

**RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**  
**Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - BBA**  
**Faculté des Mathématiques et Informatiques**



**MÉMOIRE**

Présenté en vue de l'obtention du diplôme  
Master en Informatique

**Spécialité** : Technologies de l'Information et de la Communication

**Thème**

**Fonctionnalités approfondies pour les systèmes de vérification Palmaire**

Présenté par :

- KACIMI lina
- TABET chaima

Soutenu le : 20/06/2024, devant la commission d'examen suivante :

Dr. BELHAJ foudil	- Université de BBA	Présidente
Dr. CHALAKH HAFIDA	- Université de BBA	Examineur
Dr. BENABID sonia	- Université de BBA	Encadrant

**Promotion 2023 / 2024**

# Dédicace

## Kacimi lina

Je remercie Allah  
de m'avoir donné le courage pour accomplir ce modeste travail

Je dédie ce travail à mes chers parents, peu importe ce que je fais ou je dis, je ne pourrai jamais vous remercier comme vous le méritez

Papa, monsieur Ferhat kacimi est un homme unique. Il a cru en moi, il m'a protégé, m'a grandi, m'a forgé, et en plus de tout ça, il m'a aimé inconditionnellement. Il n'y a pas assez de mots pour décrire combien mon père compte pour moi et l'influence qu'il a toujours eue sur moi.

Maman, madame Souad Bedjaoui, merci de me donner ce que personne ne pourra jamais m'offrir... Tes paroles sincères et ton amour inconditionnel

J'adresse mes plus sincères remerciements à mon grand frère et ma force Oussama Kacimi et ma petite sœur adorable Farah Kacimi

Et je remercie bien ma deuxième famille mon oncle Samir Kacimi et sa femme Hind Rebouh et mes cousins Radjaa Kacimi, Lamis Kacimi et Adam Kacimi

Et je n'oublie jamais mes belles copines Djanna Mihoubi, Dallal Kacimi, Hayat Bouguerra et Chaima Tabet

**Dr Benabid Sonia**, une véritable femme, gentille, sage et magnifique. Elle dessine la meilleure image du prof, je n'oublie jamais à la fin de tes cours tes mains et tes vêtements pleins de craie, merci beaucoup madame !

Qui n'ont pas cessé de me conseiller, encourager et soutenir tout au long de mes études. Que dieu les protège et leurs procure la joie et le bonheur

Sans vous, je ne serais jamais là, merci !

# Dédicace

## Chaima tabet

Après un long périple jalonné d'innombrables épreuves, de défis et de labeur,  
me voici aujourd'hui à

L'aube de la concrétisation de mon rêve : l'obtention de mon diplôme.

J'entame cette nouvelle étape avec une profonde gratitude envers Dieu le  
Tout-Puissant et

Miséricordieux, qui m'a insufflé la force et la patience nécessaires pour  
accomplir ce travail avec

Persévérance. C'est à Lui que je dédie ce succès, fruit de sa bénédiction et de sa  
grâce.

Ma reconnaissance s'étend ensuite à mon père, celui qui a illuminé mon nom  
des plus beaux titres. Mon

Premier soutien dans ma carrière, mon pilier, ma force et mon refuge après  
Dieu.

A ma mère, celle qui a fait du Paradis sous ses pieds le secret de ma force, de  
ma réussite et la lumière  
Qui éclaire mon chemin.

A mes frères et ma sœur, Mohammad, Imad, Sohaib, Khawla, mes soutiens  
indéfectibles, mes

Confidents et les témoins de mes jours les plus sereins. Vous êtes la prunelle de  
mes yeux.

A mes neveux Tamim et Adam, les enfants de ma sœur, les trésors les plus  
précieux que je possède.

Enfin, j'exprime ma profonde reconnaissance à mes chers amis : Djanna, Lina  
Rbh, Lilia et Lina K.

Votre amitié sincère et votre soutien indéfectible ont été une source de  
motivation inestimable tout au  
Long de mon parcours.

Je suis infiniment reconnaissant envers toutes les personnes qui ont contribué  
à mon succès, de près où

De loin. Que Dieu vous récompense pour votre bienveillance et votre  
générosité.

## Reconnaissance

Nous tenons tout d'abord à exprimer notre profonde gratitude à Dieu Tout-Puissant qui nous a accordé la force, la patience, le courage et la volonté de mener à bien ce travail. Nous remercions sincèrement le président et les membres du jury qui nous ont fait l'honneur d'examiner ce travail.

Nous adressons également des remerciements particuliers à nos directeurs de recherche, **Dr Benabid Sonia** et **Dr Attia Abdelouhab**, pour leur précieux encadrement et leur soutien.

Enfin, à nos mères et à nos frères et sœurs, votre soutien indéfectible et vos encouragements tout au long de ces années de travail ont représenté un monde pour nous. Veuillez accepter nos plus sincères remerciements.

## Résumé

La biométrie est l'identification automatisée d'individus basée sur leurs caractéristiques physiques et comportementales. Elle permet d'assurer la certitude lors de l'interaction avec des personnes familières ou inconnues, autorisant l'octroi de droits spécifiques ou le refus de certains privilèges. Le principe sous-jacent de la biométrie repose sur l'hypothèse que chaque individu possède des caractéristiques physiques et comportementales uniques qui le distinguent des autres.

L'amélioration des techniques d'identification humaine se concentre actuellement sur l'exploration de nouvelles méthodes émergentes. Ce développement est motivé par des préoccupations croissantes en matière de sécurité et l'apparition de techniques de falsification. L'objectif est d'exploiter des parties distinctes du corps humain pouvant être utilisées pour une identification précise, telles que les empreintes digitales, palmaires, l'iris et les lèvres. Cependant, de nombreux systèmes et méthodes existants souffrent d'une lenteur de traitement ou nécessitent un équipement technique onéreux.

Les empreintes palmaires se sont révélées être une modalité biométrique prometteuse pour l'identification des personnes en raison de leur caractère unique et de leur stabilité. Ce mémoire de master présente une étude approfondie sur l'utilisation de caractéristiques profondes (deep features) pour les systèmes de vérification d'identité par empreintes palmaires. Nous avons expérimenté des modèles CNN pour le pré-traitement des méthodes **TANTRIGGS**, **DOG** et pour l'extraction de caractéristiques tels que **BSIF**, **GABOR**. Pour la classification, nous avons utilisé le K-Nearest Neighbors (**KNN**), Machines à vecteurs de support (**SVM**), **L'ALMO**.

**Mots-clés** : Palmaire, Identification, Caractéristique profonde, Pré-traitement, Extraction de caractéristiques, Classification, CNN, TANTRIGGS, DOG, BSIF, GABOR, KNN, SVM, ALMO

# Abstract

Biometrics is the automated identification of individuals based on their physical and behavioral characteristics. It helps provide certainty when interacting with familiar or unfamiliar people, authorizing the granting of specific rights or the denial of certain privileges. The underlying principle of biometrics is the assumption that each individual has unique physical and behavioral characteristics that distinguish them from others.

Improving human identification techniques currently focuses on exploring new and emerging methods. This development is driven by growing security concerns and the emergence of tampering techniques. The goal is to leverage distinct parts of the human body that can be used for accurate identification, such as fingerprints, palm prints, iris and lips. However, many existing systems and methods suffer from slow processing or require expensive technical equipment.

Palmprints have proven to be a promising biometric modality for personal identification due to their uniqueness and stability. This master's dissertation presents an in-depth study on the use of deep features for palm print identity verification systems. We have experimented with **CNN** models for pre-processing of **TANTRIGGS**, **DOG** methods and for feature extraction such as BSIF, GABOR. For classification, we used K-Nearest Neighbors (**KNN**), Support Vector Machines (**SVM**), **ALMO**.

**Keywords** : Palmar, Identification, Deep feature, Pre-processing, Feature extraction, Classification, CNN, TANTRIGGS, DOG, BSIF, GABOR, KNN, SVM, ALMO

## ملخص

القياسات الحيوية هي تحديد آلي للأفراد بناءً على خصائصهم الجسدية والسلوكية. فهو يساعد على توفير اليقين عند التفاعل مع أشخاص مألوفين أو غير مألوفين، مما يسمح بمنح حقوق معينة أو الحرمان من امتيازات معينة. المبدأ الأساسي للقياسات الحيوية هو افتراض أن كل فرد لديه خصائص جسدية وسلوكية فريدة تميزه عن الآخرين.

يركز تحسين تقنيات تحديد الهوية البشرية حاليًا على استكشاف طرق جديدة وناشئة. ويرجع هذا التطور إلى المخاوف الأمنية المتزايدة وظهور تقنيات التلاعب. والهدف هو الاستفادة من الأجزاء المميزة من جسم الإنسان التي يمكن استخدامها لتحديد الهوية بدقة، مثل بصمات الأصابع، وبصمات الكف، وقزحية العين، والشفاه. ومع ذلك، فإن العديد من الأنظمة والأساليب الحالية تعاني من بطء المعالجة أو تتطلب معدات تقنية باهظة الثمن.

لقد أثبتت بصمات الكف أنها وسيلة بيو مترية واعدة لتحديد الهوية الشخصية بسبب تفردها وثباتها. تقدم هذه دراسة حول استخدام الميزات العميقة لأنظمة التحقق من هوية بصمة اليد. لقد جربنا نماذج CNN.

للتصنيف، GBOR وBSIF ولاستخراج الميزات مثل DOG وTANTRIGGS للمعالجة المسبقة لطرق KNN, SVM, ALMO.

### الكلمات الرئيسية:

CNN، التعريف، الميزة العميقة، المعالجة المسبقة، استخراج الميزات، التصنيف، Palmar، TATRIGGS، DOG، BSIF، GBOR، KNN، SVM، ALMO

# Table des matières

Liste des figures.....	
Liste des tableaux.....	
Liste des abréviations.....	
Introduction générale.....	1

## CHAPITRE I : CONCEPTION DE BASE DE LA BIOMÉTRIE

1.1 Introduction .....	2
1.2 Définition de la biométrie.....	2
1.3 Définition du système biométrie.....	2
1.4 Modules d'un système biométrique .....	2
1.4.1 Module capteur .....	2
1.4.2 Module d'extraction de caractéristiques.....	3
1.4.3 Module de correspondance.....	3
1.4.4 Module de décision.....	3
1.5 Critères d'évaluation des modalités biométriques.....	3
1.5.1 Précision.....	3
1.5.2 Acceptation de l'utilisateur.....	4
1.5.3 Coût.....	4
1.5.4 Sécurité.....	4
1.5.5 Évolutivité.....	4
1.5.6 Facteurs environnementaux.....	4
1.5.7 Interopérabilité.....	5
1.6 Modes de fonctionnement d'un système biométrique.....	5
1.6.1 Enrôlement.....	6

1.6.2 Authentification.....	6
1.6.3 Identification.....	6
1.7 Modalités biométriques.....	6
1.7.1 Modalité morphologique.....	7
1.7.2 Modalité comportementale.....	9
1.7.3 Modalité biologique.....	10
1.8 Système biométrique uni modal et multimodal.....	10
1.8.1 Système biométrique uni modal.....	10
1.8.2 Système biométrique multimodal.....	10
1.9 Apprentissage automatique.....	11
1.10 Apprentissage profond.....	11
1.11 Réseau neuronal convolutif.....	11
1.11.1 Définition.....	11
1.11.2 Architecture CNN.....	11
1.11.2.1 Couches convolutives.....	11
1.11.2.2 Couches de pooling.....	11
1.11.2.3 Fonctions d'activation.....	12
1.11.2.5 Couche de sortie.....	12
1.12 Conclusion.....	12

## **CHAPITRE II : LE SYSTÈME DE RECONNAISSANCE L'EMPREINTE PALMAIRE**

2.1 Introduction.....	13
2.2 Pourquoi L'empreinte PALMAIRE ?.....	13
2.3 Fonctionnement des Systèmes de reconnaissance Palmaire.....	15
2.4 L'état de l'art de la reconnaissance de l'empreinte palmaire.....	16
2.5 La méthode proposée.....	17

2.5.1 Prétraitement.....	17
2.5.2 Extraction de fonctionnalités.....	19
2.5.3 Classification.....	20
2.6 CONCLUSIONS.....	22

## **CHAPITRE III : RÉSULTATS ET DISCUSSIONS**

3.1 Introduction.....	23
3.2 Description de l'ensemble de données.....	23
3.3 Métriques D'évaluation.....	23
3.3.1 Taux de faux rejets (FRR).....	23
3.3.2 Taux de fausses acceptations (FAR).....	23
3.3.3 Taux d'erreur égal (EER).....	24
3.3.4 Courbe ROC (Caractéristiques de fonctionnement du récepteur).....	24
3.3.5 Courbe CMC.....	25
3.4 RÉSULTATS.....	25
3.5 CONCLUSION.....	33
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>34</b>
<b>Liste des abréviations.....</b>	<b>35</b>
<b>Les références.....</b>	<b>36</b>

# Liste des figures

Figure1.1 Architecture Biométrique.....	3
Figure1.2 Processus Biométrique.....	5
Figure1.3 Classification des Biométrie.....	6
Figure1.4 Image sur l’empreinte digitale.....	7
Figure1.5 Image sur la géométrie de la main.....	7
Figure1.6 Image sur le visage.....	8
Figure1.7 Image sur l’iris.....	8
Figure1.8 Image sur l’empreintes palmaires.....	8
Figure1.9 Image sur la reconnaissance vocal.....	9
Figure1.10 Image sur la reconnaissance par démarche.....	9
Figure1.11 Image sur ADN.....	10
Figure1.12 Architecture de base de CNN.....	12
Figure2.1 Particularité géométrique de l’empreinte palmaire .....	13
Figure1.2 Les lignes principales de la paume de la main.....	14
Figure1.3 Les points de repère de l’empreinte palmaire .....	14
Figure1.4 Fonctionnement système de reconnaissance palmaire.....	15
Figure1.5 La méthode proposée de reconnaissance palmaire.....	17
Figure1.6 Machines à vecteur de support (SVM).....	21
Figure3.1 Illustration du FRR et du FAR.....	24
Figure3.2 Exemple de la courbe ROC.....	24
Figure3.3 Exemple de la courbe CMC.....	25
Figure3.4 Courbe ROC et CMC du classificateur KNN.....	27
Figure3.5 Courbe ROC et CMC du classificateur SVM.....	29
Figure3.6 Courbe ROC et CMC du classificateur ALMO.....	31
Figure3.7 Courbe ROC et courbe CMC Du classificateurs KNN, SVM et ALMO.....	32

# Liste Des Tableaux

Tableau 3.1 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur KNN sans prétraitement.....	25
Tableau 3.2 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur KNN avec prétraitement TT.....	26
Tableau 3.3 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur KNN avec prétraitement DOG.....	26
Tableau 3.4 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur SVM sans prétraitement.....	27
Tableau 3.5 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur SVM avec prétraitement TT.....	28
Tableau 3.6 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur SVM avec prétraitement DOG.....	28
Tableau 3.7 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur ALMO sans prétraitement.....	29
Tableau 3.8 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur ALMO avec prétraitement TT.....	30
Tableau 3.9 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur ALMO avec prétraitement DOG.....	30
Tableau 3.10: résultats pour différentes fonctionnalités avec les classificateurs KNN, SVM et ALMO sans prétraitement et avec prétraitement (TT, DOG) .....	31

## Liste des abréviations

**FAR** : Taux de fausse acceptation

**FRR** : Taux de faux rejet

**EER** : Taux d'erreur égal

**ADN** : acide désoxyribonucléique

**CNN** : Réseau neuronal convolutif

**TT** : Tan et triggs

**DOG** : difference of Gaussian

**BSIF** : British Safety Industry Federation

**GABOR** : Global Action for Biodiversity Optimisation and Resilience

**KNN** : K-Plus Proches Voisins

**SVM** : Machines à vecteurs de support

**ALMO** : Autonomous Learning Multi-Model Classifier

**ROC** : Caractéristiques de fonctionnement du récepteur

**CMC** : Cumulative Match Caractéristique

**RANK** : Réseaux de neurones artificiels hiérarchiques à apprentissage profond

# Introduction Générale

Les systèmes biométriques ont suscité un vif intérêt en tant que moyens fiables d'authentification et d'identification. Les empreintes palmaires ont longtemps été utilisées comme modalité biométrique principale. Cependant, des caractéristiques biométriques alternatives sont explorées pour relever des défis tels que les problèmes de peau, les blessures ou en médecine légale et par la police scientifique pour l'identification des individus.

La biométrie par empreintes palmaires est une méthode d'identification des individus qui utilise les motifs uniques de la paume de la main. Cette technologie offre plusieurs avantages par rapport à d'autres systèmes biométriques, tels que les empreintes digitales ou la reconnaissance faciale, notamment la paume de la main offre une surface d'empreinte plus grande que les doigts, ce qui permet de capturer plus de détails et d'améliorer la précision de la reconnaissance. Cependant, ces méthodes peinent souvent à capturer les détails complexes et les variations subtiles présentes dans les empreintes palmaires, limitant ainsi leur précision et leur robustesse.

Ces dernières années, l'émergence de l'apprentissage profond a révolutionné le domaine de la biométrie, en fournissant un outil puissant pour la représentation et la classification des caractéristiques. Ce mémoire de master vise à étudier l'application des techniques d'apprentissage profond aux systèmes de vérification d'identité par empreintes palmaire. Plus précisément, il se concentre sur l'exploitation de caractéristiques profondes extraites des images d'empreintes palmaire à l'aide de réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour améliorer la précision et la fiabilité du processus de vérification. L'utilisation de caractéristiques profondes permet l'apprentissage automatique de représentations discriminantes qui capturent les motifs et les caractéristiques uniques des empreintes palmaires.

La structure principale de cette recherche est la suivante :

**Chapitre 01** : comprend une introduction et des définitions au concept biométrique, module de base d'un système biométrique, Critères d'évaluation des modalités biométriques et aux modes de fonctionnement du système biométrique. Ce chapitre traite les modalités biométriques, Système biométrique uni modal et multimodal et à la fin de ce chapitre, nous donnerons une définition de l'apprentissage automatique et profond et fini par machine avec une explication du réseau de neurones convolutifs.

**Chapitre 02** : ce chapitre comprend le fonctionnement et l'état de l'art du système de reconnaissance palmaire avec un focus sur le petitement, les modalités d'extraction de fonctionnalités d'apprentissage profond et leur classification avec leur architecture.

**Chapitre 03** : le troisième chapitre présente une description de la base de données utilisée, les résultats des simulations.

Et enfin nous terminons ce travail par une conclusion général

# CHAPITRE I : CONCEPTION DE BASE DE LA BIOMÉTRIE

## 1.1 Introduction

L'usage de caractéristiques personnelles comme les documents traditionnels (permis de conduire, carte d'identité) ou des connaissances (mots de passe) pour valider l'identité d'un individu ne représente pas une solution d'authentification fiable. Ces approches traditionnelles présentent des limites : elles ne sont pas sécurisées et ne conviennent pas à l'authentification personnelle dans le monde moderne. La biométrie s'inscrit dans le domaine technologique permettant de vérifier l'identité des individus à partir de leurs caractéristiques individuelles, corporels ou comportementales. Compte tenu de son importance, cette propriété est devenue un champ d'étude à part entière, car ; la biométrie constitue un lien fort et permanent entre une personne physique et son identité. Dans ce chapitre sera consacré à l'aspect théorique et à la présentation de certaines définitions.

## 1.2 Définition de la biométrie

Définition de la biométrie : Le terme "Biométrie" provient des mots grecs, « Bios » qui veut dire la vie et du mot « métrique » qui veut dire mesure. La Biométrie englobe les technologies utilisées pour analyser et mesurer les caractéristiques uniques d'une personne. La biométrie est toutes les caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement distinctives, robustes et mesurables qui peuvent être utilisées pour vérifier l'identité prétendue d'un individu ou pour identifier un individu [1]

## 1.3 Définition du système biométrie

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui fonctionne en acquérant des données biométriques à partir d'un individu, extrayant un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises et comparant ces caractéristiques à la signature dans la base de données. Le système est automatisé qui utilise les caractéristiques physiques ou comportementales d'une personne pour l'authentifier ou l'identifier. Cette technologie offre une alternative aux méthodes traditionnelles d'authentification basées sur des clés ou des mots de passe, en s'appuyant sur des caractéristiques uniques et inhérentes à chaque individu [2]

## 1.4 Modules d'un système biométrique

Un système biométrique spécifique peut être représenté par quatre modules principaux :

### 1.4.1 Module capteur

Responsable de l'acquisition des données biométriques de l'individu, telles que les empreintes digitales, le visage ou l'iris. Ce module peut être une caméra, un scanner, une caméra de sécurité ou tout autre appareil.

### 1.4.2 Module d'extraction de caractéristiques

Le module d'extraction de caractéristiques joue un rôle crucial dans les systèmes biométriques en transformant les données brutes en une représentation unique et discriminante de l'identité biométrique d'un individu.

### 1.4.3 Module de correspondance

Le module de comparaison agit comme un comparateur, reliant les nouvelles données biométriques aux modèles stockés et permettant ainsi au système de prendre une décision éclairée sur l'identité de l'individu.

### 1.4.4 Module de décision

Le module de décision agit comme un gardien vigilant qui garantit que seul un niveau de correspondance acceptable permet l'accès au système. Le réglage du seuil permet d'ajuster la balance entre la sécurité et la commodité en fonction des besoins spécifiques du système.

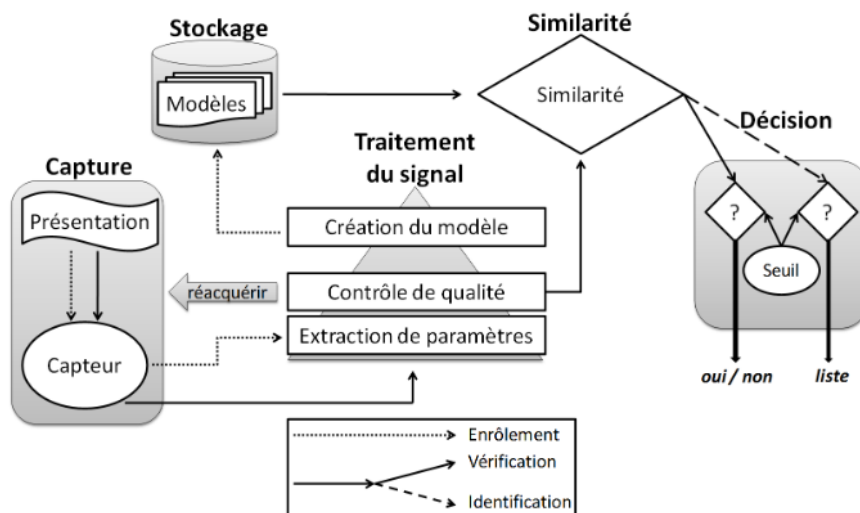


Figure1.1 Architecture Biométrique [3]

## 1.5 Critères d'évaluation des modalités biométriques :

Pour être considérée comme une caractéristique biométrique valide, une modalité biométrique doit répondre à certains critères cruciaux :

### 1.5.1. Précision (Taux de Réussite)

La précision évalue la capacité de la modalité à identifier ou authentifier correctement un individu. Elle est généralement mesurée par deux indicateurs clés [4] :

- **Taux de fausse acceptation (FAR)** : Désigne l'apparence qu'un individu non autorisé soit faussement accepté comme utilisateur légitime.
- **Taux de faux rejet (FRR)** : Désigne l'apparence qu'un utilisateur légitime soit faussement rejeté.

Plus le FAR et le FRR sont bas, plus la modalité biométrique est précise.

### 1.5.2 Acceptation de l'utilisateur

Ce critère mesure le degré de confort des utilisateurs tête-à-tête de la modalité. Il dépend de plusieurs facteurs tels que :

- **Facilité d'utilisation** : La simplicité et l'intuitivité de l'utilisation de la modalité.
- **Préoccupations relatives à la vie privée** : La perception des utilisateurs quant à la sécurité et la confidentialité de leurs données biométriques.
- **Facteurs culturels** : L'acceptation sociale et les normes culturelles liées à l'utilisation de la biométrie.

### 1.5.3 Coût

Le coût total de la modalité biométrique englobe plusieurs éléments :

- **Matériel et logiciels** : Le coût initial d'acquisition des composants technologiques.
- **Installation** : Le coût de l'intégration de la modalité et de la mise en place.
- **Maintenance** : Les coûts récurrents liés à l'entretien et à la réparation du système.
- **Formation** : Le coût de la connaissance des utilisateurs et du personnel à l'utilisation de la modalité.

Une modalité biométrique rentable est généralement préférée.

### 1.5.4 Sécurité

Les modalités biométriques doivent être sécurisées pour empêcher l'accès non autorisé à des informations sensibles ou à des zones restreintes. La sécurité dépend de plusieurs aspects :

- **Unicité du trait biométrique** : Le caractère unique et distinctif de la caractéristique mesurée.
- **Difficulté de falsification ou de piratage du système** : La robustesse du système contre les tentatives de fraude et d'intrusion.
- **Robustesse du cryptage des données** : La protection des données biométriques contre les vols et les utilisations abusives.

### 1.5.5 Évolutivité

La capacité d'une modalité à s'adapter à des besoins croissants est un élément sérieux à saisir en compte. Une modalité biométrique évolutive peut être déployée dans divers environnements et s'adapter à différents niveaux d'utilisation. Cela permet une flexibilité et une croissance future sans nécessiter de changements majeurs dans l'infrastructure.

### 1.5.6 Facteurs environnementaux

Certains facteurs environnementaux peuvent affecter la précision de certaines modalités biométriques, tels que :

- **Lumière** : L'éclairage ambiant peut influencer la qualité des images capturées.
- **Température** : Des températures extrêmes peuvent perturber le fonctionnement des capteurs.

- **Bruit** : Un niveau de bruit élevé peut interférer avec la reconnaissance vocale.

L'évaluation de la performance de la modalité dans différentes conditions environnementales est importante pour garantir sa fiabilité.

### 1.5.7 Interopérabilité

Les modalités biométriques doivent pouvoir s'interfacer avec d'autres systèmes et technologies pour une intégration harmonieuse. Cela permet une utilisation transparente de la biométrie dans divers contextes, tels que la gestion des identités, le contrôle d'accès et les applications de sécurité. L'interopérabilité favorise une meilleure collaboration et une utilisation efficace des technologies biométriques.

## 1.6 Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Il subsiste deux types de systèmes de reconnaissance biométrique : ceux basés sur l'enregistrement et ceux sur les recherche/Correspondance.

L'objectif de l'enregistrement consiste à collecter et archiver des échantillons biométriques et à générer des modèles numériques pour des comparaisons ultérieures. Il est radical de recourir à des pratiques favorisant l'enregistrement d'échantillons de grande capacité pour assurer la légalité de ces derniers, ainsi que pour progresser les prouesses de recherche générales, ce qui s'avère tout particulièrement important pour la reconnaissance biométrique de type "identification".

Le recherche/Correspondance nécessite un traitement du signal des représentants biométriques bruts (ex : images ou échantillons audio) afin d'obtenir un modèle numérique. Les modèles sont couramment générés et stockés lors de l'enregistrement pour gagner du temps lors du traitement des comparaisons ultérieures.

La comparaison de deux échantillons biométriques applique des calculs algorithmiques destinés à évaluer leur ressemblance. Lors de la comparaison, un score de correspondance est attribué. S'il est supérieur à un seuil donné, les modèles sont considérés comme identiques. [5]

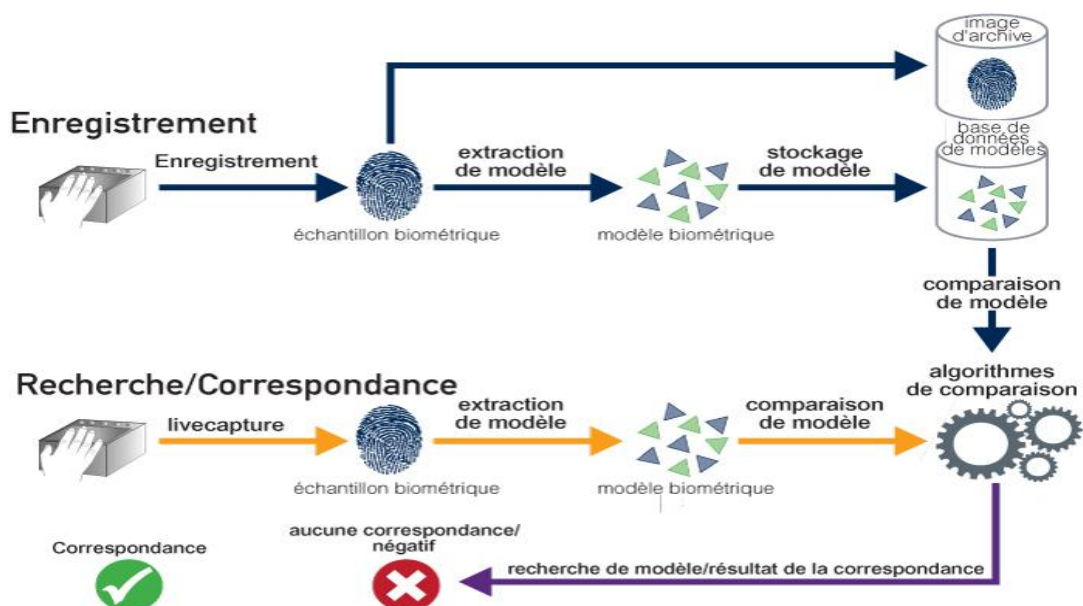


Figure1.2- Processus Biométrique [6]

### 1.6.1 Enrôlement

Enregistrement des caractéristiques biométriques d'un individu dans la base de données du système.

### 1.6.2 Authentification

Cette étape particulière sert à authentifier l'identité d'un individu. En substance, le système vérifie l'identité d'une personne en présentant les données biométriques obtenues avec son propre modèle biométrique stocké dans la base de données, en utilisant une approche de comparaison "un contre un". Son objectif est de prévenir l'utilisation d'une même identité par plusieurs individus.

### 1.6.3 Identification :

Ce mode permet la reconnaissance d'individus au sein d'un système biométrique. Le système effectue une comparaison entre l'identité d'une personne non identifiée et les modèles de tous les individus enregistrés dans la base de données, appelée correspondance 1:N.

La question fondamentale à laquelle il est répondu est : "Cette personne est-elle familière au système ?"

- Si l'identité de la personne ne correspond à aucun des modèles d'identité stockés dans la base de données, elle sera généralement rejetée, indiquant qu'elle n'a pas été enregistrée par le système.
- À l'inverse, s'il y a une correspondance, la personne sera acceptée.

## 1.7 Modalités biométriques

Les modalités biométriques révolutionnent la sécurité en s'appuyant sur des caractéristiques physiques ou comportementales propres à chaque individu. Contrairement aux mots de passe, facilement piratables ou oubliables, les données biométriques offrent une solution plus fiable et sécurisée. On a trois grandes familles de modalités biométriques existant :

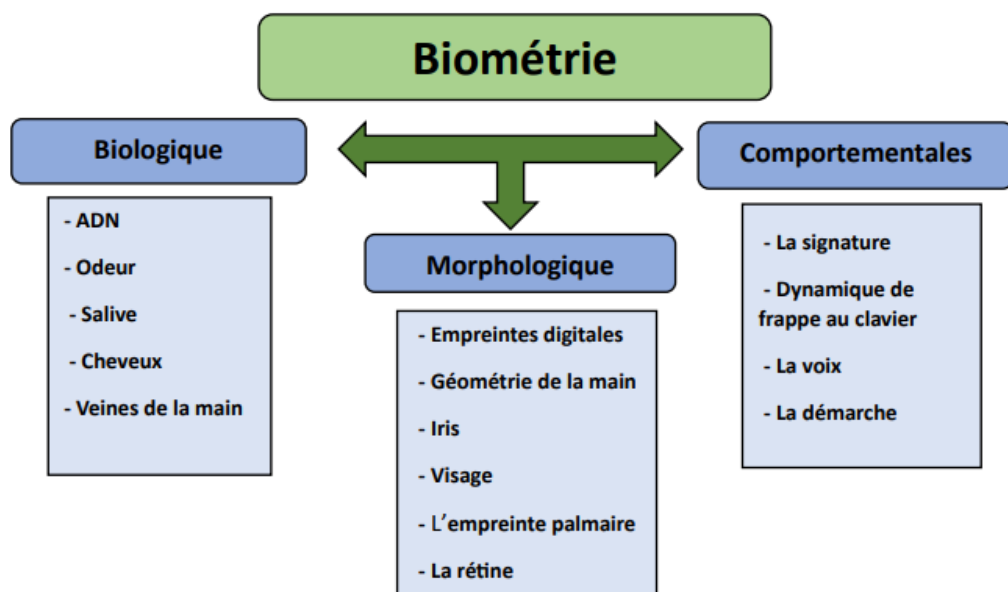


Figure 1.3 Classification des biométries

### 1.7.1 Modalité morphologique

La modalité morphologique repose sur le décompose des caractéristiques physiques uniques et permanentes de chaque individu. Ces traits physiques distinctifs incluent les empreintes digitales, le visage, l'iris, la géométrie de la main, la conception des veines de la main, la rétine et les articulations des doigts. Ces éléments ont l'avantage d'être fiables, stables et offre un niveau de sécurité élevé.

- **L'empreinte digitale** : Est une branche de la biométrie formée par les sillons de la peau sur le bout des doigts et les crêtes. Elle est utilisée depuis des siècles comme moyen d'identification, car elle est stable et difficile à falsifier [7].



Figure 1.4 : Image sur L'empreinte digitale

- **La géométrie de main** : La géométrie de la main est une modalité biométrique qui permet d'identifier les utilisateurs grâce au contour de leurs mains. Elle est généralement utilisée pour le pointage horaire et le contrôle d'accès physique, notamment dans les administrations. Les lecteurs de géométrie de la main acceptent d'emporter plusieurs mesures qui sont comparées aux mesures stockées dans un fichier [8].



Figure 1.5 : Image sur La géométrie de main

- **Le visage** : Cette méthode permet l'identification d'un individu à partir de ses caractéristiques faciales. Des mesures spécifiques, comme l'espace entre les yeux et les oreilles et l'angle du nez, sont utilisées. Des systèmes de reconnaissance faciale analysent ensuite ces caractéristiques et les comparent à une base de données pour identifier l'individu [9].

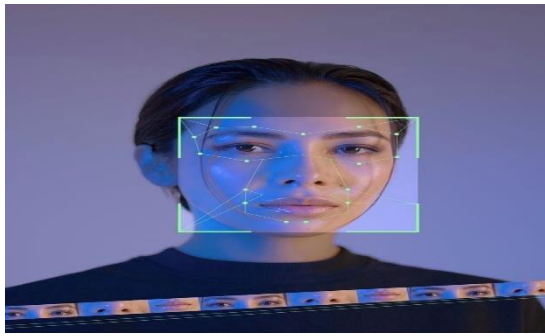


Figure 1.6 : Image sur le visage

- **L'IRIS** : Le balayage de l'iris attire de plus en plus l'attention en tant que technique biométrique prometteuse. Cette zone colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille montre des caractéristiques uniques, la rendant extrêmement fiable pour l'identification. Sa précision est telle qu'elle permet de différencier des jumeaux et même de distinguer l'œil gauche de l'œil droit [10].



Figure 1.7 : Image sur L'IRIS

- **L'empreintes palmaires** : Les systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires se distinguent par leur approche unique de la biométrie. Contrairement aux technologies classiques, ils se concentrent sur la zone de la main, du poignet à la base des doigts, pour identifier les individus [11].



Figure 1.8 : Image sur L'empreintes palmaires

### 1.7.2 Modalité comportementale

La modalité comportementale est basée sur l'analyse des comportements physiques d'une personne, tels que (Signature, Voix, Démarche, Dynamique du regard, Gesticulation et Frappe Au clavier)

- **La voix** : La reconnaissance vocale est une technique biométrique qui utilise l'analyse de la voix captée par un microphone pour identifier une personne. Elle s'appuie sur plusieurs caractéristiques vocales telles que La fréquence fondamentale (La hauteur de la voix), Le formants (Les fréquences caractéristiques du son vocal), Le volume (L'intensité de la voix) et la tonalité. Son point fort est qu'il permet une reconnaissance à distance, et qu'il est facile à mettre en œuvre. Cependant, il est important de mettre en place des mesures de sécurité appropriées et de prendre en compte ses limites pour affirmer sa fiabilité [12].



Figure 1.9 : Image sur La reconnaissance vocale

- **Démarche** : La démarche d'une personne, c'est-à-dire sa façon de marcher, peut être utilisée comme une modalité biométrique pour l'identification. Cette façon se base sur l'analyse de plusieurs caractéristiques, notamment La cadence, Le mouvement des hanches et La longueur des foulées.... Ect [13].



Figure 1.10 : Image sur La reconnaissance par Démarche

### 1.7.3 Modalité biologique

La modalité biologique offre une solution d'identification et d'authentification puissante et fiable grâce à l'exploitation des caractéristiques biologiques uniques de chaque individu. Cette

Technologie trouve son application dans divers domaines, de la justice pénale à la médecine, en passant par la sécurité et le bien-être.

- **L'ADN** : L'ADN (acide désoxyribonucléique) représente une technologie d'identification d'une précision exceptionnelle. L'empreinte génétique unique de chaque individu (à l'exception des jumeaux monozygotes) obtenue par l'analyse de tissus biologiques tels que le sang ou la salive, les cheveux. La reconnaissance des empreintes génétiques est l'une des technologies les plus précises et les plus sûres. Cependant, l'analyse ADN n'est pas pour l'instant adaptable à une reconnaissance rapide et elle est coûteuse, car, elle nécessite des laboratoires d'analyses spécifiques. Son utilisation est donc limitée à la reconnaissance de liens familiaux ou de criminels. L'ADN n'est pas beaucoup utilisé pour la vérification d'accès logique et physique [14].



**Figure 1.11 : Image sur ADN**

## 1.8 Système biométrique uni modal et multimodal

Selon le nombre de modalités utilisées, le système biométrique est divisé en deux types :

### 1.8.1 Système biométrique uni modal

Bien que les systèmes d'identification biométrique unimodaux, utilisant une seule méthode simple et abordable, promettent une identification fiable, ils présentent plusieurs limitations. En effet, leur précision est souvent médiocre pour les applications sensibles, les rendant plus vulnérables aux attaques. De plus, des facteurs physiques tels que la petite taille d'échantillon et les données bruitées peuvent affecter leur performance. C'est pourquoi, il est devenu déterminant de développer des systèmes multimodaux qui combinent plusieurs méthodes biométriques pour une identification et une authentification plus précise et sécurisée [15]

### 1.8.2 Système biométrique multimodal

Un système biométrique multimodal est un système d'identification ou d'authentification qui utilise plusieurs modalités biométriques pour identifier ou authentifier une personne. Ces systèmes sont plus sûrs contre les attaques de spoofing et sont très fiables et robustes dans des environnements dynamiques [15].

## 1.9 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (machine learning) est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui vise à donner aux machines la capacité d'apprendre à partir de données, via des modèles mathématiques. L'apprentissage automatique est utilisé pour progresser la précision de la comparaison biométrique en surmontant le défi de la "comparaison floue". Cette technique telles que les réseaux de neurones, la logique floue et le calcul évolutionnaire sont employées pour optimiser les algorithmes biométriques.

L'objectif de cette phase est l'acquisition des paramètres d'un modèle qui accéderont les meilleures performances, particulièrement lors de l'exécution de la tâche attribuée au modèle. Une fois l'apprentissage réalisé, le modèle saura ensuite être déployé en production [16].

## 1.10 Apprentissage profond

L'apprentissage profond (DL) s'affirme comme une arme redoutable dans la lutte contre les cybermenaces en constante évolution. Son potentiel réside dans l'exploitation de données massives, rendue possible par l'avènement de technologies de stockage performantes. Bien que des obstacles persistent, les progrès incessants dans ce domaine font de l'apprentissage profond un pilier incontournable de la cybersécurité de demain [17].

## 1.11 Réseau neuronal convolutif (CNN)

### 1.11.1 Définition

Dans le domaine de l'apprentissage profond, le réseau de neurones convolutifs (CNN) se distingue comme une forme spécialisée de réseau de neurones profonds principalement utilisée pour l'analyse d'images visuelles. Contrairement aux réseaux de neurones conventionnels qui s'appuient fortement sur les multiplications matricielles, les CNN utilisent une approche distinctive appelée convolution. Cette technique implique d'effectuer une opération mathématique entre deux fonctions pour en produire une troisième qui capture la transformation d'une fonction par l'autre, la remodelant finalement [18].

### 1.11.2 Architecture CNN

L'architecture d'un réseau de neurones convolutifs (CNN) est créée précisément pour exceller dans les tâches liées à l'analyse d'images. Elle se compose de plusieurs types de couches empilées les unes sur les autres, chacune jouant un rôle crucial dans l'extraction et la transformation des informations contenues dans l'image d'entrée. Les éléments essentiels d'une architecture CNN typique sont les suivants [19] :

#### 1.11.2.1 Couches convolutives :

Ces couches appliquent l'opération de convolution à l'image d'entrée à l'aide de filtres (ou noyaux). Ces filtres se déplacent sur l'image, extrayant des caractéristiques locales importantes telles que les contours, les textures et les motifs. Le résultat de la convolution est une nouvelle image appelée "carte d'entités" qui met en évidence la présence et la localisation de ces caractéristiques

#### 1.11.2.2 Couches de pooling :

Situées généralement après les couches convolutives, ces couches ont pour objectif de réduire la dimensionnalité des cartes d'entités. Diverses techniques de pooling existent, mais l'idée générale consiste à regrouper les pixels voisins de la carte et à en extraire une valeur unique (par

exemple, la valeur maximale ou la moyenne). Ce processus permet de diminuer la taille des données tout en conservant les informations les plus pertinentes pour la tâche à accomplir.

### 1.11.2.3 Fonctions d'activation :

Introduites après les couches convolutives et de pooling, ces fonctions jouent un rôle essentiel en injectant une non-linéarité dans le réseau. Sans elles, le réseau ne serait capable d'apprendre que des relations linéaires entre les caractéristiques, ce qui limiterait considérablement sa puissance.

### 1.11.2.4 Couches entièrement connectées :

Similaires aux couches présentes dans les réseaux de neurones classiques, ces couches connectent chaque neurone d'une couche à tous les neurones de la couche suivante. Elles interviennent généralement en fin d'architecture et permettent d'effectuer des opérations de haut niveau comme la classification de l'image en fonction des caractéristiques extraites par les couches précédentes.

### 1.11.2.5 Couche de sortie :

Dernière étape du réseau, la couche de sortie génère les résultats finaux, en fonction de la tâche à effectuer. Pour de la classification d'images à plusieurs classes (ex : chat, chien, avion), on utilisera une fonction d'activation comme soft max. Pour une classification binaire (ex : image contenant un chat ou pas de chat).

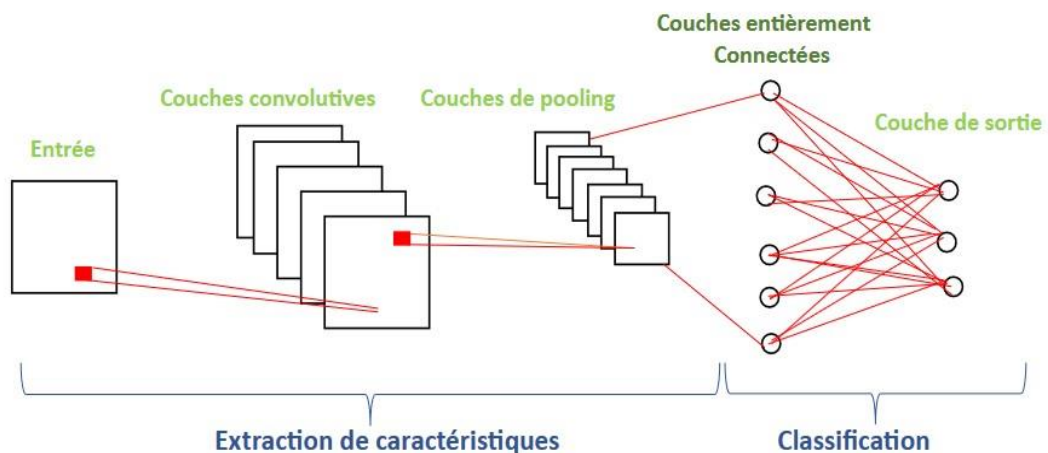


Figure 1.12 Architecture de Base de CNN

## 1.12 Conclusion

De nos jours, la biométrie s'est imposée comme l'une des technologies d'authentification les plus fiables, grâce à ses multiples atouts. Au sein de ce chapitre, nous avons débuté par cerner la définition de la biométrie de manière générale. Par la suite, nous avons exploré les différentes techniques biométriques existantes. De plus, nous avons mis en lumière la distinction entre les systèmes unimodaux et multimodaux. Enfin, nous avons conclu par une étude de l'ingénierie architecturale, plus précisément les réseaux de neurones convolutifs (CNN).

# CHAPITRE II : LE SYSTÈME DE RECONNAISSANCE L'EMPREINTE PALMAIRE

## 2.1 Introduction

L'identification par empreintes palmaires a connu un essor fulgurant ces dernières années, attirant l'attention de nombreux chercheurs. En effet, ces données biométriques recèlent une multitude d'informations uniques propres à chaque individu. À l'instar de tous les systèmes biométriques, le système de reconnaissance des empreintes palmaires se base sur trois étapes fondamentales : le pré-traitement crucial pour améliorer la qualité des images par des méthodes (**TANTRIGGS, DOG**), l'extraction des caractéristiques vise à identifier et à extraire les caractéristiques discriminantes de l'image par (BSIF, GABOR) et la classification pour identifier l'individu par (**KNN, SVM, AIMO**) [20]. Dans ce chapitre, nous allons nous concentrer plus particulièrement sur l'empreinte palmaire.

## 2.2 Pourquoi L'empreinte palmaire ?

Comme nous l'avons vu précédemment, l'empreinte palmaire est un motif unique de crêtes et de sillons présent sur la paume de la main humaine. Elle présente des caractéristiques physiques spécifiques, telles que des lignes ((principales et rides). [21] [22]

### Particularité des empreintes palmaires :

L'empreinte palmaire offre une variété de particularité unique qui peuvent être exploitées pour la reconnaissance des individus [23] [24].

#### a. Particularité géométriques :

Les particularités géométriques de l'empreinte palmaire se rapportent à la forme et à la taille de la main, y compris la longueur, la largeur et la surface. Elles ne sont pas considérées comme des caractéristiques distinctives, mais peuvent néanmoins s'avérer utiles lors d'une première analyse. Il est utilisé par exemple pour le traitement d'images basse résolution.

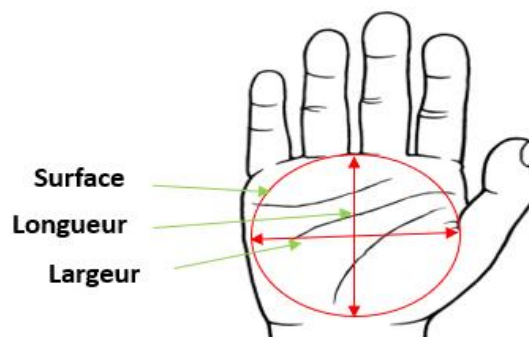
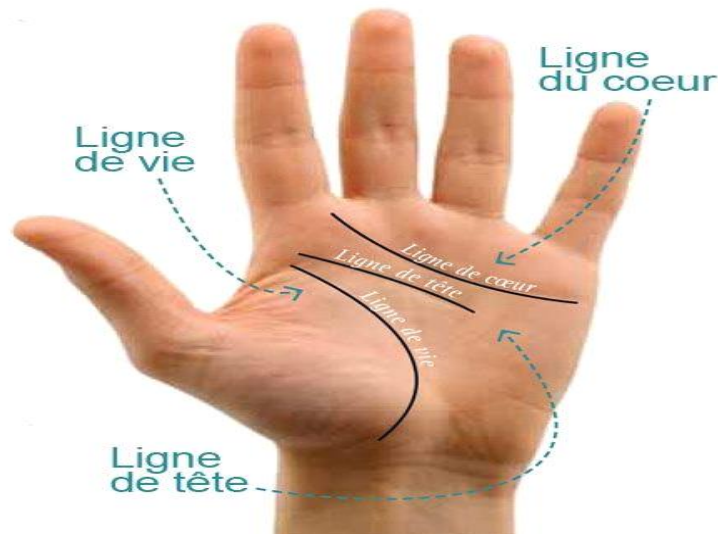


Figure 2.1 Particularité géométriques de l'empreinte palmaire

**b. Les lignes principales :**

L'empreinte palmaire se distingue par des lignes principales, qui synchronisent à des reliefs (plis) dessinant des motifs uniques. On distingue trois plis principaux : la ligne de tête, la ligne de vie et la ligne de cœur.



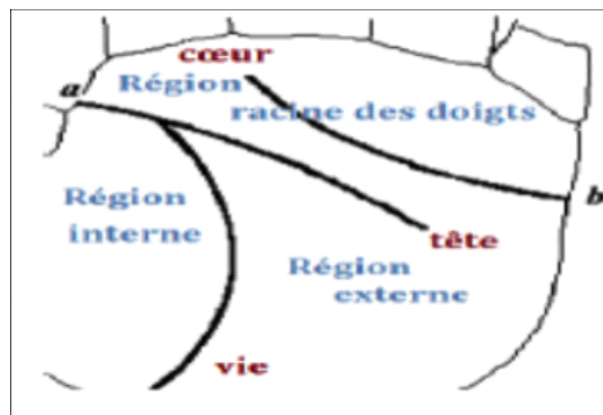
**Figure 2.2** Les lignes principales de la paume de la main.

**c. Les rides (plis secondaires) :**

Les plis, aussi nommés plis secondaires, constituent des caractéristiques additionnelles des empreintes palmaires. Elles permettent l'identification et la reconnaissance d'individus. Certaines sont présentes dès la naissance, tandis que d'autres se forment suite à l'activité musculaire. Les rides jouent un rôle crucial dans la reconnaissance palmaire. En complément des lignes principales, elles apportent des informations distinctives pour la reconnaissance.

**d. point de repère :**

Points de repère a et b substituent les deux extrémités de la paume de la main, tel qu'illustré dans la Figure :



**Figure 2.3** Les points de repère de l'empreinte palmaire

Les points de référence constituent un élément essentiel des systèmes d'empreintes palmaires. Ils contribuent à la sécurité de cette technologie, de la fiabilité et l'amélioration de la

précision. En effet, ils servent de repères lors de l'alignement et de l'extraction des particuliers de l'empreinte palmaire. De plus, la taille de l'empreinte peut être évaluée grâce à ces deux points.

## 2.3 Fonctionnement Systèmes de reconnaissance Palmaire

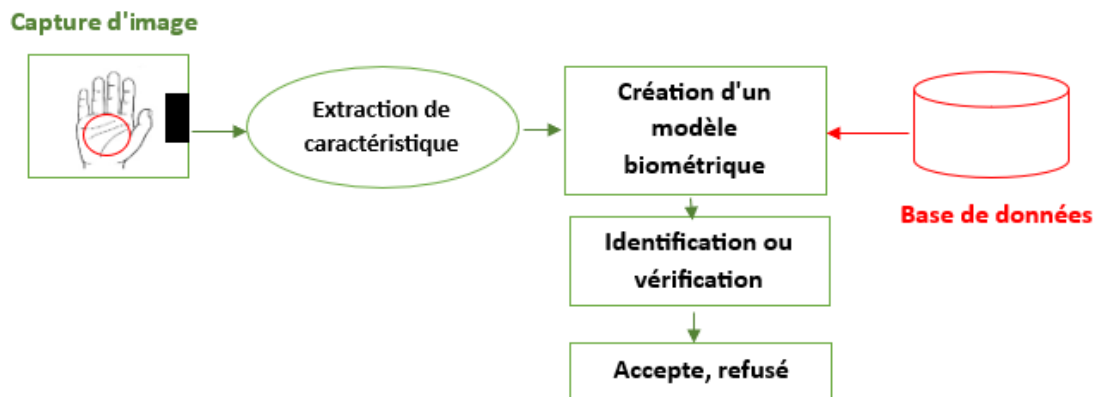


Figure 2.4 Fonctionnement Systèmes de reconnaissance Palmaire

### Capture d'image :

La première étape du fonctionnement d'un système de reconnaissance palmaire est l'acquisition d'une image haute résolution de la paume de l'utilisateur, réalisée par un capteur utilisant la technologie optique (LED) ou capacitive (mesure de la capacitance de la peau) pour créer une image des crêtes papillaires.

### Extraction de caractéristiques :

Une fois la photo prise, elle est analysée pour en extraire des caractéristiques uniques, notamment le contour de la main (taille de la main, forme et longueur des doigts), les lignes de la paume (plis, etc.), les veines de la paume et d'autres motifs uniques, en utilisant des algorithmes complexes.

### Création d'un modèle biométrique :

Après extraction, les caractéristiques sont transformées en un code numérique unique, semblable à une "signature" palmaire, et stockées en toute sécurité dans une base de données.

### Identification ou vérification :

Lors de l'authentification, une nouvelle image de la paume de l'utilisateur est capturée et ses caractéristiques sont comparées à son modèle biométrique enregistré pour confirmer son identité.

- **Identification :**

Si l'utilisateur n'est pas reconnu, il est enregistré comme un nouvel individu et son empreinte palmaire est ajoutée à la base de données.

- **Vérification :**

La comparaison des caractéristiques palmaires extraites avec le modèle stocké dans la base de données permet de déterminer si l'individu correspond à l'identité associée à ce modèle [25].

## 2.4 L'état de l'art de la reconnaissance de l'empreinte palmaire

Le Deep Learning (apprentissage profond) est une technique puissante d'apprentissage automatique qui utilise de multiples couches d'algorithmes d'apprentissage. Cela lui permet d'apprendre des représentations et des caractéristiques hiérarchiques à partir des données. La reconnaissance de l'empreinte palmaire utilise les caractéristiques uniques des crêtes et des sillons de la paume de la main pour identifier une personne. Les technologies actuelles se basent sur deux types de capteurs [26][27] :

- **Capteurs optiques :** Ils analysent l'image de la paume de la main en 2D.
- **Capteurs capacitifs :** Ils mesurent la capacitance entre la surface du capteur et la peau, ce qui accepte d'obtenir une image 3D des crêtes et des sillons.

Et utilisée pour identifier les individus en se basant sur les caractéristiques de leurs empreintes palmaires. Voici un aperçu de l'état de l'art de cette technologie :

### **Techniques de capture d'empreintes palmaires :**

Les systèmes traditionnels utilisent des scanners optiques pour capturer les empreintes palmaires en les illuminant avec une lumière proche de l'infrarouge et en enregistrant les modèles des veines et des ridules. Certains dispositifs plus récents intègrent des capteurs à base de lumière proche de l'infrarouge ou de lumière visible qui peuvent détecter les veines sous-cutanées en plus des caractéristiques superficielles.

### **Extraction de caractéristiques :**

Les algorithmes de traitement d'image sont utilisés pour extraire les caractéristiques discriminantes des empreintes palmaires, y compris les veinules, les lignes de vie, les ridules, les creux et les pics. Des techniques avancées telles que la transformation de Fourier, la transformation en ondelettes et les réseaux de neurones convolutifs sont employées pour cette extraction de caractéristiques.

### **Reconnaissance et classification :**

Les techniques de reconnaissance classiques comme la comparaison de modèles, les méthodes basées sur des seuils et les méthodes statistiques sont utilisées. Les méthodes modernes telles que l'apprentissage profond (deep learning) sont de plus en plus populaires pour leur capacité à extraire des caractéristiques complexes et à progresser les performances de reconnaissance.

### **Systèmes de reconnaissance multimodaux :**

Certaines recherches explorent l'utilisation combinée d'autres modalités biométriques telles que les empreintes digitales, la reconnaissance faciale ou l'iris pour renforcer la précision et la robustesse des systèmes de reconnaissance.

## Défis et avancées récentes :

L'un des défis majeurs est la robustesse des systèmes de reconnaissance de l'empreinte palmaire face aux variations de qualité d'image, aux déformations dues à la pose de la main, aux changements physiologiques et aux attaques frauduleuses. Des avancées sont réalisées dans le développement de techniques de pré-traitement d'image robustes, l'amélioration des algorithmes de reconnaissance pour une précision accrue et l'intégration de mécanismes de détection de fraudes.

## Applications et déploiement :

La reconnaissance de l'empreinte palmaire trouve des applications dans divers domaines tels que la sécurité biométrique, le contrôle d'accès, les systèmes de paiement sans contact, la gestion des présences et le suivi des patients dans les établissements de santé. Les déploiements commerciaux sont de plus en plus fréquents, avec des systèmes intégrés dans des dispositifs mobiles, des bornes d'accès sécurisé et des résultats de gestion de la confiance dans les entreprises.

## 2.5 La méthode proposée

La méthode proposée pour le système de reconnaissance se compose de quatre étapes principales lors de l'entraînement : Pré-traitement Extraction de caractéristiques Fusion de caractéristiques Classification

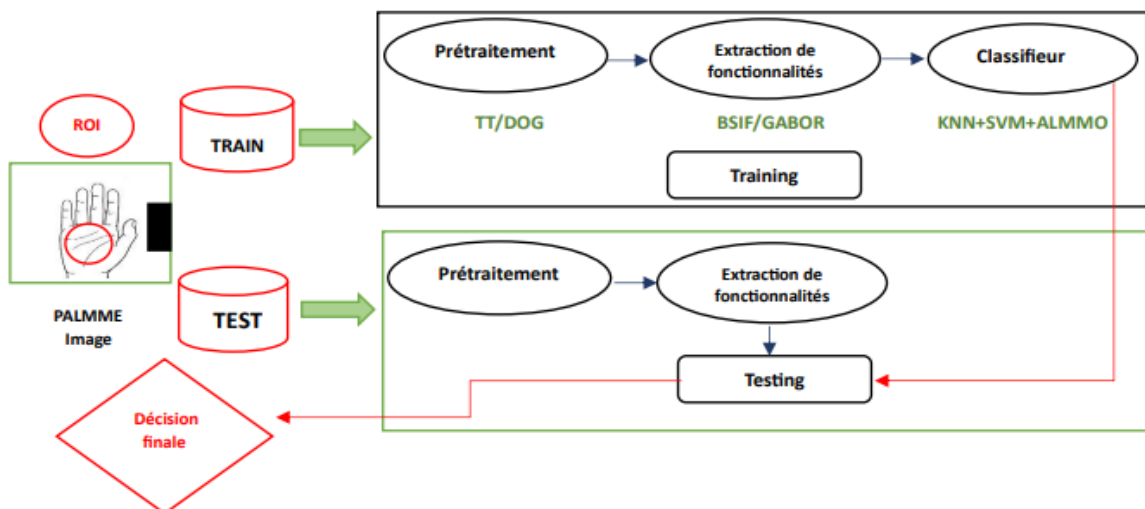


Figure 2.5 La méthode proposée de reconnaissance palmaire

### 2.5.1 Pré-traitement

Le pré-traitement est une étape cruciale pour améliorer la qualité des images et faciliter l'extraction des caractéristiques. Voici les étapes principales du pré-traitement et les méthodes utilisées :

## Les étapes principales

- **Normalisation** : Ajuster la luminosité et le contraste des images pour une meilleure cohérence.
- **Restitution d'image** : Améliorer la résolution et la netteté des images pour une meilleure précision.
- **Segmentation** : Isoler la région d'intérêt (ROI) de l'image, généralement la paume de la main.
- **Réduction du bruit** : Éliminer le bruit indésirable des images pour une meilleure extraction des caractéristiques.
- **Amélioration des bords** : Rehausser les bords des structures importantes pour une meilleure identification.

## Les méthodes utilisent

### ❖ Tan et triggs

La méthode Tan et Triggs (TT) est une technique de pointe pour la reconnaissance palmaire, particulièrement efficace pour normaliser l'éclairage et améliorer la robustesse des caractéristiques des veines palmaires face à des conditions d'éclairage variables. Elle est reconnue pour sa capacité à extraire des motifs distinctifs des veines palmaires malgré des conditions d'éclairage difficiles.

### Applications de la méthode TT

La méthode TT a trouvé de nombreuses applications dans divers scénarios de reconnaissance des veines palmaires, notamment :

- **Systèmes de contrôle d'accès** : Les systèmes de reconnaissance des veines palmaires basés sur la méthode TT sont utilisés dans les systèmes de contrôle d'accès pour vérifier l'identité des individus afin d'autoriser l'entrée en toute sécurité dans des zones restreintes.
- **Identification personnelle** : La méthode TT est utilisée dans les systèmes d'identification personnelle, permettant d'identifier de manière unique les individus en fonction de leurs motifs de veines palmaires.
- **Transactions financières** : La reconnaissance des veines palmaires basée sur la méthode TT peut être utilisée pour des transactions financières sécurisées, telles que les retraits aux distributeurs automatiques de billets et les services bancaires en ligne [28].

### ❖ DOG

La méthode difference of Gaussian (DOG), ou différence des Gaussiennes en français, est une technique de pointe pour la reconnaissance des veines palmaires, particulièrement efficace pour extraire et améliorer les motifs des veines palmaires à partir d'images complexes. Elle est reconnue pour sa capacité à gérer les variations d'éclairage, l'encombrement du fond et la texture de la peau, ce qui en fait un outil précieux pour une identification fiable basée sur les veines palmaires.

### Applications de la méthode DOG

La méthode DOG a trouvé de nombreuses applications dans divers scénarios de reconnaissance des veines palmaires, notamment :

- **Systèmes de contrôle d'accès** : Les systèmes de reconnaissance des veines palmaires basés sur la méthode DOG sont utilisés dans les systèmes de contrôle d'accès pour vérifier l'identité des individus afin d'autoriser l'entrée en toute sécurité dans des zones restreintes.
- **Identification personnelle** : La méthode DOG est utilisée dans les systèmes d'identification personnelle, permettant d'identifier de manière unique les individus en fonction de leurs motifs de veines palmaires.
- **Transactions financières** : La reconnaissance des veines palmaires basée sur la méthode DOG peut être utilisée pour des transactions financières sécurisées, telles que les retraits aux distributeurs automatiques de billets et les services bancaires en ligne [29].

### 2.5.2 Extraction de fonctionnalités

L'extraction de fonctionnalités vise à identifier et à extraire les caractéristiques discriminantes de l'image prétraitée. Voici quelques techniques d'extraction de fonctionnalités courantes [27] :

**Descripteurs locaux** : Décrire les caractéristiques locales autour des points clés, tels que les descripteurs BSIF

#### ❖ BSIF

BSIF fonctionne en apprenant un ensemble fixe de filtres à partir d'une petite collection d'images naturelles. Ces filtres sont conçus pour capturer les motifs de texture essentiels des images. Pour chaque pixel de l'image d'entrée, BSIF génère un code binaire qui représente le motif d'intensité local du pixel. Ce code binaire est dérivé de la réponse du pixel aux filtres appris [30].

#### Applications de BSIF

La capacité de BSIF à capturer efficacement les informations de texture le rend précieux pour diverses tâches d'analyse d'images, notamment :

- **Reconnaissance d'images** : Classification d'images dans différentes catégories, telles que la reconnaissance d'objets.
- **Recherche d'images** : Recherche d'images similaires dans une base de données [31].

**Transformées de texture** : Capturer les informations de texture de l'image, telles que la transformée de Gabor.

#### ❖ GABOR

Les filtres de GABOR sont devenus un outil puissant pour extraire des informations de texture et des motifs locaux des images. Leur capacité à capturer à la fois les caractéristiques spatiales et fréquentielles les rend bien adaptés à diverses tâches, notamment la classification de textures, la reconnaissance d'objets et l'analyse d'images médicales

#### Applications des caractéristiques de GABOR

Les caractéristiques de Gabor ont trouvé de nombreuses applications dans diverses tâches d'analyse d'images, notamment :

- **Analyse et classification de textures** : Les caractéristiques de Gabor sont largement utilisées pour analyser et classifier les textures des images, permettant l'identification et la catégorisation de différentes textures.
- **Reconnaissance d'objets et détection d'objets** : Les caractéristiques de Gabor peuvent être utilisées pour la reconnaissance d'objets et la détection d'objets, car elles permettent de capturer efficacement les motifs et les structures locales des images.
- **Analyse d'images médicales** : En imagerie médicale, les caractéristiques de Gabor peuvent être utilisées pour des tâches telles que la détection de lésions dans les images médicales et la segmentation de structures anatomiques. [32]

**Apprentissage profond** : Utiliser des réseaux de neurones convolutifs pour expliquer automatiquement des caractéristiques discriminantes à partir des images.

### 2.5.3 Classification

Le classement est l'étape finale qui utilise les caractéristiques extraites pour identifier l'individu. Voici quelques algorithmes de classement populaires :

#### ❖ K-plus proches voisins (KNN) :

Le classificateur K-Plus Proches Voisins (KNN) peut être utilisé comme une technique viable pour la reconnaissance des veines palmaires, en particulier dans le cadre d'une approche basée sur la distance. Voici comment il intervient dans ce processus :

#### Principe de fonctionnement

- **Extraction de caractéristiques des veines palmaires** :
  - Des images palmaires sont capturées.
  - Des techniques de traitement d'image sont appliquées pour extraire les caractéristiques pertinentes des veines palmaires, telles que la bifurcation, la terminaison et le motif général des veines. Ces caractéristiques sont stockées sous forme de vecteurs pour chaque individu.
- **Apprentissage du KNN** :
  - Une base de données d'apprentissage est constituée en associant les vecteurs de caractéristiques des veines palmaires extraits à l'identité des individus correspondants.
  - Le classificateur KNN apprend à partir de cette base de données en mémorisant les caractéristiques et les identités associées.
- **Reconnaissance** :
  - Pour reconnaître un individu, on extrait les caractéristiques des veines palmaires de son image.
  - Le KNN calcule la distance entre ces caractéristiques nouvellement extraites et les caractéristiques stockées dans la base de données d'apprentissage pour chaque individu.

- L'individu identifié est celui dont les caractéristiques des veines palmaires présentent la plus grande proximité (distance la plus faible) par rapport aux caractéristiques stockées dans la base de données [33].

#### ❖ Machines à vecteurs de support (SVM) :

Les machines à vecteurs de support (SVM) constituent un algorithme d'apprentissage supervisé puissant et polyvalent, largement utilisé pour les tâches de classification, y compris la reconnaissance palmaire. Elles offrent une approche robuste et efficace pour classifier des individus en fonction de leurs motifs uniques de veines palmaires [34] [35].

#### Applications des SVM pour la reconnaissance des veines palmaires

- **Systèmes de contrôle d'accès** : Les systèmes de reconnaissance palmaire basés sur les SVM peuvent être utilisés dans les systèmes de contrôle d'accès pour vérifier l'identité des individus afin d'autoriser l'entrée en toute sécurité dans des zones restreintes.
- **Identification personnelle** : Les SVM peuvent être utilisées dans les systèmes d'identification personnelle, permettant d'identifier de manière unique les individus en fonction de leurs motifs de veines palmaires.
- **Transactions financières** : La reconnaissance palmaire basée sur les SVM peut être utilisée pour des transactions financières sécurisées, telles que les retraits aux distributeurs automatiques de billets et les services bancaires en ligne [36].

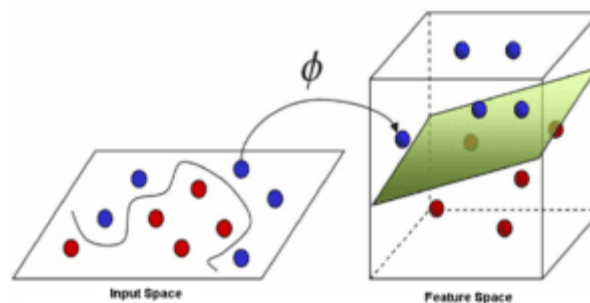


Figure 2.6 Machines à vecteurs de support (SVM) [37]

#### ❖ ALMO

L'ALMO (Autonomous Learning Multi-Model Classifier) est un type de classificateur automatique à base d'apprentissage autonome, utilisé pour des tâches de reconnaissance de formes. Il s'agit d'une méthode innovante qui se distingue par sa simplicité et son efficacité [38] [39].

#### Fonctionnement de l'ALMO classificateur :

- **Apprentissage autonome** : Contrairement aux classificateurs traditionnels nécessitant un apprentissage supervisé (fourniture d'exemples étiquetés), l'ALMO est un classificateur dit "non supervisé". Il apprend de manière autonome à partir des données d'entrée non étiquetées.
- **Extraction de nuages de données** : L'ALMO analyse automatiquement les données d'entrée et extrait des "nuages de données" distincts pour chaque classe potentielle. Ces nuages de

données représentent la distribution des caractéristiques des points de données appartenant à la même classe.

- **Formation de sous-classifieurs flous de type AnYa** : À partir des nuages de données extraits, l'ALMO crée automatiquement des sous-classifieurs flous de type AnYa pour chaque classe. Ces sous-classifieurs représentent des règles linguistiques simples capturant la distribution des données dans chaque nuage.
- **Classification de nouveaux éléments** : Lorsqu'un nouvel élément est présenté au système, son appartenance à une classe est déterminée en fonction de la sortie de chaque sous-classifieur. Une stratégie de type "le gagnant remporte tout" est souvent utilisée : la classe associée au sous-classifieur ayant la valeur de confiance la plus élevée est attribuée au nouvel élément.

### Applications de l'ALMO classificateur :

L'ALMO classificateur peut être utilisé dans divers domaines, notamment :

- **Vision par ordinateur** : Reconnaissance d'objets, classification d'images, etc.
- **Biométrie** : Reconnaissance faciale, empreintes digitales, etc.
- **Analyse de signaux** : Classification de signaux audio, EEG, etc.

## 2.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons défini L'empreinte PALMAIRE et ses Systèmes de reconnaissance et on a discuté de l'état de l'art de la reconnaissance d'empreintes palmaire pour les caractéristiques profondes et les méthodes proposées. Nous avons vu le pré-traitement de notre base de données et expliqué les différentes architectures de CNN. Dans le prochain chapitre, nous présenterons nos différents résultats avec des discussions quantitatives et qualitatives afin de faire ressortir les forces et les faiblesses de notre système.

## CHAPITRE III : RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

### 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous donnerons une description détaillée de notre base de données utilisée et citerons toutes les méthodes que nous avons prises. Ensuite, nous fournirons une explication des métriques d'évaluation utilisées dans ce travail. Nous rapporterons nos différents résultats avec des discussions quantitatives et qualitatives pour faire ressortir les forces et les faiblesses de notre système

### 3.2 Description de l'ensemble de données

Dans cette recherche on a utilisé comme langage de programmation le **matlab** qui est un logiciel informatique puissant et polyvalent largement utilisé pour le calcul scientifique, l'analyse des données, la visualisation et la programmation. Il offre une gamme d'outils et de fonctionnalités permettant aux ingénieurs, scientifiques et chercheurs de résoudre des problèmes complexes dans divers domaines. Pour renforcer ce logiciel on a pris sa bibliothèque **PHD\_tool** est une boîte à outils gratuite et open source pour les doctorants en sciences sociales. Elle fournit un ensemble d'outils pour la collecte, l'analyse et la visualisation de données.

Pour atteindre les objectifs de l'étude, notamment dans le contexte de l'utilisation de l'apprentissage profond, nous avons choisi d'utiliser la base de données « Palm Print 2D » laquelle comprend un total de 8000 images obtenues auprès de 400 individus, hommes et femmes. Chaque personne dans la base de données a contribué à 20 images palmaires. Les images ont une taille de 128x 128 pixels au format BMP. Elles ont été capturées sous des paramètres contrôlés, avec des variations mineures telles que l'orientation et l'inclinaison de la main, ainsi que des variations importantes dans les expressions palmaires.

### 3.3 Métriques d'évaluation

Dans le domaine de la reconnaissance palmaire, les métriques d'évaluation servent à mesurer la performance des systèmes et algorithmes de reconnaissance palmaire. Ces métriques permettent de quantifier la capacité du système à identifier correctement les individus et à rejeter les intrus [40].

Voici quelques-unes des métriques d'évaluation les plus couramment utilisées pour la reconnaissance palmaire :

#### 3.3.1 Taux de faux rejets (FRR)

Le FRR représente le pourcentage d'individus authentiques que le système a incorrectement rejetés. Une FRR élevée indique que le système est trop strict et rejette des individus légitimes.

$$\text{FRR} = (\text{Nombre d'individus authentiques rejetés} / \text{Nombre total d'individus authentiques}) \times 100$$

#### 3.3.2 Taux de fausses acceptations (FAR)

Le FAR représente le pourcentage d'individus non authentiques que le système a incorrectement acceptés. Un FAR élevé indique que le système est trop laxiste et accepte des individus non légitimes.

$$\text{FAR} = (\text{Nombre d'individus non authentiques acceptés} / \text{Nombre total d'individus non authentiques}) \times 100$$

### 3.3.3 Taux d'erreur égal (EER)

L'EER est le point où le FRR et le FAR se croisent. Il représente le taux d'erreur global du système lorsqu'il est optimisé pour minimiser à la fois le FRR et le FAR. Un EER faible indique que le système a une performance globale élevée.

$$\text{EER} = (\text{nombre de fausses acceptations} + \text{nombre de faux refus} / \text{nombre total d'accès}) \times 100$$

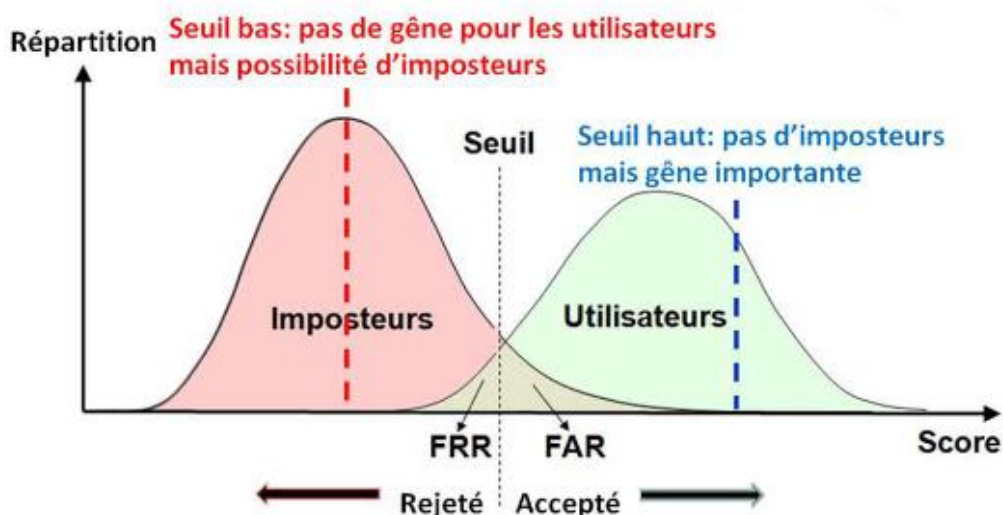


Figure 3.1 Illustration du FRR et du FAR.

### 3.3.4 Courbe ROC (Caractéristiques de fonctionnement du récepteur)

La courbe ROC est un graphique qui représente le FRR en fonction du FAR pour différentes valeurs de seuil de décision. Elle permet de visualiser la performance du système sur l'ensemble des seuils possibles. Une courbe ROC plus haute indique une meilleure performance du système [41].

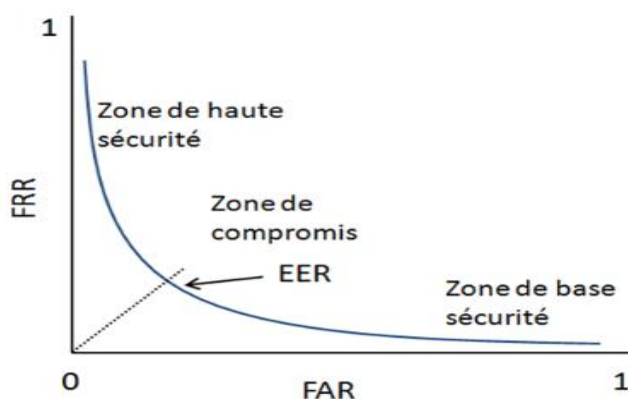


Figure 3.2 Exemple de la courbe ROC

### 3.3.5 Courbe CMC (Cumulative Match Caractéristique) :

La courbe CMC représente le pourcentage d'individus correctement identifiés en fonction du rang de la meilleure correspondance. Elle permet d'évaluer la capacité du système à identifier les individus dans une liste de candidats. Une courbe CMC plus haute indique que le système est capable de classer les individus correspondants plus haut dans la liste.

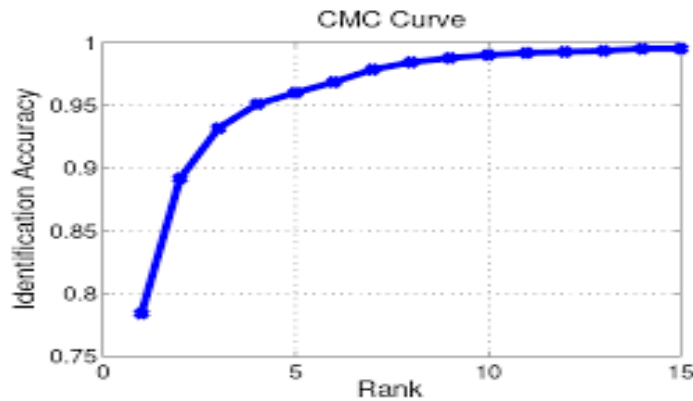


Figure 3.3 Exemple de la courbe CMC

## 3.4 RÉSULTATS

### Expérience 1 le classificateur K-plus proches voisins (KNN)

➤ Sans prétraitement

Extraction De Fonctionnalités	Identification		Vérification	
	Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
<b>BSIF</b>	96,92	1,15	98,80	97,35
<b>GABOR</b>	<b>99,80</b>	<b>0,05</b>	99,98	99,95

Tableau 3.1 : résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur KNN sans prétraitement

Le **tableau 3.1** illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond sans prétraitement avec le classificateur **KNN** sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances **GABOR** sont meilleures que celles de **BSIF**.

- Avec prétraitement
  - Tan et Triggs (TT)

Extraction De Fonctionnalités		Identification		Vérification	
		Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
TT	BSIF	90,28	2,65	95,88	90,40
	GABOR	99,80	0,05	99,98	99,95

**Tableau 3.2: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur KNN avec prétraitement TT**

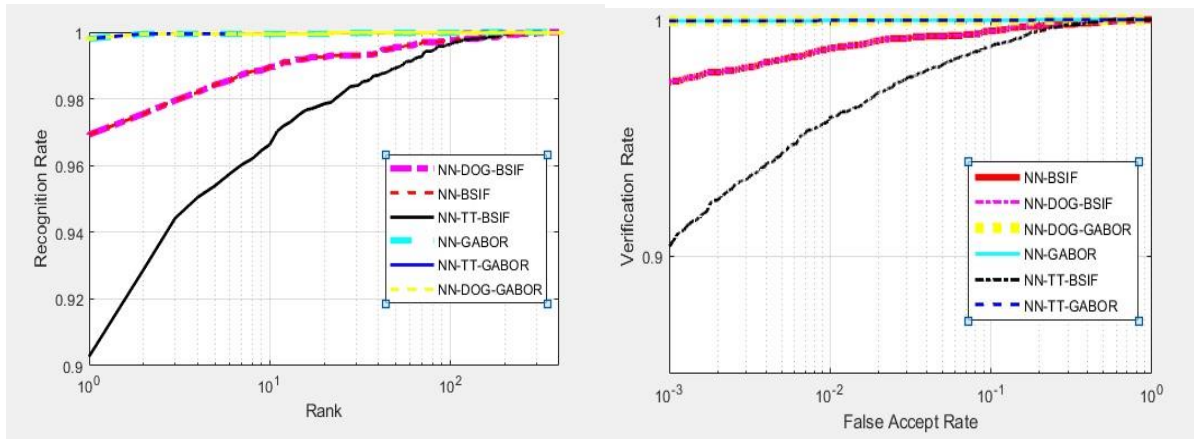
Le **tableau 3.2** illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond avec prétraitement **TT** et le classificateur **KNN** sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances **GABOR** sont meilleures que celles de **BSIF**.

- Difference of Gaussian (DOG)

Extraction De Fonctionnalités		Identification		Vérification	
		Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
DOG	BSIF	97,15	0,88	99,20	97,7
	GABOR	99,80	0,05	99,98	99,95

**Tableau 3.3: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur KNN avec prétraitement DOG**

Le **tableau 3.3** illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond avec prétraitement **DOG** et le classificateur **KNN** sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances **GABOR** sont meilleures que celles de **BSIF**.



**Figure 3.4 Courbe ROC et courbe CMC Du classificateur KNN**

Dans la courbe **ROC** on remarque que **GABOR** est la meilleure méthode pour le classificateur **KNN** car la surface de **GABOR** est plus grande et le taux de vérification est proche de 1 ce qui indique un bon résultat.

Dans la courbe **CMC** on remarque que **GABOR** est la meilleure méthode pour le classificateur **KNN** car la surface de **GABOR** est plus grande et le taux de reconnaissance est proche de 1 ce qui indique un bon résultat.

### Expérience 2 le classificateur Machines à vecteurs de support (SVM)

#### ➤ Sans prétraitement

Extraction De Fonctionnalités	Identification		Vérification	
	Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
<b>BSIF</b>	96,60	1,35	98,55	96,72
<b>GABOR</b>	<b>99,5</b>	<b>0,12</b>	99,92	99,88

**Tableau 3.4: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur SVM sans prétraitement**

**Le tableau 3.4** illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond sans prétraitement avec le classificateur **SVM** sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances **GABOR** sont meilleures que celles de **BSIF**.

- Avec prétraitement
  - Tan et Triggs (TT)

Extraction De Fonctionnalités		Identification		Vérification	
		Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
TT	BSIF	89,5	2,66	95,03	88,50
	GABOR	99,5	0,12	99,92	99,88

**Tableau 3.5: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur SVM avec prétraitement TT**

Le **tableau 3.5** illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond avec prétraitement **TT** et le classificateur **SVM** sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances **GABOR** sont meilleures que celles de **BSIF**.

- Difference of Gaussian (DOG)

Extraction De Fonctionnalités		Identification		Vérification	
		Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
DOG	BSIF	96,55	1,05	98,92	96,92
	GABOR	99,5	0,12	99,92	99,88

**Tableau 3.6: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur SVM avec prétraitement DOG**

Le **tableau 3.6** illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond avec prétraitement **DOG** et le classificateur **SVM** sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances **GABOR** sont meilleures que celles de **BSIF**.

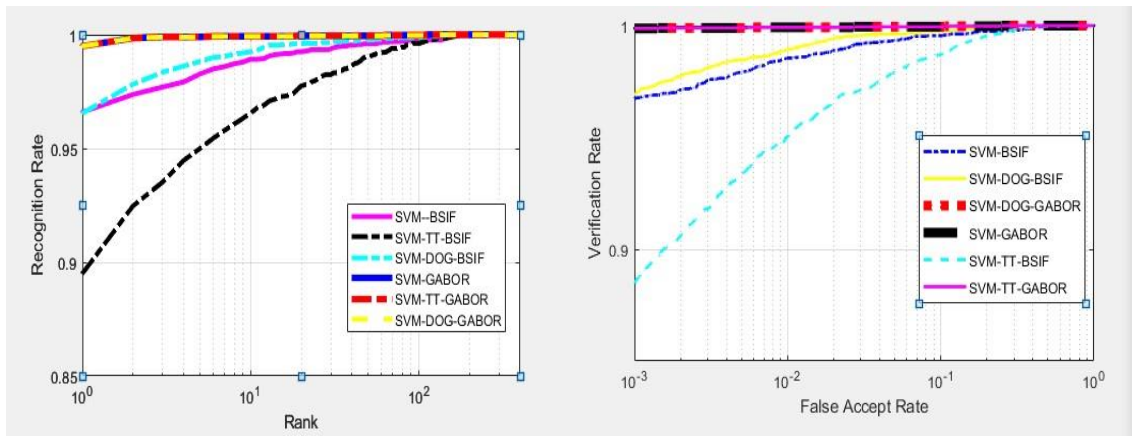


Figure 3.5 Courbe ROC et courbe CMC Du classificateur SVM

Dans la courbe **ROC** on remarque que **GABOR** est la meilleure méthode pour le classificateur **SVM** car la surface de **GABOR** est plus grande et le taux de vérification est proche de 1 ce qui indique un bon résultat.

Dans la courbe **CMC** on remarque que **GABOR** est la meilleure méthode pour le classificateur **SVM** car la surface de **GABOR** est plus grande et le taux de reconnaissance est proche de 1 ce qui indique un bon résultat.

### Expérience 3 le Classificateur L'ALMO (Autonomes Learning Multi-Model Classifier)

#### ➤ Sans prétraitement

Extraction De Fonctionnalités	Identification		Vérification	
	Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
<b>BSIF</b>	100	0,02	99,75	99,75
<b>GABOR</b>	100	0,02	99,75	99,75

Tableau 3.7: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur ALMO sans prétraitement

Le **tableau 3.7** illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond sans prétraitement avec le classificateur **ALMO** sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances **GABOR** sont égales à celles de **BSIF**.

- Avec prétraitement
  - Tan et Triggs (TT)

Extraction De Fonctionnalités		Identification		Vérification	
		Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
TT	BSIF	70	5,08	99,75	99,75
	GABOR	100	0,02	99,75	99,75

Tableau 3.8: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur ALMO avec prétraitement TT

Le tableau 3.8 illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond avec prétraitement TT et le classificateur ALMO sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances GABOR sont meilleures que celles de BSIF.

Extraction De Fonctionnalités		Identification		Vérification	
		Rank%	EER%	Vr@1% FAR%	Vr@0,1% FAR%
DOG	BSIF	90	2,70	99,75	99,75
	GABOR	100	0,02	99,75	99,75

Tableau 3.9: résultats pour différentes fonctionnalités avec le classificateur ALMO avec prétraitement DOG

Le tableau 3.9 illustre les résultats de l'application de deux modèles d'apprentissage profond avec prétraitement DOG et le classificateur ALMO sur la paume, dans ce tableau nous notons que : Tous les résultats sont bons avec une petite valeur d'erreur indiquent également que les performances GABOR sont meilleures que celles de BSIF.

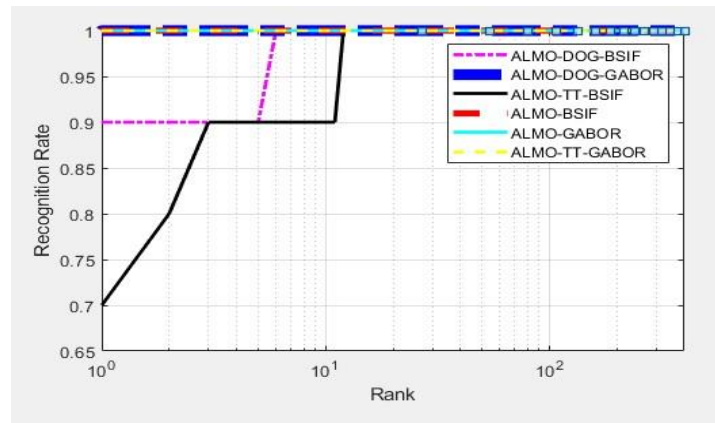


Figure 3.6 courbe CMC Du classificateur ALMO

Dans la courbe **ROC** on remarque que **GABOR** est la meilleure méthode pour le classificateur **ALMO** car la surface de **GABOR** est plus grande et le taux de vérification est proche de 1 ce qui indique un bon résultat.

Dans la courbe **CMC** on remarque que **GABOR** est la meilleure méthode pour le classificateur **ALMO** car la surface de **GABOR** est plus grande et le taux de reconnaissance est proche de 1 ce qui indique un bon résultat.

Après l'application des deux modules de fonctionnalités approfondies **BSIF** et **GABOR** sur les trois modalités palmaires nous remarquons que le meilleur module est **GABOR** et nous remarquons que **BSIF** donne toujours la moindre précision.

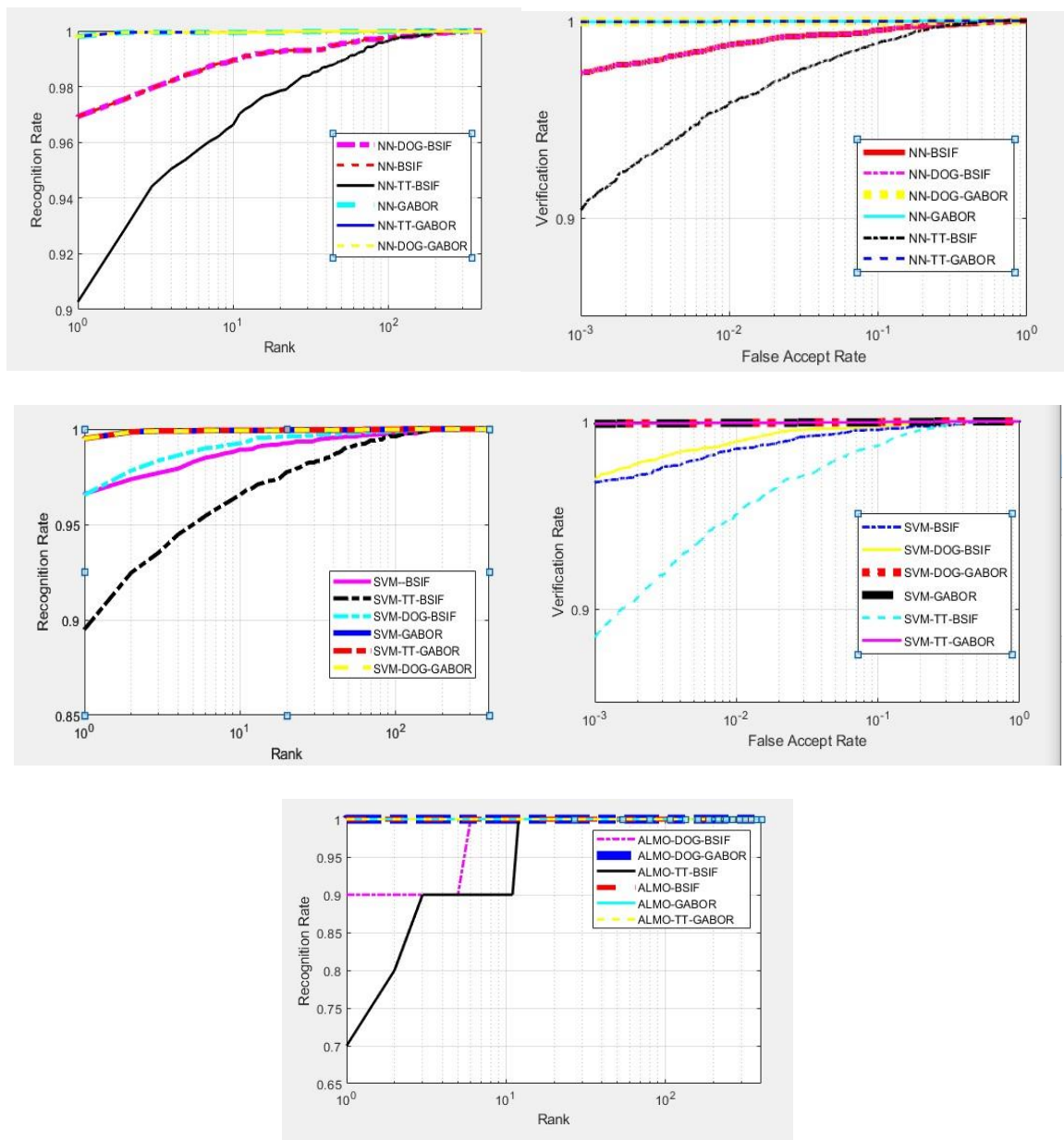
#### Expérience 4 les trois Classificateur KNN, SVM et L'ALMO

		Classement	KNN		SVM		ALMMO	
			RANK-1	EER	RANK-1	EER	RAN K-1	EER
Extraction De Fonctionnalités								
Sans prétraitement	<b>Bsif</b>		96,92	1,15	96,60	1,35	100	0,02
	<b>Gabor</b>		99,8	0,05	99,50	0,12	100	0,02
Avec Prétraitement	<b>TT</b>	<b>Bsif</b>	90,28	2,65	89,50	2,66	70	5,08
		<b>Gabor</b>	99,8	0,05	99,50	0,12	100	0,02
	<b>DOG</b>	<b>Bsif</b>	97,15	0,88	96,55	1,05	90	2,70
		<b>Gabor</b>	99,8	0,05	99,50	0,12	100	0,02

Tableau 3.10: résultats pour différentes fonctionnalités avec les classificateurs KNN, SVM et ALMO, sans prétraitement et avec prétraitement (TT, DOG)

Le tableau 3.10 illustre le classificateur **ALMO** affiche des taux de reconnaissance plus élevées que le **KNN** et le **SVM** pour tous les descripteurs étudiés tout en présentant des taux d'erreur plus

faibles. Cela indique que le **ALMO** est plus efficace pour identifier correctement les individus et minimiser les erreurs de fausse acceptation dans la base « Palm Print 2D ».



**Figure 3.7** Courbe ROC et courbe CMC Du classificateurs KNN, SVM et ALMO

Après l'application des trois modalités **KNN**, **SVM**, **ALMO** sur les deux modules de fonctionnalités approfondies **BSIF** et **GABOR** sans prétraitement et avec prétraitement **TT** et **DOG** nous remarquons que le meilleur classificateur est **ALMO** et nous remarquons que **KNN** et **SVM** donnent toujours la moindre précision.

### 3.5 CONCLUSION

Nous avons discuté dans ce chapitre sur notre base de données utilisée « Palm Print 2D » et vu les critères qui évaluent notre travail. Dans cette partie final, nous avons présenté quelques tests effectués sur les différents paramètres utilisés dans notre système de reconnaissance d'empreintes palmaire avec deux modalités différentes **BSIF** et **GABOR**. En a utilisant **KNN**, **SVM** et **ALMO** comme classificateur et pour le prétraitement **TT** et **DOG**.

## Conclusion générale

L'objectif principal de ce mémoire de fin d'études est d'étudier un système biométrique qui utilise des techniques d'apprentissage profond pour une identification et une classification précise des individus en fonction la pomme de la main. La précision de la reconnaissance est cruciale, et cette technologie biométrique est connue pour ses solides fonctionnalités de sécurité. Le caractère unique des caractéristiques biométriques rend très improbable que d'autres possèdent les mêmes caractéristiques, même dans le cas de vrais jumeaux. Notre objectif était d'améliorer la précision de l'identification et de la classification dans le système biométrique palmaire grâce à la mise en œuvre de trois méthodes : **KNN**, **SVM** et **ALMO**.

Les résultats expérimentaux révèlent que la meilleure méthode est **ALMO**. Cette méthode est donnée un taux de précision favorable, ce qui est particulièrement important car il améliore la fiabilité de notre système et nous permet d'atteindre notre objectif initial d'extraire les caractéristiques de la pomme et de les classer efficacement.

# Référence

## Bibliographie

- [1] F.R.S, Francis Galton. Personal Identification and Description. published on pp. 201-202 of the June 28, 1888 issue of Nature.
- [2] John D. Woodward, Jr., Christopher Horn, Julius Gatune, and Aryn Thomas,. Biometrics A Look at Facial Recognition. documented briefing by RAND Public Safety and Justice for the Virginia State Crime Commission. 2003.
- [4] ISO/IEC 19795-1. Information technology – biometric performance testing and reporting – part 1 : Principles and framework, 2006. [cit'e p. 3, 14, 20, 21, 22, 23, 26, 27,33, 154
- [7]\_BettaharAbdessettar, SaberFathi, « Extraction Des Caractéristiques Pour L'analyse Biométrique D'un Visage », Mémoire Master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2014.
- [9]\_Soumia, BENOUAER Aichouche-TAHRINE.Système biométrique basé sur les motifs locaux binaires orientés (LBP<sup>o</sup>). OUARGLA : UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2016
- [10]\_Abdelmoumen, ZITOUNI Sif Eddine-SACI.Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires. OUARGLA : UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2016
- [15]\_Dargan, S., & Kumar, M. (2020). A comprehensive survey on the biometric recognition systems based on physiological and behavioral modalities. Expert Systems with Applications, 143, 113114.
- [17]\_[Goodfellow et al., 2016] Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016). Deep learning. MIT press.
- [18]\_Anne Bonner. (Feb 2, 2019), The Complete Beginner's Guide to Deep Learning: Convolutional Neural Networks and Image Classification
- [19]\_Purit Punyawiwat,Natchuta Wattanapenpaiboon.(Feb 8, 2018),Interns Explain CNN
- [20] Zhou, K., Zhou, X., Yu, L., Shen, L., & Yu, S. (2019). Double biologically inspired transform network for robust palmprint recognition. Neurocomputing, 337, 24-45
- [21] [dspace.univ-guelma.dz](http://dspace.univ-guelma.dz)
- [22] Boudjellal Sofiane., "Détection et identification de personne par méthode biométrique", Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou (UMMTO),
- [23]\_El-Abed, M. (2011). Évaluation de système biométrique (Doctoral dissertation, Université de Caen)
- [24]J. Daugman. Recognizing Persons by Their Iris Patterns. In A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, editors, Biometrics: Personal Identification in a Networked Society, pp. 103- 121, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [26]Nanni, L., Lumini, A., Brahmam, S.,"Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis", Artif. Intell. Med. 49(2), 117–125 (2010)
- [28] **X. Tan, B. Triggs. «Enhanced local texture sets for face recognition under difficult lighting conditions», article, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.19, No. 6, str.1635–1650, 2010.**
- [29] "Molecular Expressions Microscopy Primer : Digital Image Processing – Difference of Gaussians Edge Enhancement Algorithm", Olympus America Inc., and Florida State University Michael W. Davidson, Mortimer Abramowitz

- [30] Hyvärinen, A., Hurri, J., & Hoyer, P. O. (2009). *Natural image statistics: A probabilistic approach to early computational vision* (Vol. 39). Springer Science & Business Media.
- [32] A. Grossmann et B. Torrèsani, *Les ondelettes*, Centre de Physique Théorique, CNRS-Luminy, Case 907, 13288 Marseille Cedex 09 et laboratoire d'analyse, topologie et probabilités, CMI, Université de Provence, Marseille, France. [29].
- [33] T. Denoeux. *A k-Nearest Neighbor Classification Rule Based on Dempster-Shafer Theory*. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, 25(5), pp. 804–813, mai 1995.
- [34] B.E. Boser, I.M. Guyon, V. Vapnik, 1992 : *A training algorithm for optimal margin classifiers*, *Proc. Fifth Ann. Workshop computational learning theory*, ACM Press, pp 144-152.
- [35] Y. Guermeur, A. Elisseell, and D. Zelus, 2005: *A comparative study of multi-class Support vector machines in the unifying framework of large margin Classifiers*. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 2, PP. 199-214.
- [37] © 2017, Haydar Ali Ismail, *Medium.com Illustration of Support Vector Machine*
- [38] C. H. Lampert, H. Nickisch and S. Harmeling, "Attribute-based classification for zero-shot visual object categorization", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 36, no. 3, pp. 453-465, Mar. 2014.
- [40] ISO/IEC 19795-1. *Information technology – biometric performance testing and reporting – part 1 : Principles and framework*, 2006. [cit' e p. 3, 14, 20, 21, 22, 23, 26, 27, 33, 154]
- [41] James P. Egan. *Signal detection theory and ROC-analysis*. by Academic Press, New York, 1975. [cit' e p. 26, 30]

## Webographie

- [3] <https://d3i71xaburhd42.cloudfront.net/585aab89d0f957150dc30ed7e4d3c65189fe6eab/29-Figure1.4-1.png>
- [5] [https://www.google.com/url?sa=t&source=web&rct=j&opi=89978449&url=https://www.aware.com/wp-content/uploads/2015/07/WP\\_WhatareBiometrics\\_0514\\_French\\_v01.pdf&ved=2ahUKEwiFqY2GvfeFAxUfVvEDHfOID6IQFnoECA4QAQ&usg=AOvVaw3-dslh5NT-Nm4qKp3tWtao](https://www.google.com/url?sa=t&source=web&rct=j&opi=89978449&url=https://www.aware.com/wp-content/uploads/2015/07/WP_WhatareBiometrics_0514_French_v01.pdf&ved=2ahUKEwiFqY2GvfeFAxUfVvEDHfOID6IQFnoECA4QAQ&usg=AOvVaw3-dslh5NT-Nm4qKp3tWtao)
- [6] <https://www.aware.com/wp-content/uploads/2015/07/a-biometric-system-french.jpg>
- [8] <https://www.biometrie-online.net/biometrie/ravi-das-articles/geometrie-de-la-main>
- [11] <https://www.thalesgroup.com/fr/europe/france/dis/gouvernement/inspiration/biometre>
- [12] <https://www.biometrie-online.net/technologies/voix>
- [13] <https://www.cairn.info/revue-raisons-politiques-2008-4-page-9.htm>
- [14] <https://www.biometrie-online.net/technologies/modalites-comparatif#Adn>
- [16] <https://www.cnil.fr/fr/definition/apprentissage-automatique>

[25] <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1049/iet-bmt.2018.5027>

[27] <https://datascientest.com/deep-learning-definition>

[31] <https://normandie-univ.hal.science/hal-01621054>

[36] <https://dataanalyticspost.com/Lexique/svm/>

[39] <https://ieeexplore.ieee.org/document/10143628>