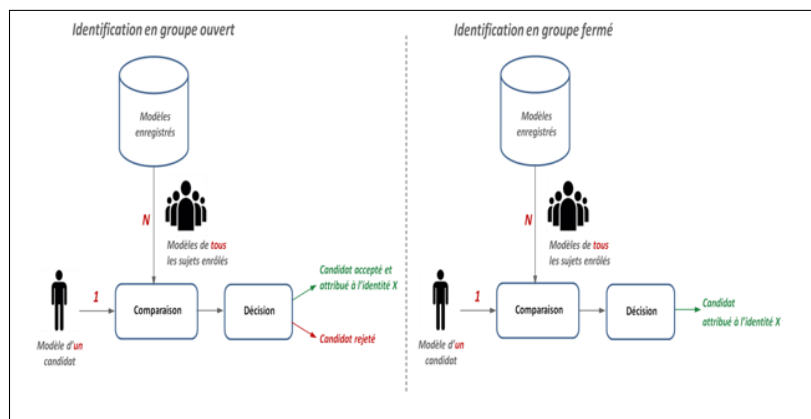


FIGURE 1.17 – Architecture d'un système de validation pour des environnements de groupe ouvert et fermé

Le système doit comparer le signal mesuré avec les divers motifs étendus dans la base de données. Lorsque nous abordons le sujet de l'identification, nous partons du principe que le problème a été résolu, c'est-à-dire que tous les utilisateurs du système possèdent un modèle enregistré dans la base de données.

- **Identification en mode ensemble fermé** : Ce type d'identification est utilisé pour enregistrer la présence de personnes au sein d'une entreprise spécifique. Si l'échantillon présente un certain degré de similitude avec les échantillons du système, la personne sera acceptée.

- **Identification en mode ensemble ouvert** : Si un échantillon biométrique testé présente une similitude avec tous les modèles préenregistrés, et si cette similitude est inférieure au seuil de sécurité, la personne est rejetée. Sinon, le système l'accepte.

1.6.3 Phase d'adaptation

Pendant la phase d'apprentissage, les systèmes biométriques ont souvent recours à la capture d'un nombre restreint d'instances d'un même attribut, dans le but de minimiser l'inconfort ressenti par l'utilisateur. Toutefois, cette approche rend complexe la construction d'un modèle suffisamment général capable de représenter toutes les variations possibles de cet attribut. De plus, les caractéristiques des données biométriques et les conditions de leur acquisition peuvent présenter des variations. Par conséquent, une adaptation du système est nécessaire afin de maintenir ou améliorer ses performances même après son utilisation. Cette adaptation peut être réalisée dans un mode supervisé ou non supervisé, mais le second mode s'avère généralement plus pratique dans la pratique [14].

1.7 Les modes du système biométrique

1.7.1 Système unimodal

Les systèmes uni-modaux doivent faire face à divers défis tels que le manque de secret, la non-universalité des échantillons, l'étendue du confort et de la liberté de l'utilisateur tout en traitant avec le système, les attaques d'usurpation d'identité sur les données stockées, etc [15]. Certains de ces défis peuvent être relevés en utilisant un système biométrique multimodal[16].

1.7.2 Système multimodal

Les systèmes biométriques multimodaux possèdent tous les modules conventionnels d'un système unimodal (la figure 1.18) illustre les différents modules du système multimodal :

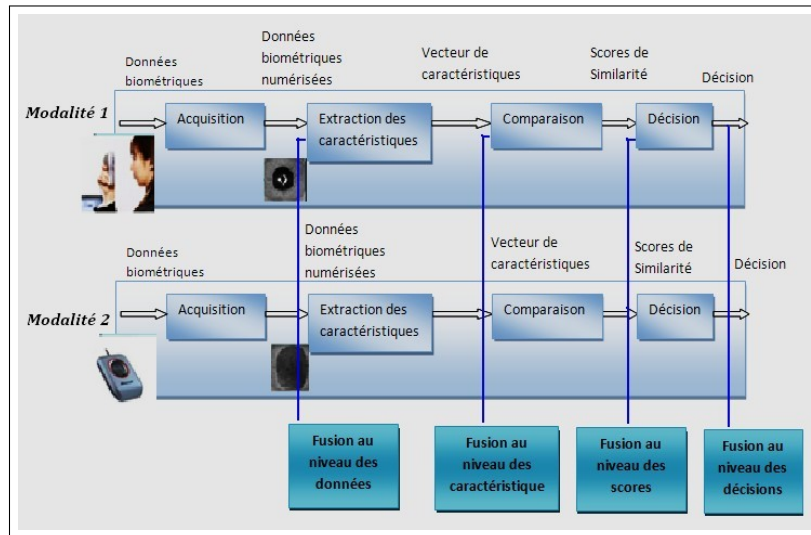


FIGURE 1.18 – Syst me biom trique multimodal

- Les forms de la multimodalit 

Il existe cinq formes :

- Multi-capteurs : utilisation de plusieurs capteurs pour acquirir la m me modalit .
- Multi-instances : utilisation de plusieurs instances de la m me biom trie.
- Multi-algorithmes : utilisation de plusieurs algorithmes traitant la m me image acquise.
- Multi- chantillons : utilisation de plusieurs  chantillons diff rents de la m me modalit .
- Multi-biom tries : plusieurs biom tries diff rentes [17].

1.8 Les domaines d'applications biométriques

Les applications actuelles des techniques biométriques englobent la production de documents d'identité, le contrôle d'accès à des sites sécurisés, le contrôle aux frontières, l'accès aux réseaux, aux systèmes d'information et aux postes de travail, le paiement électronique, la signature électronique et le cryptage des données, pour n'en citer que quelques-unes. Cependant, cette liste n'est pas exhaustive et de nouvelles applications émergeront probablement rapidement.

Les techniques biométriques sont utilisées dans divers domaines, et leur champ d'application a le potentiel de couvrir tous les domaines de sécurité nécessitant une identification précise des individus. Ces applications peuvent être regroupées en trois catégories principales :

- **Applications commerciales** : telles que l'accès aux réseaux informatiques, la sécurité des données électroniques, le commerce électronique, l'accès à Internet, les distributeurs automatiques de billets, les cartes de crédit, le contrôle de l'accès physique, les téléphones portables, les assistants numériques personnels, la gestion des dossiers médicaux, l'étude à distance, etc.
- **Applications gouvernementales** : telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des passeports, etc.
- **Applications juridiques** : identification de cadavres, enquêtes criminelles, identification de terroristes, enfants disparus, etc.



FIGURE 1.19 – Applications biométriques

1.9 Conclusion

Le premier chapitre de cette étude a abordé divers aspects de la biométrie, notamment les technologies biométriques disponibles, leurs domaines d'application. Bien que certaines technologies biométriques soient principalement utilisées pour identifier des individus, nous avons discuté de leur pertinence dans d'autres contextes.

Dans le chapitre suivant, nous nous concentrerons sur une technique spécifique, la biométrie basée sur la géométrie de la main sans contact . Nous présenterons en détail l'architecture générale de cette méthode biométrique, ainsi qu'un état de l'art des différentes méthodes biométriques de la main .

Chapitre **2**

La biométrie de la main sans contact

2.1 Introduction

Les systèmes biométriques basés sur la géométrie de la main reposent sur l'extraction d'un ensemble de caractéristiques spécifiques d'une main humaine. Ces caractéristiques incluent des mesures telles que la forme, la longueur et la largeur des doigts, la surface, les périmètres, ainsi que des aspects relatifs à la proportion et à la taille de la paume. Dans le cadre de l'authentification commerciale, cette méthode est largement déployée dans divers environnements à travers le monde. Sa simplicité, sa facilité d'utilisation relative et son faible coût en font un choix avantageux. De plus, elle présente l'avantage de ne pas être affectée par les salissures ou les petites coupures qui pourraient compromettre l'identification.

L'acquisition d'une image de la main peut être réalisée à l'aide d'un appareil photo numérique ou d'un scanner, avec ou sans guides pour aider l'utilisateur à positionner ses doigts correctement sur la surface de capture. Cependant, l'utilisation de tels appareils peut être problématique pour certaines populations, notamment les personnes âgées ou atteintes d'arthrite, qui peuvent rencontrer des difficultés à étendre leur main. Il est important de noter que la configuration de la main d'un individu ne subit pas de changements significatifs après un certain âge. Contrairement aux empreintes digitales, la forme de la main n'est pas une caractéristique unique, ce qui limite sa capacité à fournir une identification précise. Toutefois, les systèmes biométriques basés sur la forme de la main peuvent obtenir une authentification précise en combinant différentes caractéristiques et mesures des doigts et de la main.

Ce chapitre présente les différentes étapes d'un système biométrique de la main, ainsi qu'une vue d'ensemble de la modalité de la forme de la main.

2.2 Pourquoi la modalité de la main ?

Le trait de la main présente divers avantages par rapport aux autres modalités biométriques. En effet, elle est considérée comme attractive pour les raisons suivantes :

- La simplicité de l'acquisition de la main avec des appareils peu coûteux[18]
- L'information sur la main peut être extraite à l'aide d'images à faible résolution [19]

- Le trait de la main est plus acceptable par le public que les autres modalités [20]
- Les modalités biométriques supplémentaires, y compris les empreintes palmaires et les doigts, peuvent être intégrées dans un système biométrique développé pour la forme de la main .[18] [21]

2.3 Présentation de quelques modalités biométriques de la main

Plusieurs systèmes de reconnaissance de la main ont été proposés dans le but d'identifier une personne en décrivant différentes parties de la main. Cette section présente un aperçu des caractéristiques de base de la main, y compris sa forme, sa géométrie, ses empreintes de paume et ses doigts.

2.3.1 Forme et géométrie de la main

La littérature scientifique a accordé peu d'attention à l'étude de la forme de la main comme présentée dans la figure(2.1),dans le cadre de la reconnaissance d'individus,malgré l'importance des travaux de recherche sur l'appariement des formes en vision par ordinateur. Historiquement,Jain et Duta[22] ont été les premiers à évaluer les formes déformables de la main et à développer une méthode basée sur la comparaison des formes en fonction de l'erreur moyenne d'alignement. Cette approche présente l'avantage d'être simple et facile à capturer, et elle est également peu sensible à l'état physique de la main, notamment à la saleté et aux coupures, qui n'entravent pas le mécanisme du système.

Néanmoins, cette modalité présente également des limitations pouvant entraîner une imprécision du système. Par exemple, différentes personnes peuvent avoir des formes de mains presque semblables, ce qui pose un défi pour la reconnaissance précise. De plus, la présence de bijoux et d'accessoires peut compliquer l'extraction d'informations sur la forme de la main,

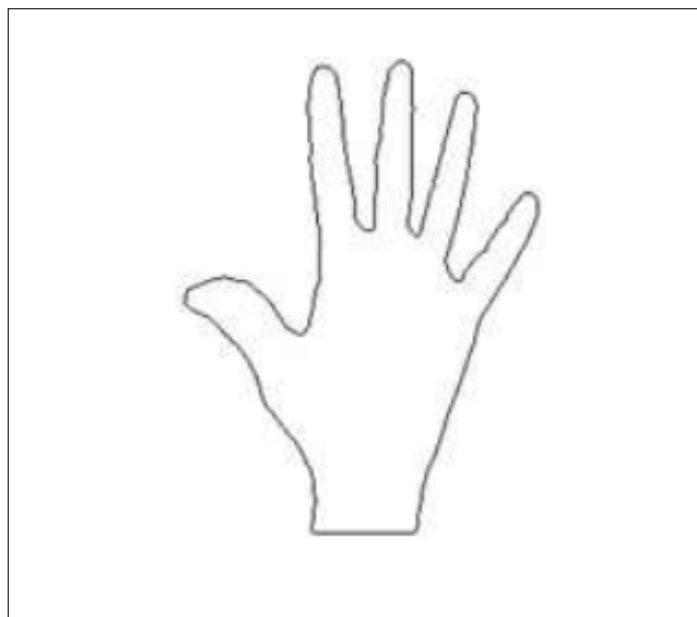


FIGURE 2.1 – Forme de la main " Hand shape "

La géométrie de la main a suscité une grande attention dans le domaine de la biométrie de la main. Connues également sous le nom de "mesures de la main" dans la littérature, les caractéristiques géométriques jouent un rôle central dans la majorité des systèmes biométriques de la main. Ces caractéristiques présentent l'avantage d'être relativement stables par rapport à l'orientation des doigts et à la position globale de la main. Parmi les diverses mesures géométriques utilisées, on trouve la taille de la paume, la longueur et la largeur de la main ou des doigts,ect [23] (voir figure 2.2).

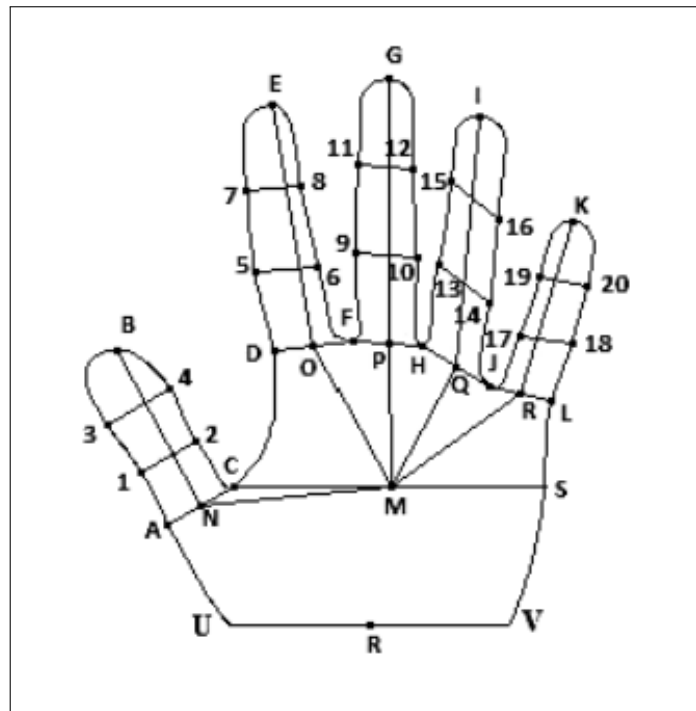


FIGURE 2.2 – Caractéristiques de la géométrie de la main

Par exemple, Luque-Baena [et al.] [24] ont extrait 403 caractéristiques géométriques, dont les surfaces, les périmètres, la mesure de la rectangularité, la compacité, l'aspect proportionnel, etc. Effectivement, c'est le nombre le plus élevé adopté dans la littérature afin de renforcer les performances du système de reconnaissance des personnes. Bien que les caractéristiques géométriques soient faciles à extraire, elles ne sont pas suffisamment distinctives pour être utilisées dans des tâches d'identification ou de vérification dans des environnements de haute sécurité. En réalité, les informations sur la forme de la main sont limitées qu'à un sous-ensemble de caractéristiques et les informations sur la texture ne peuvent pas être utilisées. Par conséquent, certains auteurs suggèrent de fusionner les caractéristiques géométriques avec d'autres caractéristiques de la main, telles que les caractéristiques de l'empreinte palmaire [18] ou des formes de doigts[25].

2.3.2 L'empreinte palmaire

L'empreinte palmaire est l'une des modalités de reconnaissance biométrique les plus utilisées notamment dans le domaine de la criminalité. L'empreinte palmaire présente la partie intérieure de la main (la partie invisible lorsque la main est fermée), du poignet à la racine des doigts. Figure (2, 3) Elle était définie dans les systèmes précédents comme l'empreinte de la paume par sa pression sur une surface donnée.

En d'autres termes, il peut être défini comme un modèle de palmier illustrant les caractéristiques physiques de la peau [26]. L'utilisation des caractéristiques dans le processus d'identification a été initialement proposée par Shu et Zhang[27].

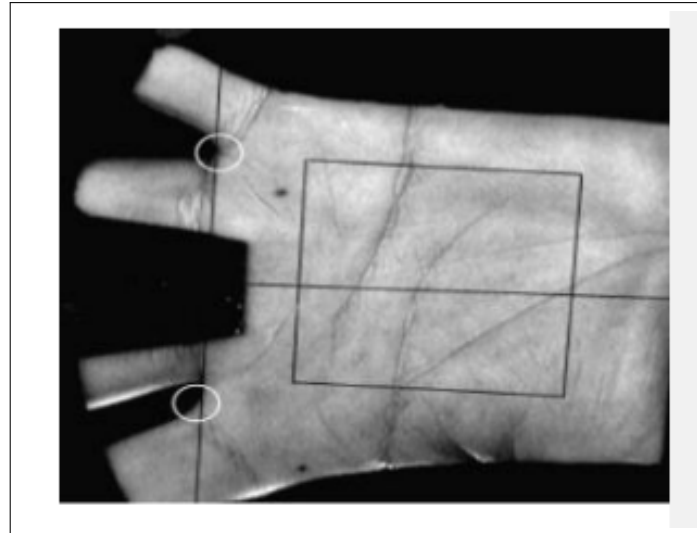


FIGURE 2.3 – Région d'empreinte palmaire

La modalité de l'empreinte palmaire peut présenter différents types de caractéristiques qui peuvent être exploitées pour la reconnaissance des personnes. [27],[28] : (1) les lignes principales, (2) les rides ou les plis secondaires et (3) les crêtes. Tous ces critères peuvent caractériser une personne car ils sont discriminants et stables dans le temps. Concernant les rides ou lignes secondaires, elles sont plus fines et plus irrégulières que les lignes principales. En ce qui concerne les crêtes telles que les points caractéristiques des empreintes digitales, elles sont très fines et régulières. Une imagerie à haute résolution est nécessaire pour une bonne extraction des points caractéristiques[29].

2.3.3 Les doigts

La variation de la forme de la main d'une personne à l'autre est attribuable à l'articulation des doigts. Par conséquent, certains chercheurs ont suggéré de segmenter les doigts de la main afin de modéliser séparément leurs formes (voir Figure 2.4) Oden[et al.] [30] ont proposé de modéliser la forme de chaque doigt à l'aide de fonctions polynomiales implicites du quatrième degré. De plus, les invariants de Keren ont été extraits à partir des polynômes ajustés pour servir de caractéristiques invariantes lors de transformations affines [31]. En revanche, Ribaric et Fratric [32] ont segmenté la main en six sous-images qui décrivent la ré-

gion de la paume et les surfaces des cinq doigts. À partir de ces sous-images, les caractéristiques les plus significatives sont extraites en utilisant la transformation de Karhunen-Loeve pour obtenir les doigts propres, qui sont ensuite fusionnés avec les palmes propres. Dans une autre étude, Xiong [et al.] [23] ont identifié plusieurs doigts alignés selon un modèle elliptique en utilisant des transformations euclidiennes.

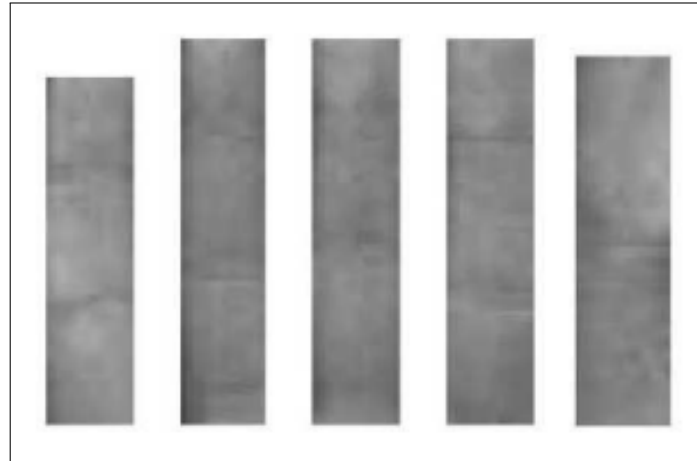


FIGURE 2.4 – Cinq surfaces de doigt

2.4 Historique de la biométrie de la main

L'histoire de la technologie et des systèmes biométriques de la géométrie de la main remonte à plus de trois décennies. Le système de géométrie de la main Identimat, développé par Identimation dans les années 70, a été l'une des premières implémentations signalées d'un système biométrique pour des applications commerciales.

Depuis lors, les systèmes biométriques à géométrie de la main ont trouvé des applications dans une grande variété de domaines allant des aéroports aux centrales nucléaires[33]. Les systèmes de géométrie de la main ont traditionnellement bénéficié d'une part de marché d'environ 10% ont été assez populaires pour les applications de vérification de taille moyenne.

Les systèmes de reconnaissance offre une gamme de solutions de gestion du temps et des présences et de contrôle d'accès basées sur la biométrie de la main.

Leur solution de contrôle d'accès, appelée HandKey, extrait plus de 90 mesures de l'image de la main de l'utilisateur et stocke les informations dans un modèle de 9 octets. Terminal de contrôle d'accès VeryFast, fabriqué par BioMet

partenaires [34] capture l'image des deux doigts de l'utilisateur. Les caractéristiques extraites par le traitement de cette image sont cryptées et stockées sous la forme d'un modèle de 20 octets. Accu-Time Systems[35] fabrique également un dispositif de contrôle d'accès similaire basé sur la géométrie du doigt de l'utilisateur. Plusieurs unités des systèmes mentionnés ont été installées dans divers endroits du monde.

INSPASS est le premier et le plus important programme de vérification biométrique entrepris par le gouvernement américain. Les scanners HandKey ont été installés dans certains aéroports des États-Unis pour accélérer le processus d'immigration pour les voyageurs fréquents. Un autre déploiement à grande échelle lors des Jeux Olympiques de 1996, où des scanners à géométrie manuelle ont été installés pour restreindre l'accès au village olympique à Atlanta. Cependant, depuis 1970, plusieurs brevets américains ont été délivrés pour des dispositifs d'identification personnelle basés sur des mesures de la géométrie de la main et du doigt. [36],[37],[38],[39]. La plupart des premiers travaux de la littérature sur la géométrie de la main étaient basés sur des images 2D (intensité et couleur) de la main humaine. Cependant, avec les progrès de la technologie d'acquisition d'images, quelques chercheurs ont également exploré l'utilité des caractéristiques extraites des images de la paume de la main.

2.5 L'état de l'art

La géométrie de la main a acquis une grande popularité en tant que technique d'identification biométrique au cours de la dernière décennie. Plusieurs chercheurs ont publié un grand nombre de travaux dans ce domaine. Nous soulignons ici quelques-unes des recherches fructueuses menées que nous avons rencontrées au cours de nos recherches :

En 2020 Iula [40] utilise une géométrie de main à ultrasons en 3D pour la reconnaissance biométrique. Les images 3D de la main humaine sont acquises en effectuant des scans mécaniques parallèles à l'aide d'une sonde à ultrasons commerciale. Dans cette étude, plusieurs images 2D sont d'abord extraites à des profondeurs croissantes sous la peau et, à partir de chacune d'entre elles, jusqu'à 26 distances entre des points clés de la main sont définies et calculées pour obtenir un modèle 2D. Un modèle 3D est ensuite obtenu en combinant de plusieurs manières les modèles 2D de deux images ou plus. Les performances du système

proposé ont été vérifiées à l'aide d'une base de données personnelle. Les résultats ont montré une bonne précision de reconnaissance : le taux d'erreur égal était de 1,15 % lorsqu'une seule image 2D était utilisée et il a été ramené à 0,98 % en utilisant le modèle 3D. La possibilité de transformer le système proposé en un système multimodal, en extrayant du même volume d'autres caractéristiques telles que l'empreinte palmaire et les veines de la main, ainsi que les améliorations possibles sont enfin discutées.

En 2021, Hesham Hashim Mohammed [et al.] ont présenté un système de reconnaissance de la main qui extrait 21 caractéristiques de la main droite afin d'identifier et d'autoriser les personnes. Le système comprend deux parties principales, la première contenant la collection de données, il explique le prétraitement de base nécessaire et comment les caractéristiques géométriques de la main, telles que la longueur et la largeur des doigts, ainsi que les coordonnées de la base des doigts, et la largeur de la paume sont extraits pour obtenir les caractéristiques utilisées pour la discrimination. La deuxième partie comprend l'apprentissage et le test de trois réseaux neuronaux artificiels pour effectuer la reconnaissance. Après l'extraction des caractéristiques, ils ont utilisé trois types de réseaux neuronaux artificiels pour effectuer le processus de reconnaissance, qui sont le NN à rétro-propagation, le NN d'Elman, et le réseau neuronal en cascade NN. Le système proposé a été testé à l'aide de 100 images (10 personnes, 10 images de la main droite de chaque personne ont été capturées) et il montre que le taux de reconnaissance RR pour les réseaux neuronaux après les tests était respectivement de 95%, 92 % et 88%. [41]

En 2022, la première étude, menée par Mays M. Taher, s'est focalisée sur une approche biologique utile pour les systèmes de reconnaissance basés sur la géométrie mesurable de la main telle que la largeur, la longueur et la surface des doigts pour générer des vecteurs de caractéristiques. Comme propriétés utiles, 35 caractéristiques géométriques en forme de main et des réseaux de neurones artificiels sont utilisés comme des classificateurs distincts. Le résultat expérimental de l'ensemble des données atteint un taux de reconnaissance de 98,30% à partir de la base de données d'images d'empreintes palmaires multispectrales de CASIA. [42]

Une autre étude, réalisée par Kazeem B. Adedeji [et al.] s'est concentrée sur un système de reconnaissance géométrique de la main basée sur une interface graphique pour le contrôle d'accès biométrique à l'aide d'un réseau neuronal artificiel avec l'utilisation de deux bases de données GPDS150 et la base de données

multimodale VTU-BEC-DB, qui ne dépend pas de l'orientation de la main . Plusieurs caractéristiques des images de la main droite testées qui sont obtenues à partir de la base de données du College of Engineering Pune Palm Print, acquises à l'aide d'un appareil photo numérique, chacune avec 5 pixels sont extraites et stockées dans la base de données, qui sont utilisées pour former un réseau neuronal artificiel (RNA). Afin de faciliter l'utilisation du système de vérification de la géométrie de la main (peg-free), ils ont développés une interface graphique GUI à l'aide du logiciel MATLAB. Le système développé a été validé ,et le résultat global montre que le système peut être utilisé pour la vérification biométrique à l'aide de la géométrie de la main lorsque l'orientation et la position de la main ne sont pas nécessaires. Les résultats montrent que le système mis au point est plus performant, avec un taux de fausses acceptations et de faux rejets relativement faible, de 0,01 % et 0,02 % respectivement. Le système présente également une erreur quadratique moyenne inférieure de 8.48×10^{-5} [43].

En 2023, Samiya Shakil [et al.] ont présenté une nouvelle technique de reconnaissance biométrique pour l'identification des caractéristiques et classification des données basée sur la structure de la main. Une base de données contenant 200 échantillons de personnes ayant les deux côtés de la main est utilisée. La technique utilisée tient compte du confort humain lors de la prise de vue et permet de segmenter les doigts et les mains avec une grande efficacité. Presque, 94 caractéristiques ont été extraites des ensembles de données et diverses classifications et techniques ont été évaluées. La règle de validation croisée k (The k-cross validation) a été utilisée pour éviter les problèmes de la suradaptation et de la sous-adaptation et la meilleure méthode d'échantillonnage a également été utilisée. Les résultats expérimentaux montrent que leurs système est plus précis que les autres systèmes existants. Le système présenté est également capable de montrer de bons résultats avec un taux de reconnaissance de 99 %. en utilisant des caractéristiques génériques comme méthode d'extraction des caractéristiques et des SVM comme méthode de classification. Le résultat expérimental de l'ensemble des données atteint [44].

2.6 Systèmes de reconnaissance par la géométrie de la main

Les systèmes biométrique de la reconnaissance de la forme de la main permettent d'évaluer et d'analyser la structure générale et la configuration de la main, en prenant en compte des paramètres tels que la longueur, la largeur et l'épaisseur de la main, des doigts et des articulations. Un tel système est capable de mesurer jusqu'à 90 caractéristiques différentes. À l'heure actuelle, il existe plusieurs systèmes de reconnaissance de la forme de la main, qui se distinguent par la méthode d'acquisition de l'image de la main (avec ou sans contact), la partie spécifique de la main examinée (le dos de la main ou la paume), la dimension à considérer, les méthodes de prétraitement utilisées pour extraire les caractéristiques, ainsi que l'adaptabilité du dispositif aux utilisateurs.

Parmi les systèmes les plus couramment utilisés, on trouve ceux qui immobilisent la main à l'aide de plusieurs chevilles et capturent des images du dos de la main. Ces systèmes peuvent également prendre une image latérale pour mesurer l'épaisseur de la main ou des doigts. L'utilisateur positionne la paume de sa main sur la surface du dispositif de lecture et aligne sa main en fonction des repères d'orientation qui indiquent l'emplacement approprié des doigts (voir Figure 2.5).



FIGURE 2.5 – Système de reconnaissance utilisant une main en position fixe

D'autres méthodes biométriques sont disponibles pour mesurer les caractéristiques à partir du dos de la main. Ces systèmes utilisent soit une webcam modifiée pour capturer des images dans la plage infrarouge de 850 nm, soit une caméra capable de capturer l'ensemble de la surface dorsale de la main visible.



FIGURE 2.6 – Système biométrique basé sur une webcam

D'autre part, les systèmes qui se focalisent sur la reconnaissance de la paume utilisent des scanners ou des caméras CCD. Dans ce type de système, l'utilisateur place sa main sur une surface en verre plat, tandis que le dispositif d'acquisition et d'éclairage est positionné en dessous de la vitre.

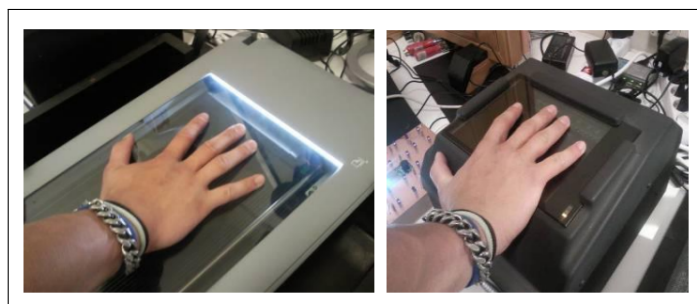


FIGURE 2.7 – Dispositif d'acquisition de la paume : scanner(gauche), caméra CCD(droit)

Il existe également d'autres dispositifs d'acquisition qui permettent de prendre des photos de la main sans contact direct. Ces dispositifs utilisent généralement des webcams infrarouges dotées d'une configuration spécifique.



FIGURE 2.8 – Dispositif d’acquisition sans contact

2.7 Méthodologie du système

Pour améliorer la sécurité, nous avons pour objectif de développer un système biométrique basé sur la géométrie de la main en temps réel et sans contact. Ce travail utilise la méthode de détection des points de repère de la main comme base du modèle global. La bibliothèque MediaPipe a été utilisée pour détecter 21 points de repère de la main en temps réel. Ces points sont ensuite collectés sous forme de coordonnées et utilisés pour calculer des caractéristiques qui sont stockées dans un fichier excel avant de permettre l’authentification à l’aide de plusieurs classificateurs. La figure (2.9) donne un aperçu du projet complet. En utilisant la bibliothèque mediapipe pour éviter les problèmes de recalage et de segmentation.

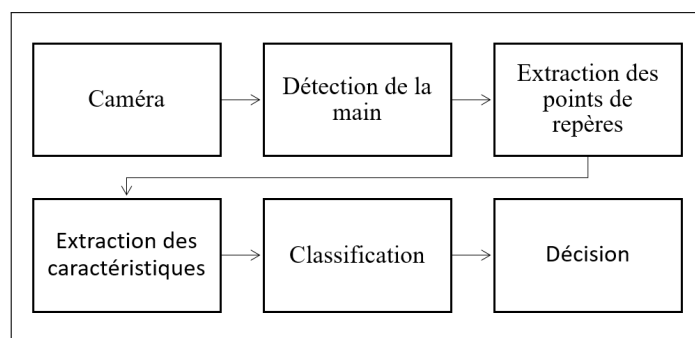


FIGURE 2.9 – Organigramme du projet complet

La technologie de géométrie de la main est basée sur les caractéristiques extraites d’une image bidimensionnelle de la main humaine pour assurer la vérification des personnes. Cinq modules de traitement d’un système de géométrie de la main en 2D sont nécessaires : le système d’acquisition d’images, détection de la main , l’extraction des caractéristiques, la correspondance des caractéristiques

et la prise de décision.

Les sections suivantes fournissent une discussion détaillée sur les différentes approches disponibles pour ces tâches de traitement. Un modèle général de système de reconnaissance de la main est illustré dans la figure (2.10).

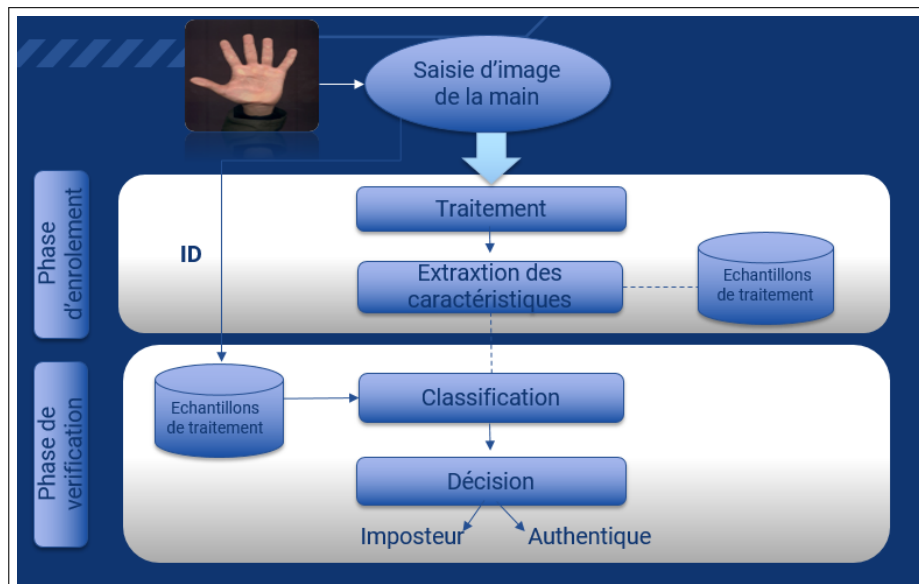


FIGURE 2.10 – Processus général de reconnaissance des mains

2.7.1 Phase d'acquisition d'images

L'acquisition d'images de la main peut être réalisée en plaçant la main devant un dispositif simple tel qu'un scanner commercial, une webcam ou une caméra optique standard de moyenne /résolution faible. La plupart des systèmes fournissent leur propre éclairage afin d'obtenir une meilleure qualité d'image avec l'éclairage ambiant [28], ou d'utiliser la lumière infrarouge.

2.7.2 Phase de traitement

Détection des points de repère de la main à l'aide de MediaPipe

La bibliothèque mediapipe

MediaPipe un framework open source est utilisé pour construire des pipelines d'apprentissage automatique (ML)[45] comme un graphe de composants modulaires, y compris l'inférence de modèle, les algorithmes de traitement des médias et les transformations de données, etc pour effectuer une inférence de vision par ordinateur sur des données sensorielles arbitraires telles que la vidéo, l'audio, etc.

Google l'a d'abord introduit pour effectuer des analyses vidéo et audio en temps réel sur YouTube. En 2019, la version publique de MediaPipe a permis aux chercheurs et aux développeurs d'intégrer et d'utiliser ce cadre dans leurs projets. Contrairement à la plupart des puissance de calcul, MediaPipe peut fonctionner efficacement,[46] en conservant sa précision et sa robustesse sur des appareils à faible puissance de calcul, tels que les robots et les appareils IoT(internet of things) embarqués. La boîte à outils MediaPipe se compose du framework MediaPipe et des solutions MediaPipe. Le concept de MediaPipe est développé en utilisant les langages de programmation C++, Java et Objective C, et consiste en 3 APIs clés –

- API de calculatrice
- API de construction de graphe
- Graph Execution API

Le modèle Hand Landmark

Les solutions MediaPipe comprennent 16 modèles TensorFlow et TensorFlow Lite pré-entraînés sur le framework MediaPipe conçu pour des cas d'utilisation spécifiques. Ce travail s'est appuyé sur la solution MediaPipe pour déduire les points de repère de la main à partir d'images de la main. Ce modèle de détection de la main produit 21 points de repère 3D (comme le montre la figure (2,11)) sur une main à partir d'une seule image. Pour ce faire, deux modèles dépendants sont utilisés simultanément [47]. Tout d'abord, un modèle de détection des paumes des mains dans les images car il est plus facile de détecter des objets rigides comme les paumes et les poings plutôt qu'une main complète. Les images de la paume de la main recadrées à partir de ce modèle sont transmises au modèle suivant, qui est le modèle « Hand Landmark ». Ce modèle détecte précisément 21 points de repère de la main en 3D dans la région de la main détectée à l'aide de la régression. Le modèle complet est entraîné sur environ 30 000 images du monde réel annotées manuellement. Le modèle apprend une représentation interne cohérente et avec précision les points de repère de la pose de la main et est robuste ,même sur des mains partiellement visibles et d'auto-occlusions.

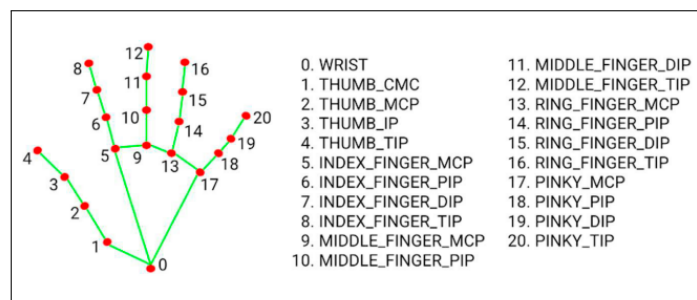


FIGURE 2.11 – 21 points repères 3D de la main localisés par le modèle de suivi de la main de MediaPipe « Hand Landmark »

Étant donné que l'exécution du modèle de détection de la paume prend du temps, en mode d'exécution vidéo ou en direct, Hand Landmarker utilise la boîte englobante définie par le modèle de points de repère de la main dans une image pour localiser la région des mains pour les images suivantes. Hand Landmarker ne redéclenche le modèle de détection de paume que si le modèle de repères de main n'identifie plus la présence de mains ou ne parvient pas à suivre les mains dans le cadre. Cela réduit le nombre de fois que Hand Landmarker déclenche le modèle de détection de la paume [48].

Le pipeline de perception MediaPipe est appelé un Graph . Prenons la solution Hands. Nous alimentons un flux d'images en entrée qui sort avec des repères manuels rendus sur les images.

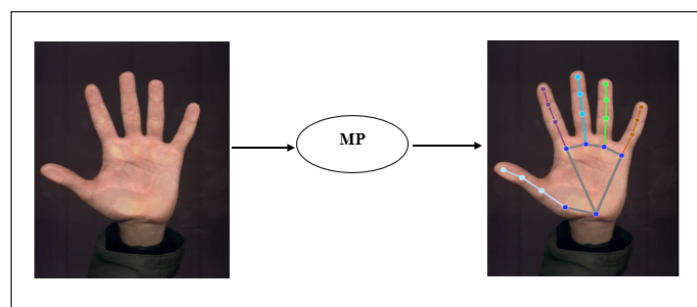


FIGURE 2.12 – Captures d'écran de la reconnaissance de la main par Mediapipe

2.7.3 Phase d'extraction des caractéristiques de la main

C'est l'étape la plus primordiale pour les systèmes de reconnaissances biométriques. Elle consiste à créer un vecteur de caractéristiques qui possède les propriétés essentielles pour identifier de manière unique une personne. Parmi les caractéristiques les plus couramment utilisées , on retrouve la longueur et la largeur des doigts, la longueur de la main, des angles spécifiques entre les doigts, ainsi que la largeur et l'épaisseur de la paume de la main. Chaque étude adopte

une méthode spécifique d'extraction des caractéristiques adaptée à son contexte particulier.

Dans cette recherche, 18 caractéristiques géométriques, telles que les longueurs de chaque doigt, les distances entre le poignet et les doigts, les distances palmaires, la surface de la paume de la main et le type de main ont été présentées pour décrire une seule main. Chaque liste de caractéristiques extraites est regroupée sous la forme d'un vecteur de caractéristiques, qui est ensuite utilisé pour distinguer différentes personnes. Ces attributs sont les suivants :

- Longueur des doigts (5 caractéristiques).
- Distances entre le poignet et les bouts des doigts (5 caractéristiques).
- Distances palmaires (5 caractéristiques).
- Surface de la paume de la main (1 caractère)
- Type de main (2 caractéristiques)

Notre procédure d'extraction des caractéristiques implique les calculs suivants :

1-Les longueurs(distances) des doigts :

Pour le premier type de caractère ,nous avons calculé la longueur de chaque doigt en utilisant la distance euclidienne entre les points clés des articulations des doigts, c'est-à-dire la distance entre les points de base des doigts et les bouts des doigts.

les distances entre les coordonnées sont : 1-4,5-8,9-12,13-16,17-20

exemple :

a= le repère numéro 1

b = le repère numéro 4

$$Distance(1 - 4) = \sqrt{(ax - bx)^2 + (ay - by)^2 + (az - bz)^2} \quad (2.1)$$

2- Les distances entre le poignet et les bouts des doigts :

Pour le deuxième type de caractère choisi, nous avons calculé les distances entre le poignet et les extrémités des doigts respectifs (pouce, index, majeur, annulaire et petit doigt, respectivement).

les distances entre les coordonnées sont : 0-4,0-8,0-12,0-16,0-20

Pour ce faire, nous avons utilisé la formule mathématique suivante :

a= les coordonnées du poignet

b= les coordonnées du bout du pouce

$$Distance1(PBp) = \sqrt{(ax - bx)^2 + (ay - by)^2 + (az - bz)^2} \quad (2.2)$$

PBp veut dire distance entre poignet (0) et bout du pouce (4).

Et ainsi de suite pour les distances restantes.

3-Les distances (Longueurs) de la paume de la main :

Le troisième type de caractère que nous avons sélectionnée les distances de la paume de la main, qui ont été calculées en utilisant la distance équidienne entre ses points (coordonnées).

les distances entre les coordonnées sont : 0-5,0-9,5-17,0-17.

$$Distance(5 - 17) = \sqrt{(ax - bx)^2 + (ay - by)^2 + (az - bz)^2} \quad (2.3)$$

4-Surface de la paume de la main :

Pour le calcul de la surface de la paume de la main nous avons utilisé la formule de l'aire d'un triangle formé par les trois points clés de la paume de la main qui sont respectivement : 0,5,17 . Pour cela nous avons appliqués les distances de la paume de la main ,qui ont été calculés dans le caractère précédent.

Base = la diatance entre les coordonnées (5-17).

Hauteur= la diatance entre les coordonnées (0-9).

$$L'air_d'un_triangle = \frac{Base * Hauteur}{2} \quad (2.4)$$

5- Le type de la main :

Le type de la main (gauche ou droite)constitue également une caractéristique importante,car il permet de renforcer l'authentification de notre système qui est la reconnaissance d'une personne avec ses deux mains .

2.7.4 Création d'un classificateur

Nous avons utilisés quatres classifieurs différents

2.7.4.1 Classifieur SVM(Support Vector Machine)

La machines à vecteurs de support est une collection d'algorithmes d'apprentissage automatique supervisé théoriquement puissants qui permettent de résoudre aussi bien des problèmes de classification que de régression ou de détection d'anomalies. Le principe fondamental du SVM consiste à créer un hyperplan optimal, également appelé frontière de décision ou frontière optimale, qui maximise la distance entre les échantillons les plus proches (vecteurs de support) du plan et sépare efficacement les classes. Cette distance est aussi appelée marge et les SVMs sont ainsi qualifiés de séparateurs à vaste marge. Le modèle cherche à trouver l'hyperplan de séparation optimal entre les classes en se concentrant sur les cas d'apprentissage qui se trouvent à la limite des distributions de classes, les vecteurs de support, les autres cas d'apprentissage étant effectivement rejetés. Par conséquent, l'approche peut donner une grande précision avec de petits ensembles de données d'apprentissage qui réduisent les coûts d'acquisition de données d'apprentissage, ce qui est considéré comme l'un des avantages de l'utilisation de l'algorithme. La base de l'approche SVM de la classification est donc la notion que seuls les échantillons d'apprentissage qui se trouvent sur les limites de la classe sont nécessaires pour séparer les classes.

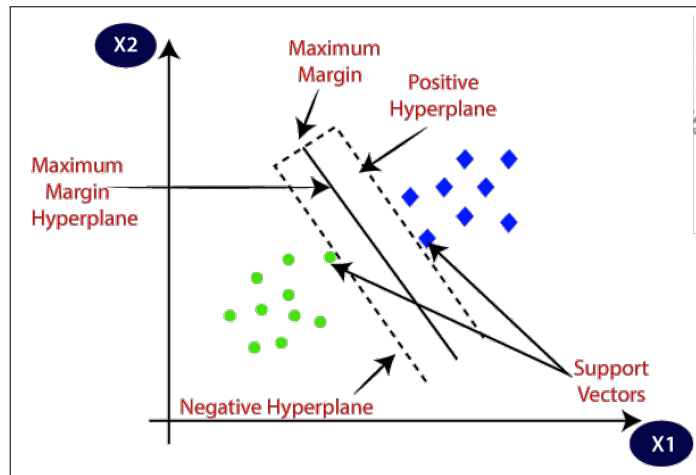


FIGURE 2.13 – SVM

2.7.4.2 K-Nearest Neighbor (KNN)

L’algorithme des k-plus-proches-voisins (KNN) représente l’un des algorithmes les plus simples d’apprentissage supervisé utilisés pour résoudre des problèmes de classification. Comme son appellation l’indique (K Nearest Neighbor), il se base sur les K voisins les plus proches (points de données) afin de prédire la classe ou la valeur continue du nouveau point de données. La détermination des voisins les plus proches se fait à l’aide d’une mesure de distance. Ainsi, la métrique de distance et la valeur K sont deux éléments essentiels à prendre en considération lors de l’utilisation de l’algorithme KNN. La distance euclidienne est généralement la métrique la plus couramment utilisée.

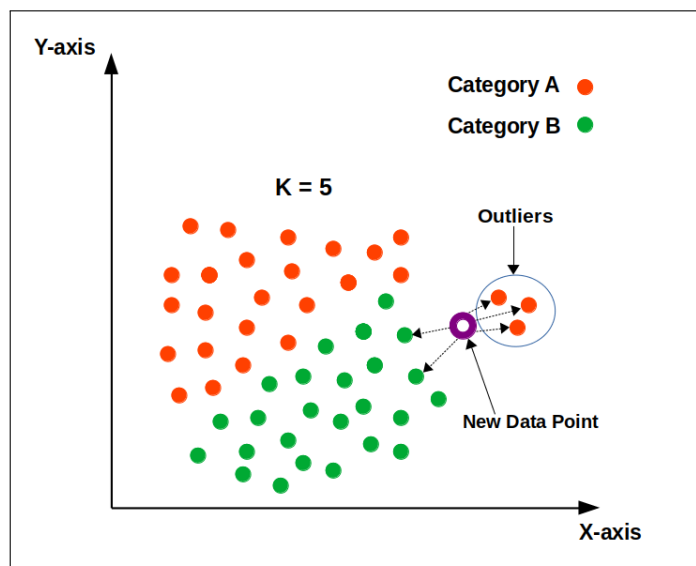


FIGURE 2.14 – KNN

2.7.4.3 Arbres de décision (Decision Trees DT)

Le classifieur arbre de décision est utilisé pour créer des modèles de classification ou de régression sous la forme d'un arbre. Il divise un ensemble de données en sous-ensembles de plus en plus petits, tout en construisant un arbre de décision associé. Le résultat final est un arbre composé de :

- Noeuds de décision : ont deux branches ou plus. Le meilleur prédicteur présenté par le noeud de décision le plus élevé dans l'arbre (noeud racine).
- Noeuds feuilles : représentent une classification ou une décision

L'objectif principal de la création d'un modèle d'arbre de décision est de sélectionner le meilleur attribut parmi la liste complète des caractéristiques de l'ensemble de données, à la fois pour le noeud racine et pour les sous-noeuds. Deux techniques couramment utilisées pour cela sont le gain d'information et l'indice de Gini. Le gain d'information mesure les variations d'entropie après la division ou la segmentation de l'ensemble de données en fonction de l'attribut qui génère le gain d'information le plus élevé, c'est-à-dire les branches les plus homogènes.

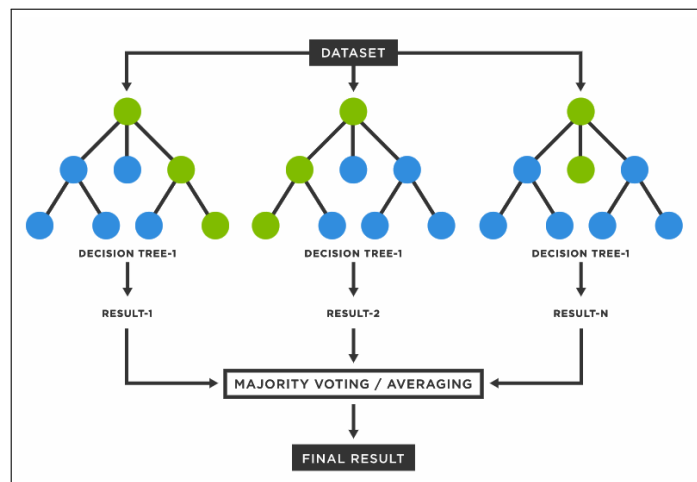


FIGURE 2.15 – Arbres de décision DT

2.7.4.4 Forêt aléatoire (ou Random Forest)

La forêt aléatoire, également connue sous le nom de random forest, est un algorithme d'apprentissage automatique qui vise à fournir des prédictions fiables en utilisant un système de sous-espaces aléatoires. Il s'agit d'un des algorithmes les plus largement utilisés en raison de sa précision, de sa simplicité et de sa flexibilité. Sa capacité à traiter à la fois des tâches de classification et de régression,

combinée à sa nature non linéaire, lui confère une grande adaptabilité à une variété de données et de situations.

La forêt aléatoire est composée de plusieurs arbres de décision qui sont entraînés de manière indépendante sur des sous-ensembles du jeu de données d'apprentissage, selon la méthode de bagging.

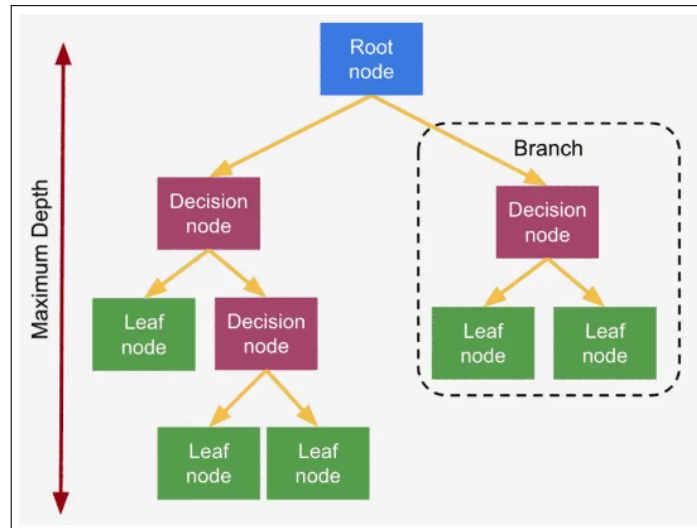


FIGURE 2.16 – Random Forest

Chaque modèle d'arbre de décision produit une estimation individuelle, et c'est la combinaison de ces résultats qui conduit à la prédiction finale, caractérisée par une variance réduite. En substance, il s'agit d'utiliser différents avis sur un même problème pour le comprendre de manière plus approfondie. Chaque modèle est distribué aléatoirement dans des sous-ensembles d'arbres de décision.

Dans le cas d'une forêt aléatoire de régression, qui repose sur un système de bagging, la méthode consiste essentiellement à calculer la moyenne des prédictions obtenues par l'ensemble des estimations des arbres de décision de la forêt aléatoire.

Pour une forêt aléatoire de classification, l'estimation finale consiste à choisir la catégorie de réponse la plus fréquente parmi les prédictions des différents arbres.

2.7.5 Phase d'appariement et décision

En fonction du score de correspondance calculé à partir du module de classification, la décision finale concernant l'identité de la personne (identification) ou de la personne qui revendique son identité (vérification). En mode vérification, une valeur seuil spécifique est choisie. En fait, si le score de correspondance est supérieur à la valeur seuil (images de mains de la même personne), la personne est acceptée, sinon elle est rejetée. La valeur seuil est sélectionnée en fonction de certains taux importants, à savoir l'équivalence du taux de fausse acceptation (False Acceptance Rate - FAR) et le taux de faux rejets (False Rejection Rate - FRR), qui fournissent le taux d'erreur égal (Equal Error Rate EER).

2.8 Conclusion :

Ce chapitre a traité de la biométrie basée sur la géométrie de la main et de la valeur des modalités de la main. Nous avons également expliqué les raisons qui ont conduit à la proposition d'un système biométrique reposant sur la géométrie de la main. De plus, nous avons présenté en détail notre méthodologie et les étapes que nous avons suivies pour développer un système fiable et robuste.

Dans la suite de notre travail, nous décrirons notre contribution à la proposition d'une nouvelle méthode biométrique de la main. Nous aborderons également la résolution de certains problèmes associés aux techniques existantes de reconnaissance de la main.

Chapitre **3**

Résultats & discussions

3.1 Introduction

La reconnaissance de la géométrie/forme de la main est une technique qui a connu une amélioration considérable ces dernières années grâce à l'utilisation de données massives d'images et de vidéos pour l'entraînement des algorithmes d'apprentissage. En conséquence, la reconnaissance de la géométrie de la main est devenue une technologie mature et largement utilisée dans de nombreux domaines, offrant des perspectives prometteuses pour de nombreuses applications futures.

Ce chapitre commencera par une présentation des divers outils et techniques de développement utilisés dans la création de notre système d'authentification. Ensuite, nous passerons en revue le processus et les différentes méthodes que nous avons évaluées pour extraire les caractéristiques de la main de chaque individu. Ce processus englobe tous les prétraitements appliqués à l'image, depuis son acquisition jusqu'à la classification des individus. Enfin, nous fournirons une description détaillée de l'interface graphique.

3.2 Présentation des outils de développement utilisés

La réalisation de notre travail a nécessité un ensemble de matériels software et hardware au but de faciliter la réalisation.

3.2.1 Hardware

L'exécution a été faite sur un PC hp dont les caractéristiques sont les suivantes :

- CPU : Intel ® Core ™ i3-5005U CPU @ 2.00GHz
- RAM : 4 Go
- Microsoft : WINDOWS 11

3.2.2 Software

- Langage de programmation PYTHON

Python est un langage de programmation de haut niveau. Il est connu pour sa syntaxe simple, sa sémantique dynamique et son fort support pour les paradigmes de programmation orientée objet, fonctionnelle et procédurale. Il a été créé en 1991 et est depuis devenu l'un des langages de programmation les plus populaires en usage aujourd'hui. Il est utilisé pour une variété d'applications, y compris le développement web, la science des données et l'apprentissage automatique.



FIGURE 3.1 – Le logo de langage de programmation de Python

- Spyder

Spyder est un environnement de développement intégré (IDE) utilisé pour le calcul scientifique, l'analyse de données et la visualisation de données en langage de programmation Python. Il fournit une interface puissante et intuitive pour travailler avec le code Python. Il comprend un éditeur de code, un débogueur et un explorateur de variables. Spyder inclut une large gamme d'outils et de fonctionnalités spécifiquement conçus pour la programmation scientifique, tels que le support pour les graphiques interactifs, l'inspection et l'analyse de données, ainsi que l'intégration de la console IPython. Il s'agit d'un logiciel open-source gratuit à utiliser, qui peut être téléchargé depuis son site web officiel.



FIGURE 3.2 – Le logo IDE Spyder

3.3 Présentation des bases de données des images de la main

3.3.1 Base de données Bosphorus publique

Notre travail se base sur l'utilisation d'une base de données publique. Elle a été créée à l'université de Bogazici [49] et est destinée à la recherche sur la biométrie de la main. Les images de la main proviennent de plus de 600 sujets âgés de 20 à 50 ans, dans différentes variations de pose intra-classe. Six images de la main par personne, dont trois images de la main gauche et trois images de la main droite, sont collectées à partir de trois sujets différents en utilisant un scanner HP Scanjet 5300c. Toutes les images sont au format bitmap avec une résolution de 383 × 526. Quelques images de cette base de données sont représentés sur la (figure 3.1)

- Remarque

Notre étude repose sur l'authentification des deux mains gauche et droite. Nous avons utilisés seulement un ensemble de données de 208 images de la base Bosphorus qui contient à la fois les deux mains droite et gauche.



FIGURE 3.3 – Trois images échantillons de la base de données Bosphorus publique

3.3.2 Base de données personnelle collectée

Dans le cadre de la collection des images et la création de notre base de données, nous avons développé un programme en langage Python qui a permis la détection en temps réel d'images de deux mains gauche et droite. Les images ont été acquises en utilisant la bibliothèque OpenCV. La détection des mains et l'analyse ont été réalisés avec les bibliothèques cvzone et Mediapipe. Cette méthode de capture d'images en temps réel a permis de constituer une base de données de qualité. 25 sujets ont participé dans cette base de données avec huit images de la main par personne, dont quatre images de la main gauche et quatre images de la main droite, sont collectées à partir d'une webcam de notre pc pour l'entraînement de modèles de classification de la géométrie de la main.

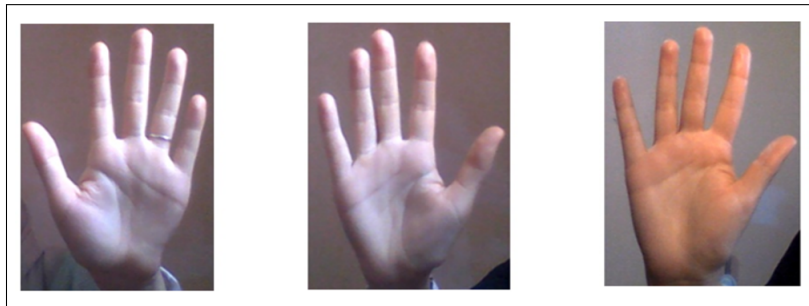


FIGURE 3.4 – Trois images échantillons de la base de données personnelle

3.3.3 Évaluation des performances du système

Afin d'évaluer la fiabilité de notre système biométrique, nous mesurons les performances suivantes :

- **Le taux de classification :** mesure la proportion d'étiquettes correctement prédites par le modèle sur l'ensemble des données. L'équation (1) présente la formulation mathématique du taux de classification.

$$Tc(\text{Taux_de_classification}) = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (3.1)$$

- **La précision :** mesure la rigueur du modèle en termes de prédictions positives correctes. Elle calcule le nombre de vrais positifs parmi les positifs prédits. C'est une mesure importante à considérer lorsque le taux de faux positifs (FP) est élevé. L'équation (2) décrit la formule mathématique de la précision.

$$P(\text{Prcision}) = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.2)$$

• **Le rappel** : mesure le nombre de prédictions positives correctement identifiées par notre modèle. Il est particulièrement pertinent lorsque le taux de faux négatifs (FN) est élevé. L'équation (3) représente la formulation mathématique du rappel.

$$R(Rappel) = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.3)$$

• **Le F1 score** : fournit une mesure globale en combinant le rappel et la précision. L'équation (4) présente la formulation mathématique de cette métrique.

$$F(F1score) = \frac{2 * P * R}{P + R} \quad (3.4)$$

Dans les équations (1), (2), (3) et (4), les termes TP, TN, FP et FN représentent respectivement les vrais positifs, les vrais négatifs, les faux positifs et les faux négatifs.

• **Taux de fausse acceptation(TFA)** : Il s'agit de la probabilité qu'un utilisateur inconnu soit identifié à tort comme un utilisateur connu. Ce taux est essentiel pour évaluer la sécurité du système biométrique. En anglais, on le nomme "False Accept Rate (**FAR**)", c'est-à-dire la probabilité qu'un imposteur soit accepté par le système (le pourcentage d'acceptation d'un imposteur). Son calcul est le suivant :

$$TFA = \frac{Nb_de_Fa}{Nb_imposteurs} \quad (3.5)$$

• **Taux de faux rejet (TFR)** : la probabilité qu'un utilisateur connu soit rejeté par le système biométrique. Ce taux s'agit de la probabilité qu'un utilisateur connu soit rejeté par le système biométrique. Ce taux contribue à évaluer le niveau de confort d'utilisation du système biométrique. En anglais, on le nomme "False Rejection Rate (**FRR**)", c'est-à-dire la probabilité qu'un utilisateur connu soit rejeté (le pourcentage de rejet erroné d'un utilisateur légitime). Sa formule est la suivante :

$$TFR = \frac{Nb_de_FR}{Nb_Clients} \quad (3.6)$$

Les erreurs possibles peuvent être de deux types :

FR=(False Rejection) rejeter faussement un client

FA=(False Acceptation) accepter faussement un imposteur

- **Seuil de décision** : L'acceptation ou le rejet d'une donnée biométrique dépend du dépassement ou de la non-atteinte du seuil de correspondance. Ce seuil est réglable pour rendre le système biométrique plus ou moins strict, selon les exigences du système d'application biométrique.

- **Seuil de rejet** : Score minimum en dessous duquel un algorithme biométrique rejettera une authentification/identification.

- **Seuil d'acceptation** : Score au-dessus duquel un algorithme biométrique accepte une authentification/identification. La courbe de performance d'un test, également appelée courbe **ROC(Receiver Operating Characteristic curve)**, représente l'évolution du TFR en fonction du TFA.

3.4 Système proposé

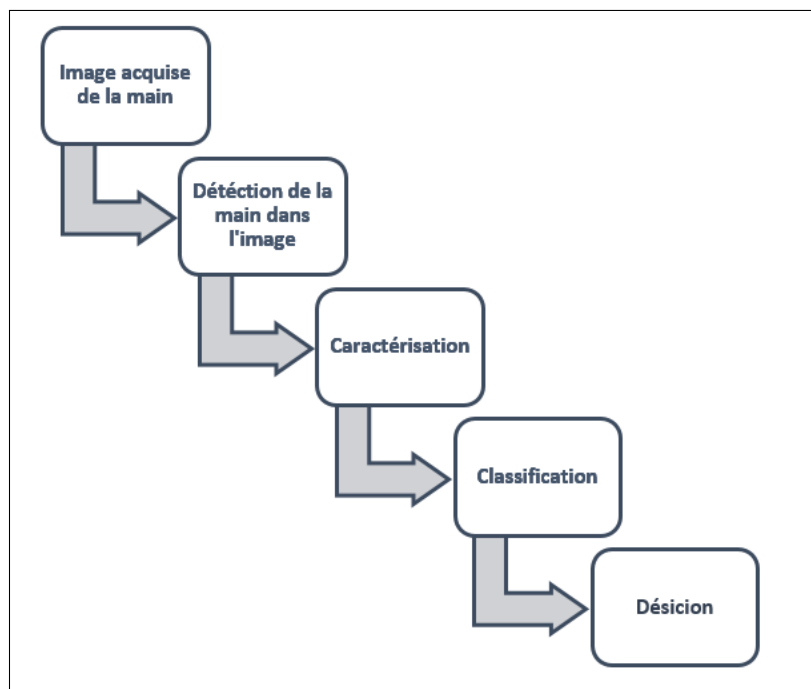


FIGURE 3.5 – Schéma bloc du système développé

La figure (3.5) illustre le schéma bloc du système global développé dans le cadre de notre étude. Ce système vise à effectuer une reconnaissance biométrique en temps réel et sans contact en se basant sur la géométrie de la main.

3.4.1 L'acquisition d'image de la main

Dans notre projet, la base de données utilisée est Bosphorus ainsi qu'une base de données personnelles des images obtenues à partir de notre logiciel.

3.4.2 La détection de la main

La détection de la main une image est une étape importante dans notre travail. En utilisant des fonctionnalités spécifiques, nous avons pu détecter la présence de la main dans une image, ainsi que suivre et analyser ses mouvements. Cette approche nous a permis de réaliser notre travail de détection de la main de manière efficace et précise.

3.4.3 L'extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques a impliqué l'utilisation de la bibliothèque MediaPipe pour la détection des landmarks, également appelés points de repère des mains. Les longueurs des doigts, les distances entre le poignet et les bouts des doigts, les distances palmaires, la surface de la paume de la main et le type de la main sont ainsi calculées.

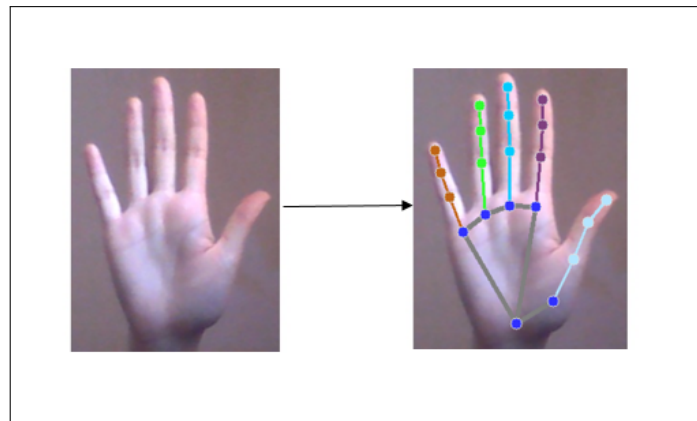


FIGURE 3.6 – Extraction des points de repère à l'aide du MediaPipe de notre base de données

3.4.4 La classification

L'étape suivante consiste en la correspondance des caractéristiques. Dans cette partie, quatre classifieurs ont été utilisés afin de déterminer le meilleur d'entre eux. Cette étape permet de classifier les différents caractères extraits de la main et de déterminer leur authentification. En utilisant plusieurs classifieurs, on peut choisir celui qui donne les meilleurs résultats. Cette approche permet d'obtenir une meilleure précision et une meilleure performance pour la reconnaissance de la forme de la main.

3.5 Interprétation des résultats

Notre méthode est destinée à entraîner plusieurs modèles de classification sur un ensemble de données et à évaluer leurs performances en utilisant différentes métriques de classification.

Pour commencer, différentes variables ont été recueillies pour entraîner des modèles de classification. Ces variables comprennent les longueurs des doigts, les distances entre le poignet et les extrémités des doigts, les distances palmaires, la surface de la paume de la main et le type de la main. De plus, un identifiant unique (**ID**) a été attribué à chaque individu. Dans une approche de classification binaire, l'ID sélectionné est marqué avec la valeur 1, tandis que les autres ID sont attribués à zéro. Cette méthode permet de prédire et distinguer l'ID choisi des autres identifiants.

Pour l'interprétation des résultats de notre classification, nous avons initialement procédé à l'identification des paramètres optimaux pour chaque algorithme utilisé, à savoir SVM, KNN, Arbre de décision et RandomForest, dans cet ordre spécifié. Après l'obtention des paramètres déterminés, nous avons ensuite entamé la recherche du classifieur optimal pour chaque ID considéré.

3.5.1 Pour ID=3

•La base de données Bosphorus :

-L'algorithmme SVM

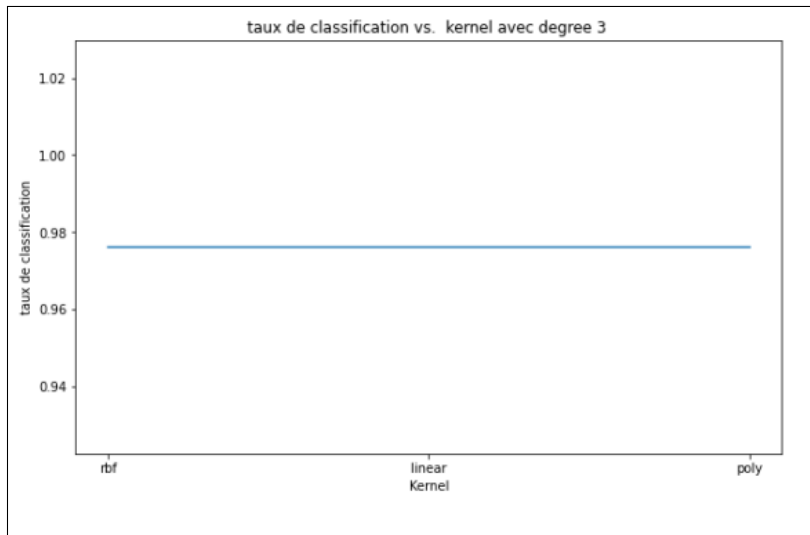


FIGURE 3.7 – Analyse de la corrélation entre le paramètre Kernel et le taux de classification du modèle SVM avec un degré égal à 3

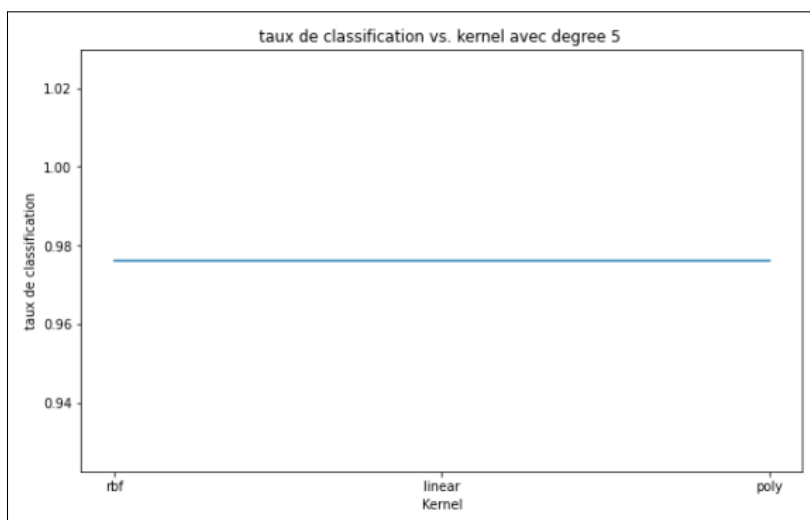


FIGURE 3.8 – Analyse de la corrélation entre le paramètre Kernel et le taux de classification du modèle SVM avec un degré égal à 5

-L'algorithme KNN

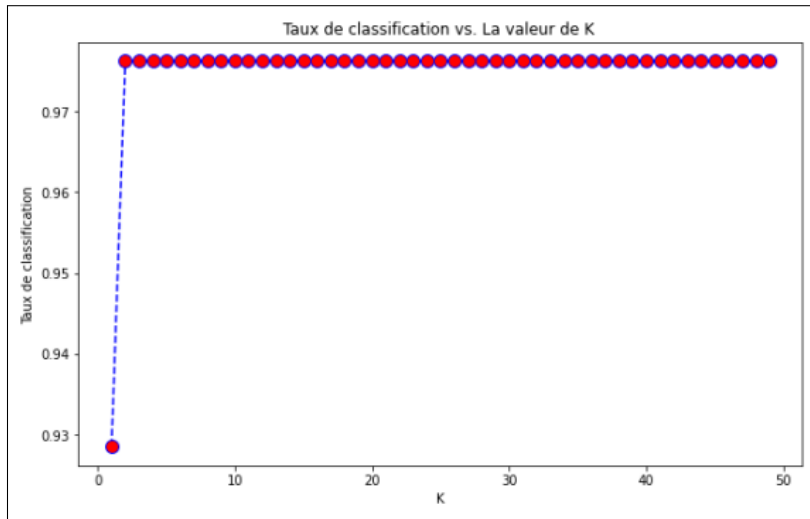


FIGURE 3.9 – Analyse de la relation entre le paramètre K et le taux de classification du modèle KNN

-L'algorithme Arbre de décision

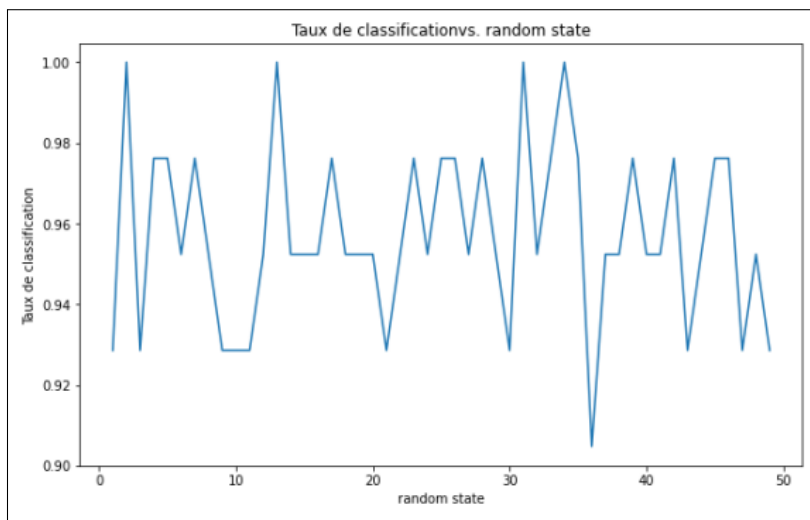


FIGURE 3.10 – Étude de la variation du taux de classification du modèle d'arbre de décision en fonction du paramètre random_state

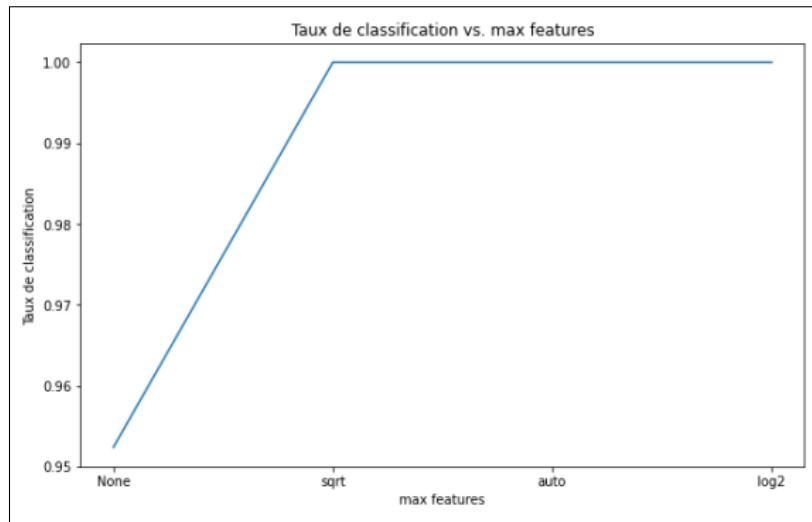


FIGURE 3.11 – Étude de la variation du taux de classification du modèle d’arbre de décision en fonction du paramètre max_ features

-L’algorithme RandomForest

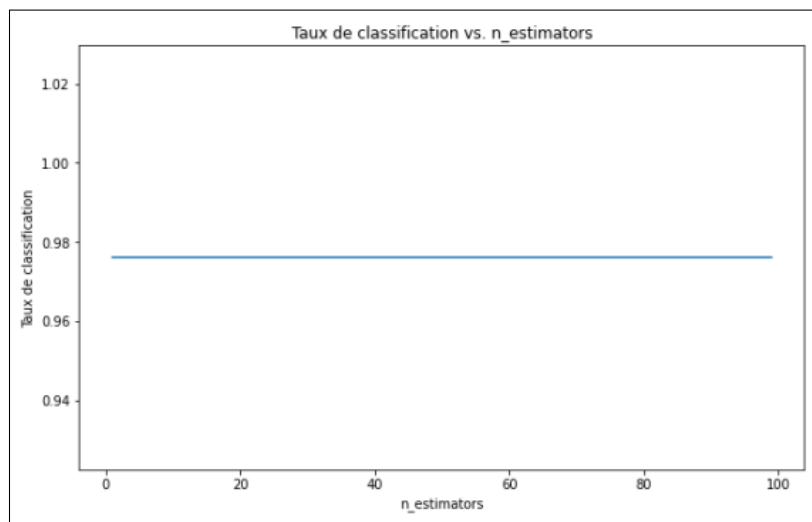


FIGURE 3.12 – Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators

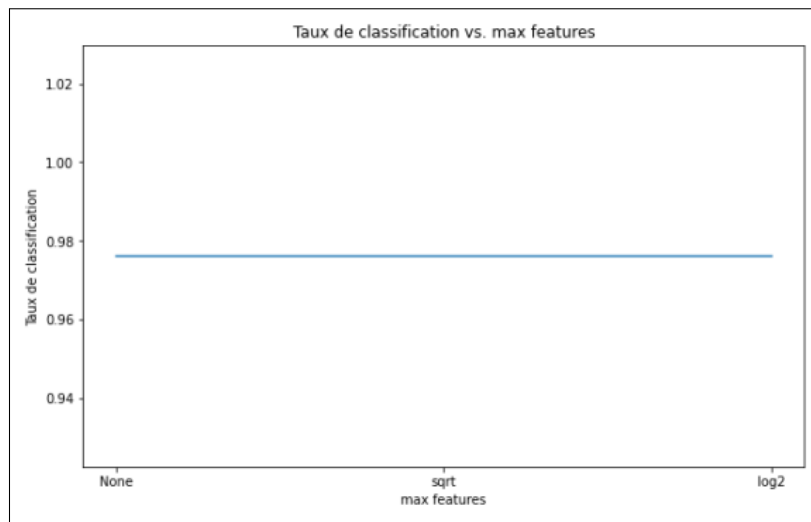


FIGURE 3.13 – Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre `max_features`

En se référant aux graphiques antérieurement présentés, il est perceptible :

- L'algorithme SVM a obtenu un taux de classification de 97% en utilisant trois variations de noyaux différents, à savoir "rbf", "linear" et "poly". Les ajustements spécifiques apportés aux paramètres "degree" avec les valeurs "3" et "5" ont été appliqués spécifiquement au noyau "poly". Cela indique que le choix du noyau et la modification des paramètres peuvent grandement influencer la capacité du modèle SVM à classer les données avec précision.

- L'algorithme KNN, il a permis d'atteindre un taux de classification de 100% avec une valeur de "k" égale à 2. Cela suggère que, dans ce cas particulier, considérer les deux voisins les plus proches a abouti à une classification sans aucune erreur. Cependant, il est important de noter que le taux de classification du KNN peut varier en fonction de la valeur de "k" choisie et des caractéristiques spécifiques de l'ensemble de données.

- L'arbre de décision a démontré une certaine variabilité dans ses performances de classification en fonction des paramètres utilisés. Le paramètre "random_state" a conduit à des taux de classification variant entre 93% et 100%. Cela peut être dû à la sensibilité de l'arbre de décision à l'initialisation aléatoire des divisions. En revanche, pour le paramètre "max_features", les valeurs "sqrt", "auto" et "log2" ont toutes abouti à un taux de classification de 100%. Cela indique que le choix optimal du nombre de caractéristiques à considérer lors de la construction de l'arbre a été réalisé, conduisant à une classification parfaite.

- Le Random Forest a produit des résultats stables avec un taux de classification de 97% pour les paramètres "n_estimators" et "max_features". Cela suggère que l'agrégation des arbres de décision a permis d'obtenir une précision élevée et constante dans la classification des données.

- **Base de données personnelle :**

-L'algorithme SVM

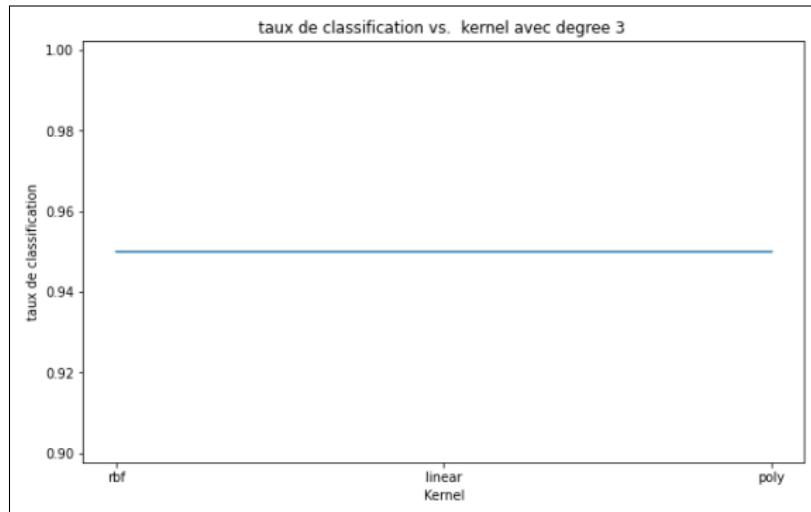


FIGURE 3.14 – Taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre kernel avec un degree qui est égal à 3

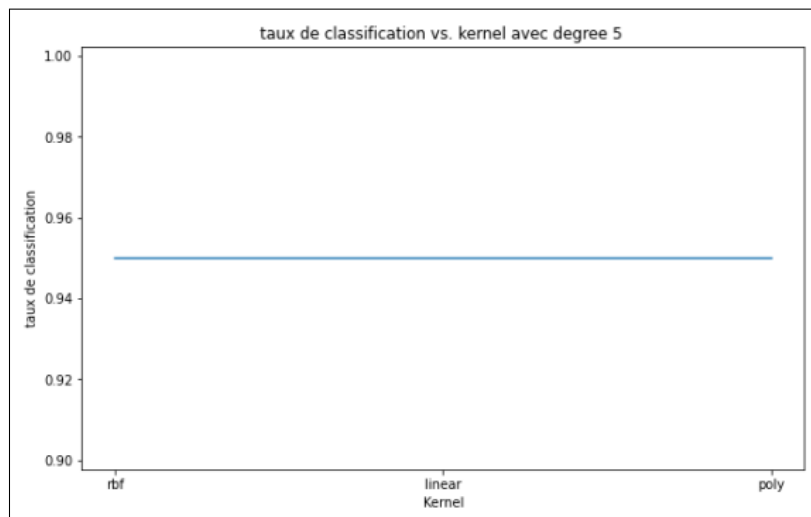


FIGURE 3.15 – Évolution du taux de classification du modèle SVM en fonction du paramètre de noyau avec un degré égal à 5

-L'algorithme KNN

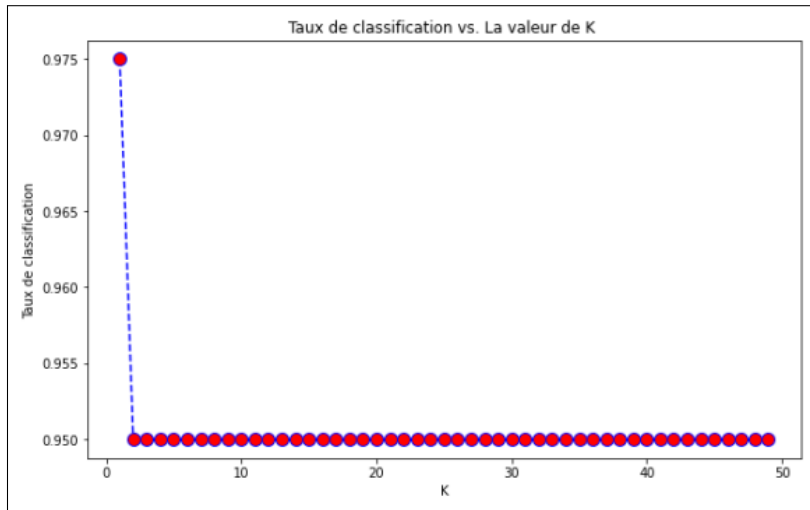


FIGURE 3.16 – Évolution du taux de classification du modèle de KNN en fonction du paramètre K

-L'algorithme Arbre de décision

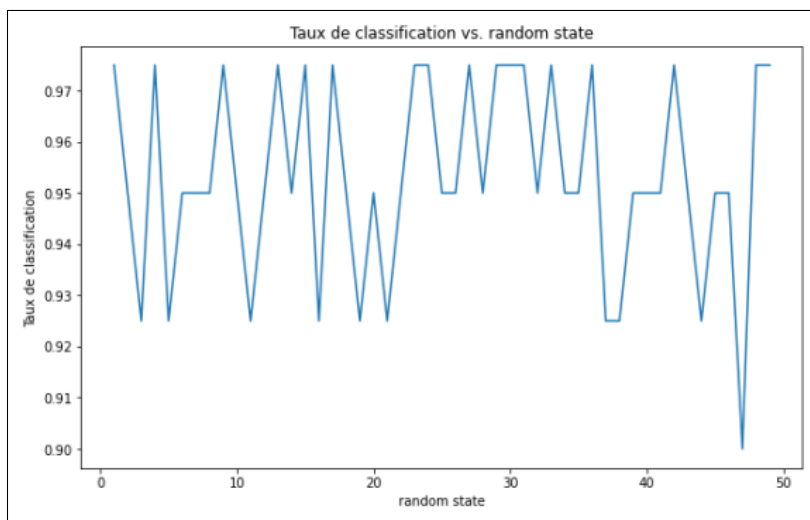


FIGURE 3.17 – Évolution du taux de classification du modèle d'Arbre de Décision en fonction du paramètre random_state

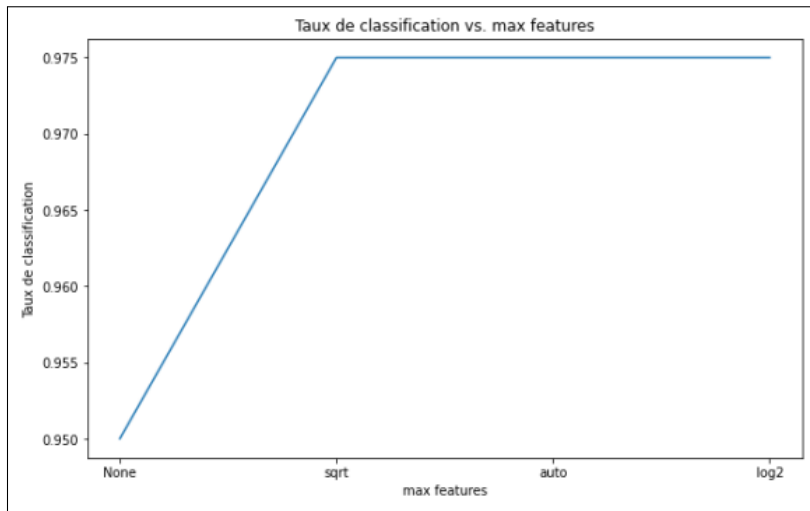


FIGURE 3.18 – Évolution du taux de classification du modèle d’Arbre de Décision en fonction du paramètre max_features

-L’algorithme RandomForest

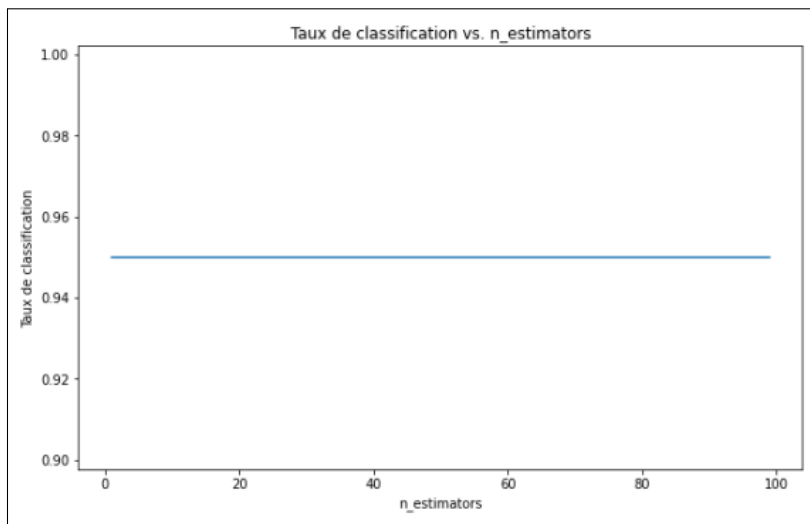


FIGURE 3.19 – Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators

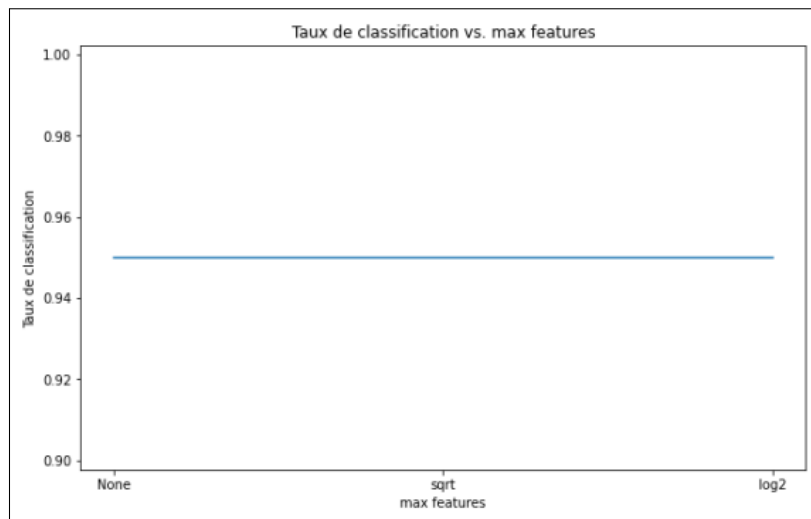


FIGURE 3.20 – Évolution du taux de classification du modèle du Random Forest en fonction du paramètre `max_features`

En se basant sur les graphiques précédemment exposés, il est observé :

- En utilisant trois variations de noyaux distincts ("rbf", "linear" et "poly"), l'algorithme SVM a obtenu un taux de classification de 95%. Des modifications spécifiques ont été apportées aux paramètres "degree" avec les valeurs "3" et "5" pour le noyau "poly". Cette performance élevée indique que le SVM est capable de séparer efficacement les classes dans l'ensemble de données en utilisant différents noyaux et en ajustant les paramètres pertinents.

- Le KNN, un taux de classification initial de 97% a été observé pour une valeur de "k" égale à 2. Cependant, ce taux de classification a diminué et est resté stable à 95% pour des valeurs de "k" supérieures à 2. Cela peut indiquer que l'utilisation de plus de voisins pour la classification peut entraîner une légère diminution de la précision, mais dans l'ensemble, le KNN est toujours capable de classer les données avec une précision élevée.

- L'arbre de décision a montré une performance solide avec un taux de classification de 97,50% en ajustant les paramètres "random_state" et "max_feature". Cela indique que la variation de ces paramètres a permis d'obtenir une meilleure séparation des classes dans l'ensemble de données. Cependant, il est important de noter que d'autres valeurs de ces paramètres pourraient entraîner des performances légèrement différentes, ce qui nécessiterait une exploration plus approfondie.

- Le Random Forest a maintenu un taux de classification de 95% en modifiant les paramètres "n_estimators" et "max_feature". Bien que ce taux de classifi-

cation soit légèrement inférieur à celui des autres algorithmes, le Random Forest reste un choix solide pour la classification, car il utilise l'agrégation d'arbres de décision pour améliorer la précision.

3.5.2 Pour ID=5

•La base de données Bosphorus :

-L'algorithme SVM

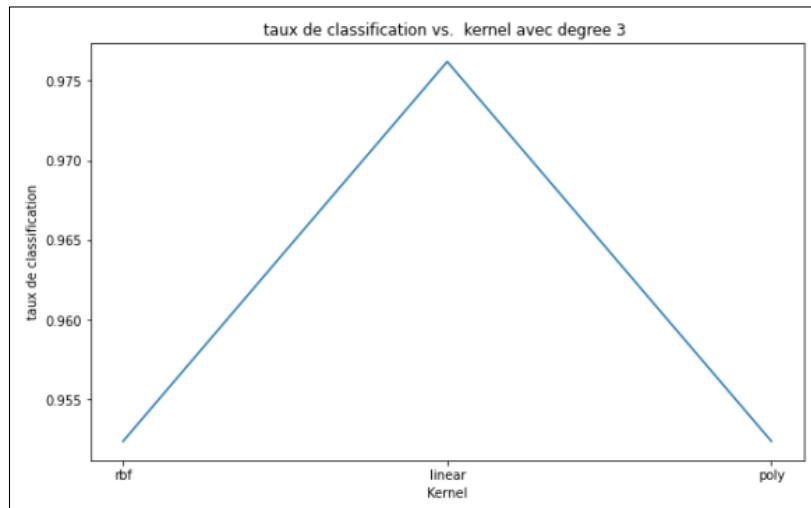


FIGURE 3.21 – Évolution du taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 3

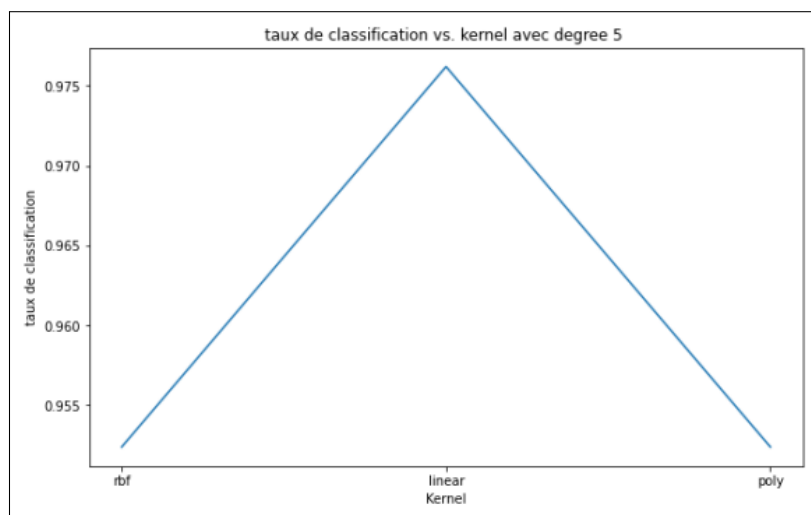


FIGURE 3.22 – Évolution du taux de classification du modèle SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 5

-L'algorithme KNN

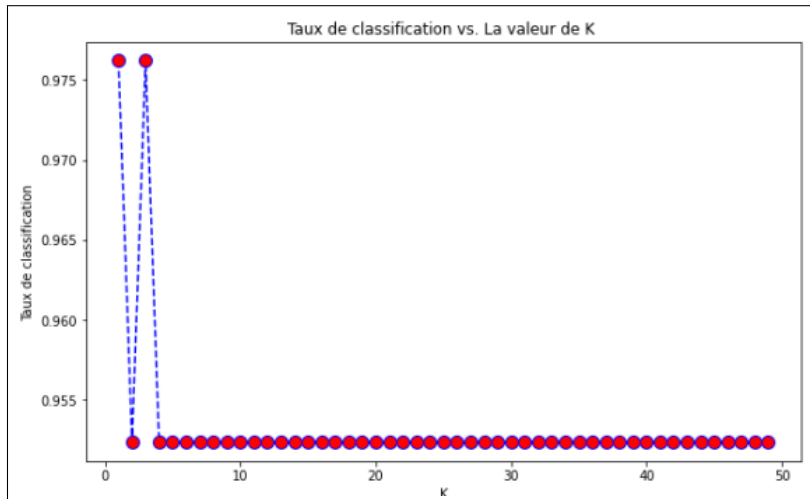


FIGURE 3.23 – Évolution du taux de classification du modèle de KNN en fonction du paramètre K

-L'algorithme Arbre de décision

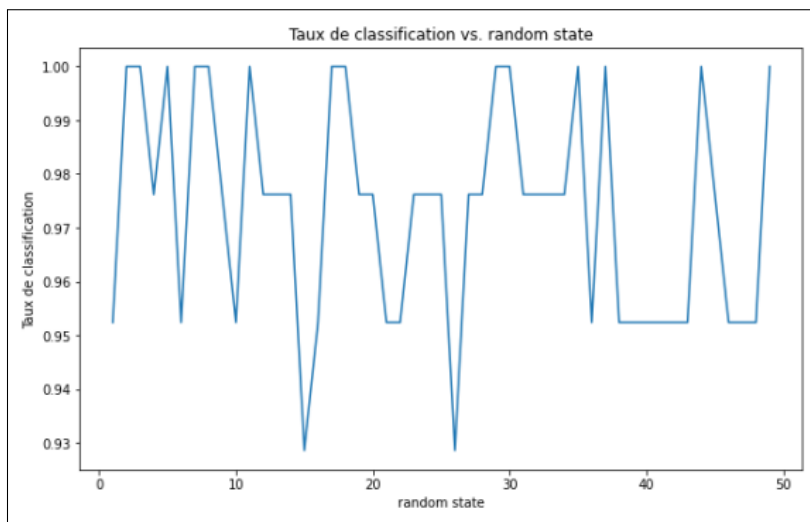


FIGURE 3.24 – Évolution du taux de classification du modèle d'Arbre de décision en fonction du paramètre random_state

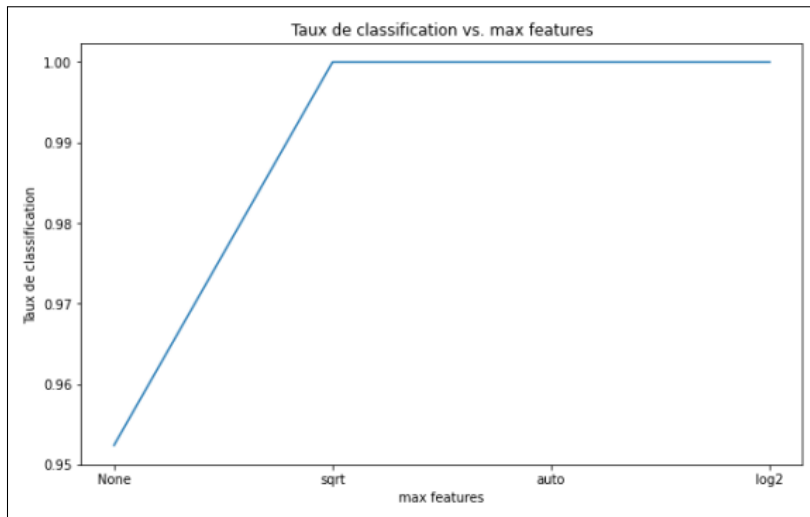


FIGURE 3.25 – Évolution du taux de classification du modèle d’Arbre de décision en fonction du paramètre max_features

-L’algorithme RandomForest

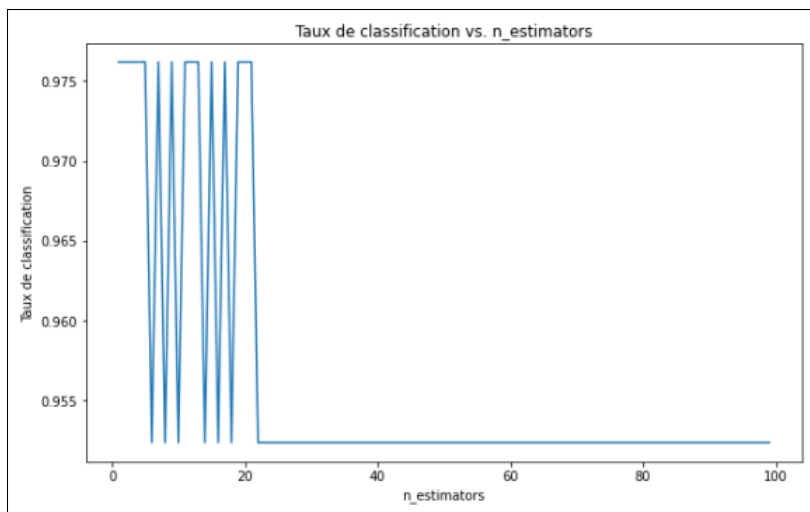


FIGURE 3.26 – Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators

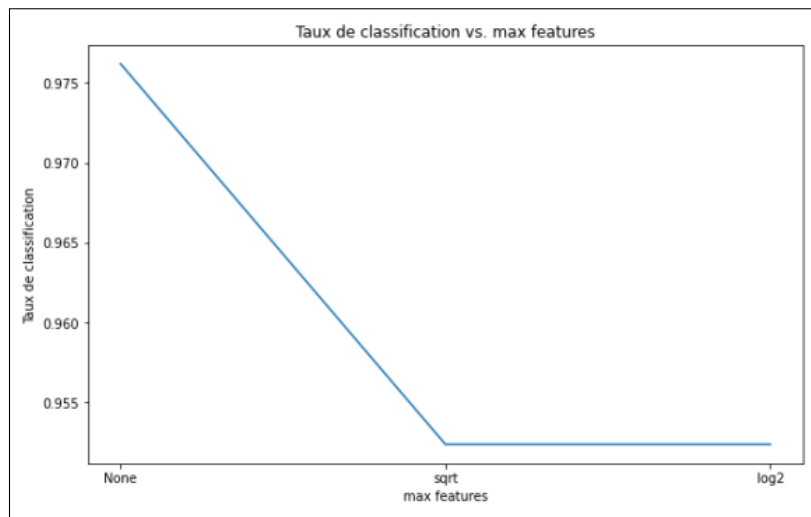


FIGURE 3.27 – Évolution du taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre `max_features`

Selon les données figurant précédemment, il est possible d’observer :

- L’algorithme SVM a présenté des taux de classification élevés, atteignant 95% pour les noyaux "rbf" et "poly" lorsque les valeurs du paramètre "degree" étaient respectivement définies à 3 et 5. En revanche, le noyau "linear" a obtenu un taux de classification légèrement supérieur, atteignant 97%. Ces résultats soulignent l’importance de sélectionner le noyau approprié en fonction des caractéristiques des données pour optimiser les performances de classification.

- Le KNN, il a démontré une précision remarquable avec un taux de classification de 98% pour les valeurs de k égales à 1 et 3. Cependant, le taux de classification s’est stabilisé à 94% lorsque les valeurs de k étaient supérieures à 3. Ces résultats indiquent qu’une valeur de k plus faible favorise une meilleure classification, mais au-delà d’un certain seuil, la performance du modèle atteint un plateau.

- L’algorithme de l’arbre de décision a produit des résultats impressionnants avec un taux de classification de 100% pour les deux valeurs des paramètres "random_state" et "max_features". Cela signifie que le modèle a pu parfaitement discriminer les différentes classes et prendre des décisions de classification sans aucune erreur. Ces résultats confirment la capacité intrinsèque des arbres de décision à capturer des relations complexes entre les caractéristiques des données et les classes cibles.

- Pour le modèle Random Forest, le taux de classification a varié entre 97,50% et 95% en ajustant le paramètre "n_estimators". Cela suggère que l’aug-

mentation du nombre d'estimateurs peut améliorer les performances de classification, mais avec une diminution marginale de précision à mesure que le nombre d'estimateurs augmente. De plus, en ajustant le paramètre "max_features", le taux de classification est redescendu à 94% pour les paramètres "sqrt" et "log2". Cela indique que le choix du nombre optimal de caractéristiques à considérer lors de la construction de chaque arbre dans le Random Forest peut avoir un impact sur les performances de classification.

● **Base de données personnelle :**

-L'algorithme SVM

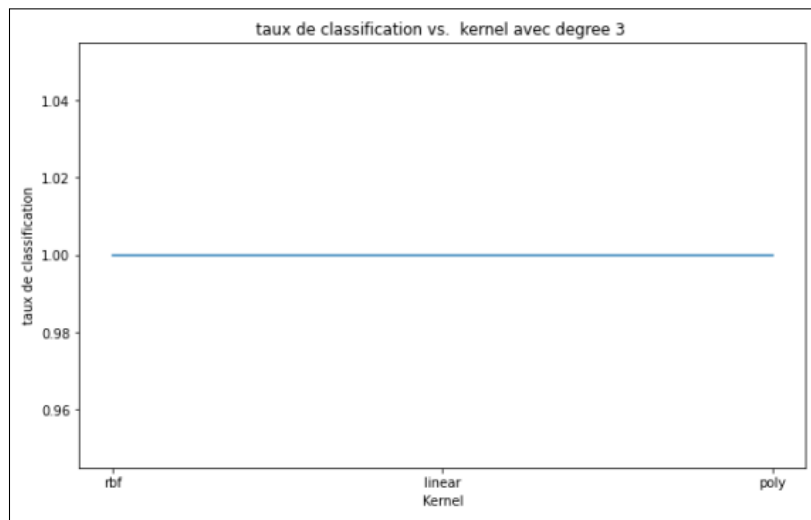


FIGURE 3.28 – Évolution du taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 3

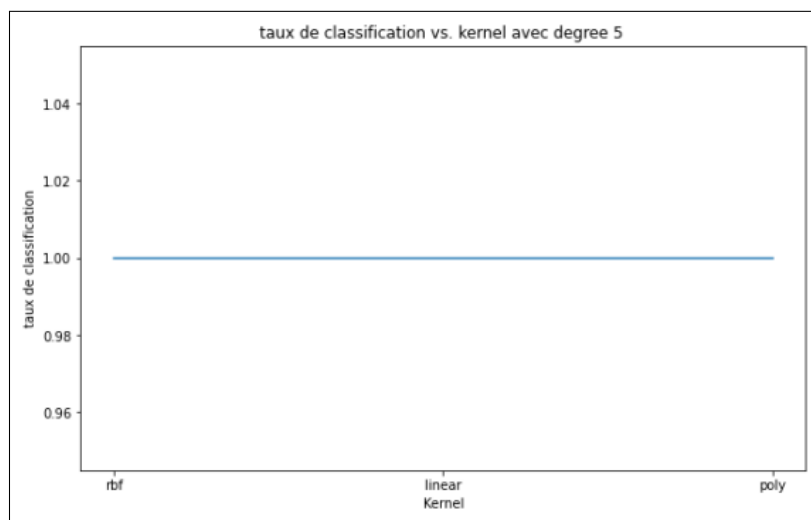


FIGURE 3.29 – Évolution du Taux de classification du modèle de SVM en fonction du paramètre Kernel avec un degree qui est égal à 5

-L'algorithmme KNN

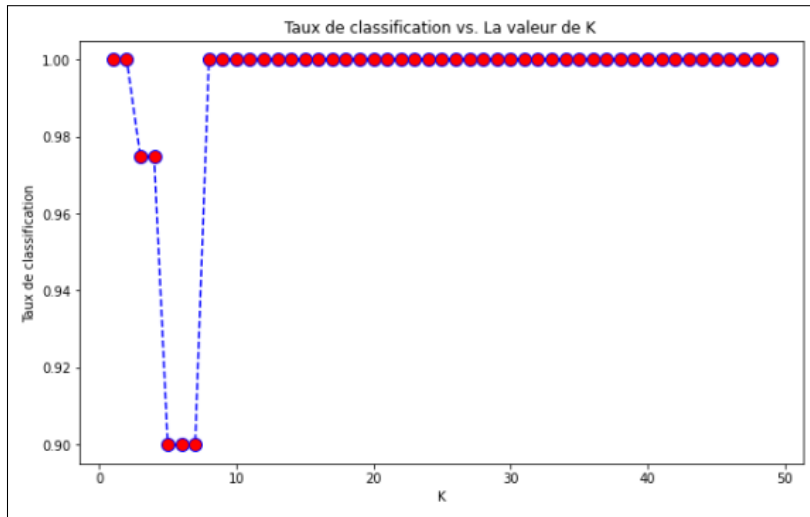


FIGURE 3.30 – Évolution du Taux de classification du modèle de KNN en fonction du paramètre K

-L'algorithmme Arbre de décision

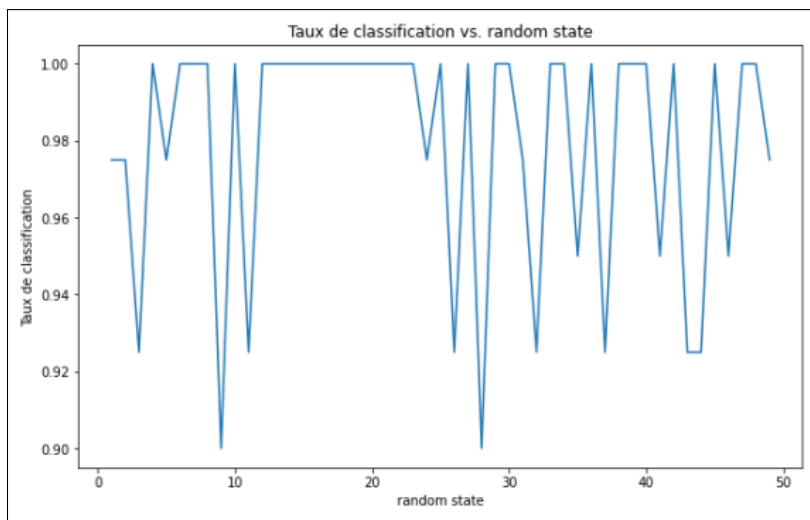


FIGURE 3.31 – Évolution du Taux de classification du modèle d'Arbre de décision en fonction du paramètre random_state

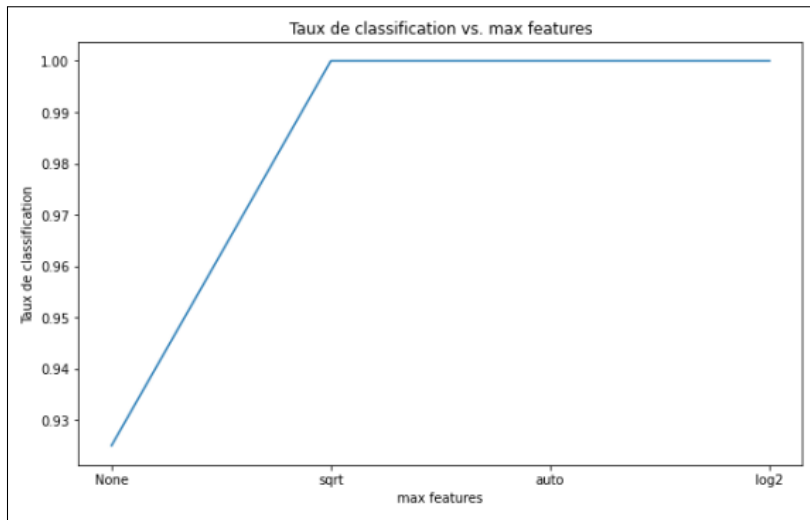


FIGURE 3.32 – Taux de classification du modèle d’Arbre de décision en fonction du paramètre max features

-L’algorithme RandomForest

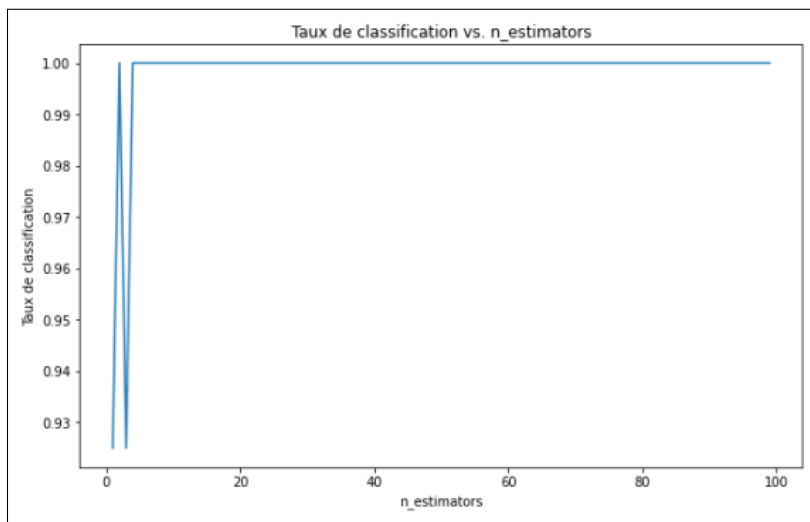


FIGURE 3.33 – Taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre n_estimators

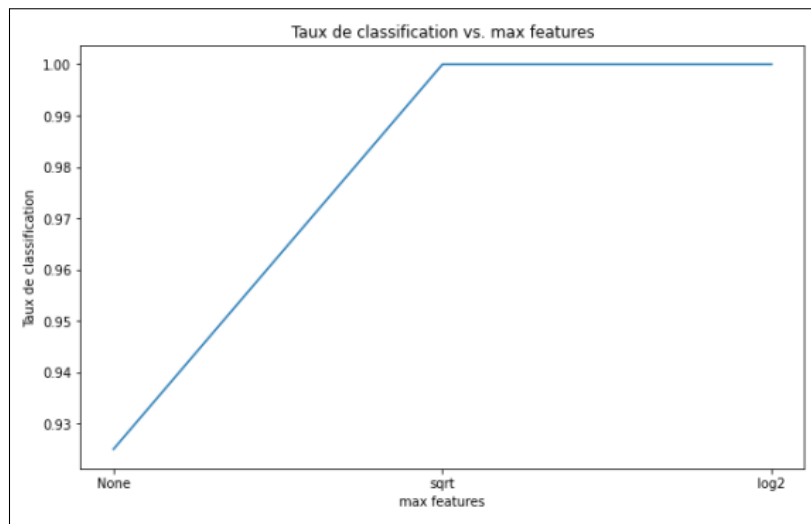


FIGURE 3.34 – Taux de classification du modèle du RandomForest en fonction du paramètre max_features

D'après les données préalablement exposées, il est évident que :

- L'algorithme SVM a démontré une excellente capacité de classification avec un taux de 100% en utilisant les noyaux "rbf", "linear" et "poly". Ces résultats sont particulièrement intéressants étant donné que des ajustements spécifiques aux paramètres "degree" ont été appliqués pour le noyau "poly" avec des valeurs de "3" et "5". Cela suggère que le choix judicieux des paramètres peut grandement influencer les performances de l'algorithme SVM.

- L'analyse de la variation du taux de classification en fonction de la valeur de k dans l'algorithme KNN a révélé des résultats intéressants. Pour les valeurs de k comprises entre un et dix, le taux de classification a fluctué entre 90%, 98% et 100%. Cependant, pour les valeurs de k supérieures à dix, le taux de classification a atteint systématiquement 100%. Cette tendance suggère que l'augmentation de k au-delà d'une certaine valeur a amélioré la capacité du modèle à généraliser les données et à obtenir des performances optimales.

- L'algorithme de l'arbre de décision s'est avéré extrêmement performant avec un taux de classification de 100% pour les valeurs de paramètres "random_state" et "max_features". Cela indique que le modèle a pu capturer avec précision les relations entre les caractéristiques des données et les classes cibles, sans aucune erreur de classification.

- Le modèle Random Forest a également affiché une performance exceptionnelle en maintenant un taux de classification de 100% grâce à des ajustements apportés aux paramètres "n_estimators" et "max_feature". Cela confirme la capa-

cit  du mod le Random Forest   exploiter l'agr gation de multiples arbres de d cision pour am liorer la pr cision de la classification.

Comparaison des r sultats :

Dans l'ensemble, les r sultats obtenus dans cette  tude mettent en  vidence les performances des diff rents algorithmes de classification utilis s. Ils soulignent l'importance du choix des param tres appropri s pour chaque algorithme afin d'optimiser les performances de classification. Cependant, il est important de noter que le choix des param tres peut  tre d pendant de l'ensemble de donn es sp cifique et n cessite une exploration minutieuse pour optimiser les performances de classification.

3.5.3 Module de prise de d cision

En fonction du taux de classification calcul , la d cision finale concernant l'identit  de la personne ou de la personne qui revendique son identit  est prise. En mode v rification (authentification), une valeur seuil sp cifique est choisie. En fait, si le score de correspondance est sup rieur   la valeur seuil (images de mains de la m me personne), la personne est accept e, sinon elle est rejet e. La valeur du seuil est s lectionn e en fonction de certains taux importants qui fournissent l' quivalence entre les taux de fausses acceptations(TFA) et les taux de faux rejets(TFR),qui fournissent le taux d'erreur  gal (TEE).

Meilleur classifieur pour chaque base de données :

Tous les classifieurs ont démontré des performances élevées, avec des taux de classification parfaits dans certains cas. Il est important pour nous de choisir le classifieur en fonction des caractéristiques des données, du taux de classification et des contraintes de temps d'exécution souhaitées . L'arbre de décision et le Random Forest se sont démarqués en atteignant systématiquement des taux de classification de 100%, mais cela ne signifie pas nécessairement qu'ils sont les meilleurs pour toutes les tâches

Une fois que le classificateur RandomForest a été sélectionné comme algorithme fournissant taux de classification élevé , nous avons commencé à calculer les paramètres d'évaluation de notre système, y compris FAR (TFA_Taux de fausses acceptation), FRR (TFR_Taux de faux rejet), seuil de décision, courbe ROC (Receiver Operating Caractéristique) et matrice de confusion.

Base de données bosphorus

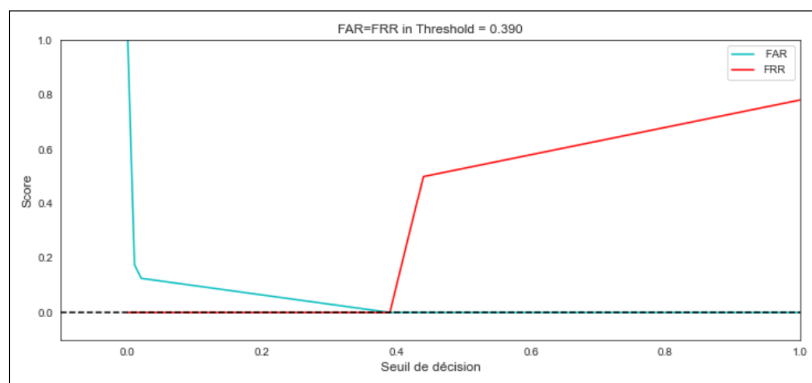


FIGURE 3.35 – Seuil de décision en fonction de FAR & FRR pour la base de données Bosphorus

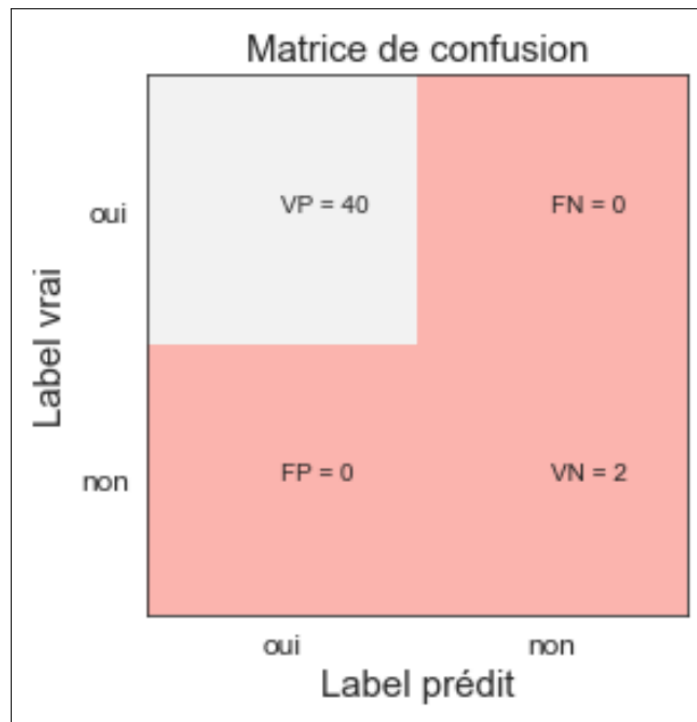


FIGURE 3.36 – Matrice de confusion de la base de données Bosphorus

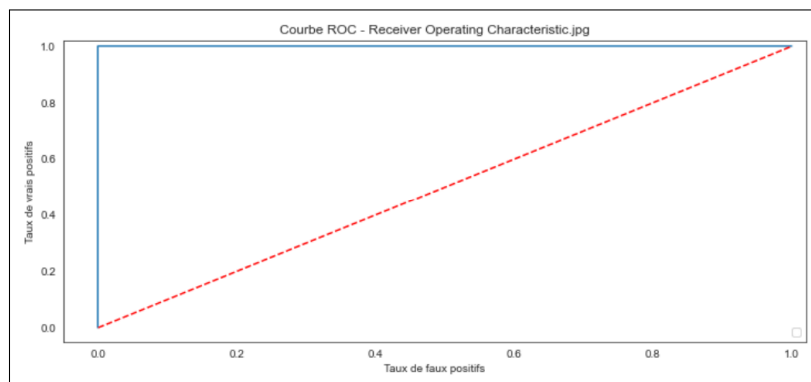


FIGURE 3.37 – La courbe ROC de la base de données Bosphorus

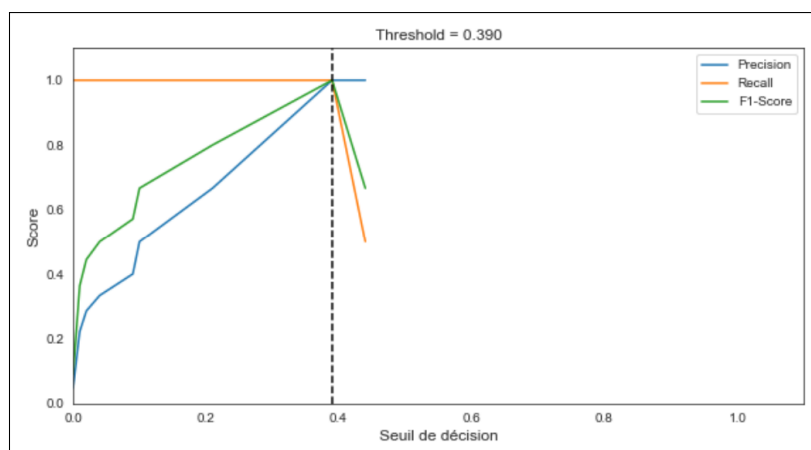


FIGURE 3.38 – Précision, Recall et F1-score en fonction de seuil de décision pour base de données Bosphorus

Base de données personnelle

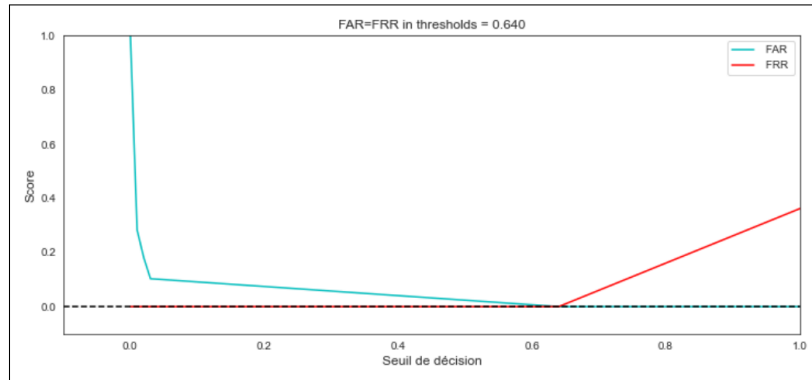


FIGURE 3.39 – Seuil de décision en fonction de FAR & FRR pour la base de données personnelle

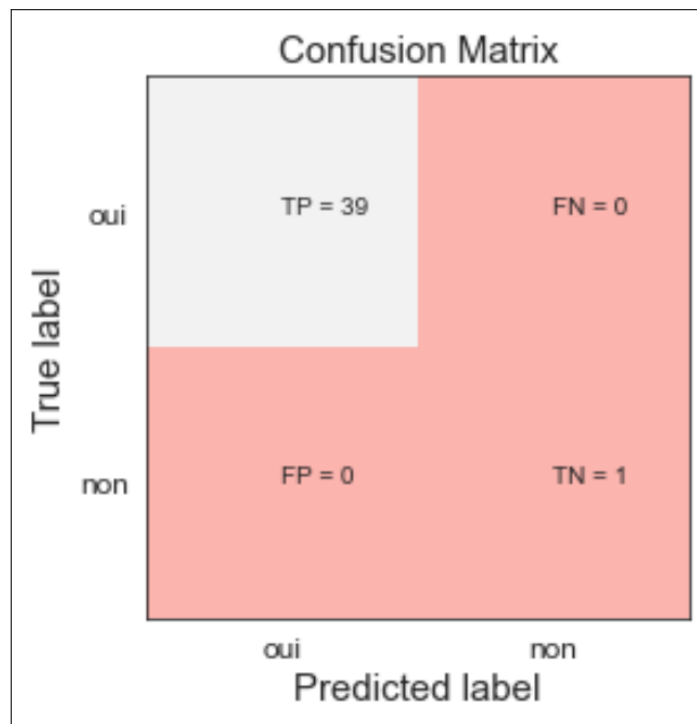


FIGURE 3.40 – Matrice de confusion de base de données personnelle

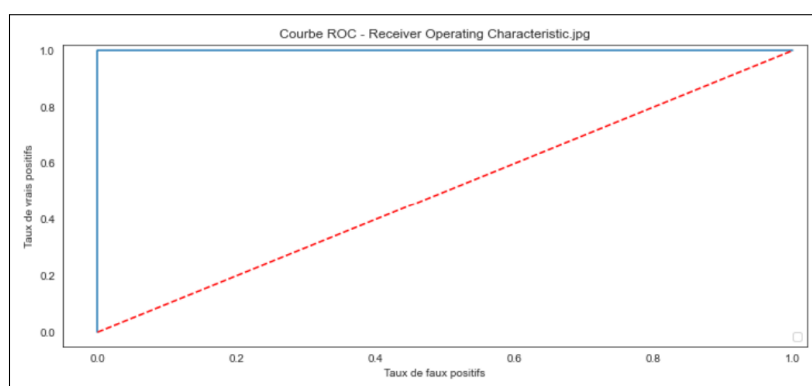


FIGURE 3.41 – La courbe ROC de la base de données personnelle

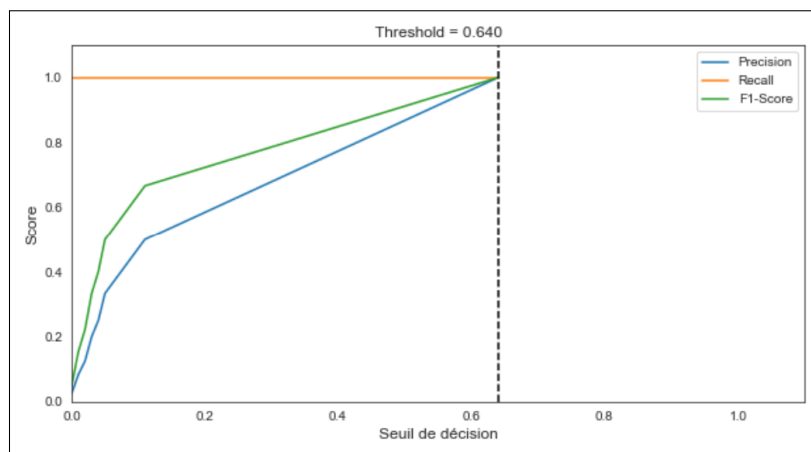


FIGURE 3.42 – Précision, Recall et F1-score en fonction de seuil de décision pour base de données personnelle

Discussion :

1-Le seuil de décision :

- En sélectionnant l'identifiant 5 (ID =5) dans les deux bases de données, nous observons une valeur de seuil de décision de 0.39 pour la base de données Bosphorus et de 0.64 pour la base de données personnelle . Ces valeurs de seuil sont utilisées pour déterminer à partir de quel niveau de probabilité ou de confiance une instance de données est classée comme positive (authentique) ou négative (non authentique). L'objectif est de trouver un seuil qui permette un équilibre approprié entre ces deux taux. Un critère largement utilisé à cet effet est le taux d'erreur égal (TEE), qui correspond au point où les taux de fausses acceptations(TFA) et de fausses rejets (TFR) sont égaux.

- Nous a permis d'évaluer diverses mesures de performance cruciales, notamment la précision, le rappel (ou sensibilité) et le score F1. Ces indicateurs ont atteint une valeur de 1 au point d'intersection avec les deux seuils des bases de données utilisées.

2- La courbe ROC : représente une ligne diagonale allant de l'angle inférieur gauche à l'angle supérieur droit , ce qui indique un modèle parfait avec un TVP élevé et un TFP faible pour tous les seuils de classification.

3.6 Description de l'interface graphique

L'application que nous avons développée offre la possibilité d'effectuer une authentification ou une vérification d'un utilisateur en utilisant la forme de sa main.

Les fonctionnalités de l'application sont décrites comme suit :

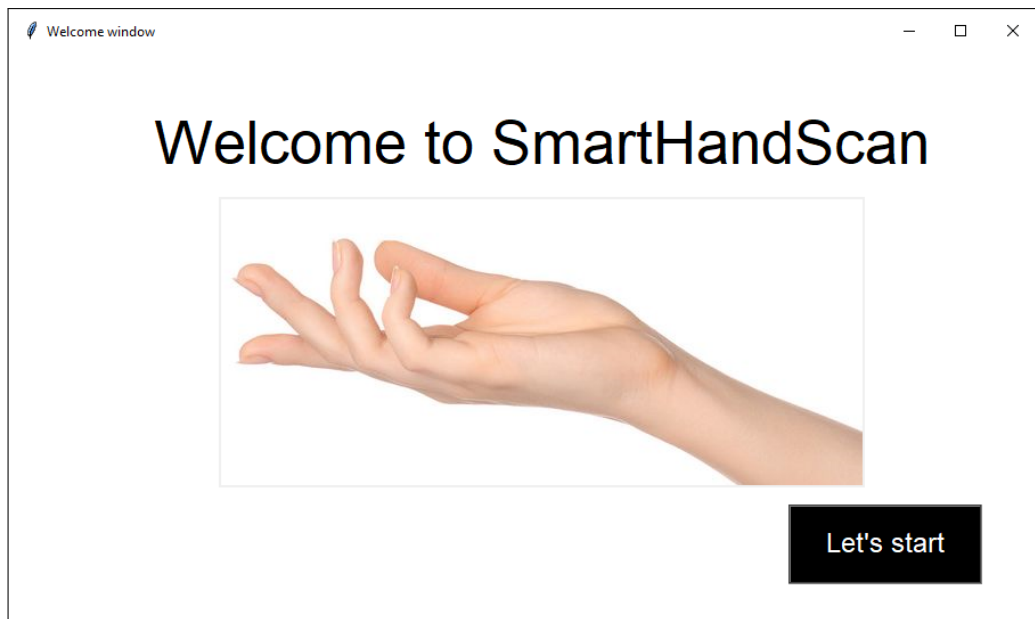


FIGURE 3.43 – Fenêtre d'accueil

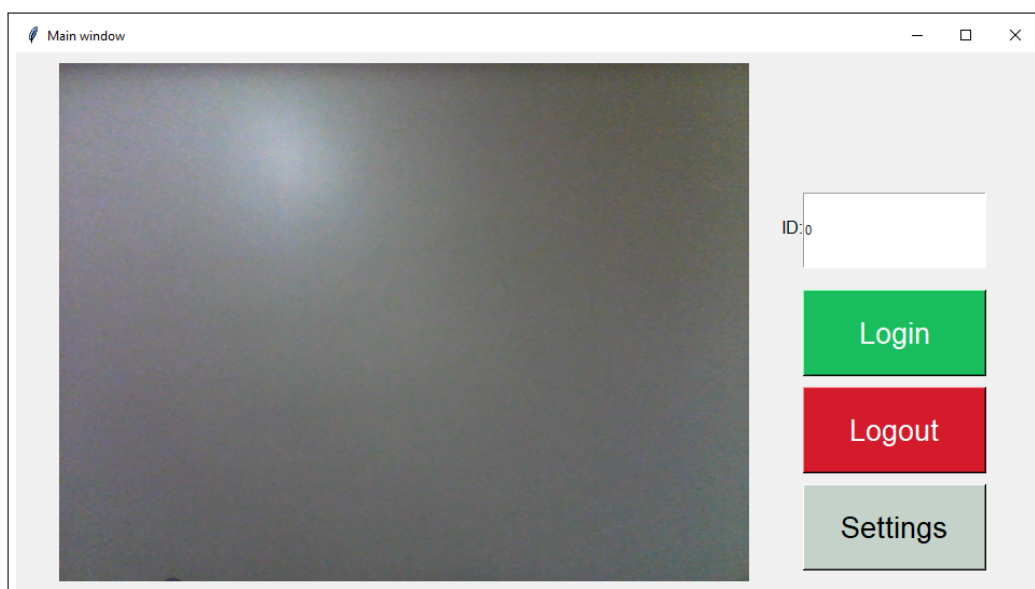


FIGURE 3.44 – Fenêtre principale

- Le bouton **"Let's start"** nous permet d'accéder à la fenêtre principale.
- Le bouton **"Login"** permet de se connecter ,vérifier l'authentification de l'utilisateur .
- Le bouton **"Logout"** nous permet de se déconnecter.
- Le bouton **"Settings"** nous permet d'accéder à la fenêtre des paramètres .

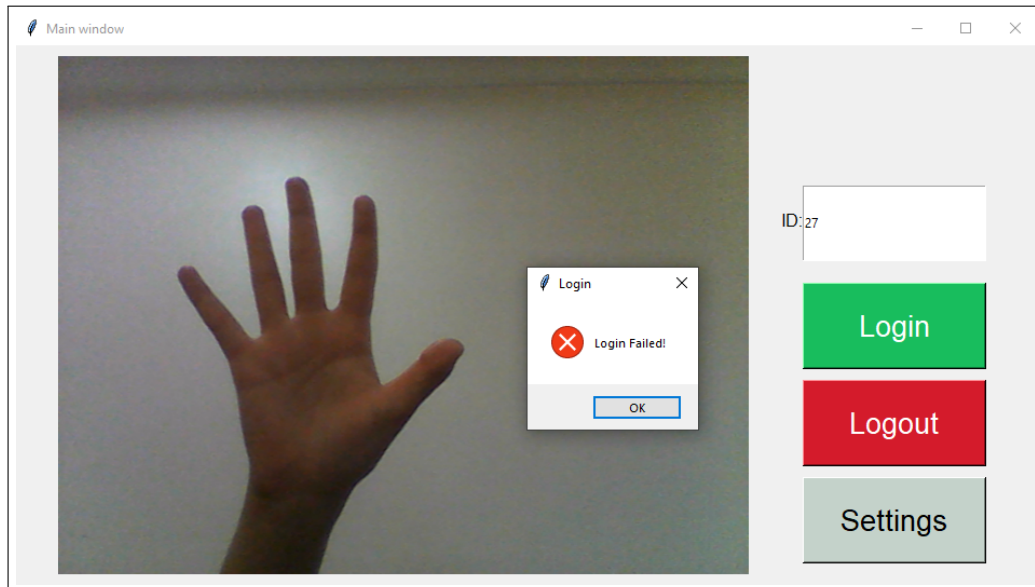


FIGURE 3.45 – Échec de la connexion

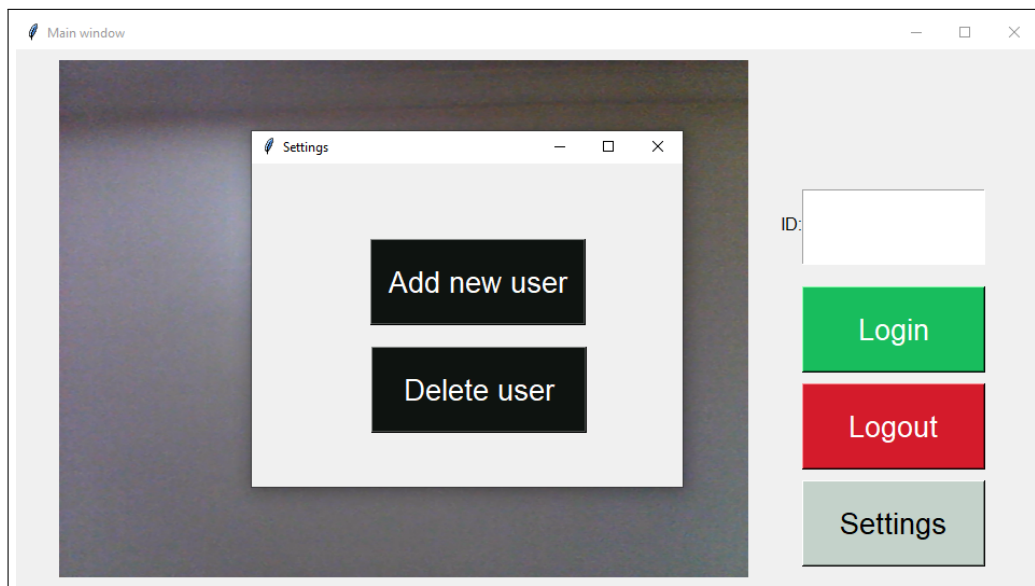


FIGURE 3.46 – Fenêtre des paramètres

- Le bouton **"Add new user"** nous permet d'ajouter un nouvel utilisateur à l'aide de son identifiant "ID".
- Le bouton **"Delete user"** nous permet de supprimer un utilisateur à l'aide de son identifiant "ID".

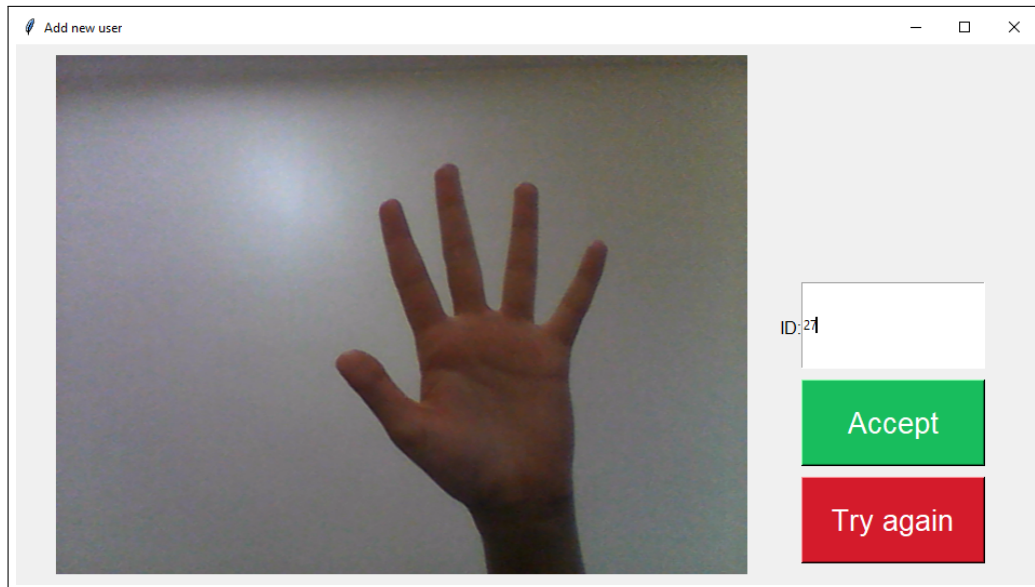


FIGURE 3.47 – Ajout d'un nouvel utilisateur

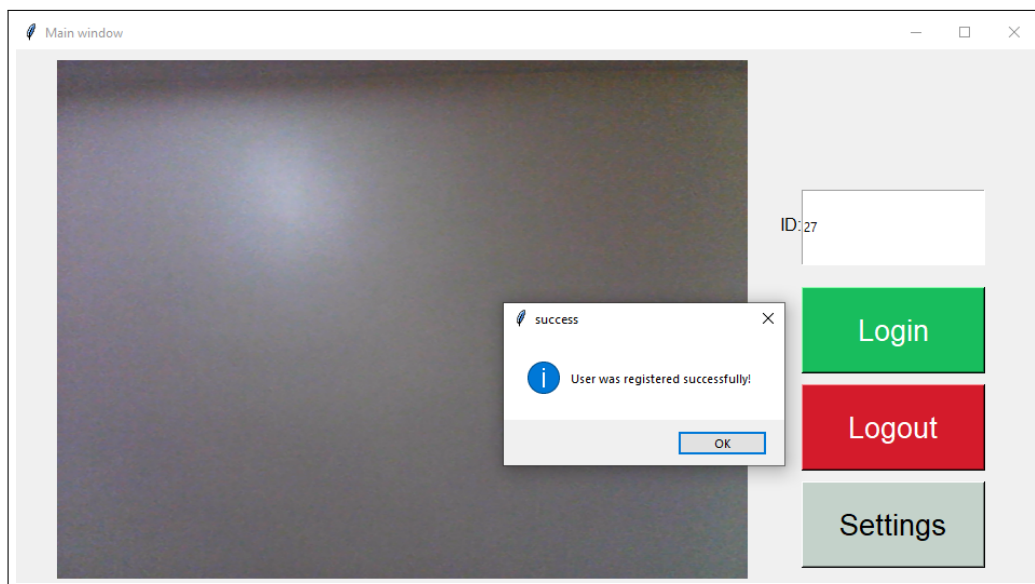


FIGURE 3.48 – Inscription réussie

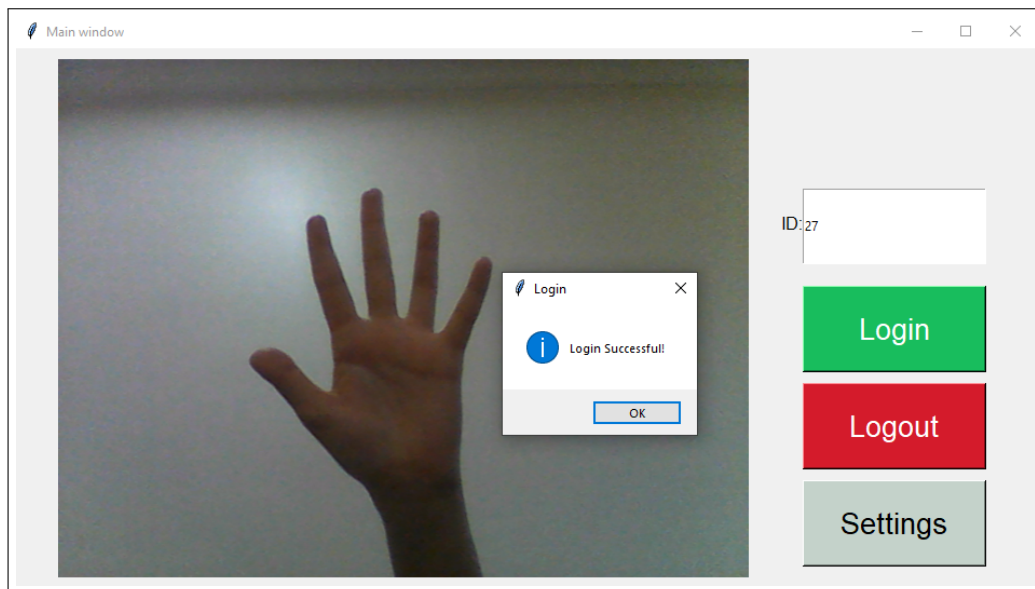


FIGURE 3.49 – Connexion réussie

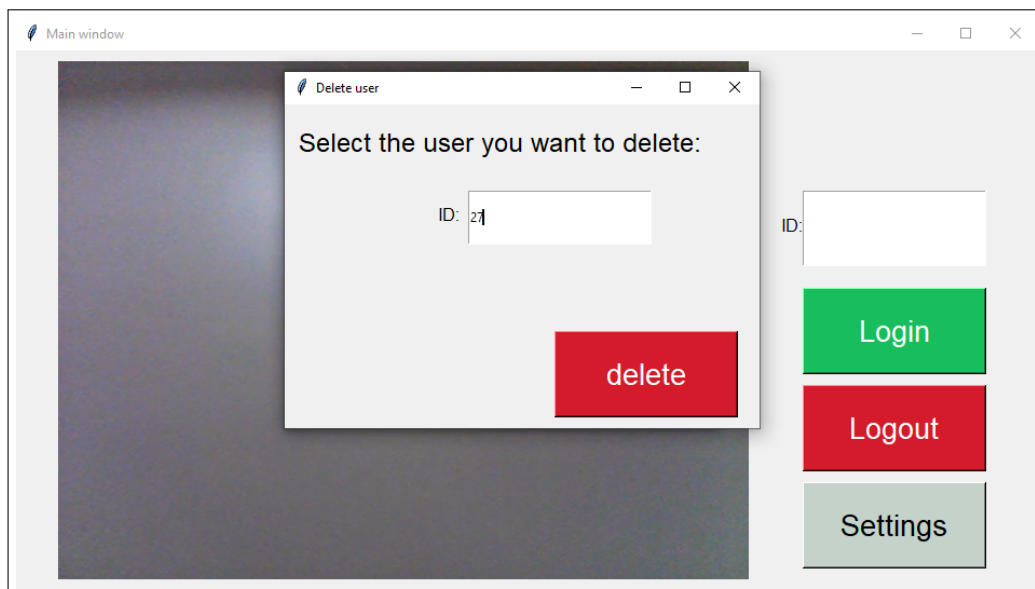


FIGURE 3.50 – Suppression d'un utilisateur

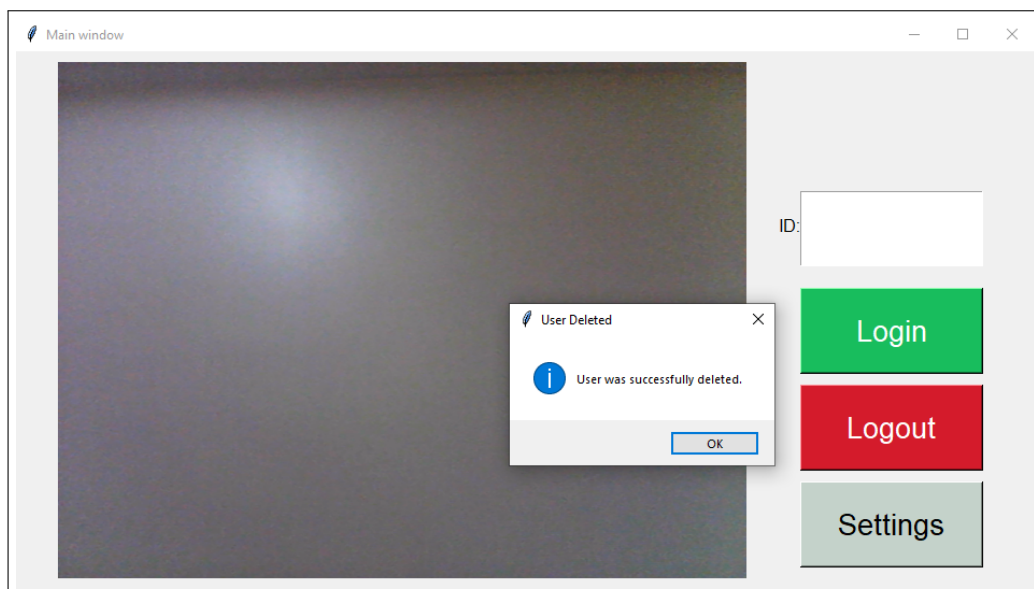


FIGURE 3.51 – Suppression de l'utilisateur réussie

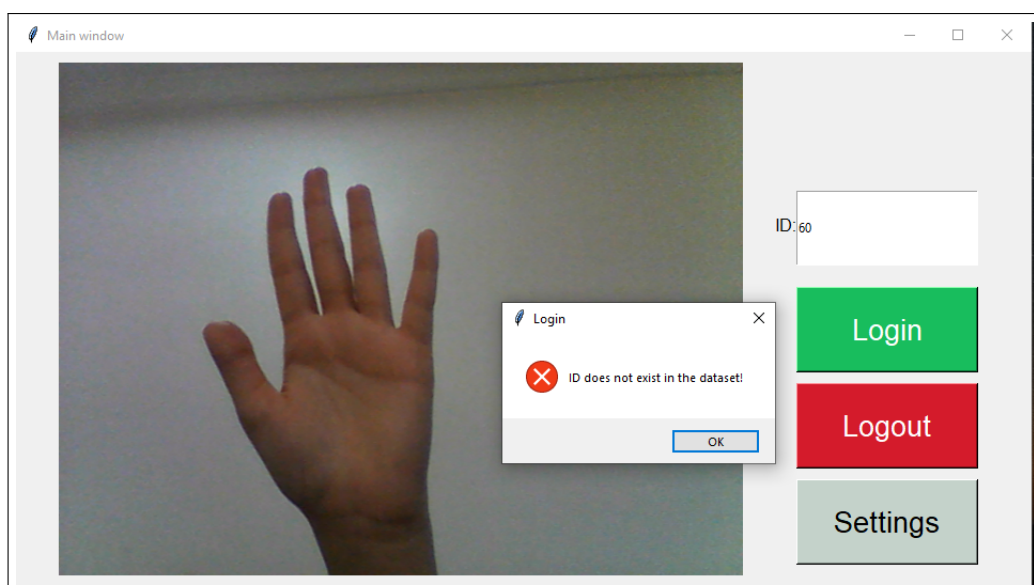


FIGURE 3.52 – L'identifiant n'existe pas dans la base de données

3.7 Conclusion

Ce chapitre s'est focalisé sur la conception et la validation de notre travail. Il a débuté par une introduction, suivie de la présentation des outils de développement utilisés, ainsi que la description des bases de données que nous avons exploitées. Ensuite, nous avons exposé l'approche adoptée pour notre système, en détaillant les différentes étapes de sa mise en œuvre. Enfin, nous avons procédé à une interprétation des résultats obtenus afin de comparer les différents classifieurs et de déterminer le meilleur parmi eux. Les résultats de notre travail, pertinents et fiables, démontrent que notre système biométrique de reconnaissance de la main sans contact est robuste et efficace.

Conclusion générale & Perspectives

Notre travail avait pour objectif la conception d'un système biométrique automatique reposant sur une approche sans contact de la reconnaissance biométrique de la main. Afin d'atteindre cet objectif, nous avons fourni une vue d'ensemble de la biométrie, en mettant particulièrement l'accent sur la reconnaissance de la main, ainsi que sur les méthodes et les étapes utilisées dans notre mémoire.

Nous avons présenté les résultats de la première étape d'un projet visant à développer une méthode biométrique basée sur la reconnaissance sans contact de la main. Cette étape comprenait l'acquisition d'images de la main, suivie de la détection de la main dans ces images. Pour l'extraction des caractéristiques, qui constituait l'étape la plus cruciale de notre système, nous avons utilisé la bibliothèque MediaPipe pour détecter les points de repère de la main, ce qui nous a permis d'extraire un total de dix-huit caractéristiques. Ensuite, nous avons appliqué quatre classifieurs : SVM, KNN, Arbre de décision et RandomForest, afin d'atteindre l'étape d'authentification et de vérification des individus.

Les résultats expérimentaux obtenus dans notre travail démontrent les performances de notre système biométrique basé sur la reconnaissance sans contact de la main. La validation de notre système a été réalisée à l'aide des bases de données Bosphorus et de notre propre base de données. personnelles, et nous avons remarqué la fiabilité et l'efficacité de notre système global par le taux de classification.

Perspectives

A partir des résultats obtenus nous pouvons :

- Améliorer et développer des algorithmes plus précis et robustes .Cela inclut l'utilisation de techniques avancées telles que l'apprentissage profond (deep learning) pour extraire des caractéristiques biométriques plus précises et pour améliorer la capacité à différencier les mains réelles des imposteurs.

- Expérimentation de nouvelles technologies : Cela peut impliquer l'utilisation de caméras 3D, de capteurs de profondeur ou d'autres dispositifs innovants pour capturer et analyser les caractéristiques biométriques de la main et pour assurer l'interopérabilité et la fiabilité des systèmes de reconnaissance.

- Intégration dans d'autres domaines : L'exploration des applications potentielles de la reconnaissance de la biométrie de la main sans contact dans divers domaines tels que la santé, la sécurité et l'interaction homme-machine. Par exemple, l'utilisation de cette technologie dans les soins de santé pour l'identification des patients ou dans les systèmes de sécurité pour le contrôle d'accès.

- Fournir des mises à jour pour chaque nouvelle version.

Finalement, nous espérons que l'ALGERIE utilisera la technologie de la biométrie de la main dans les hôpitaux, les sociétés et les aéroports...etc, pour augmenter la sécurité en son sein.

Bibliographie

- [1] Nicolae Duta. A survey of biometric technology based on hand shape. *Pattern recognition*, 42(11) :2797–2806, 2009.
- [2] Cécile De Terwangne and Karen Rosier. Le règlement général sur la protection des données (rgpd/gdpr) : analyse approfondie. 2018.
- [3] Yeihya Kabbara. *Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie*. PhD thesis, Université Paris-Est; Université Libanaise, 2015.
- [4] GHALI Ahmed. *Amélioration de la reconnaissance par le visage*. PhD thesis, Université mohamed boudiaf des sciences et de la technologie d’oran, 2015.
- [5] Cabal Ch. Méthodes scientifiques d’identification des personnes à partir de données biométriques et techniques de mise en oeuvre. *Rapport de l’Office Parlementaire d’évaluation des choix scientifiques et technologiques*. N, 938, 2003.
- [6] Salim Aliouche, Hossem Eddine Chetibi, et al. *Reconnaissance biométrique des personnes par la caractérisation de la rétine*. PhD thesis, Université jijel, 2021.
- [7] Souilla Benkhaira. *Systèmes multimodaux pour l’identification et l’authentification biométrique» mémoire pour l’obtention du diplôme de magister en informatique*. Université Skikda, 20, 1955.
- [8] Rahma Mammeri, Sama Laouadi, and Souheila Benkhaira. *La reconnaissance biométrique de la démarche*. 2022.
- [9] Signature dynamique. <https://www.biometrie-online.net>. Consulté le 24 février 2023.
- [10] Robert Moskovitch, Clint Feher, Arik Messerman, Niklas Kirschnick, Tarik Mustafic, Ahmet Camtepe, Bernhard Lohlein, Ulrich Heister, Sebastian Moller, Lior Rokach, et al. Identity theft, computers and behavioral biometrics.

- In 2009 *IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics*, pages 155–160. IEEE, 2009.
- [11] Youssef DEBBI and Hamza LAHOUARI. *Réalisation d'un Système de Reconnaissance Biométrique basé sur des Images 2D du Visage*. PhD thesis, Université Akli Mouhand Oulhadj-Bouira, 2017.
- [12] Corinne Fredouille, Johnny Mariéthoz, Cédric Jaboulet, Jean Hennebert, J-F Mokbet, and Frédéric Bimbot. Behavior of a bayesian adaptation method for incremental enrollment in speaker verification. In *2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No. 00CH37100)*, volume 2, pages II1197–II1200. IEEE, 2000.
- [13] Larry P Heck and Nikki Mirghafori. On-line unsupervised adaptation in speaker verification. In *Sixth International Conference on Spoken Language Processing*, 2000.
- [14] Johnny et Jaboulet Cédric et Hennebert Jean et Mokbet JF et Bimbot Frédéric Fredouille, Corinne et Mariéthoz. Comportement d'une méthode d'adaptation bayésienne pour l'enrôlement incrémental dans la vérification du locuteur. In *Conférence internationale IEEE 2000 sur l'acoustique, la parole et le traitement du signal. Actes (Cat. No. 00CH37100)*, volume 2, pages II1197–II1200.
- [15] Terminologie définition. <https://www.biometrie-online.net/biometrie/f-a-q>. Consulté le 28 février 2023.
- [16] Houda Benaliouche and Mohamed Touahria. Comparative study of multimodal biometric recognition by fusion of iris and fingerprint. *The Scientific World Journal*, 2014, 2014.
- [17] Lin Hong, Anil K Jain, and Sharath Pankanti. Can multibiometrics improve performance? In *Proceedings AutoID*, volume 99, pages 59–64. Citeseer, 1999.
- [18] Ajay Kumar, David CM Wong, Helen C Shen, and Anil K Jain. Personal authentication using hand images. *Pattern Recognition Letters*, 27(13) :1478–1486, 2006.
- [19] Nesrine Charfi, Hanene Trichili, Adel M Alimi, and Basel Solaiman. Personal verification system using hand modalities. *Journal of Information Assurance & Security*, 11(3), 2016.
- [20] Eric Kukula and Stephen Elliott. Implementation of hand geometry : an analysis of user perspectives and system performance. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 21(3) :3–9, 2006.

- [21] Erdem Yörük, Helin Dutağacı, and Bülent Sankur. Hand biometrics. *Image and vision computing*, 24(5) :483–497, 2006.
- [22] Anil K Jain and Nicolae Duta. Deformable matching of hand shapes for user verification. In *Proceedings 1999 International Conference on Image Processing (Cat. 99CH36348)*, volume 2, pages 857–861. IEEE, 1999.
- [23] Jing-Ming Guo, Chih-Hsien Hsia, Yun-Fu Liu, Jie-Cyun Yu, Mei-Hui Chu, and Thanh-Nam Le. Contact-free hand geometry-based identification system. *Expert Systems with Applications*, 39(14) :11728–11736, 2012.
- [24] Rafael M Luque-Baena, David Elizondo, Ezequiel López-Rubio, Esteban J Palomo, and Tim Watson. Assessment of geometric features for individual identification and verification in biometric hand systems. *Expert systems with applications*, 40(9) :3580–3594, 2013.
- [25] Aytul et Buke Burak Oden, Cenker et Ercil. Combinant des polynômes implicites et des caractéristiques géométriques pour la reconnaissance de la main. *Lettres de reconnaissance de modèle*, 24 :2145–2152.
- [26] Javier Galbally, Julian Fierrez, and Raffaele Cappelli. An introduction to fingerprint presentation attack detection. *Handbook of Biometric Anti-Spoofing : Presentation Attack Detection*, pages 3–31, 2019.
- [27] Wei Shu and David Zhang. Palmprint verification : an implementation of biometric technology. In *Proceedings. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No. 98EX170)*, volume 1, pages 219–221. IEEE, 1998.
- [28] SAROJ KUMAR Panigrahy, DEBASISH Jena, and Sanjay Kumar Jena. A rotational-and translational-invariant palmprint recognition system. 2008.
- [29] Guangming Lu, David Zhang, and Kuanquan Wang. Palmprint recognition using eigenpalms features. *Pattern Recognition Letters*, 24(9-10) :1463–1467, 2003.
- [30] Cenker Oden, Aytul Ercil, and Burak Buke. Combining implicit polynomials and geometric features for hand recognition. *Pattern Recognition Letters*, 24(13) :2145–2152, 2003.
- [31] Daniel Keren. Using symbolic computation to find algebraic invariants. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(11) :1143–1149, 1994.
- [32] Slobodan Ribaric and Ivan Fratric. A biometric identification system based on eigenpalm and eigenfinger features. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(11) :1698–1709, 2005.

- [33] D Sidlauskas and S Tamer. Hand geometry recognition, in “handbook on biometrics”(a. jain, p. flynn and a. ross eds). *Springer-Verlag*, 2008.
- [34] Hamid Khaldi, El Bahi Toubal, et al. *conception et mis en oeuvre d’une application de controle biométrique d’identité pour autoriser l’assistance a un examen au sein d’université de medea*. PhD thesis, 2022.
- [35] TSSI ventures into China. Strong organic growth registered by l-1. *Biometric Technology Today*, 2007.
- [36] RH Ernst. Hand id system. *US Patent*, (3576537).
- [37] Ian H Jacoby, Anthony J Giordano, and Warren H Fioretti. Personnel identification apparatus, March 7 1972. US Patent 3,648,240.
- [38] David P Sidlauskas. 3d hand profile identification apparatus, April 5 1988. US Patent 4,736,203.
- [39] Robert P Miller. Finger dimension comparison identification system, April 27 1971. US Patent 3,576,538.
- [40] Antonio Iula. Biometric recognition through 3d ultrasound hand geometry. *Ultrasonics*, 111 :106326, 2021.
- [41] Hesham Hashim Mohammed, Shatha A Baker, and Ahmed S Nori. Biometric identity authentication system using hand geometry measurements. In *Journal of Physics : Conference Series*, volume 1804, page 012144. IOP Publishing, 2021.
- [42] Mays M Taher and Loay E George. Hand geometry recognition system.
- [43] Kazeem B Adedeji and Oluwatimilehi A Esan. A gui-based peg-free hand geometry recognition for biometric access control using artificial neural network. *Journal of Engineering Advancements*, 3(04) :131–143, 2022.
- [44] Samiya Shakil, Deepak Arora, and Taskeen Zaidi. Feature identification and classification of hand based biometrics through ensemble learning approach. *Measurement : Sensors*, 25 :100593, 2023.
- [45] Introduction to mediapipe. <https://learnopencv.com/introduction-to-mediapipe/>. Consulté le 19 Janvier 2023.
- [46] Lihao Ge, Zhou Ren, Yuncheng Li, Zehao Xue, Yingying Wang, Jianfei Cai, and Junsong Yuan. 3d hand shape and pose estimation from a single rgb image. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 10833–10842, 2019.

- [47] Chengde Wan, Thomas Probst, Luc Van Gool, and Angela Yao. Self-supervised 3d hand pose estimation through training by fitting. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 10853–10862, 2019.
- [48] C Lugaresi, J Tang, H Nash, C McClanahan, E Uboweja, M Hays, and Mediapipe Lee. A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint arXiv :1906.08172*, 2019.
- [49] Erdem Yoruk, Ender Konukoglu, Bülent Sankur, and Jérôme Darbon. Shape-based hand recognition. *IEEE transactions on image processing*, 15(7) :1803–1815, 2006.