REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de Technologie

Département de Génie Électrique

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

Systèmes d'identification biométrique d'empreintes Palmaires utilisant l'apprentissage profond (CNN)

Présentés par :

Bouaissa Hamza.

Bouaicha Mahfoudh Alaa Eddine.

Proposé et Dirigé par :

Mr. Boucherit Ismail.

Promotion 2022_2023

Dédicace

Je désire avant tout remercier Dieu le Tout-Puissant pour m'avoir donné la santé, la patience, la volonté et pour m'avoir donné sa bénédiction.

Je dédie cette œuvre modeste :

Je dédie ces mots exprimant mon amour et ma reconnaissance à mes chers parents, qui m'ont transmis leur amour, leur sagesse et leur force, votre confiance en moi,

Merci pour tous les sacrifices qui vous avez fait pour moi.

Je dédie ce fruit de travail à mes frères ***ABDENOUR***, ***MOHAMED***, ***MADJID***, et ***MA SŒUR***

Je souhaite exprimer ma gratitude pour votre présence constante, vos mots gentils

Votre soutien qui a été le catalyseur qui m'a permis de surmonter les obstacles et de réaliser mes rêves.

A mon binôme ***ALAA EDDINE*** et toute la famille ***BOUAICHA***.

Ce mémoire est également dédié à mes chères amies ***MOHAMED***, ***FAIZ***, ***AYMEN*** et ***AMINE***,

pour leurs encouragements tout au long de ma démarche.

Dédicace

Avant tout, je remercie Dieu de m'avoir donné la force et le courage pour atteindre les objectifs de ce mémoire.

Je dédie ce mémoire :

À mes très chers parents pour leur soutient durant toute ma vie

et sans eux je ne serai jamais devenu ce que je suis.

À ma sœur et mes frères **YOUCEF, AMINE, ABDOU**

et mes petits chéris **YACINE** et **WISSAL.**

À mon binôme **HAMZA** et tout sa famille.

À mes amis **MOHAMED, AMINE, AYMEN, FAIZ, FATHI, KAMEL** et **AZIZ.**

À tous les professeurs et enseignants qui m'ont suivi durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes études.

À toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin.

Je dédie ce travail aussi à tous ceux que j'aime.

Remerciement

Tout d'abord, nous voulons remercier Dieu de nous avoir aidés et de nous avoir donné patience et patience le courage de terminer ce travail.

Bien sûr, nous commençons par exprimer notre plus profond respect et notre gratitude

Nous remercions notre encadrant **Mr. BOUCHERIT ISMAIL** pour son encadrement et ses conseils faites le travail patiemment.

Nous tenons à remercier les membres du jury de nous avoir accordé le privilège de juger ce travail.

Nous tenons également à remercier tous les enseignants du Département de génie électrique de l'Université de Médéa ainsi que nos familles, en particulier nos parents, pour leur soutien inconditionnel.

Et nous n'oublions pas nos frères et amis proches qui étaient toujours là et ne se sont jamais arrêtés encourager

ملخص:

أصبحت أنظمة البصمات الحيوية القائمة على التعلم العميق نهجًا واعدًا لتحديد الهوية الشخصية الدقيقة والموثوقة.
للقيام بذلك، استخدمنا خوارزميات التعلم مثل الشبكات العصبية التلافيفية (CNNs) لاستخراج الأنماط المعقدة والميزات الدقيقة من صور طباعة راحة اليد. تم استخدام قاعدتي بيانات لصور طباعة راحة اليد. قاعدة بيانات المعهد الهندي للتكنولوجيا في دلهي. التي تحتوي على صور لمطبوعات راحة اليد المجزأة، وقاعدة بياناتROUFI7 ، تمت معالجة هذه الأخيرة مسبقًا لتحسين جودتها والقضاء على أي تشويه أو تزييف.
للحصول على نظام أكثر كفاءة، قمنا ببناء نموذج CNN الأمثل من خلال اختيار أفضل المعلمات مثل اختيار المرشح وعدد المرشحات وعدد الطبقات.

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية للنظام، التعلم العميق، التعرف، الشبكات العصبية التلافيفية، بصمات الكف.

Résume :

Les systèmes d'empreintes digitales biométriques basés sur l'apprentissage profond sont devenus une approche prometteuse pour une identification personnelle précise et fiable.

Pour ce faire, nous avons utilisé des algorithmes d'apprentissage tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) afin d'extraire des motifs complexes et des caractéristiques subtiles des images d'empreintes palmaires. Deux bases de données d'images d'empreinte palmaire ont été utilisées. La base de données (IITD) Indian Institute of Technology Delhi. Qui contient des images d'empreintes palmaires segmentées, et la base de données ROUFI7, cette dernière base de données a été prétraitée pour améliorer sa qualité et éliminer tout bruit ou distorsion.

Pour obtenir un système plus performant nous avons construit un modèle CNN optimal en sélectionnant les meilleurs paramètres tels que le choix du filtre, le nombre de filtres et le nombre de couchées.

Mots clé : Système biométrie, L'apprentissage profond, Identification, Réseaux de neurones convolutifs, Empreintes palmaires.

Abstract:

Biometric fingerprint systems based on deep learning have become a promising approach for accurate and reliable personal identification.

To do this, we used learning algorithms such as convolutive neural networks (NCNs) to extract complex patterns and subtle features from palm print images. Two palm print image databases were used. The Indian Institute of Technology Delhi (IITD) database. Which contains images of segmented palm prints, and the ROUFI7 database, this last database has been pre-processed to improve its quality and eliminate any noise or distortion.

To obtain a more efficient system we have built an optimal CNN model by selecting the best parameters such as filter selection, number of filters and number of layers.

Keywords: System biometrics, Deep learning, Identification, Convolutional neural networks, Palm prints.

Table des matières

ملخص……..V

Liste des figures XII

Liste des tableaux..... XV

Liste des abréviations..... XVI

Introduction générale 1

Chapitre I: Généralité Sur la biométrie……...3

I.1 Introduction 4

I.2 Biométrie 4

I.2.1 Définition de la biométrie 4

I.2.2 Les caractéristiques des systèmes biométriques 4

I.2.3 Fonctionnement de la biométrie 5

I.2.3.1 La biométrie par vérification 5

I.2.3.2 La biométrie par identification 5

I.3 Les types de la biométrie 6

I.3.1 Physiologique (morphologiques) 6

I.3.1.1 Les empreintes digitales 6

I.3.1.2 La forme de la main (paume de la main) 7

I.3.1.3 L'iris 8

I.3.1.4 La rétine 9

I.3.1.5 Visage 10

I.3.2 Comportementale 11

I.3.2.1 La reconnaissance de la signature 11

I.3.2.2 Reconnaissance de la voix 11

I.3.2.3 La dynamique de frappe au clavier 12
I.4 Système biométrique des empreintes palmaires 12
I.4.1 Définition de l'empreinte palmaire 12
I.4.2 Caractéristique des empreintes palmaires 13
I.4.2.1 Les caractéristiques géométriques 14
I.4.2.2 Les points de référence (Plis de flexion) 14
I.4.2.3 Les rides (plis secondaires) 15
I.4.2.4 Les caractéristiques de minutie 16
I.4.3 Système biométrique des empreintes palmaires 16
I.4.3.1 Définition du système 16
I.4.3.1.1 La phase d'apprentissage 17
I.4.3.1.2 La phase de reconnaissance 17
I.4.3.2 Caractéristiques du système 17
I.4.3.2.1 Niveau de sécurité 18
I.4.3.2.2 Temps de traitement 18
I.5 Performances d'un système biométrique 19
I.5.1 Taux de fausse acceptation (False Acceptance Rate (FAR)) 19
I.5.2 Taux de faux rejet (False Rejection Rate (FRR)) 19
I.5.3 Taux d'égale erreur (Equal Error Rate (EER)) 20
I.5.4 Taux de précision (ACC) 20
I.5.5 Courbes de performance 21
I.5.5.1 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) 21
I.5.5.2 Courbe DET (Detection Error Tradeoff) 22
I.6 Les avantages et les inconvénients de la biométrie 22
I.6.1 Les avantages de la biométrie 23
I.6.1.1 Fiabilité 23
I.6.1.2 Facilité d'utilisation 23
I.6.1.3 Rapidité 23

I.6.2 Les inconvénients de la biométrie 23
I.6.2.1 Coût 23
I.6.2.2 Vie privée 23
I.6.2.3 Erreurs de reconnaissance 23
I.7 Conclusion 24
Chapitre II: L'apprentissage profond et réseaux CNN……25
II.1 Introduction ……...26
II.2 Apprentissage profond 26
II.2.1 Définition de l'apprentissage profond 26
II.2.2 Historique et développement de l'apprentissage profond 27
II.2.3 Domaines d'application de l'apprentissage profonde 27
II.3 Classification d'image 27
II.3.1 Notion de base sur les images 27
II.3.1.1 Définition de l'image 27
II.3.1.2 Les différents types de format d'image 28
II.3.1.2.1 Image couleur RVB 28
II.3.1.2.2 Image binaire 28
II.3.1.2.3 Images à niveaux des gris 29
II.3.2 Classification d'image sur les réseaux de neurones à convolution (CNN) 29
II.4 Principe de fonctionnement 30
II.4.1 Les différentes architectures de réseaux de neurones pour l'apprentissage profond..……30
II.4.1.1 Réseaux de neurones convolutifs (CNN) 30
II.4.1.2 Réseaux de neurones récurrents (RNN) 30
II.4.1.3 Réseaux de neurones adversaires génératifs (GAN) 30
II.4.1.4 Réseaux de neurones transformer 31
II.5 Réseaux de neurones convolutifs CNN 31
II.5.1 Définition d'un réseau neuronal convolutif 31

II.5.2 Utilisation de réseaux neuronaux convolutifs pour la reconnaissance d'empreints palmaires 32
II.5.2.1 Acquisition des empreintes palmaires 32
II.5.2.1.1 Techniques d'acquisition 32
II.5.2.1.1.1 Contact direct 33
II.5.2.1.1.2 Contact sans fil 33
II.5.2.1.1.3 Contact indirect 33
II.5.2.2 Extraction et traitement des caractéristiques 34
II.5.2.2.1 Extraction de caractéristiques 34
II.5.2.2.2 Les méthodes basées sur l'apparence 34
II.5.3 Architecture du réseau neuronal convolutif 35
II.5.3.1 Les couches d'un réseau neuronal convolutif (Les blocs de construction) 36
II.5.3.1.1 La couche de convolution (CONV) 36
II.5.3.1.2 Couche de pooling (POOL) 37
II.5.3.1.3 Couche de correction (ReLU)..... 38
II.5.3.1.4 Couche entièrement connectée (Fully-connected) 39
II.5.3.1.5 Couche de perte (LOSS) 40
II.5.4 Choix des paramètres dans l'architecture des réseaux neuronaux convolutifs CNN……..41
II.5.4.1 Nombre de couches 41
II.5.4.2 Taille des filtres 41
II.5.4.3 Nombre de filtres 41
II.6 Conclusion 42
Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions……..43
III.1 Introduction 44
III.2 Enivrement du travail 44
III.2.1 Environnement matériel 44
III.2.2 Environnement logiciel 44

III.2.2.1 Visual Studio Code 45
III.2.2.2 Python 45
III.2.2.3 Les bibliothèques utilisées 45
III.3 Description les bases des données 46
III.4 Expérimentations et Résultats 47
III.4.1 Première base de donnes 47
III.4.1.1 Protocol d'évaluation 47
III.4.1.1.1 Séparation de la base de données 47
III.4.1.2 Optimisation des paramètres du modèle CNN pour notre protocole d'évaluation 48
III.4.1.2.1 Choix de filtre 48
III.4.1.2.2 Choix de nombre de couche 52
III.4.1.2.3 Choix de meilleur ensemble de nombre de filtre 58
III.4.1.2.4 Architecture finale du système 59
III.4.1.2.5 Modification du protocole d'évaluation 61
III.4.1.3 VGG 16 architecture 63
III.4.1.4 MobileNET Architecture 65
III.4.1.5 Comparaison des résultats 68
III.4.2 Deuxième base de données 69
III.4.2.1 Prétraitement des images 69
III.4.2.2 Expérimenter et évaluer 70
III.4.2.2.1 Avant le prétraitement des images 70
III.4.2.2.2 Après le prétraitement des images 72
III.5 Conclusion 75
Conclusion générale 76

Liste des figures

Figure I. 1: Empreinte digitale……..……..6

Figure I.2 : La paume de la main. 7

Figure I. 3 : Différentes caractéristiques sur une paume de la main 7

Figure I.4: L'identification biométrique de la paume de la main 8

Figure I. 5 : L'œil et l'iris d'un être humain 8

Figure I. 6 : Scan d'iris 9

Figure I. 7 : L'anatomie de l'œil..... 9

Figure I. 8 : Exemple comparatif d'extraction de points caractéristiques de l'empreinte digitale ……..10

Figure I. 9: Paume de la main..... 13

Figure I. 10 : Les différentes zones de l'empreinte palmaire 14

Figure I. 11: Caractéristiques géométriques de l'empreinte palmaire 14

Figure I. 12: Les points de référence de l'empreinte palmaire..... 15

Figure I. 13: Les rides (plis secondaires) de l'empreinte palmaire..... 16

Figure I. 14: Minuties de l'empreinte palmaire. 16

Figure I. 15: Architecture du système biométrique..... 17

Figure I. 16: Illustration du FRR et du FAR..... 20

Figure I. 17: Matrice de confusion..... 21

Figure I. 18: Courbe ROC 22

Figure I. 19: courbe DET 22

Figure II. 1: Représentation d'une image numérique 28

Figure II. 2: Représentation d'image RVB 28

Figure II. 3: Représentation d'image binaire 29

Figure II. 4: Représentation d'image à niveaux des gris 29
Figure II. 5: Architecture général d'un réseau de neurones convolutif. 32
Figure II. 6: Architecture standard d'un réseau à convolutions. 36
Figure II. 7: Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image. 37
Figure II. 8: Illustration de l'étape de sous échantillonnage ("pooling") 38
Figure II. 9: Allure de la fonction ReLU 38
Figure II. 10: Illustration de l'étape de correction 39
Figure II. 11: Quelques fonctions d'activation 39
Figure II. 12: Couche entièrement connectée (Fully-connected) 40

Figure III. 1: Quelques images segmentées de la base de données IITD Palmprint V1. 46
Figure III. 2: Quelques images segmentées de la base de données ruofei7 47
Figure III. 3: L'évolution de la précision du modèle pour le filtre 3x3. 49
Figure III. 4: ACC pour le filtre 5x5. 50
Figure III. 5: ACC pour le filtre 7x7. 51
Figure III. 6: ACC Pour une seule couche. 53
Figure III. 7: ACC pour deux couches. 54
Figure III. 8: ACC pour trois couches. 55
Figure III. 9: ACC pour quatre couches. 56
Figure III. 10: ACC pour cinq couches. 57
Figure III. 11: Évolution de l'ACC en fonction de meilleur ensemble de nombre de filtre. ... 59
Figure III. 12: Architecture de model. 60
Figure III. 13: ACC pour 100 classes. 63
Figure III. 14: L'architecture VGG16.[55] 64
Figure III. 15: ACC de 20 classes pour VGG16. 65
Figure III. 16: Architecture MobileNet.[56] 66
Figure III. 17: ACC de 20 classes pour MobileNet. 67

Figure III. 18: ACC de 100 classes pour MobileNet. 68

Figure III. 19: les images d'avant et après le prétraitement. 70

Figure III. 20: ACC de 20 classes pour 2emebase de données. 71

Figure III. 21: ACC de 100 classes pour 2eme base de données. 72

Figure III. 22: ACC de 20 classes pour 2emebase de données. 73

Figure III. 23: ACC de 100 classes pour 2eme base de données. 74

Liste des tableaux

Tableau III. 1 :Tableau des résultats pour filtre 3x3 48

Tableau III. 2 :Tableau des résultats pour filtre 5x5 49

Tableau III. 3 :Tableau des résultats pour filtre 7x7 51

Tableau III. 4 : Tableau des résultats pour 1 couche. 53

Tableau III. 5 : Tableau des résultats pour 2 couche. 54

Tableau III. 6 :Tableau des résultats pour 3 couche. 54

Tableau III. 7:Tableau des résultats pour 4 couche 55

Tableau III. 8 : :Tableau des résultats pour 5 couche 56

Tableau III. 9 :Tableau des résultats pour 6 couche 57

Tableau III. 10:Tableau des résultats d'ensemble nombre de filtre 58

Tableau III. 11 : Tableau des résultats d'ensemble nombre de filtre. 62

Tableau III. 12 : Tableau des résultats pour 100 classes. 62

Tableau III. 13 :Tableau des résultats pour code **VGG16** avec 20 calsses. 64

Tableau III. 14 : Tableau des résultats pour code **VGG16** avec 100 classes. 65

Tableau III. 15 :Tableau des résultats pour code **Mobile NET** avec 20 classes. 66

Tableau III. 16 :Tableau des résultats pour code **Mobile NET** avec 100 classes. 67

Tableau III. 17 : Tableau de résultats pour 2emebase de données avec 20 classes. 71

Tableau III. 18: Tableau de résultats pour 2emebase de données avec 100 classes. 72

Tableau III. 19 : Tableau de résultats pour 2emebase de données avec 20 classes. 73

Tableau III. 20 : Tableau de résultats pour 2emebase de données avec 100 classes. 74

Liste des abréviations

ACC ***ACC****uracy (Taux de précision).*

CONV ***CONV****olution.*

CPU ***C****entral* ***P****rocessing* ***U****nit.*

DET ***D****etection* ***E****rror* ***T****radeoff.*

EER ***E****qual* ***E****rror* ***R****ate.*

FAR ***F****alse* ***A****cceptance* ***R****ate.*

FN ***F****alse* ***N****egative.*

FP ***F****alse* ***P****ositive.*

FRR ***F****alse* ***R****ejection* ***R****ate.*

GAN ***G****enerative* ***A****dversarial* ***N****eural* ***N****etwork.*

NET ***NET****work.*

NLP ***N****atural* ***L****anguage* ***P****rocessing*.

POOL ***POOL****ing.*

RAM ***R****andom* ***A****ccess* ***M****emory.*

RGB ***R****ed-****G****reen-****B****lue (color model).*

ROC ***R****eceiver* ***O****perating* ***C****haracteristic.*

RNN ***R****éseaux de* ***N****eurones* ***R****écurrents (Recurrent Neural Network).*

TFA ***T**aux de **F**ausses **A**cceptations.*

TFR ***T**aux de **F**ausses **R**ejets.*

TN ***T**rue **N**egative.*

TP ***T**rue **P**ositive.*

TVP ***T**aux de **V**rais **P**ositifs*.

VS ***V**isual **S**tudio.*

Introduction générale :

L'identification biométrique est devenue une méthode privilégiée pour authentifier l'identité des individus dans de nombreux domaines, allant de la sécurité des bâtiments à l'accès aux appareils électroniques. Parmi les modalités biométriques, les empreintes palmaires offrent un potentiel prometteur en raison de leur nature unique et stable tout au long de la vie d'une personne. Pour exploiter pleinement le potentiel des empreintes palmaires dans les systèmes d'identification, l'utilisation de techniques d'apprentissage profond a émergé comme une approche efficace et précise.

Les systèmes d'identification biométrique d'empreintes palmaires basés sur l'apprentissage profond permettent de capturer et d'analyser les caractéristiques uniques de la face intérieure de la main, offrant ainsi une méthode précise et fiable pour l'identification des individus. Les réseaux de neurones profonds sont utilisés pour extraire automatiquement les motifs et les informations discriminantes des empreintes palmaires, ce qui permet une identification précise et rapide.

L'apprentissage profond permet aux systèmes d'identification biométrique d'empreintes palmaires de s'adapter aux variations intra-classe, telles que les changements de position, les déformations et les altérations mineures de l'empreinte palmaire. En utilisant des techniques telles que les réseaux de neurones convolutifs, ces systèmes peuvent apprendre à reconnaître les caractéristiques spécifiques des empreintes palmaires, même dans des conditions difficiles.

Le réseau neuronal convolutif (CNN) est une architecture bien connue d'apprentissage profond, inspirée des réseaux neuronaux artificiels. Il a été largement utilisé dans diverses applications, telles que la classification d'images, la détection d'objets et la reconnaissance automatique de chiffres, de lettres, de textes manuscrits et de personnes. Contrairement aux algorithmes d'apprentissage automatique traditionnels, les algorithmes CNN nécessitent des ressources de calcul et de mémoire considérables. En effet, l'état de l'art des algorithmes CNN requiert généralement des millions de paramètres et des milliards d'opérations pour traiter une seule entrée d'image. Ceci représente un défi majeur lors de l'implémentation de CNN sur des systèmes embarqués, en raison des contraintes sévères en termes de ressources de calcul, de l’intervalle mémoire et de mémoire embarquée.

Dans cette étude, nous explorons les avancées récentes dans le domaine de l'identification biométrique d'empreintes palmaires en utilisant l'apprentissage profond. L'objectif est de fournir des informations précieuses pour améliorer la conception et la mise en œuvre de

systèmes d'identification biométrique d'empreintes palmaires basés sur l'apprentissage profond, ouvrant ainsi la voie à des applications plus larges et plus sécurisées de cette technologie.

Ce mémoire est organisé en 3 chapitres :

Dans le premier chapitre, nous introduirons les concepts généraux de la biométrie, y compris sa définition, ses caractéristiques et son fonctionnement. Nous examinerons également les différents types de biométrie, en concentrant sur les empreintes palmaires en tant que système biométrique spécifique.

Le deuxième chapitre se rassemblera les concepts de l'apprentissage profond et la classification d'images avec les réseaux de neurones convolutifs. Nous examinerons les fondements de l'apprentissage profond, son historique et ses domaines d'application. Ensuite, nous aborderons la classification d'images et expliquerons comment les réseaux de neurones convolutifs sont utilisés dans ce contexte, en mettant l'accent sur la reconnaissance d'empreintes palmaires.

Enfin, dans le troisième chapitre, nous présenterons l'environnement de travail, à la fois matériel et logiciel, utilisé pour mener nos expérimentations. Nous décrirons les bases de données d'empreintes palmaires utilisées et présenterons les résultats de nos expérimentations, en comparant différentes architectures de réseaux de neurones convolutifs.

Chapitre I

Généralité Sur la biométrie

I.1 Introduction :

Le chapitre sur la biométrie vise à introduire le concept de la biométrie, ses caractéristiques, son fonctionnement, ainsi que les types de biométrie existants. Nous nous pencherons plus spécifiquement sur le système biométrique des empreintes palmaires et nous discuterons des performances d'un tel système. Enfin, nous aborderons les avantages et les inconvénients de la biométrie.

La biométrie est une science qui utilise les caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques d'un individu pour l'identifier de manière fiable.

Elle offre des possibilités prometteuses dans divers domaines tels que la sécurité, la gestion des identités et l'authentification. Dans ce chapitre, nous explorerons les différentes facettes de la biométrie pour mieux comprendre son fonctionnement et ses applications.

I.2 Biométrie :

I.2.1 Définition de la biométrie :

La biométrie se base sur des caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques pour identifier de manière fiable et précise les individus telles que les empreintes digitales et palmaire, les iris des yeux, les traits du visage, la voix, la démarche ou la signature. Ces caractéristiques sont capturées et stockées sous forme de données biométriques, qui sont ensuite comparées à des données biométriques enregistrées dans une base de données pour l'authentification ou l'identification d'une personne.

La biométrie a de nombreux avantages, notamment une sécurité accrue, une précision et une fiabilité supérieures par rapport aux méthodes d'identification traditionnelles, telles que les mots de passe ou les cartes d'identité. Cependant, elle peut soulever des préoccupations en matière de protection de la vie privée et de sécurité des données biométriques.[1]

I.2.2 Les caractéristiques des systèmes biométriques :

Les systèmes biométriques sont des technologies qui permettent d'authentifier une personne en utilisant ses caractéristiques physiques ou comportementales uniques. Voici certaines des caractéristiques clés des systèmes biométriques :

- **La précision :** Les systèmes biométriques doivent être très précis pour identifier correctement une personne. La précision est mesurée en termes de Taux de précision (ACC).

- **La vitesse :** Les systèmes biométriques doivent être rapides pour fournir une identification en temps réel.
- **La stabilité :** Les systèmes biométriques doivent être capables de maintenir la précision et la vitesse sur une longue période.
- **La sécurité :** Les systèmes biométriques doivent être capables de résister aux attaques frauduleuses telles que la falsification d'empreintes digitales ou la reconnaissance faciale à partir d'une photo.
- **La convivialité :** Les systèmes biométriques doivent être faciles à utiliser pour les utilisateurs.[2]

I.2.3 Fonctionnement de la biométrie :

La biométrie est une technologie utilisée pour identifier et authentifier les individus à l'aide de leurs caractéristiques physiques ou comportementales uniques, telles que les empreintes digitales, la reconnaissance faciale, la reconnaissance de la voix, etc. Cette technologie est de plus en plus utilisée dans de nombreux domaines, notamment dans la sécurité, la gestion de l'accès et la gestion du temps et de la présence des employés.

La biométrie peut fonctionner selon deux modes : la biométrie par vérification et la biométrie par identification. [3]

I.2.3.1 La biométrie par vérification :

L'utilisateur s'identifie en utilisant un badge ou un code. Ensuite, la pointeuse compare l'empreinte biométrique de l'utilisateur avec l'empreinte stockée pour ce badge ou ce code pour confirmer son identité. Le temps de vérification est généralement très rapide, généralement d'une seconde ou moins.[3]

I.2.3.2 La biométrie par identification :

L'utilisateur n'a pas besoin d'un badge ou d'un code pour s'identifier. Au lieu de cela, le système compare l'empreinte biométrique de l'utilisateur à toutes les empreintes stockées dans la base de données pour déterminer son identité. Le temps d'identification est généralement plus long que celui de la biométrie par vérification, généralement de 2 à 3 secondes.

Dans l'ensemble, la biométrie est une technologie prometteuse pour améliorer la sécurité et l'efficacité de nombreuses applications. Cependant, elle soulève également des préoccupations en matière de confidentialité et de protection des données personnelles, car les informations biométriques sont souvent considérées comme très sensibles et privées. Par conséquent, il est

important de prendre des mesures appropriées pour protéger ces données et de respecter les lois et réglementations applicables en matière de protection de la vie privée.[4]

I.3 Les types de la biométrie :

I.3.1 Physiologique (morphologiques) :

I.3.1.1 Les empreintes digitales :

Les empreintes digitales sont un phénomène de la nature humaine. Même si les scientifiques savent depuis longtemps que chaque personne a des empreintes digitales uniques, la technologie moderne permis de les utiliser manière plus sophistiquée pour l'identification. Les empreintes digitales sont devenues une partie intégrante de la lutte contre le crime, permettant aux enquêteurs de résoudre des crimes en trouvant des correspondances entre les empreintes digitales trouvées sur une scène de crime et celles d'un suspect.

Le travail de Sir Francis Galton a été crucial pour l'utilisation des empreintes digitales dans les enquêtes criminelles modernes. Galton a étudié les empreintes digitales en profondeur et a été le premier à démontrer que les empreintes digitales étaient uniques à chaque individu. Il a également développé des méthodes pour classer et comparer les empreintes digitales, jetant ainsi les bases de l'identification par empreintes digitales.



Figure I. 1: Empreinte digitale.

Aujourd'hui, les empreintes digitales sont utilisées dans une variété de contextes, allant de la sécurité donnée aux contrôles de sécurité aéroportuaires. Les empreintes digitales sont également utilisées pour des applications non criminelles, comme l'identification des employés dans les entreprises. En fin compte, les empreintes digitales jouer un rôle essentiel dans notre vie quotidienne.[5]

I.3.1.2 La forme de la main (paume de la main) :

L'identification biométrique de la paume de la main est une technique utilisée pour identifier les individus en analysant les caractéristiques uniques de la paume de leur main, telles que les lignes de la paume, les motifs des veines et les plis de la peau.



Figure I.2 : La paume de la main.

Dans le domaine de sécurité elle offre méthode pratique, fiable et précise d'authentifier l'identité des individus.

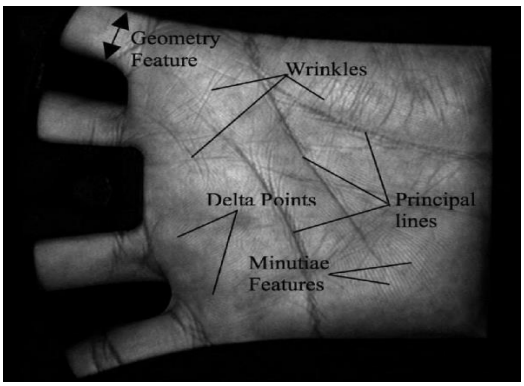


Figure I. 3 : Différentes caractéristiques sur une paume de la main

Les avantages de cette technique sont nombreux, notamment sa simplicité d'utilisation et son taux d'erreur faible, cela signifie qu'elle peut être utilisée dans diverses applications de sécurité, telles que les terminaux de paiement électronique et les systèmes de contrôle d'accès.[6]



Figure I.4: L'identification biométrique de la paume de la main

I.3.1.3 L'iris :

L'identification biométrique de l'iris est une technique qui permet d'authentifier l'identité d'un individu en analysant les motifs uniques présents dans l'iris de l'œil. Elle est solution pratique, fiable et précise. De plus, elle peut être utilisée dans une variété d'applications de sécurité, telles que les contrôles d'accès physiques et les systèmes de paiement électronique.

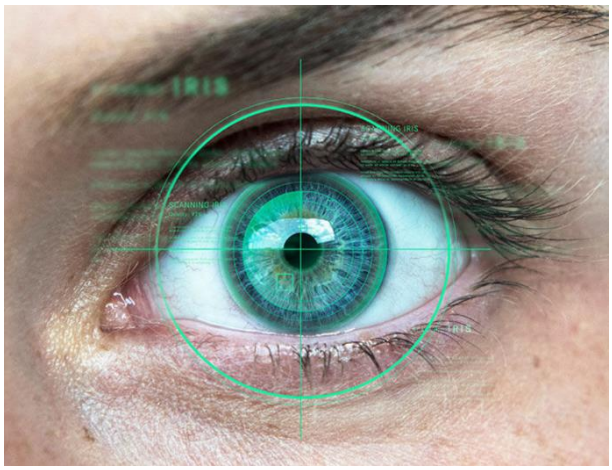


Figure I. 5 : L'œil et l'iris d'un être humain

Les avancées technologiques ont permis de rendre cette technique plus accessible et moins coûteuse, ce qui la rend de plus en plus populaire auprès des entreprises et des organisations. Cependant, il est important de prendre en compte les inquiétudes relatives à la sécurité des données et à la protection de la vie privée, et de mettre en place des mesures de sécurité supplémentaires pour protéger les données biométriques des individus.

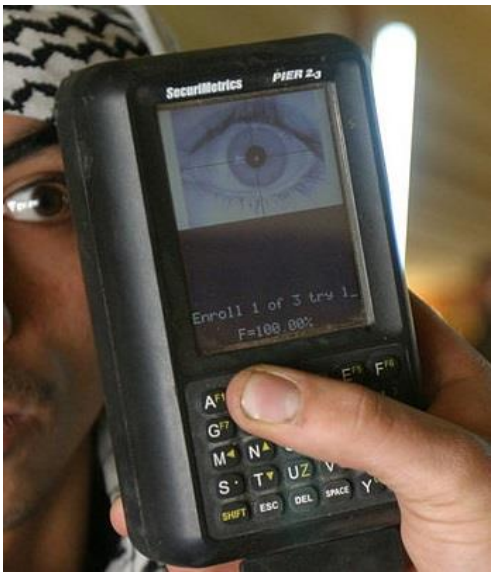


Figure I. 6 : Scan d'iris

En somme, l'identification biométrique de l'est une trèsetteuse qui offre de nombreux avantages. Cependant, il est important de la considérer avec prudence et de veiller à ce que les préoccupations relatives à la sécurité des données et à la protection de la vie privée soient prises en compte et gérées de manière appropriée.[7]

I.3.1.4 La rétine :

L'identification biométrique de la rétine est une technique utilisée pour identifier les individus en analysant les caractéristiques uniques de la rétine de leur œil, notamment les vaisseaux sanguins et les motifs de pigmentation. Cette technique est considérée comme l'une des plus précises et des plus fiables en matière d'identification biométrique.

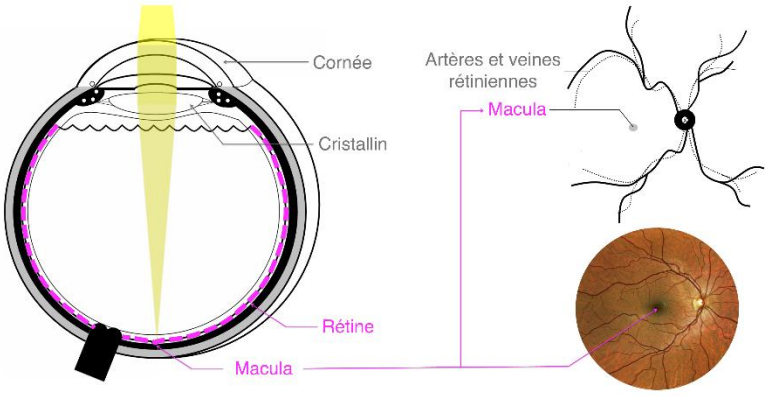


Figure I. 7 : L'anatomie de l'œil

En ce qui concerne l'identification biométrique, l'identification rétinienne est un candidat de choix en raison de sa grande précision et de sa résistance à la falsification. Les profils rétiniens sont uniques à chaque individu et ne peuvent pas être facilement reproduits, ce qui en fait une méthode d'identification fiable.

L'un des principaux avantages de l'identification biométrique de la rétine est qu'elle n'est pas intrusive et ne nécessite pas de contact direct avec l'œil, Cette méthode est également plus hygiénique que d'autres méthodes d'identification biométriques, comme la prise d'empreintes digitales.

Toutefois, l'identification biométrique de la rétine comporte certaines limites. D'une part, un équipement spécialisé est nécessaire pour capturer l'image de la rétine, qui peut être à la fois coûteuse et compliquée. De plus, un alignement précis de l'œil avec l'équipement de capture est nécessaire, ce qui le rend moins pratique que certaines autres méthodes d'identification biométriques.

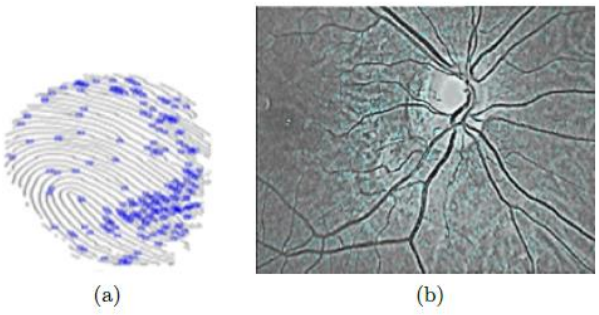


Figure I. 8 : Exemple comparatif d'extraction de points caractéristiques de l'empreinte digitale

Malgré ces limites, l'identification biométrique rétinienne demeure une option viable pour les systèmes de sécurité et d'identification. Il est important de tenir compte des contraintes potentielles avant de mettre en œuvre cette technologie, mais sa précision et sa fiabilité en font un outil précieux dans certains contextes.[8]

I.3.1.5 Visage :

L'identification biométrique de visage est une technologie de reconnaissance qui utilise les caractéristiques uniques du visage pour identifier une personne. Cette technologie repose sur l'analyse des traits physiques, tels que les contours du visage, les proportions du nez et des yeux, la forme des lèvres et des oreilles, ainsi que les mouvements du visage. Les systèmes d'identification biométrique de visage sont utilisés dans diverses applications, notamment la sécurité physique, l'accès aux bâtiments, la surveillance, les transactions financières et l'identification des criminels. Elle est plus rapide, plus précise et plus difficile à falsifier. En outre, elle est non intrusive, ce qui signifie qu'elle peut être utilisée sans interruption pour l'utilisateur. Cependant, il y a des préoccupations quant à la confidentialité et à la sécurité des données personnelles collectées par les systèmes d'identification biométrique de visage. Certains craignent que ces informations ne soient utilisées à des fins malveillantes ou qu'elles ne soient pas correctement protégées contre les cyberattaques.[9]

I.3.2 Comportementale :

I.3.2.1 La reconnaissance de la signature :

La reconnaissance de la signature est une forme de technologie biométrique comportementale qui utilise les caractéristiques de la signature d'une personne pour l'identifier. Cette technologie fonctionne en utilisant un stylo numérique ou une tablette qui capture les caractéristiques de la signature de l'utilisateur, telles que la pression, la vitesse et la trajectoire du stylo, ainsi que la forme et la taille de la signature elle-même.

Le processus de reconnaissance de la signature implique généralement la création d'un modèle de référence de la signature de l'utilisateur, qui est ensuite comparé à la signature capturée à chaque fois qu'une identification est nécessaire. Des algorithmes de reconnaissance de motifs et d'apprentissage automatique sont souvent utilisés pour comparer la signature en temps réel à la signature de référence et pour déterminer si elles correspondent.

La reconnaissance de la signature biométrique est utilisée dans de nombreux domaines, notamment la sécurité des transactions financières, la gestion de l'identité numérique et l'accès aux bâtiments sécurisés. Cette technologie offre de nombreux avantages par rapport aux autres méthodes de vérification de l'identité, notamment sa précision et sa fiabilité.

Cependant, certains défis subsistent dans l'utilisation de la reconnaissance de la signature biométrique, notamment la variabilité de la signature d'une personne en fonction de différents facteurs tels que la fatigue, le stress ou l'âge. Malgré cela, la reconnaissance de la signature biométrique reste une méthode prometteuse pour la vérification de l'identité des individus dans un large éventail de domaines.[10]

I.3.2.2 Reconnaissance de la voix :

La reconnaissance de la voix est une forme de technologie biométrique comportementale qui utilise les caractéristiques uniques de la voix d'une personne pour l'identifier. Cette technologie fonctionne en utilisant des algorithmes de traitement du signal vocal pour extraire des caractéristiques vocales telles que le ton, le débit, la cadence, la mélodie et les caractéristiques physiques de la voix, telles que la taille des cordes vocales.

Le processus de reconnaissance de la voix implique généralement la création d'un modèle de référence vocal de l'utilisateur, qui est ensuite comparé à la voix capturée à chaque fois qu'une identification est nécessaire. Des algorithmes de reconnaissance de motifs et d'apprentissage automatique sont souvent utilisés pour comparer la voix en temps réel à la voix de référence et pour déterminer si elles correspondent.

La reconnaissance de la voix est utilisée dans de nombreux domaines, notamment la sécurité, l'authentification, la gestion des appels et l'assistance vocale. Elle permet de sécuriser l'accès à des données sensibles, comme les comptes bancaires ou les données médicales, en vérifiant l'identité de l'utilisateur à partir de sa voix.

La reconnaissance de la voix biométrique comportementale est considérée comme un moyen pratique et précis d'identifier les utilisateurs, car elle est difficile à reproduire ou à imiter par des personnes malveillantes. Cependant, il est important de noter que la reconnaissance de la voix comporte des limitations, notamment la variabilité de la voix de l'utilisateur en fonction de différents facteurs tels que l'âge, la fatigue ou l'état de santé.[11]

I.3.2.3 La dynamique de frappe au clavier :

La reconnaissance de la frappe au clavier est une forme de technologie biométrique comportementale qui utilise les caractéristiques uniques de la manière dont une personne tape sur un clavier pour l'identifier. Cette technologie fonctionne en mesurant les caractéristiques dynamiques et statiques de la frappe au clavier, telles que la vitesse, la pression, la cadence, les erreurs de frappe et la durée entre les frappes.

Le processus de reconnaissance de la frappe au clavier implique généralement la collecte de données de frappe au clavier d'un utilisateur, qui sont ensuite utilisées pour créer un modèle de référence. Les modèles de référence sont ensuite comparés aux nouvelles données de frappe au clavier pour déterminer l'identité de l'utilisateur. Les algorithmes de reconnaissance de motifs et d'apprentissage automatique sont souvent utilisés pour comparer les modèles et pour améliorer la précision de la reconnaissance.

La reconnaissance de la frappe au clavier biométrique comportementale est considérée comme une méthode pratique et peu coûteuse pour l'authentification d'identité, car elle ne nécessite pas d'équipement spécialisé. Elle est souvent utilisée dans les systèmes d'authentification en ligne et dans les systèmes de surveillance des employés. Cependant, la reconnaissance de la frappe au clavier comporte des limitations, telles que la possibilité d'erreurs dues à la fatigue ou à des facteurs externes tels que le bruit de fond.[12]

I.4 Système biométrique des empreintes palmaires :

I.4.1 Définition de l’empreinte palmaire :

L’empreinte palmaire est une image de la surface interne de la main, qui contient des caractéristiques uniques telles que les lignes principales, les rides, les plis, les points et la texture de la peau. Cette modalité biométrique a été introduite pour remédier aux problèmes rencontrés

avec d'autres modalités, tels que la non-visibilité de l'empreinte digitale et les coûts élevés associés à la capture d'images de l'iris et de la rétine. [13]

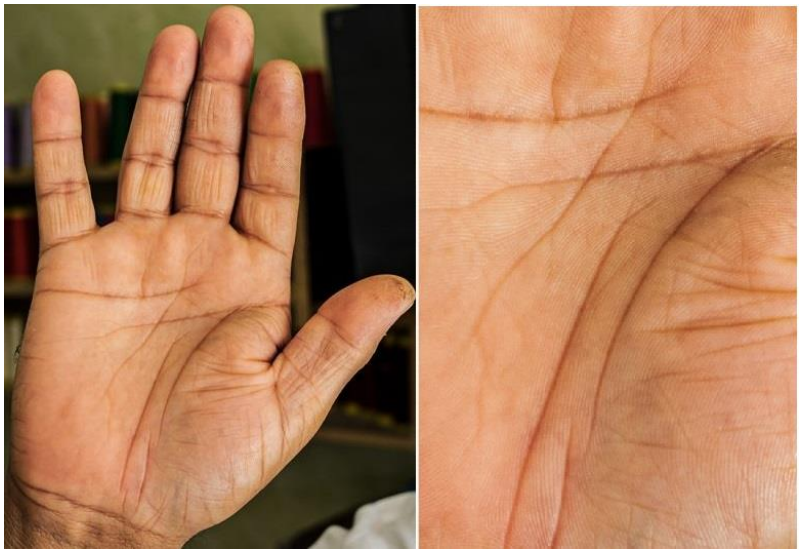


Figure I. 9: Paume de la main

I.4.2 Caractéristique des empreintes palmaires :

L'empreinte palmaire ou l'empreinte de la paume de la main est la surface très large et interne de la main qui contient plusieurs traits caractéristiques tels que les lignes principales, les plis et les textures. Il y a trois zones sur l'empreinte palmaire, à savoir :

La zone interdigitale, le thénar et l'hypothénar. La zone interdigitale est située entre les doigts et contient souvent des lignes qui relient les empreintes digitales adjacentes. Le thénar est la partie charnue située en dessous du pouce et peut également contenir des caractéristiques telles que des plis et des textures distinctes. L'hypothénar est la partie charnue située en dessous du petit doigt et peut également contenir des caractéristiques uniques. [14]

Les caractéristiques de l'empreinte palmaire sont souvent utilisées pour l'identification biométrique car elles sont uniques à chaque individu et peuvent être utilisées pour distinguer les personnes de manière fiable.[15]

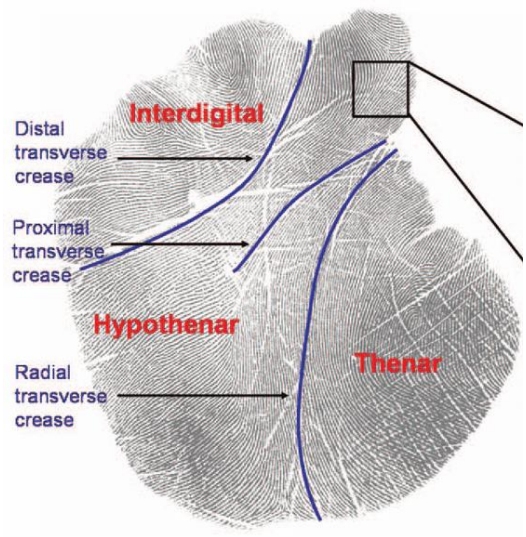


Figure I. 10 : Les différentes zones de l'empreinte palmaire

I.4.2.1 Les caractéristiques géométriques :

Les caractéristiques géométriques se réfèrent aux mesures de la paume de la main, telles que la longueur, la largeur et la surface (Figure I.11).[16]

Ces mesures peuvent être utilisées pour identifier un individu.

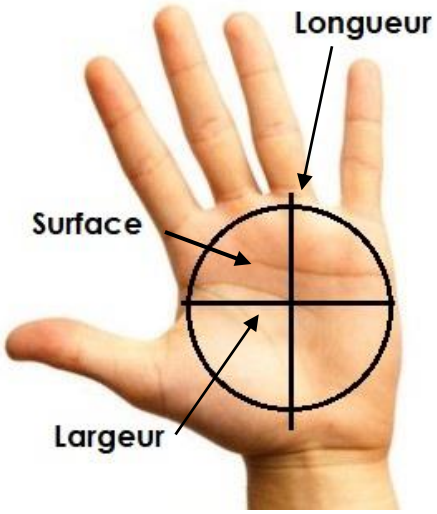


Figure I. 11: Caractéristiques géométriques de l'empreinte palmaire

I.4.2.2 Les points de référence (Plis de flexion) :

Les points de référence dans l'empreinte palmaire sont les deux extrémités qui représentent la partie supérieure et inférieure de l'empreinte. Ce sont les points r1 et r2 et r3 dans la (Figure I.12).

Ces points sont utilisés pour aligner et extraire les caractéristiques de l'empreinte palmaire, ce qui permet de les comparer avec d'autres empreintes et de les identifier de manière précise.

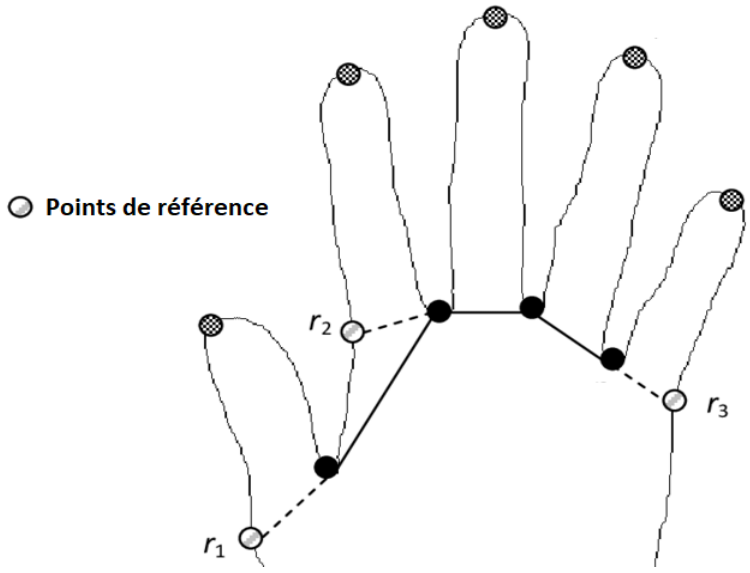


Figure I. 12: Les points de référence de l'empreinte palmaire

En utilisant les points de référence, les experts peuvent également estimer la taille de l'empreinte palmaire. En mesurant la distance entre les deux points de référence, il est possible d'obtenir une estimation de la taille de la paume de la main de l'individu.

En résumé, les points de référence dans l'empreinte palmaire sont des éléments clés pour l'identification précise de l'empreinte. Ils permettent d'aligner et d'extraire les caractéristiques de l'empreinte, ainsi que d'estimer la taille de la paume de la main de l'individu.[16]

I.4.2.3 Les rides (plis secondaires) :

Les rides, également appelées plis secondaires, sont des caractéristiques de l'empreinte palmaire qui se réfèrent aux plis de la peau qui sont naturellement présents dans la paume de la main. Ces rides sont formées par le mouvement des doigts et des mains, ainsi que par la croissance et le développement de la main.

Les rides peuvent être utilisées pour déterminer l'orientation de l'empreinte palmaire, ainsi que pour mesurer les distances entre les caractéristiques de l'empreinte palmaire. Elles peuvent également être utilisées pour distinguer les empreintes palmaires des mains gauches et droites.[17]

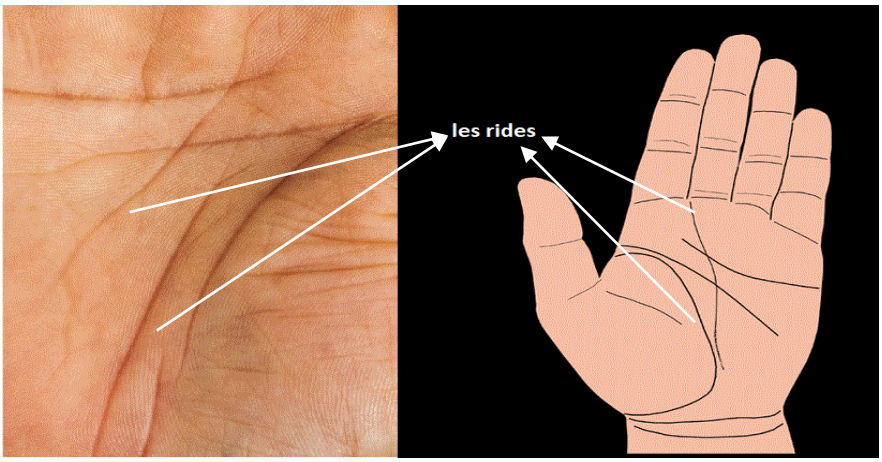


Figure I. 13: Les rides (plis secondaires) de l'empreinte palmaire

I.4.2.4 Les caractéristiques de minutie :

Les caractéristiques de minutie ont été utilisées avec succès dans la reconnaissance des empreintes digitales, et leur application à l'empreinte palmaire est une extension naturelle de cette technologie. Les minuties de l'empreinte palmaire sont similaires à celles des empreintes digitales, avec des points de bifurcation et des points de terminaison qui sont utilisés pour décrire et comparer les empreintes palmaires.

En plus des minuties, d'autres caractéristiques de l'empreinte palmaire, telles que la courbure et la texture, peuvent également être utilisées pour augmenter la précision de la reconnaissance.[18]

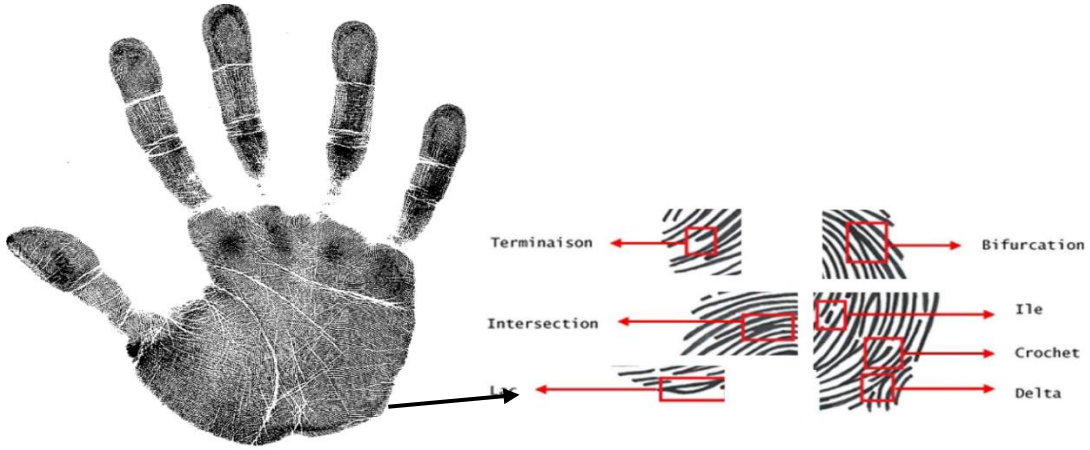


Figure I. 14: Minuties de l'empreinte palmaire.

I.4.3 Système biométrique des empreintes palmaires :

I.4.3.1 Définition du système :

Le système biométrique d'empreintes palmaires utilisant l'apprentissage profond est une méthode de reconnaissance d'individus basée sur l'analyse des empreintes palmaires. Il se

compose de deux phases principales : la phase d'apprentissage et la phase de reconnaissance. [19]

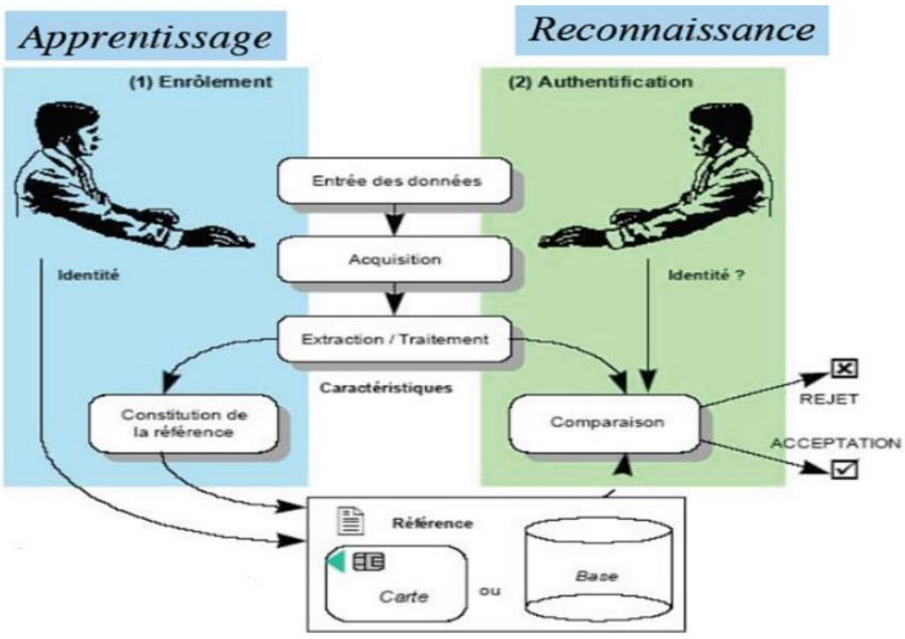


Figure I. 15: Architecture du système biométrique

I.4.3.1.1 La phase d'apprentissage :

La phase d'apprentissage consiste à entraîner un modèle d'apprentissage profond à partir d'un grand nombre d'empreintes palmaires (base de données). Le modèle est conçu pour extraire automatiquement des caractéristiques clés de chaque empreinte palmaire et pour apprendre à les associer à des identités individuelles.

Cette phase nécessite un grand ensemble de données d'empreintes palmaires pour garantir une bonne généralisation du modèle.[19]

I.4.3.1.2 La phase de reconnaissance :

La phase de reconnaissance consiste à utiliser le modèle entraîné pour identifier les individus à partir de leurs empreintes palmaires. Lorsqu'une nouvelle empreinte palmaire est présentée, le modèle extrait automatiquement ses caractéristiques et les compare à celles apprises lors de la phase d'apprentissage. Le modèle associe ensuite la nouvelle empreinte à l'identité la plus probable.[19]

I.4.3.2 Caractéristiques du système :

Le système biométrique d'empreintes palmaires utilisant l'apprentissage profond présente plusieurs caractéristiques distinctives telles que la précision, la robustesse, la capacité d'adaptation et la capacité à traiter des données complexes. Les systèmes de reconnaissance

d'empreintes palmaires basés sur l'apprentissage profond, ces systèmes ont une précision élevée allant jusqu'à 99,9%, ce qui en fait un choix de sécurité fiable pour les applications sensibles. De plus, ces systèmes ont montré une grande robustesse envers les variations de l'empreinte palmaire telles que l'orientation, l'éclairage et les distorsions. En ce qui concerne le temps de traitement, ces systèmes sont généralement rapides et efficaces, offrant des résultats en temps réel. Cependant, la complexité du système peut varier en fonction de la méthode d'apprentissage utilisée, de la taille de la base de données et des caractéristiques extraites de l'empreinte palmaire. [20]

I.4.3.2.1 Niveau de sécurité :

Le système biométrique d'empreintes palmaires utilisant l'apprentissage profond est connu pour son haut niveau de sécurité, car la paume de la main est une caractéristique biométrique difficile à falsifier. Contrairement aux empreintes digitales, qui peuvent être facilement copiées ou imitées, les empreintes palmaires sont plus complexes et contiennent plus d'informations uniques, telles que les motifs veineux et les lignes de vie.

De plus, l'utilisation de l'apprentissage profond permet d'améliorer la précision de la reconnaissance et de réduire les taux d'erreur, ce qui renforce la sécurité du système. Cependant, il est important de noter que même les systèmes biométriques les plus sûrs ne sont pas infaillibles et peuvent être contournés par des personnes mal intentionnées.

Il est donc important de mettre en place des mesures de sécurité supplémentaires pour garantir la fiabilité du système.[21]

I.4.3.2.2 Temps de traitement :

Le temps de traitement est une caractéristique importante à considérer lors de l'implémentation d'un système biométrique d'empreintes palmaires utilisant l'apprentissage profond. Les algorithmes d'apprentissage profond nécessitent souvent beaucoup de temps pour l'entraînement et la reconnaissance, ce qui peut affecter la rapidité de traitement des données biométriques. Cependant, des études ont montré que les systèmes d'empreintes palmaires utilisant l'apprentissage profond peuvent atteindre des temps de traitement comparables ou même meilleurs que d'autres méthodes biométriques, tels que les empreintes digitales ou la reconnaissance faciale.

Par exemple, dans une étude récente, les auteurs ont utilisé l'apprentissage profond pour améliorer la reconnaissance des empreintes palmaires en temps réel, obtenant des temps de traitement moyens de seulement 0,3 seconde par image.[22]

I.5 Performances d'un système biométrique :

Pour évaluer les performances d'un système biométrique, on utilise les taux de fausses acceptations (TFA) et de fausses rejets (TFR) comme indicateurs.

En se basant sur ces deux types d'erreurs, on peut calculer les taux d'erreurs suivants :

I.5.1 Taux de fausse acceptation (False Acceptance Rate (FAR)) :

Le taux de fausses acceptations (FAR), également connu sous le nom de taux de faux positifs, représente la probabilité qu'un système biométrique accepte une personne non autorisée. Le FAR est généralement exprimé en pourcentage et est calculé en divisant le nombre de fausses acceptations par le nombre total d'essais.

$$FAR = \frac{le\ nombre\ des\ imposteurs\ acceptés(FA)}{le\ nombre\ total\ d'accès\ imposteurs}$$

Le FAR est un paramètre important pour évaluer la fiabilité et la sécurité d'un système biométrique. Plus le FAR est faible, plus le système est sûr et précis. Le FAR doit être maintenu à un niveau suffisamment bas pour éviter toute intrusion non autorisée, tout en permettant un accès facile et rapide aux personnes autorisées.[22]

I.5.2 Taux de faux rejet (False Rejection Rate (FRR)) :

Le taux de faux rejet (FRR), également connu sous le nom de taux de faux négatifs, représente la probabilité qu'un système biométrique rejette une personne autorisée. Le FRR est généralement exprimé en pourcentage et est calculé en divisant le nombre de fausses rejections par le nombre total d'essais.

$$FRR = \frac{le\ nombre\ des\ clients\ rejetés(FR)}{le\ nombre\ total\ d'accès\ clients}$$

Le FRR est un paramètre important pour évaluer la convivialité et la praticité d'un système biométrique. Un taux de rejet trop élevé peut entraîner des inconvénients pour les utilisateurs, qui devront effectuer plusieurs tentatives pour être authentifiés. Toutefois, une FRR trop faible peut entraîner une augmentation du FAR, ce qui compromet la sécurité du système.[22]

I.5.3 Taux d'égale erreur (Equal Error Rate (EER)) :

Le taux d'erreur égal (EER), également connu sous le nom de point d'opération de seuil égal, est un indicateur des performances globales d'un système biométrique. Le taux d'erreur égal est le point où le taux de fausses acceptations (FAR) est égal au taux de fausses rejections (FRR), exprimé en pourcentage. En d'autres termes, le taux d'erreur égal est le point où les taux de fausses acceptations et de fausses rejections sont égaux.

$$ERR = \frac{Nombre\ de\ f\ ausses\ acceptations(FA) + Nombre\ de\ f\ aux\ rejets(FR)}{Le\ nombre\ total\ d'accès}$$

L'EER est un indicateur important de la performance d'un système biométrique, car il permet de mesurer la capacité du système à maintenir un équilibre entre la sécurité et la convivialité. Un EER faible indique que le système a un niveau de sécurité élevé tout en permettant un accès facile et rapide pour les utilisateurs autorisés.[23]

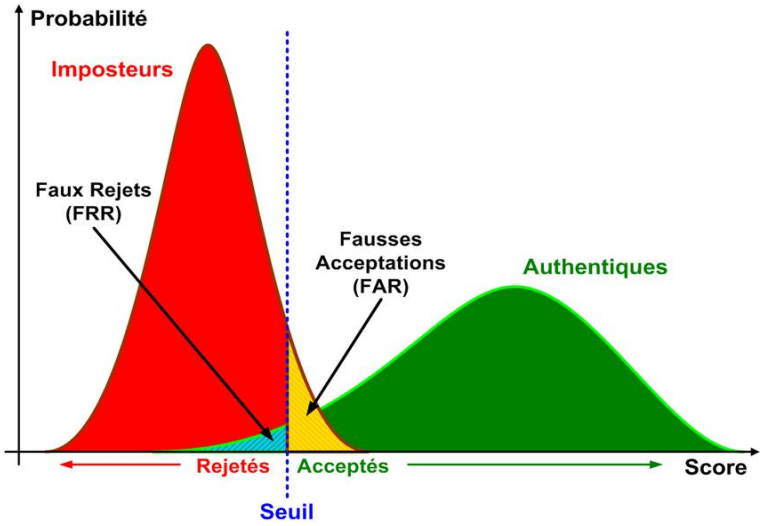


Figure I. 16: Illustration du FRR et du FAR

I.5.4 Taux de précision (ACC) :

Le taux de précision (ACC) est une mesure ou métrique utilisée pour évaluer les performances d'un modèle de classification. Il représente le pourcentage de prédictions correctes par rapport au nombre total d'échantillons, Comme les autres métriques, le Taux de précision (ACC) est basée sur la matrice de confusion.

La matrice de confusion est une représentation tabulaire des performances d'un modèle de classification. Elle est composée de quatre valeurs clés :

- **Vrai positif (True Positive - TP) :** le nombre d'échantillons positifs qui ont été correctement prédits comme positifs par le modèle.

- **Faux positif (False Positive - FP) :** le nombre d'échantillons négatifs qui ont été incorrectement prédits comme positifs par le modèle.
- **Faux négatif (False Negative - FN) :** le nombre d'échantillons positifs qui ont été incorrectement prédits comme négatifs par le modèle.
- **Vrai négatif (True Negative - TN) :** le nombre d'échantillons négatifs qui ont été correctement prédits comme négatifs par le modèle.

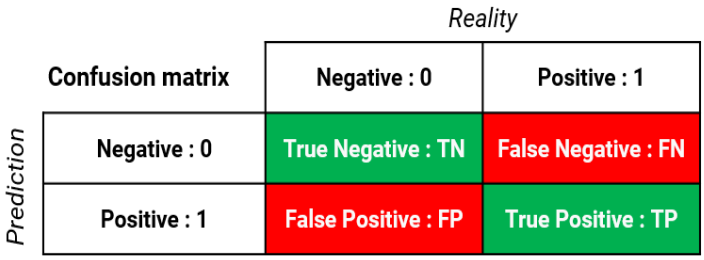


Figure I. 17: Matrice de confusion

Ces valeurs permettent de déterminer les performances du modèle en termes de taux de prédictions correctes sur l'ensemble des individus :[24]

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

I.5.5 Courbes de performance :

Les courbes de performance sont des graphiques qui permettent de visualiser les performances d'un système biométrique en fonction de différents seuils de décision. Les deux courbes les plus couramment utilisées sont la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) et la courbe DET (Detection Error Tradeoff).[22]

I.5.5.1 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic):

La courbe ROC représente la relation entre le taux de fausses acceptations (FAR) et le taux de vrais positifs (TVP) pour différents seuils de décision. Elle permet d'évaluer la capacité d'un système biométrique à différencier les utilisateurs autorisés des imposteurs.[22]

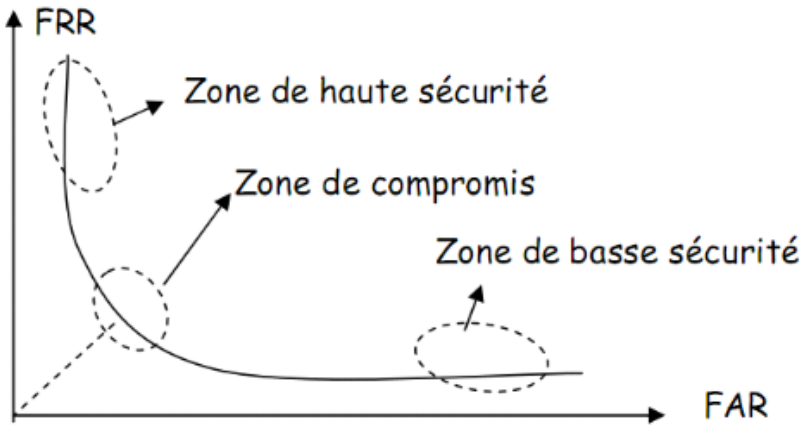


Figure I. 18: Courbe ROC

I.5.5.2 Courbe DET (Detection Error Tradeoff):

La courbe DET représente la relation entre le taux de fausses rejections (FRR) et le taux de fausses acceptations (FAR) pour différents seuils de décision. Elle permet d'évaluer la capacité d'un système biométrique à détecter les utilisateurs autorisés tout en minimisant les fausses alarmes.[22]

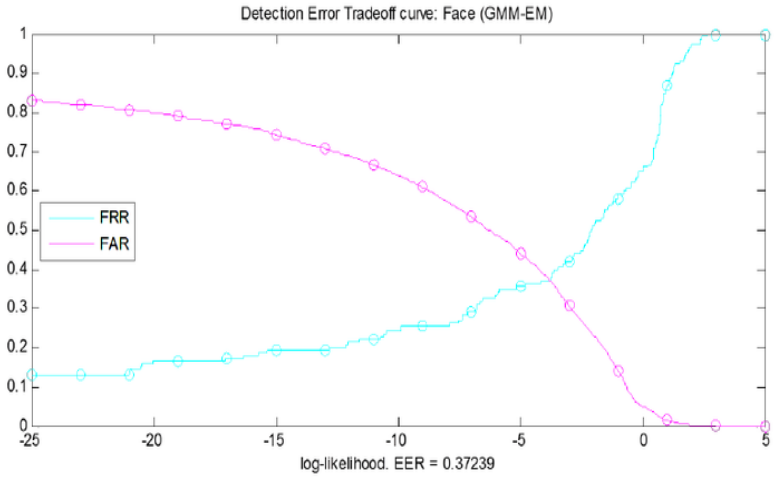


Figure I. 19: courbe DET

I.6 Les avantages et les inconvénients de la biométrie :

La biométrie est une technologie qui utilise des mesures physiques et comportementales pour identifier les individus. Elle offre de nombreux avantages, tels que la sécurité accrue, la facilité d'utilisation et la réduction des coûts liés aux mots de passe et aux cartes d'identification perdues ou volées.

La biométrie présente plusieurs avantages et inconvénients en tant que méthode d'authentification et de reconnaissance de l'identité. Voici quelques-uns des principaux avantages et inconvénients de la biométrie.

I.6.1 Les avantages de la biométrie :

I.6.1.1 Fiabilité :

La biométrie utilise des caractéristiques physiques ou comportementales uniques pour identifier les individus, ce qui la rend plus fiable que les méthodes traditionnelles d'authentification telles que les mots de passe ou les cartes d'identité.

I.6.1.2 Facilité d'utilisation :

Contrairement aux mots de passe et aux cartes d'identification, la biométrie ne nécessite pas de mémorisation ou de port d'un objet supplémentaire. Il suffit de présenter la partie du corps ou le comportement requis pour l'authentification.

I.6.1.3 Rapidité *:*

La biométrie permet une authentification rapide et pratique, ce qui peut être particulièrement utile dans les environnements à haute circulation tels que les aéroports ou les stades.

I.6.2 Les inconvénients de la biométrie :

I.6.2.1 Coût :

Les systèmes de biométrie sont généralement plus coûteux que les méthodes d'authentification traditionnelles, en raison de la nécessité d'équipements spécialisés et de la complexité des algorithmes de traitement.

I.6.2.2 Vie privée :

La biométrie peut être considérée comme intrusive, car elle nécessite la collecte et le stockage des caractéristiques physiques et comportementales des individus. Il est important de s'assurer que ces données sont correctement protégées et utilisées conformément aux lois et réglementations en vigueur.

I.6.2.3 Erreurs de reconnaissance :

Bien que la biométrie soit considérée comme fiable, il existe toujours un risque d'erreurs de reconnaissance, ce qui peut entraîner des retards et des inconvénients pour les utilisateurs.

En fin de compte, la biométrie offre de nombreux avantages en matière de sécurité, de facilité d'utilisation et de réduction des coûts. Cependant, il est important de tenir compte des préoccupations en matière de vie privée, des coûts initiaux élevés et des risques d'erreurs de reconnaissance lors de la mise en place de ces systèmes.

I.7 Conclusion :

En conclusion, ce chapitre a fourni un aperçu général de la biométrie en mettant l'accent sur les empreintes palmaires en tant que système biométrique spécifique. Nous avons appris que la biométrie repose sur l'utilisation de caractéristiques uniques propres à chaque individu, qu'elles soient physiologiques ou comportementales. Les empreintes palmaires sont une forme de biométrie physiologique qui présente des avantages tels que sa stabilité et sa résistance à la contrefaçon.

Le chapitre suivant se concentrera sur l'apprentissage profond et la classification d'images à l'aide des réseaux de neurones convolutifs, une approche puissante et populaire dans le domaine de la vision par ordinateur. Nous explorerons les principes fondamentaux de l'apprentissage profond, la classification d'images et l'utilisation des réseaux neuronaux convolutifs pour reconnaître les empreintes palmaires.

Chapitre II

L'apprentissage profond et réseaux CNN.

II.1 Introduction :

Le deuxième chapitre est dédié à l'apprentissage profond et à la classification d'images à l'aide des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Nous commencerons par définir l'apprentissage profond et examinerons son développement historique ainsi que ses domaines d'application. Ensuite, nous aborderons la classification d'images, en mettant l'accent sur les réseaux neuronaux convolutifs.

L'apprentissage profond est une branche de l'intelligence artificielle qui utilise des réseaux de neurones artificiels pour extraire des caractéristiques complexes à partir des données. Au fil des années, l'apprentissage profond a connu des avancées significatives, notamment dans le domaine de la classification d'images. Nous explorerons les notions de base sur les images et nous plongerons dans les détails de la classification d'image avec les CNN.

II.2 Apprentissage profond :

L'apprentissage profond est une branche de l'intelligence artificielle qui s'appuie sur des réseaux de neurones artificiels pour apprendre à partir de données. Les réseaux de neurones profonds ont été appliqués avec succès dans de nombreux domaines, tels que la vision par ordinateur, la reconnaissance vocale, la traduction automatique et la modélisation de langage naturel. Les avancées dans ce domaine ont conduit à des percées significatives dans la reconnaissance faciale, la traduction automatique et la conduite autonome. L'apprentissage profond est un domaine de recherche en constante évolution, qui continue d'apporter des avancées significatives dans de nombreux domaines.

II.2.1 Définition de l'apprentissage profond :

L'apprentissage profond, également connu sous le nom de deep learning, est une sous-discipline de l'intelligence artificielle qui consiste en l'entraînement de réseaux de neurones artificiels à partir de données d'entrée. L'apprentissage profond permet d'obtenir des résultats performants dans des tâches telles que la classification d'images, la reconnaissance de la parole ou la traduction automatique, et cela en utilisant des techniques de modélisation mathématique complexes.

Les réseaux de neurones profonds sont constitués de couches intermédiaires de neurones qui permettent de représenter des concepts de plus en plus abstraits, ce qui leur permet de capturer des informations plus riches dans les données d'entrée, ce qui permet de prendre des décisions plus précises et plus rapides. Les avancées dans l'apprentissage profond ont été possibles grâce à des algorithmes d'optimisation tels que les architectures de réseau de neurones profonds telles que les réseaux de neurones convolutifs et les réseaux de neurones récurrents.[25]

II.2.2 Historique et développement de l'apprentissage profond :

L'apprentissage profond a une histoire riche et complexe qui remonte aux années 1940. Les premières recherches dans ce domaine ont été menées par Warren McCulloch et Walter Pitts, qui ont créé un modèle de neurone artificiel qui pouvait simuler les fonctions du cerveau humain. Cependant, les progrès dans le domaine ont été lents jusqu'à l'arrivée de l'algorithme de rétropropagation en 1986, qui a permis aux réseaux de neurones de s'adapter aux données de manière efficace et rapide.

Depuis lors, la communauté scientifique a connu un intérêt croissant pour l'apprentissage profond et ses applications dans des domaines tels que la reconnaissance vocale, la vision par ordinateur et le traitement du langage naturel. Les avancées récentes dans le domaine, telles que la création de réseaux de neurones convolutifs et récurrents, ont considérablement amélioré les performances de l'apprentissage profond.[26]

II.2.3 Domaines d'application de l'apprentissage profonde :

L'apprentissage profond est utilisé dans de nombreux domaines et applications.

Dans la reconnaissance vocale, l'apprentissage profond est utilisé pour améliorer la précision de la transcription automatique de la parole en texte.

Dans le domaine de la vision par ordinateur, il est utilisé pour la reconnaissance faciale, la classification d'images, la détection d'objets et la segmentation d'images.

Dans le traitement du langage naturel, l'apprentissage profond est utilisé pour la traduction automatique, l'analyse de sentiment et la génération de texte.

Dans le domaine de la santé, l'apprentissage profond est utilisé pour la détection et le diagnostic de maladies à partir d'images médicales, la prédiction de l'évolution de maladies chroniques, ainsi que la conception de nouveaux médicaments.

En robotique, l'apprentissage profond est utilisé pour la planification de mouvement, la reconnaissance d'objets et la navigation autonome. Les avancées dans l'apprentissage profond ont conduit à des percées significatives dans ces domaines, ce qui a permis de résoudre des problèmes qui semblaient auparavant insolubles.[27]

II.3 Classification d'image :

II.3.1 Notion de base sur les images :

II.3.1.1 Définition de l'image :

L'image peut être définie comme une représentation visuelle d'un objet, d'une scène ou d'une abstraction. "une image numérique est une représentation discrète et finie d'une image

bidimensionnelle dans une matrice de pixels. Les pixels ont des niveaux de gris ou des valeurs de couleurs qui sont stockés dans une mémoire informatique et peuvent être affichés sur un écran ou imprimés sur papier". Les images peuvent être créées à partir de sources telles que des caméras, des scanners, des microscopes, des télescopes et des logiciels de graphisme.[28]

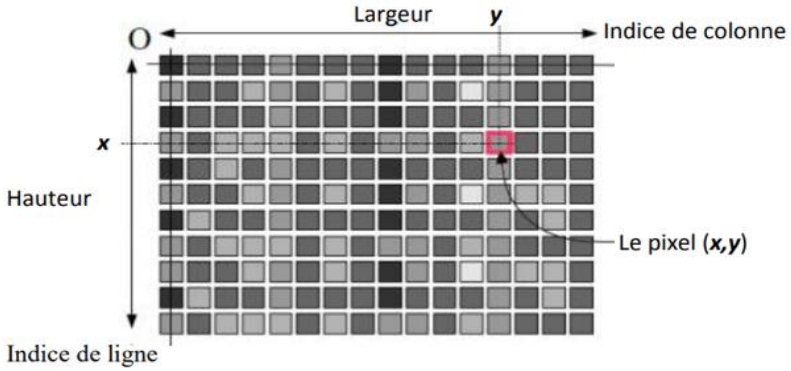


Figure II. 1: Représentation d'une image numérique

II.3.1.2 Les différents types de format d'image :

II.3.1.2.1 Image couleur RVB :

L'image RVB est une représentation d'image qui utilise une combinaison de trois couleurs primaires : rouge (R), vert (G) et bleu (B). Chaque pixel de l'image est représenté par une valeur de luminosité pour chaque canal de couleur. En combinant ces trois canaux de couleur, l'image RVB est créée.[29]

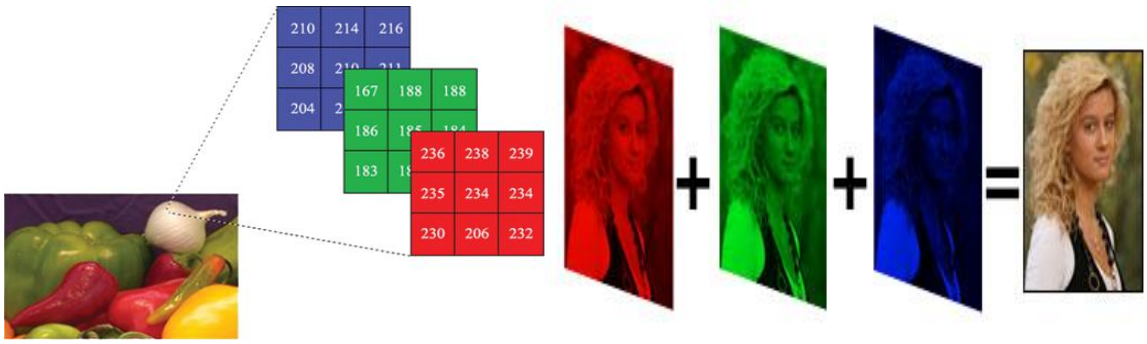


Figure II. 2: Représentation d'image RVB

II.3.1.2.2 Image binaire :

Une image binaire est une image numérique qui ne contient que deux couleurs : le blanc et le noir. Chaque pixel de l'image ne peut être soit blanc (représenté par la valeur 0) soit noir (représenté par la valeur 1).[30]

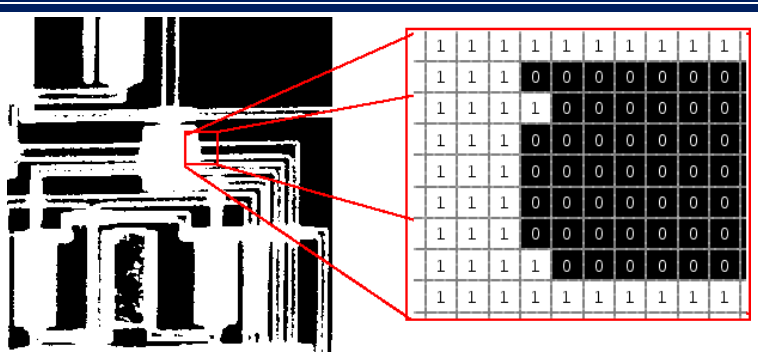


Figure II. 3: Représentation d'image binaire

II.3.1.2.3 Images à niveaux des gris :

Une image à niveaux de gris est une image monochrome qui ne contient pas de couleurs mais qui utilise différentes intensités de gris pour représenter l'image.[30]



Figure II. 4: Représentation d'image à niveaux des gris

II.3.2 Classification d'image sur les réseaux de neurones à convolution (CNN) :

Les CNN sont particulièrement efficaces pour la classification d'image, car ils peuvent détecter des motifs dans les images à différentes échelles et orientations, et sont capables d'apprendre des caractéristiques de manière autonome.

La classification d'image avec CNN suit généralement les étapes suivantes :[31]

- **Collecte et annotation des données** : Les images sont collectées et annotées avec des étiquettes qui indiquent leur catégorie.
- **Prétraitement des données :** Les images sont souvent redimensionnées pour avoir une taille et une résolution cohérentes, puis normalisées pour avoir des valeurs de pixel entre 0 et 1.
- **Entraînement du réseau :** Le réseau de neurones à convolution est entraîné sur un ensemble de données d'entraînement annotées en utilisant la méthode de rétropropagation pour ajuster les poids du réseau. Au cours de l'entraînement, le réseau

apprend à reconnaître les caractéristiques importantes des images qui permettent de les classer dans les bonnes catégories.

- **Évaluation du réseau :** Une fois le réseau entraîné, il est évalué sur un ensemble de données de validation pour déterminer sa précision de classification.
- **Utilisation du réseau :** Le réseau entraîné peut ensuite être utilisé pour classer de nouvelles images dans les catégories appropriées. [31]

II.4 Principe de fonctionnement :

II.4.1 Les différentes architectures de réseaux de neurones pour l'apprentissage profond :

II.4.1.1 Réseaux de neurones convolutifs (CNN) :

Les CNN sont des réseaux de neurones spécialisés dans l'analyse d'images et ont été largement utilisés dans des applications telles que la reconnaissance d'objets, l'identification biométrique et la segmentation d'images. Ils tirent parti de la structure spatiale des images en utilisant des couches convolutives pour extraire des caractéristiques visuelles, suivies de couches de pooling pour réduire la dimensionnalité de la représentation. Les CNN ont connu un grand succès dans de nombreuses applications, notamment grâce à leur capacité à apprendre des caractéristiques visuelles hiérarchiques à partir des données d'entrée.[32]

II.4.1.2 Réseaux de neurones récurrents (RNN) :

Les RNNs sont des réseaux de neurones adaptés à l'analyse de séquences de données, tels que les séquences de texte, de son et de vidéo. Contrairement aux réseaux de neurones traditionnels, les RNN ont des boucles de rétroaction qui leur permettent de maintenir une mémoire des états précédents. Cela les rend particulièrement utiles pour des tâches telles que la prédiction de la prochaine étape dans une séquence ou la génération de texte. Les RNN ont connu un grand succès dans de nombreuses applications, mais leur formation peut être difficile en raison du problème de la disparition des gradients.[33]

II.4.1.3 Réseaux de neurones adversaires génératifs (GAN) :

Les GANs sont des réseaux de neurones utilisés pour la génération de données, tels que des images, des vidéos ou des sons. Ils sont composés de deux réseaux : un générateur qui apprend à créer de nouvelles données à partir d'un ensemble de données d'apprentissage, et un discriminateur qui apprend à distinguer les données générées par le générateur des données réelles. Les GAN ont été largement utilisés dans des applications telles que la génération de visages et la création de contenu artistique.[34]

II.4.1.4 Réseaux de neurones transformer :

Les réseaux de neurones transformer ont été introduits pour la première fois dans le contexte du traitement automatique du langage naturel (NLP). Ils utilisent des mécanismes d'attention pour permettre à un modèle de traiter des séquences de longueur variable, en se concentrant sur les parties les plus pertinentes de la séquence à chaque étape. Les réseaux de neurones transformer ont connu un grand succès dans des applications telles que la traduction automatique et la génération de texte.

Il existe de nombreuses autres architectures de réseaux de neurones pour l'apprentissage profond, telles que les réseaux de neurones résiduels (ResNet), les réseaux de neurones à mémoire à court terme (LSTM), les réseaux de neurones à auto-encodeurs, etc. Chacune de ces architectures a ses propres avantages et inconvénients, et le choix de l'architecture appropriée dépend de la tâche à accomplir et des données disponibles.[35]

II.5 Réseaux de neurones convolutifs CNN :

II.5.1 Définition d'un réseau neuronal convolutif :

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont une architecture de réseau de neurones profonds qui ont été initialement développés pour la reconnaissance d'images. Ils sont basés sur des opérations de convolution et de pooling qui permettent d'extraire des caractéristiques importantes des images de manière efficace.

Les couches convolutives dans un CNN apprennent des filtres qui sont appliqués à l'image en entrée pour détecter des motifs et des caractéristiques spécifiques, tels que les bords, les coins et les textures. Les couches de pooling sont ensuite utilisées pour réduire la dimension de l'image et la rendre plus facile à traiter.

Les CNN ont été utilisés avec succès dans de nombreuses applications d'apprentissage profond en plus de la reconnaissance d'images, telles que la reconnaissance de la parole, la classification de texte et la segmentation sémantique et l'identification biométrique.[36]

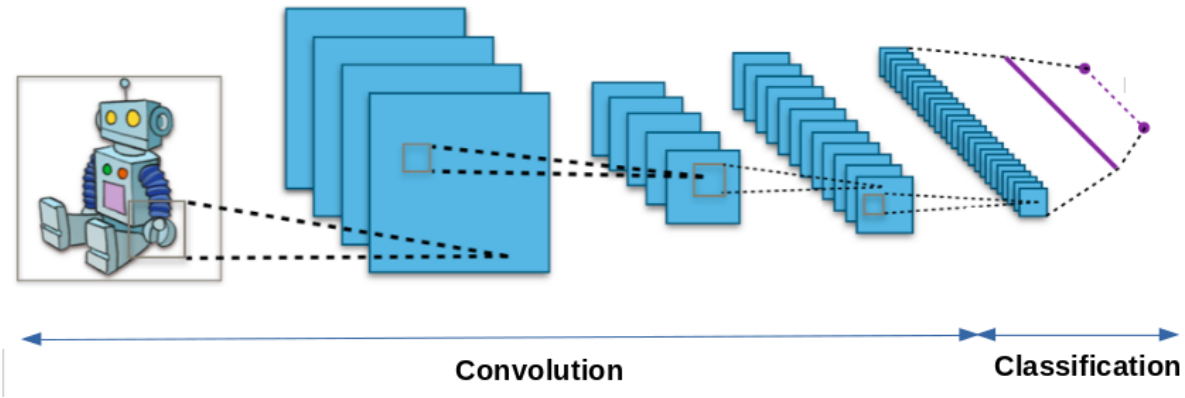


Figure II. 5: Architecture général d'un réseau de neurones convolutif.

II.5.2 Utilisation de réseaux neuronaux convolutifs pour la reconnaissance d'empreintes palmaires :

Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) ont été largement utilisés pour la reconnaissance d'empreintes digitales, mais leur utilisation pour la reconnaissance d'empreintes palmaires est relativement nouvelle. Les empreintes palmaires sont plus complexes que les empreintes digitales en raison de leur variabilité et de leur texture plus fine. Sépendant, les CNN ont montré une grande efficacité pour extraire les caractéristiques des complexes d'images.

Les CNN ont été utilisés dans plusieurs études pour la reconnaissance d'empreintes palmaires. Une étude a utilisé un réseau de neurones convolutifs à trois couches pour extraire les caractéristiques des empreintes palmaires et les comparer à une base de données pour l'identification. Les résultats sur montré une précision de reconnaissance de 96%. [37]

II.5.2.1 Acquisition des empreintes palmaires :

L'acquisition d'empreintes palmaires est l'une des étapes les plus critiques dans les systèmes d'identification biométrique. Les dispositifs d'acquisition d'empreintes palmaires doivent être capables d'obtenir des images de haute qualité avec une résolution d'au moins 500 dpi pour permettre une reconnaissance précise. Les auteurs soulignent également l'importance de la coopération de l'utilisateur lors de l'acquisition de l'empreinte palmaire, en veillant à ce que la paume soit bien positionnée et à ce que la pression exercée soit suffisante pour obtenir une image claire et nette.[38]

II.5.2.1.1 Techniques d'acquisition :

Les techniques d'acquisition peuvent être classées en trois catégories : contact direct, contact sans fil et contact indirect.

II.5.2.1.1.1 Contact direct :

Les techniques d'acquisition de contact direct dans le domaine des systèmes biométriques d'empreintes palmaires ont connu des améliorations significatives grâce à l'utilisation de l'apprentissage profond. Des études ont montré que la qualité des images acquises avec ces techniques est meilleure que celle obtenue avec des techniques de contact indirect. Les méthodes de contact direct utilisent des capteurs spécifiques pour capturer des images haute résolution des caractéristiques de la paume de la main, telles que les lignes, les plis et les pores. La qualité de l'image peut être améliorée en contrôlant les conditions d'éclairage et en assurant que la main est positionnée de manière cohérente sur le capteur. Ces capteurs ont également la capacité de détecter les informations sous-cutanées, ce qui peut être utile pour la détection des tentatives de fraude et cette technique ont également des avantages en termes de vitesse de traitement et de précision de la reconnaissance.[39]

II.5.2.1.1.2 Contact sans fil :

Les techniques d'acquisition de contact sans fil sont relativement nouvelles, mais elles ont un grand potentiel pour améliorer la commodité et l'efficacité des systèmes biométriques d'empreintes palmaires. Les capteurs d'empreintes palmaires sans fil utilisent des technologies telles que les ondes radio, l'infrarouge et le Bluetooth pour capturer l'image de l'empreinte palmaire et la transmettre à un appareil mobile ou à un ordinateur. Cependant, ces capteurs présentent des défis en termes de qualité d'image et de sécurité, ce qui nécessite des solutions pour améliorer les performances des systèmes. Les travaux de recherche ont proposé des approches visant à améliorer la qualité de l'image en utilisant des techniques de post-traitement et à renforcer la sécurité en intégrant des algorithmes de cryptage et d'authentification. [39]

II.5.2.1.1.3 Contact indirect :

Les techniques d'acquisition de contact indirect peuvent être divisées en deux catégories : les méthodes basées sur la modélisation 3D et les méthodes basées sur la reconnaissance de caractéristiques.

La méthode basée sur la modélisation 3D consiste à utiliser une caméra RGB-D pour capturer l'empreinte palmaire à partir de plusieurs angles et à construire un modèle 3D de l'empreinte. Les résultats expérimentaux ont montré que la méthode a une précision de reconnaissance élevée et une faible sensibilité à la position de la main.

La méthode basée sur la reconnaissance de caractéristiques consiste à extraire des caractéristiques discriminantes de l'empreinte palmaire à partir d'images de contact indirect.

Les résultats expérimentaux ont montré que la méthode a une précision de reconnaissance élevée et est robuste aux variations de pose.[41]

II.5.2.2 Extraction et traitement des caractéristiques :

Les systèmes biométriques d'empreintes palmaires sont de plus en plus utilisés dans de nombreux domaines pour l'identification et l'authentification des individus. Dans ces systèmes, l'extraction et le traitement des caractéristiques sont des étapes essentielles pour obtenir des informations discriminantes à partir des images d'empreintes palmaires, permettant ainsi d'identifier de manière unique un individu. Dans le cadre de l'apprentissage profond, des techniques de traitement des images ont été développées pour extraire les caractéristiques des empreintes palmaires.[42]

II.5.2.2.1 Extraction de caractéristiques :

L'extraction des caractéristiques consiste à extraire des informations pertinentes à partir des images d'empreintes palmaires. Les techniques les plus couramment utilisées dans le domaine des systèmes biométriques d'empreintes palmaires utilisant l'apprentissage profond sont les réseaux de neurones convolutifs (CNN). Ces réseaux peuvent apprendre de manière automatique les caractéristiques discriminantes des empreintes palmaires à partir des images d'entrée. En particulier, des architectures spécifiques ont été développées pour l'extraction de caractéristiques d'empreintes palmaires, telles que Deep-PalmNet, qui est un réseau de neurones convolutifs profond pour l'extraction de caractéristiques des empreintes palmaires[43]

II.5.2.2.2 Les méthodes basées sur l'apparence :

Les méthodes d'extraction de caractéristiques basées sur l'apparence utilisent l'image brute de l'empreinte palmaire pour extraire des caractéristiques discriminantes.

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont souvent utilisés pour extraire automatiquement ces caractéristiques à partir des images d'empreintes palmaires. Ces méthodes présentent l'avantage d'être plus simples à mettre en œuvre que les méthodes locales et ont montré des performances élevées dans de nombreuses applications de reconnaissance d'empreintes palmaires.

- **Analyse de texture :**

L'analyse de texture est une technique couramment utilisée dans les méthodes basées sur l'apparence pour extraire des caractéristiques discriminantes à partir d'images d'empreintes palmaires. Cette technique consiste à quantifier la variation des intensités de pixels dans une région donnée de l'image, généralement en utilisant des mesures statistiques telles que la moyenne, la variance et la co-occurrence de textures.[44]

- **Analyse de couleur :**

L'analyse de couleur est une technique importante dans les méthodes basées sur l'apparence. Elle permet de capturer les informations de couleur de l'image de l'empreinte palmaire et de les utiliser pour l'identification et la vérification. Plusieurs méthodes ont été proposées pour extraire et traiter les informations de couleur de l'image de l'empreinte palmaire.[45]

- **Analyse de forme :**

L'analyse de forme est une méthode couramment basée sur l'apparence pour extraire des caractéristiques discriminantes. Cette méthode consiste à extraire des informations sur la forme et la structure de l'empreinte palmaire à partir d'images en niveaux de gris. Les descripteurs de forme couramment utilisés incluent les contours, les points de contour et les moments de forme.[46]

II.5.3 Architecture du réseau neuronal convolutif :

L'architecture des réseaux neuronaux convolutifs (CNN) est basée sur des couches de convolutions qui permettent d'extraire les caractéristiques importantes des images. Les CNN sont constitués de différentes couches, telles que les couches de convolutions, de pooling, de normalisation et de classification.

La première couche d'un CNN est généralement une couche de convolution qui prend en entrée l'image d'entrée et applique un certain nombre de filtres (ou noyaux) sur l'image pour extraire des caractéristiques importantes. La couche de convolution est suivie d'une couche de pooling qui réduit la taille de l'image en prenant la moyenne ou le maximum d'une zone de l'image. Cette opération permet de réduire le nombre de paramètres du réseau et de rendre le réseau plus rapide et moins susceptible de surapprentissage.

Ensuite, une couche de normalisation est souvent utilisée pour normaliser les activations de la couche précédente. Il existe différentes méthodes de normalisation, telles que la normalisation en lots (batch normalization), qui consiste à normaliser les activations de chaque batch d'images pour accélérer la convergence du réseau.

Enfin, la dernière couche du CNN est généralement une couche de classification qui utilise les caractéristiques extraites pour classifier l'image dans une catégorie prédéfinie. Cette couche est souvent une couche entièrement connectée qui prend les caractéristiques extraites et les convertit en probabilités de classification.

Il est important de noter que l'architecture exacte d'un CNN peut varier en fonction de l'application et de la taille de l'ensemble de données.[47]

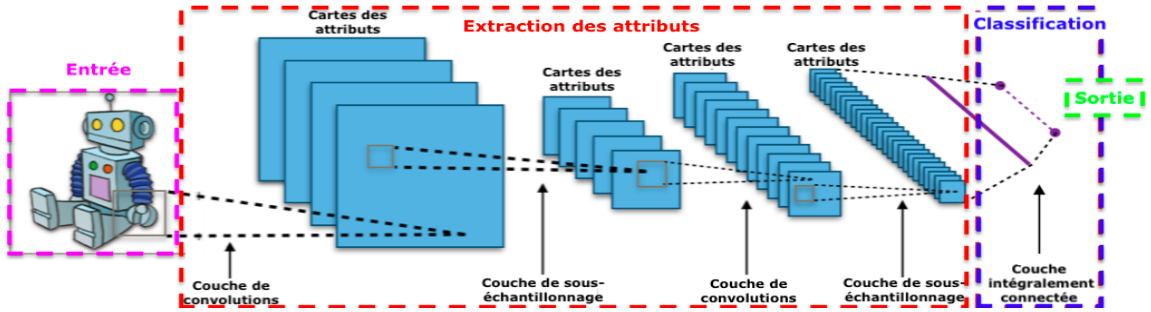


Figure II. 6: Architecture standard d'un réseau à convolutions.

II.5.3.1 Les couches d'un réseau neuronal convolutif (Les blocs de construction) :

L'architecture d'un CNN consiste en un assemblage de couches de traitement qui fonctionnent indépendamment les unes des autres pour extraire des caractéristiques importantes d'une image. Chaque couche effectue une opération spécifique.

II.5.3.1.1 La couche de convolution (CONV) :

La couche de convolution (CONV) est la couche principale d'un réseau neuronal convolutif (CNN). Elle est responsable de l'extraction des caractéristiques importantes de l'image en entrée. La couche de convolution applique des filtres sur l'image pour détecter des motifs et des caractéristiques spécifiques. Chaque filtre est une petite matrice de poids qui est déplacée sur l'image d'entrée pour effectuer une multiplication matricielle locale. Les sorties de ces multiplications sont sommées pour produire une carte de caractéristiques qui met en évidence les motifs présents dans l'image.

La couche de convolution permet de capturer les caractéristiques locales de l'image, telles que les bords, les textures et les formes, en utilisant des filtres spécialisés pour chaque caractéristique. Plusieurs filtres peuvent être utilisés dans une couche de convolution pour extraire des caractéristiques de différentes échelles et orientations. La taille, la profondeur et le pas des filtres peuvent être ajustés pour contrôler la quantité d'information extraite de l'image.

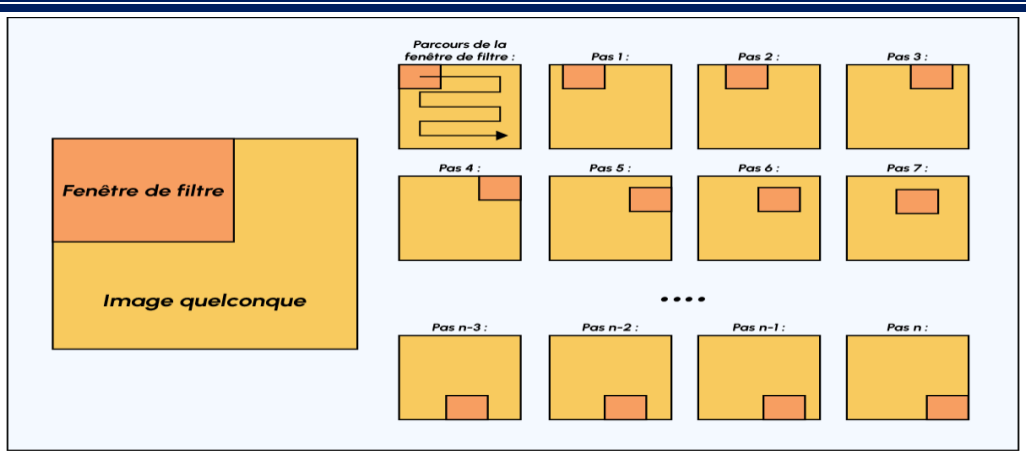


Figure II. 7: Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image**.**

La couche de convolution est suivie d'une fonction d'activation, telle que ReLU, qui introduit de la non-linéarité dans le réseau et permet au modèle de capturer des motifs plus complexes. La sortie de la couche de convolution peut ensuite être utilisée par d'autres couches de traitement pour extraire des caractéristiques plus abstraites de l'image.[48]

II.5.3.1.2 Couche de pooling (POOL) :

La couche de pooling, également appelée couche de sous-échantillonnage, est une étape courante dans les réseaux de neurones convolutifs (CNN). Cette couche est généralement utilisée après une ou plusieurs couches de convolution pour réduire la taille de la représentation de l'image et rendre le traitement plus efficace. La couche de pooling fonctionne en divisant la sortie de la couche de convolution en régions non superposées et en appliquant une fonction de réduction sur chaque région. La fonction de réduction peut être une opération simple telle que la moyenne ou le maximum, qui permet de réduire la taille de la carte de caractéristiques tout en préservant les caractéristiques les plus importantes.

L'opération de sous-échantillonnage consiste à prendre une région de la carte de caractéristiques et à ne conserver qu'une seule valeur, généralement la valeur maximale (dans le cas du pooling max) ou la moyenne (dans le cas du pooling moyen). Cette opération permet de réduire la taille de la carte de caractéristiques tout en préservant les caractéristiques les plus importantes.

Il existe différents types de pooling, les plus courants étant le pooling max et le pooling moyen.

Le pooling max consiste à ne conserver que la valeur maximale de chaque région, tandis que le pooling moyen calcule la moyenne de chaque région figure 3.1 présenter un filtre de 2x2 pour un polling max et moyen.[49]

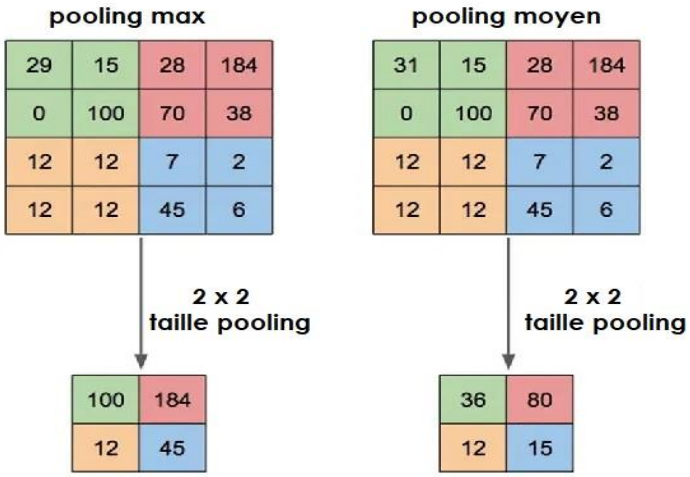


Figure II. 8: Illustration de l'étape de sous échantillonnage ("pooling")

II.5.3.1.3 Couche de correction (ReLU):

La couche de correction (ReLU) est une fonction d'activation couramment utilisée dans les réseaux de neurones convolutifs (CNN). La fonction ReLU est définie comme suit : f(x) = max(0,x), où x est la valeur d'entrée et f(x) est la valeur de sortie, ce qui signifie que les valeurs négatives sont mises à zéro tandis que les valeurs positives sont conservées. Cette fonction est choisie car elle est simple et efficace, et permet également d'accélérer l'apprentissage en réduisant la probabilité de saturation des gradients.

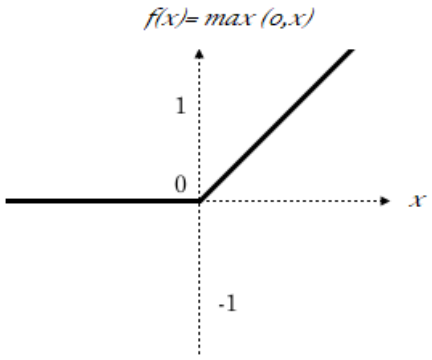


Figure II. 9: Allure de la fonction ReLU

L'avantage principal de la fonction ReLU par rapport à d'autres fonctions d'activation est qu'elle est très rapide à calculer. Elle ne nécessite qu'une simple comparaison et une sélection de la valeur maximale entre 0 et la valeur d'entrée. De plus, la fonction ReLU a une propriété intéressante appelée "sparsité de l'activation". Cela signifie que seules les caractéristiques importantes sont activées, tandis que les autres sont mises à zéro, ce qui peut améliorer les performances du réseau.[50]



Figure II. 10: Illustration de l'étape de correction

Cependant, la fonction ReLU peut également présenter des inconvénients. Elle peut entraîner ce qu'on appelle le "problème de la mort des neurones". Cela se produit lorsque la valeur d'entrée de la fonction ReLU est négative, ce qui entraîne une sortie de 0 et une absence de signal dans le réseau. Dans ce cas, le neurone est "mort" et ne contribue plus à l'apprentissage. Pour résoudre ce problème, d'autres fonctions d'activation ont été développées, telles que la fonction Leaky ReLU et d'autre présenter sur figure II.10.[51]

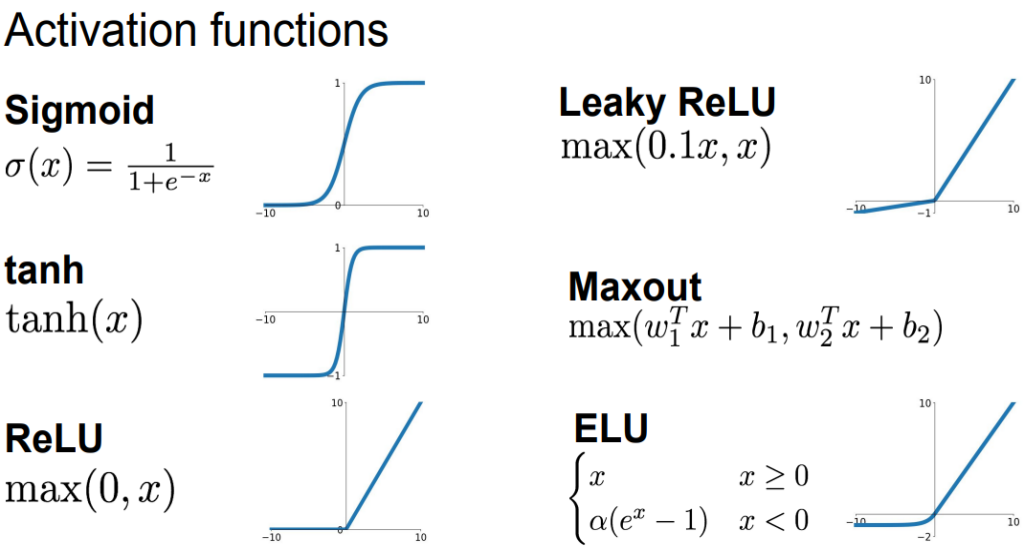


Figure II. 11: Quelques fonctions d'activation

II.5.3.1.4 Couche entièrement connectée (Fully-connected) :

La couche entièrement connectée (fully connected layer en anglais) est une couche de traitement qui s'applique à une entrée qui a été préalablement aplatie, de sorte que chaque entrée est connectée à tous les neurones de la couche.

Les couches entièrement connectées sont généralement situées à la fin des architectures de réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et peuvent être utilisées pour optimiser des objectifs tels que les scores de classe.

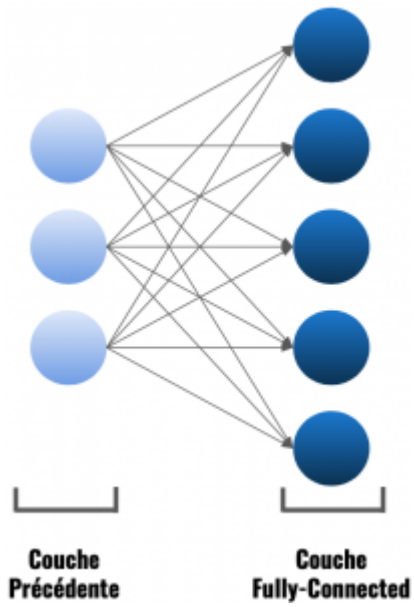


Figure II. 12: Couche entièrement connectée (Fully-connected)

En d'autres termes, la couche entièrement connectée permet de prendre en compte toutes les caractéristiques extraites par les couches précédentes et de les utiliser pour effectuer une classification ou une régression en utilisant tous les neurones de la couche. Cette couche est très utile pour des tâches telles que la classification d'images ou la prédiction de valeurs numériques.[52]

II.5.3.1.5 Couche de perte (LOSS) :

La couche de perte (LOSS) est une couche obligatoire dans les réseaux de neurones, y compris les réseaux de neurones convolutifs (CNN). Cette couche est utilisée pour calculer la différence entre la sortie prédite du réseau et la sortie réelle (label), et ainsi mesurer l'écart entre la prédiction et la vérité. L'objectif est de minimiser cette différence, appelée "perte", pendant l'apprentissage.

Il existe plusieurs types de fonctions de perte, en fonction du type de problème de classification ou de régression traité. Par exemple, la fonction de perte softmax cross-entropy est couramment utilisée pour la classification de plusieurs classes, tandis que la fonction de perte mean squared error est souvent utilisée pour les problèmes de régression.[53]

II.5.4 Choix des paramètres dans l'architecture des réseaux neuronaux convolutifs CNN :

II.5.4.1 Nombre de couches :

Le choix du nombre de couches dans l'architecture des réseaux de neurones convolutifs (CNN) est un paramètre important qui peut avoir un impact significatif sur la performance du modèle.

Il n'existe pas de règle stricte pour déterminer le nombre optimal de couches pour un CNN, car cela dépendra de la nature de la tâche et des données d'entrée. Cependant, plusieurs études ont exploré l'impact du nombre de couches sur la performance des réseaux convolutifs pour différentes tâches.[54]

II.5.4.2 Taille des filtres :

Le choix de la taille des filtres est un paramètre important lors de la conception d'architectures de réseaux neuronaux convolutifs (CNN). La taille des filtres peut affecter la capacité d'un CNN à apprendre des caractéristiques de différentes échelles spatiales dans une image.

Les filtres sont les matrices qui sont appliquées sur les images d'entrée pour extraire des caractéristiques importantes.

Plusieurs études ont examiné l'effet de la taille des filtres sur les performances des CNN montré que l'utilisation de filtres de taille 3x3 a conduit à des performances supérieures dans la classification d'images par rapport aux filtres de taille 5x5 ou 7x7. Cette étude a également suggéré que l'utilisation de plusieurs couches de filtres 3x3 pourrait être plus efficace que l'utilisation de filtres plus grands. [54]

En général, il n'y a pas de taille de filtre optimale pour toutes les tâches. La taille du filtre doit être choisie en fonction de la tâche spécifique à laquelle le réseau neuronal convolutif est destiné.

II.5.4.3 Nombre de filtres :

Le choix du nombre de filtres peut affecter la capacité d'un CNN à apprendre des caractéristiques spécifiques dans les données d'entrée.

Les architectures de CNN les plus performantes utilisent souvent une combinaison de différents nombres de filtres pour extraire des caractéristiques à différentes échelles spatiales. En pratique, le choix du nombre de filtres doit être effectué avec soin pour atteindre une bonne performance du modèle tout en évitant le surapprentissage.

Le nombre de filtres par couche peut varier considérablement en fonction de la complexité de la tâche et du nombre de caractéristiques à extraire.

Cependant, il est important de noter que l'augmentation du nombre de filtres peut également augmenter le nombre de paramètres à entraîner, ce qui peut rendre le modèle plus difficile à entraîner et nécessiter plus de ressources computationnelles.

II.6 Conclusion :

En conclusion, ce chapitre nous a permis de comprendre les fondements de l'apprentissage profond et de la classification d'images à l'aide des réseaux de neurones convolutifs. Nous avons vu comment les CNN sont utilisés pour extraire des caractéristiques pertinentes à partir des images et les utiliser pour la classification. Les CNN ont été largement adoptés dans le domaine de la reconnaissance d'images et ont obtenu des performances remarquables.

Cependant, il est important de noter que le choix des paramètres dans l'architecture des réseaux neuronaux convolutifs est crucial pour obtenir de bons résultats.

De plus, l'utilisation des CNN pour la reconnaissance d'empreintes palmaires nécessite une conception spécifique de l'architecture du réseau.

Le chapitre suivant approfondira davantage les architectures des réseaux neuronaux convolutifs et explorera leur utilisation spécifique pour la reconnaissance d'empreintes palmaires.

Chapitre III

Résultats expérimentaux et discussions

III.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous aborderons les expérimentations et les résultats obtenus dans le cadre de notre étude sur la reconnaissance d'empreintes palmaires à l'aide de réseaux de neurones convolutifs (CNN). Nous commencerons par décrire l'environnement de travail, à la fois sur le plan matériel et logiciel. Ensuite, nous présenterons les bases de données utilisées pour nos expérimentations. Enfin, nous détaillerons les protocoles d'évaluation, les optimisations de paramètres du modèle CNN et les architectures utilisées. Nous comparerons également les résultats obtenus pour chaque base de données.

L'objectif de ce chapitre est de mettre en lumière les performances des modèles CNN dans la reconnaissance d'empreintes palmaires, en tenant compte des différents paramètres et protocoles d'évaluation. Nous présenterons les résultats de nos expérimentations et discuterons de leur pertinence par rapport à nos attentes. Ces résultats nous permettront de tirer des conclusions quant à l'efficacité des réseaux de neurones convolutifs pour la reconnaissance d'empreintes palmaires.

III.2 Enivrement du travail :

Dans cette section, nous présentons les environnements matériels et logiciels de notre travail.

III.2.1 Environnement matériel :

Pour développer notre programme, nous avons utilisé une machine (Ordinateur portable), les caractéristiques de ces dernières sont les suivantes :

- **Marque d'ordinateur** : HP EliteBook 2570p
- **Processeur :** Intel® core (TM) i7-350M CPU @ 2.9 GHz.
- **RAM** : 8 Go de RAM.
- **Disque Dur** : 256 Go SSD.
- **OS** : Microsoft Windows 10 64 bits.

III.2.2 Environnement logiciel :

Pour développer ce programme, nous avons utilisé l'environnement de travail Visual Studio Code et langage python et des bibliothèques nécessaire :

III.2.2.1 Visual Studio Code :

Visual Studio Code (VS Code) est un éditeur de code source développé par Microsoft. Il est gratuit et open source, et disponible sur plusieurs plateformes, notamment Windows, MacOs et Linux. VS Code prend en charge de nombreux langages de programmation populaires et offre une gamme de fonctionnalités, telles que la coloration syntaxique, la complétion automatique, le débogage, la gestion de version et l'intégration de l'interface en ligne de commande.

Il est également hautement personnalisable grâce à un large éventail d'extensions et de thèmes, ce qui en fait un choix populaire parmi les développeurs.

III.2.2.2 Python :

Python est un langage de programmation interprété, orienté objet et de haut niveau. Il est conçu pour être simple à lire, écrire et comprendre, ce qui en fait un langage populaire pour les débutants en programmation, mais également utilisé dans de nombreux domaines professionnels tels que le développement web, l'analyse de données, l'IA et le machine learning.

Python a une syntaxe claire et concise qui facilite l'écriture de code et est connu pour sa grande variété de bibliothèques et de modules qui permettent de réaliser rapidement des tâches courantes.

Pour notre projet nous avons utilisé le version 3.10.10 de python, il contient des mises à jour et des améliorations par rapport aux versions précédentes.

III.2.2.3 Les bibliothèques utilisées :

- **Os** : fournit une interface pour interagir avec le système de fichiers d'un ordinateur, ce qui permettra de manipuler des fichiers et des dossiers nécessaires pour l'entraînement du modèle.
- **Numpy :** est une bibliothèque de calcul numérique en Python qui prend en charge des tableaux multidimensionnels et des opérations mathématiques complexes sur ces tableaux, ce qui en fait une bibliothèque essentielle pour la manipulation des données d'images.
- **Matplotlib.pyplot :** est une bibliothèque graphique pour Python qui fournit des outils pour créer une grande variété de graphiques et de visualisations, tels que des histogrammes, des diagrammes en boîte et des nuages de points.
- **Seaborn :** est une bibliothèque de visualisation de données en Python basée sur Matplotlib qui fournit une interface de haut niveau pour la création de graphiques statistiques attrayants et informatifs.
- **Sklearn.model_selection :** est une bibliothèque de machine learning qui fournit des outils pour la division des données en ensembles de formation et de test.

- **keras.preprocessing.image**: est une bibliothèque qui fournit des outils pour charger, prétraiter et augmenter les images, qui seront utilisées pour entraîner le modèle.
- **keras.models:** est une bibliothèque de deep learning qui fournit des outils pour construire des modèles de réseaux de neurones artificiels.
- **keras.layers:** est une bibliothèque de deep learning qui fournit des couches pour la construction de modèles de réseaux de neurones artificiels.
- **keras.callbacks:** est une bibliothèque de deep learning qui fournit des rappels pour surveiller et enregistrer la progression du réseau de neurones pendant l'entraînement.

III.3 Description les bases des données :

La base de données d'empreintes palmaires est un ensemble de données composé d'images segmentées collectées pour faciliter l'identification biométrique et l'apprentissage automatique.

La base de données que nous avons utilisée en premier dans notre travail c'est l'IITD Palmprint V1 a été acquise au laboratoire de recherche en biométrie durant la période de janvier 2006 à juillet 2007 et collectées par des étudiants et de membres du personnel de l'IIT Delhi, en Inde.

Cette base de données contient des images d'empreintes de mains segmentées et des photos de mains gauche et droit de 230 personnes et ont volontairement contribué au moins 5 échantillons d'images manuelles de chacune des mains à l'aide d'un appareil photo numérique CMOS.

Toutes les personnes dans la base de données sont dans la tranche d'âge de 14 à 56 ans.

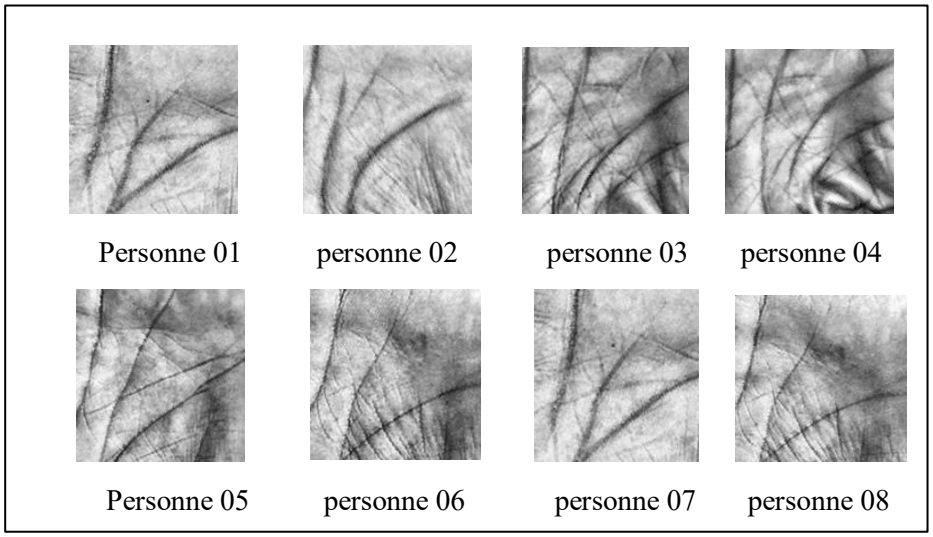


Figure III. 1: Quelques images segmentées de la base de données IITD Palmprint V1.

La deuxième base des données que nous avons utilisée dans notre travail contient des images d'empreintes palmaires de 100 personnes publier dans GitHub par ruofei7.

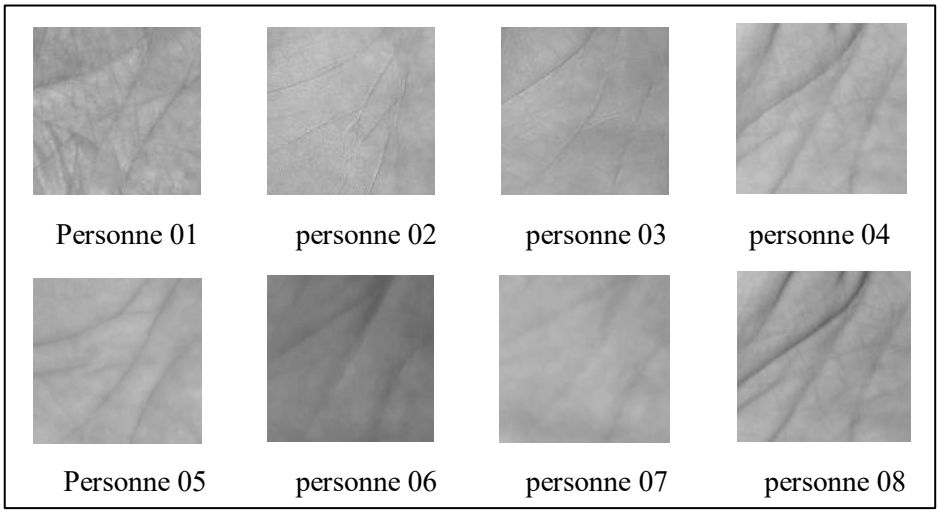


Figure III. 2: Quelques images segmentées de la base de données ruofei7

III.4 Expérimentations et Résultats :

III.4.1 Première base de donnes :

III.4.1.1 Protocol d'évaluation :

III.4.1.1.1Séparation de la base de données :

Nous avons utilisé 20 échantillons personnes pour notre étude. Chaque personne a contribué avec 6 images d'empreintes palmaires segmentées. Ont été répartis en deux groupes distincts : un groupe pour l'apprentissage et l'autre pour tester les différentes techniques et évaluer leurs performances. Pour les séries de tests que nous avons réalisées, la base de données a été subdivisée de la manière :

- **Images d'apprentissages :**

Pour la phase d'apprentissage, nous avons utilisé les quatre premières images de chaque personne. Ces images ont été utilisées pour entraîner les modèles et leur permettre d'apprendre les caractéristiques et les patterns des empreintes palmaires.

- **Images de testes :**

Pour la phase de tests, nous avons utilisé les deux images restantes de chaque personne. Ces images ont été utilisées pour évaluer les performances des techniques et des modèles que nous avons développés, en utilisant les empreintes palmaires des individus qui n'ont pas été utilisées dans la phase d'apprentissage. Cela nous permet d'évaluer la capacité des modèles à généraliser et à reconnaître correctement les empreintes palmaires qui leur sont nouvelles.

III.4.1.2 Optimisation des paramètres du modèle CNN pour notre protocole d'évaluation :

III.4.1.2.1 Choix de filtre :

Le choix du filtre est une étape cruciale lors de la conception d'un modèle CNN (Convolutional Neural Network). Les filtres jouent un rôle essentiel dans l'extraction des caractéristiques pertinentes des images d'empreintes palmaires. Ils sont responsables de la détection de motifs et de structures spécifiques dans les données.

Nous allons essayer différents filtres telle (3x3 5x5 7x7) et les évaluer en fonction des performances et des résultats obtenus.

Nous allons fixer le nombre de filtres sur 16 et utiliser une couche de convolution et 100 époques sur tous les filtres.

- **Filtre 3x3 :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par le filtre 3x3 :

Tableau III. 1 : Tableau des résultats pour filtre 3x3

Filtre	**3x3**
Époques	100
Nombre de filtre	16
Couche	1
ACC	77.50%

La précision de 77,50 % peut être considérée comme un indicateur positif de la capacité du filtre 3x3 à extraire les caractéristiques pertinentes des empreintes palmaires et à les utiliser pour la reconnaissance et la classification.

Cela suggère que le filtre 3x3 a été efficace pour capturer les motifs et les structures présents dans les images d'empreintes palmaires, permettant ainsi au modèle CNN de bien généraliser et de prendre des décisions précises lors de la classification des empreintes.

Cependant, nous avons besoin de plus d'essais sur d'autres filtres pour confirmer les meilleurs résultats et prendre une décision finale sur la sélection des candidats.

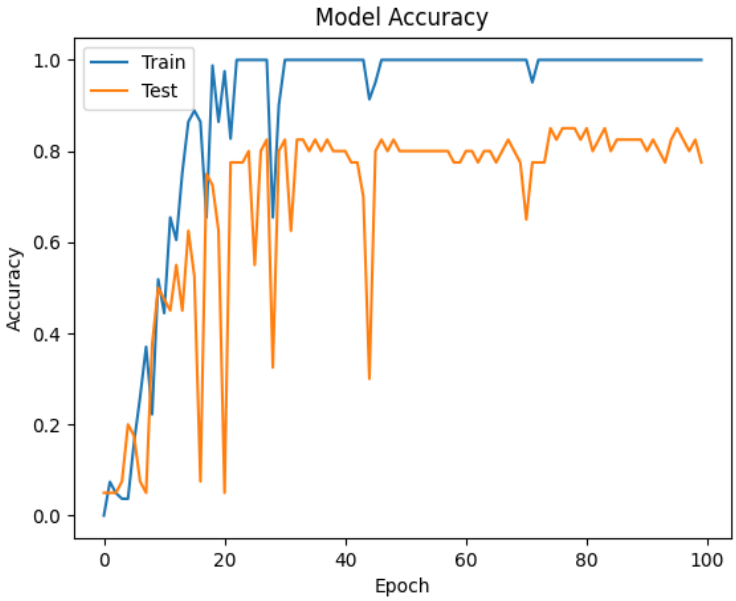


Figure III. 3: L'évolution de la précision du modèle pour le filtre 3x3.

Le figure III .3 représente l'évolution de la précision du modèle au fil des époque lors de l'entraînement.

Lors de l'entraînement du modèle, la précision sur les données d'entraînement a augmenté jusqu'à 95%, ce qui indique que le modèle a réussi à bien apprendre à partir de ces données et à effectuer des prédictions précises. Cependant, la précision sur les données de validation a atteint seulement 80%, ce qui est légèrement inférieur à la précision sur les données d'entraînement.

Une différence de 10% entre la précision sur les données d'entraînement et la précision sur les données de validation peut indiquer une légère forme de surajustement (overfitting).

Cela signifie que le modèle a réussi à mémoriser les motifs et les caractéristiques spécifiques des données d'entraînement.

- **Filtre 5x5 :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par le filtre 5x5 :

Tableau III. 2 : Tableau des résultats pour filtre 5x5.

Filtre	**5x5**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Couche	1
ACC	67.50%

L'obtention d'une précision de 67,50 % avec le filtre 5x5 indique que ce filtre a donné des résultats moins performants par rapport au filtre 3x3 dans le protocole d'évaluation spécifique.

Cela peut être dû au fait que le filtre 5x5 est plus grand que le filtre 3x3 et peut avoir plus de difficulté à capturer les motifs et les structures plus fins dans les images d'empreintes palmaires. Cela peut également entraîner une complexité accrue du modèle.

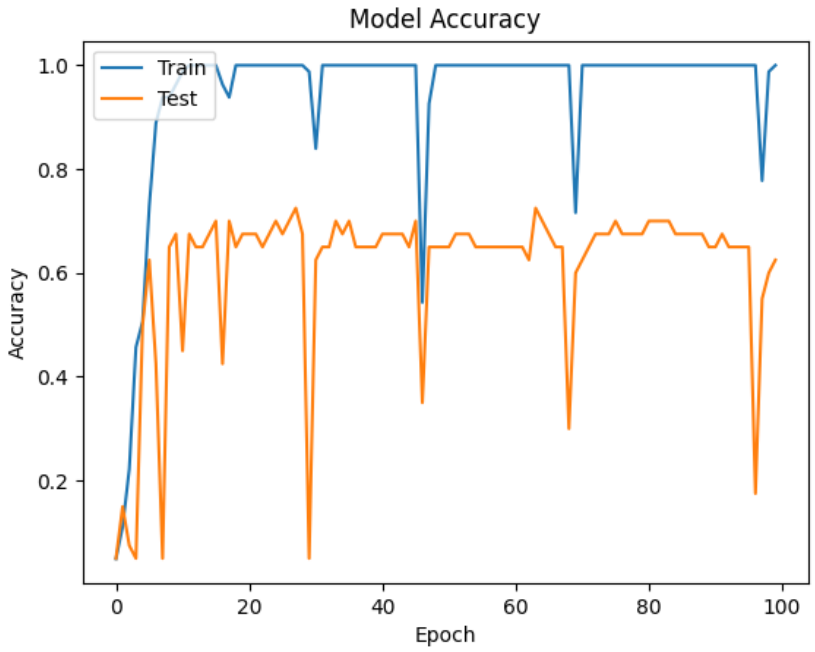


Figure III. 4: ACC pour le filtre 5x5.

Dans la figure III.4 lors de l'entraînement du modèle, la précision sur les données d'entraînement a augmenté jusqu'à 95%, ce qui indique que le modèle a réussi à bien apprendre à partir de ces données et à effectuer des prédictions précises. Cependant, la précision sur les données de validation a atteint seulement 70%, ce qui est inférieur à la précision sur les données d'entraînement.

Une différence significative de 25% entre la précision sur les données d'entraînement et la précision sur les données de validation suggère un surajustement (overfitting) important du modèle.

- **Filtre 7x7 :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par le filtre 7x7 :

Tableau III. 3 : Tableau des résultats pour filtre 7x7

Filtre	**7x7**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Couche	1
ACC	62.50%

L'obtention d'une précision de 62,50 % avec le filtre 7x7 indique que ce filtre a donné des résultats moins satisfaisants par rapport aux filtres 3x3 et 5x5 dans le protocole d'évaluation spécifique.

Une raison possible de cette baisse de performance pourrait être que le filtre 7x7 est encore plus grand que les filtres 3x3 et 5x5. En conséquence, il peut avoir plus de difficulté à capturer les motifs et les détails fins dans les images d'empreintes palmaires, ce qui peut entraîner une perte d'informations importantes pour la classification.

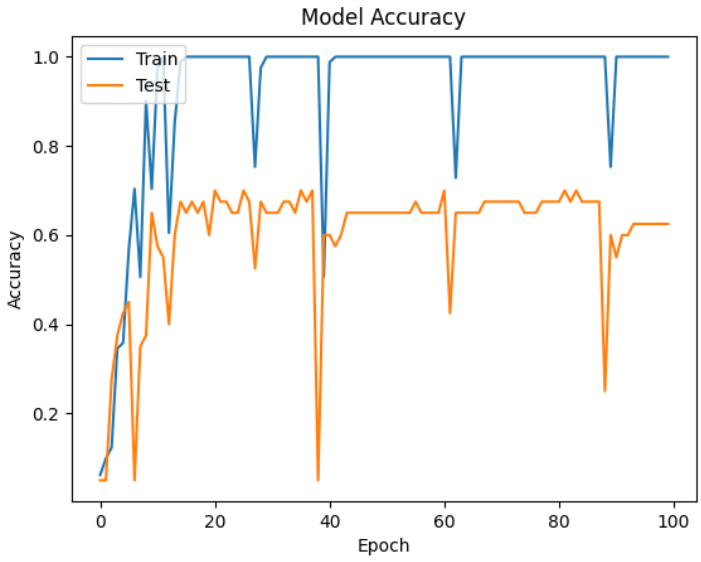


Figure III. 5: ACC pour le filtre 7x7.

Lors de l'entraînement du modèle, la précision sur les données d'entraînement a augmenté jusqu'à 95%, ce qui indique que le modèle a bien appris à partir de ces données et à effectuer

des prédictions précises. Cependant, la précision sur les données de validation a atteint seulement 65%, ce qui est inférieur à la précision sur les données d'entraînement.

Une différence importante de 30% entre la précision sur les données d'entraînement et la précision sur les données de validation suggère un surajustement (overfitting) significatif du modèle.

- **Remarque :**

Nous avons remarqué que, les résultats obtenus dans le protocole d'évaluation indiquent que le filtre 3x3 a démontré une performance supérieure par rapport aux filtres 5x5 et 7x7. Avec une précision de 77,50 %, le filtre 3x3 a réussi à capturer efficacement les caractéristiques pertinentes des empreintes palmaires, permettant au modèle CNN d'effectuer une reconnaissance et une classification précises.

La taille relativement petite du filtre 3x3 lui a permis de capturer des détails fins et des motifs locaux essentiels pour la reconnaissance des empreintes palmaires. De plus, l'utilisation de plusieurs filtres 3x3 en parallèle a probablement permis de détecter des motifs complexes et de combiner les informations pour obtenir des représentations riches des empreintes palmaires.

En somme, sur la base des résultats actuels, le filtre 3x3 est préférable car il a démontré une précision plus élevée dans le protocole d'évaluation, suggérant qu'il est plus adapté pour extraire les caractéristiques discriminantes des empreintes palmaires et améliorer les performances de reconnaissance.

III.4.1.2.2 Choix de nombre de couche :

Le choix du nombre de couches dans un modèle CNN (Convolution Neural Network) est une décision importante qui peut avoir un impact significatif sur les performances de reconnaissance des empreintes palmaires. Le nombre de couches dans un modèle CNN détermine la profondeur et la complexité du réseau.

L'ajout de couches cela peut améliorer la capacité du modèle à distinguer les variations subtiles et les motifs complexes dans les images.

Cependant, il est important de noter que l'augmentation du nombre de couches peut également rendre le modèle plus complexe et plus susceptible de surapprendre les données d'entraînement, ce qui peut entraîner une baisse des performances de généralisation. Par conséquent, il est essentiel de trouver un équilibre entre la profondeur du modèle et sa capacité à généraliser.

Le choix du nombre de couches dépend également de la taille de l'ensemble de données disponible.

On verra dans notre travail ce qui est mieux avec 16 filtres de 3x3 :

- **Pour une seule couche :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par un couche :

Tableau III. 4 : Tableau des résultats pour une seule couche.

Nombre de couche	**01**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Filtre	3x3
ACC	77.50%

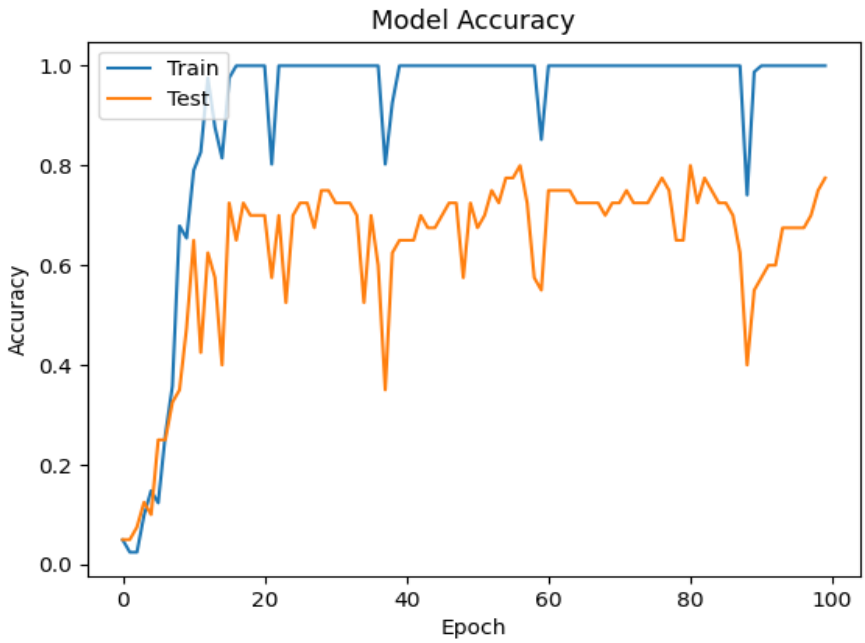


Figure III. 6: ACC Pour une seule couche.

L'obtention d'une précision de 77,50 % avec une seule couche dans le modèle CNN est un résultat encourageant. Cela suggère que même avec une architecture relativement simple, le modèle a réussi à extraire efficacement les caractéristiques des empreintes palmaires et à effectuer une classification précise.

L'ajout de couches peut améliorer les performances du modèle.

- **Pour deux couches :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par deux couches :

Tableau III. 5 : Tableau des résultats pour deux couches.

Nombre de couche	**2**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Filtre	3x3
ACC	80.00%

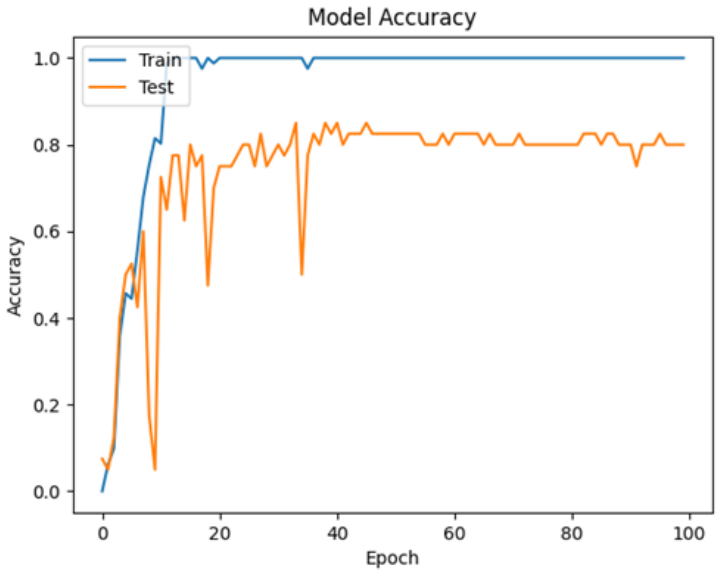


Figure III. 7: ACC pour deux couches.

L'obtention d'une précision de 80,00 % avec deux couches dans le modèle CNN est une amélioration significative par rapport à une seule couche. Cela suggère que l'ajout d'une couche supplémentaire a permis au modèle d'extraire des caractéristiques plus complexes et d'améliorer sa capacité de discrimination des empreintes palmaires.

- **Pour 3 couches :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par 3 couches :

Tableau III. 6 : Tableau des résultats pour trois couches.

Nombre de couche	**3**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Filtre	3x3
ACC	85.00%

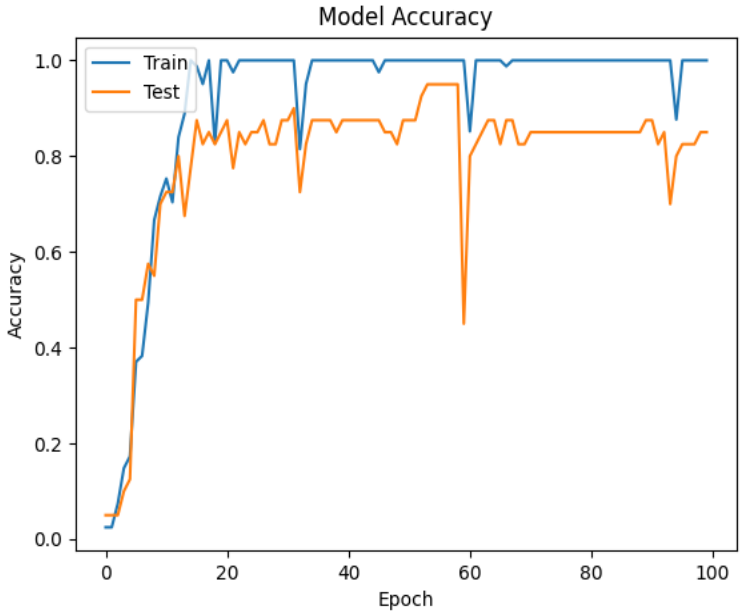


Figure III. 8: ACC pour trois couches.

L'obtention d'une précision de 85,00 % avec trois couches dans le modèle CNN est une amélioration significative par rapport aux précédentes architectures avec une ou deux couches. Il est important de noter que l'ajout de couches supplémentaires peut augmenter la complexité du modèle et le risque de surapprentissage. Cependant, dans ce cas, l'ajout de la troisième couche semble avoir amélioré la capacité de généralisation du modèle, ce qui a été reflété par une augmentation de la précision.

- **Pour quatre couches :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par quatre couches :

Tableau III. 7: Tableau des résultats pour quatre couches.

Nombre de couche	**4**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Filtre	3x3
ACC	90.00%

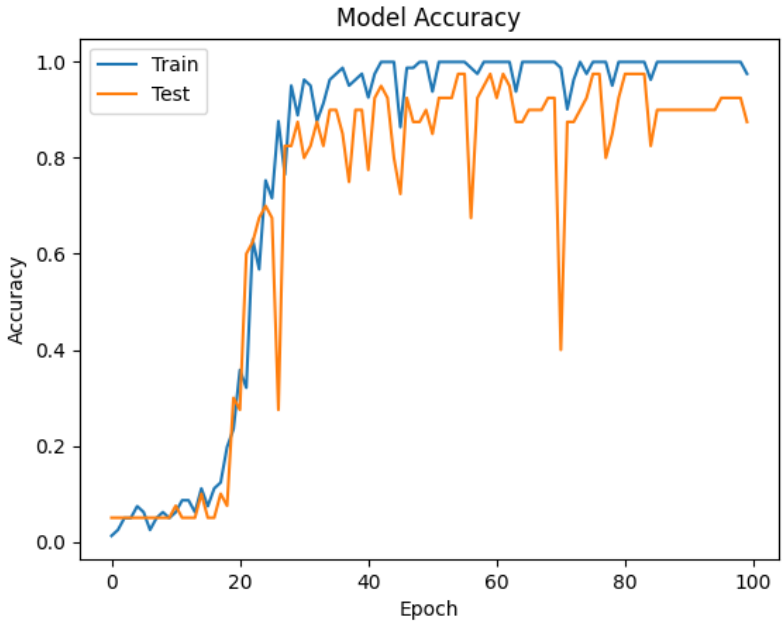


Figure III. 9: ACC pour quatre couches.

L'augmentation de la précision à 90,00 % avec quatre couches indique que l'architecture plus profonde et plus complexe a permis au modèle d'apprendre des représentations plus abstraites des empreintes palmaires. Cela lui a donné la capacité de capturer des détails encore plus fins et des motifs spécifiques, améliorant ainsi les performances de classification.

L'obtention d'une précision de 90,00 % suggère que le modèle CNN avec quatre couches a atteint un niveau élevé de performances dans la reconnaissance des empreintes palmaires.

- **Pour cinq couches :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par cinq couches :

Tableau III. 8 : Tableau des résultats pour cinq couches.

Nombre de couche	**5**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Filtre	3x3
ACC	27.50%

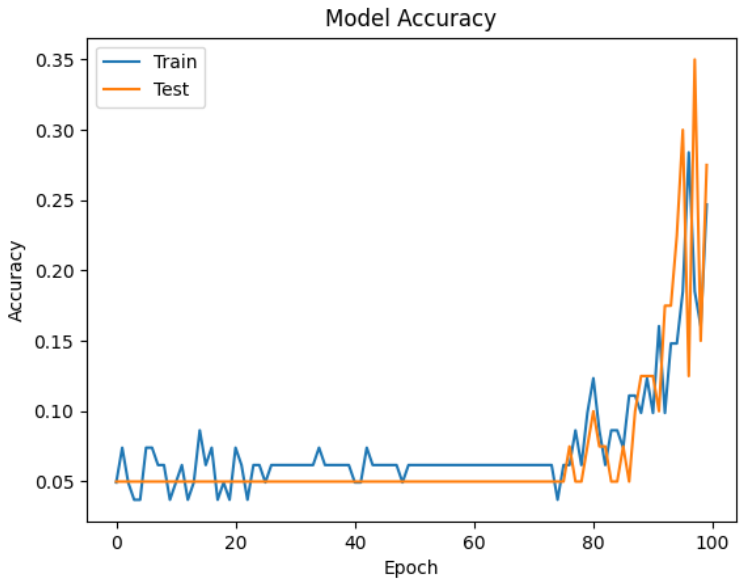


Figure III. 10: ACC pour cinq couches.

L'obtention d'une précision de seulement 27,50 % avec cinq couches dans le modèle CNN est une diminution significative par rapport aux architectures précédentes. Cela suggère que l'ajout d'une cinquième couche de convolution n'a pas été bénéfique pour la reconnaissance des empreintes palmaires dans ce cas spécifique.

L'augmentation du nombre de couches à cinq peut avoir conduit à une complexité excessive du modèle, ce qui a rendu plus difficile l'apprentissage des caractéristiques discriminantes des empreintes palmaires.

- **Pour six couches :**

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés par six couches :

Tableau III. 9 : Tableau des résultats pour six couches.

Nombre de couche	**6**
Époque	100
Nombre de filtre	16
Filtre	3x3
ACC	Valeur erreur

La rencontre d'une erreur ValueError lors de l'ajout de la sixième couche, plus précisément lors de l'appel de la couche "conv2d_5" (type Conv2D), suggère qu'il y a un problème avec l'architecture du modèle ou les hyperparamètres choisis.

III.4.1.2.3 Choix de meilleur ensemble de nombre de filtre :

Avec l'utilisation d'un filtre 3x3 et 4 couches, les résultats indiquent les performances d'un modèle CNN avec différentes configurations de couches et ensembles de nombres de filtres, ainsi que les précisions correspondantes :

Tableau III. 10: Tableau des résultats d'ensemble nombre de filtre.

N.Couche / Config	Couche 1	Couche 2	Couche 3	Couche 4	ACC
C1	16	16	16	16	90.00%
C2	16	16	16	32	85.00%
C3	16	16	32	32	92.50%
C4	16	32	32	32	92.50%
C5	16	32	32	64	87.50%
C6	16	32	64	64	85.00%
C7	16	32	64	128	85.00%
C8	32	32	32	32	90.00%
C9	32	32	32	64	85.00%
C10	32	32	64	64	92.50%
C11	32	64	64	64	90.00%
C12	32	64	64	128	97.50%
C13	32	64	128	128	90.00%
C14	64	64	64	64	90.00%
C15	64	64	64	128	90.00%
C16	64	64	128	128	87.50%
C17	64	128	128	128	92.00%
C18	128	128	128	128	92.50%

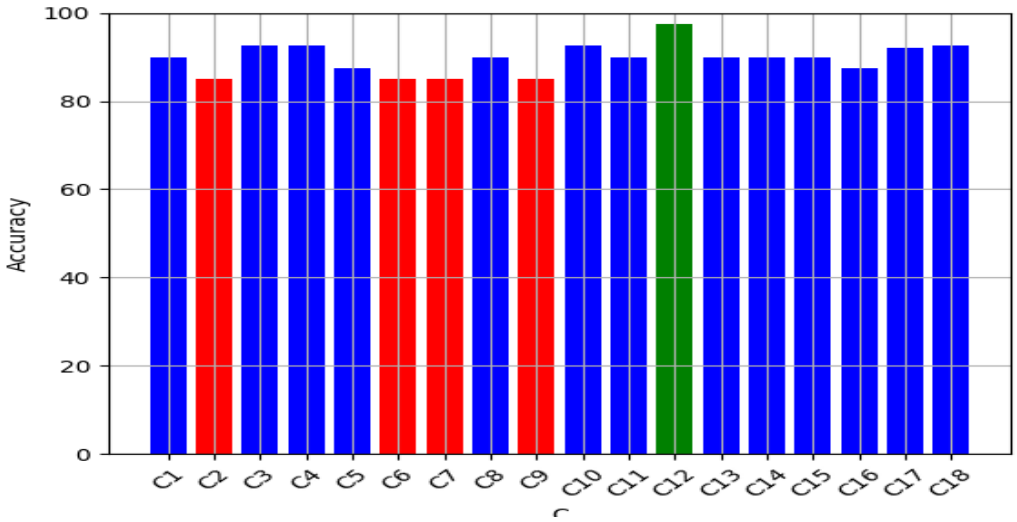


Figure III. 11: Évolution de l'ACC en fonction de meilleur ensemble de nombre de filtre.

Les configurations avec un ensemble de nombres de filtres plus large semblent généralement donner de meilleurs résultats. Par exemple, les combinaisons de 64 et 128 filtres dans les couches 3 et 4 semblent donner de meilleures précisions (entre 87,50 % et 97,50 %) par rapport à celles avec seulement 16 et 32 filtres (85,00 % à 92,50 %).

En conclusion, les résultats suggèrent qu'une configuration avec un ensemble de nombres de filtres (32, 64, 64, 128) a tendance à offrir de meilleures performances et meilleures précisions de (97.50%) dans notre model CNN de la reconnaissance des empreintes palmaires.

III.4.1.2.4 Architecture finale du système :

Dans notre code, nous avons utilisé CNN avec un modèle séquentiel avec les couches suivantes :

- **Couche de convolution :** Cette couche est créée avec **Conv2D** et utilise 32 filtres de taille 3x3. L'activation utilisée est ReLU (fonction d'activation rectifiée linéaire unitaire) qui introduit la non-linéarité dans le modèle.
- **Couche de pooling :** Cette couche est créée avec **MaxPooling2D** avec une taille de pool de (2, 2). Elle réduit les dimensions spatiales de la sortie par un facteur de 2.
- **Couche de convolution :** Une autre couche de convolution est ajoutée avec 64 filtres de taille 3x3 et une activation ReLU.
- **Couche de pooling :** Une autre couche de pooling est ajoutée avec une taille de pool de (2, 2).
- **Couche de convolution :** Une troisième couche de convolution est ajoutée avec 64 filtres de taille 3x3 et une activation ReLU.

- **Couche de pooling :** Une autre couche de pooling est ajoutée avec une taille de pool de (2, 2).
- **Couche de convolution :** Une quatrième couche de convolution est ajoutée avec 128 filtres de taille 3x3 et une activation ReLU.
- **Couche de pooling :** Une autre couche de pooling est ajoutée avec une taille de pool de (2, 2).
- **Aplatissement :** Une couche de **Flatten** est ajoutée pour convertir la sortie précédente en un tableau 1D. Cela permet de passer à une couche entièrement connectée.
- **Dropout :** Une couche de **Dropout** est ajoutée avec un taux de 0,5. Cela signifie que pendant l'entraînement, 50% des unités d'entrée seront aléatoirement désactivées (mises à zéro) à chaque mise à jour du poids. Cela aide à prévenir le surapprentissage en introduisant une forme de régularisation.
- **Couche entièrement connectée :** Une couche **Dense** est ajoutée avec 512 neurones (unités) et une activation ReLU. Cette couche est responsable de l'apprentissage des caractéristiques finales du modèle.
- **Couche de sortie :** Une autre couche **Dense** est ajoutée avec un nombre de neurones égal au nombre de classes dans l'ensemble de données. L'activation utilisée est **softmax**, qui convertit la sortie du modèle en une distribution de probabilité sur les différentes classes.

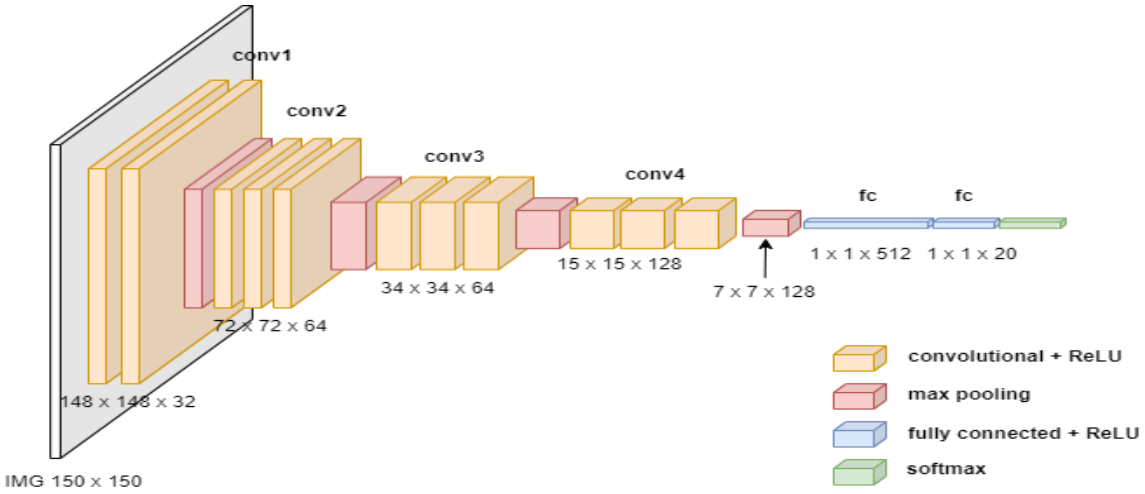


Figure III. 12: Architecture de model.

- **Les paramètres de ce model :**

conv2d (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	320
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 72, 72, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)	(None, 36, 36, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 34, 34, 64)	36928
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 15, 15, 128)	73856
max_pooling2d_3 (MaxPooling 2D)	(None, 7, 7, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 6272)	0
dropout (Dropout)	(None, 6272)	0
dense (Dense)	(None, 512)	3211776
dense_1 (Dense)	(None, 20)	10260

Total params: 3,351,636
Trainable params: 3,351,636
Non-trainable params: 0

III.4.1.2.5 Modification du protocole d'évaluation :

Nous modifierons le protocole d'évaluation et verrons si nous pouvons obtenir des résultats plus précis pour notre modèle CNN. Une modification qui peut être apportée consiste à changer la façon dont les données sont divisées en un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test. Cette méthode permet de mieux estimer les performances de notre modèle.

Tableau III. 11 : Tableau des résultats d'ensemble nombre de filtre.

Base de donnes / Paramètres	80% train 20% test	65% train 35% test	50% train 50% test	65% train 35% test	20% train 80% test
Époque	100	100	100	100	100
Filtre	3x3	3x3	3x3	3x3	3x3
Numbre de couche	4	4	4	4	4
Soumme de couche	[32,64,64,128]	[32,64,64,128]	[32,64,64,128]	[32,64,64,128]	[32,64,64,128]
ACC	92.50%	97.50%	79.66%	70.50%	65.50%

Le choix de diviser les données en un ensemble d'apprentissage de 65% et un ensemble de test de 35% a conduit à une précision remarquablement élevée de 97%. Cela suggère que cette répartition spécifique a permis à notre modèle CNN de bien généraliser et de faire des prédictions précises sur de nouvelles données.

Une explication possible de cette observation est que l'ensemble d'apprentissage plus grand a fourni plus de données pour entraîner le modèle et lui permettre d'apprendre des caractéristiques plus discriminantes des empreintes palmaires.

- **Augmentation du protocole d'évaluation :**

Nous avons utilisé cette fois 100 échantillons personnes pour notre étude. Chaque personne a contribué avec 6 images d'empreintes palmaires segmentées. 4 pour l'apprentissage et les deux autre pour teste.

Tableau III. 12 : Tableau des résultats pour 100 classes.

Classes	100
Filtre	3x3
Époque	100
Nombre de filtre	[32,64,64,128]
Couche	4
ACC	85.98%

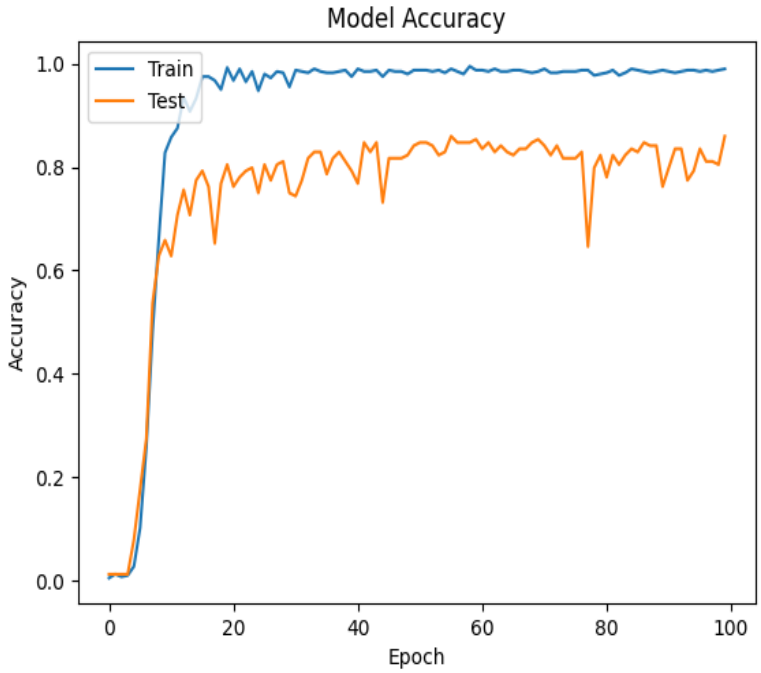


Figure III. 13: ACC pour 100 classes.

III.4.1.3 VGG 16 architecture :

L'architecture VGG16 est un réseau de neurones convolutifs (CNN) largement utilisé dans la vision par ordinateur pour diverses tâches, y compris la classification d'images. Elle a été développée par l'équipe de recherche Visual Geometry Group (VGG) à l'Université d'Oxford. L'architecture VGG16 est caractérisée par sa profondeur, avec un total de 16 couches, y compris 13 couches de convolutions et 3 couches entièrement connectées.

Les couches de convolution dans VGG16 utilisent des filtres de taille 3x3 avec un pas de 1 et un remplissage de 1 (padding) pour maintenir la taille spatiale des caractéristiques. Ces couches sont souvent suivies de couches de pooling max avec une taille de fenêtre de 2x2 et un pas de 2 pour réduire la dimension spatiale des caractéristiques.

Les couches entièrement connectées de VGG16 sont situées à la fin du réseau et agissent comme des classifieurs. Elles sont composées de plusieurs neurones et sont responsables de la prédiction finale des classes. [55]

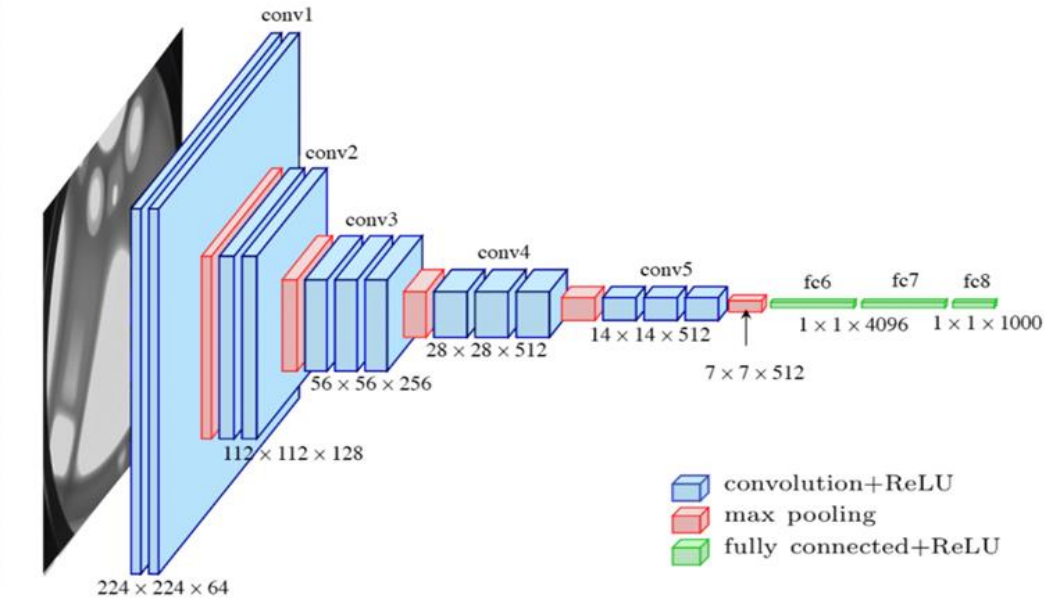


Figure III. 14: L'architecture VGG16.[55]

L'architecture VGG16 a été pré-entraînée sur le grand ensemble de données ImageNet, ce qui signifie qu'elle est capable d'extraire des caractéristiques significatives à partir d'images. Cette pré-entraînement initial peut être bénéfique lors de l'utilisation de VGG16 pour la reconnaissance d'empreintes palmaires, car il peut capturer des caractéristiques générales qui peuvent être utiles dans cette tâche spécifique.

En résumé, l'architecture VGG16 est un CNN profond et largement utilisé qui a démontré de bonnes performances dans la classification d'images. Sa profondeur et sa capacité à extraire des caractéristiques complexes en font un choix intéressant pour la reconnaissance des empreintes palmaires.

Nous l'avons testé sur la base de données de 20 classes et subdivisée de la manière (65% pour l'apprentissage 35% pour le test) :

Tableau III. 13 : Tableau des résultats pour code **VGG16** avec 20 classes.

Architecture	**VGG16**
Data Base	20 classes
Époque	100
ACC	99.98%

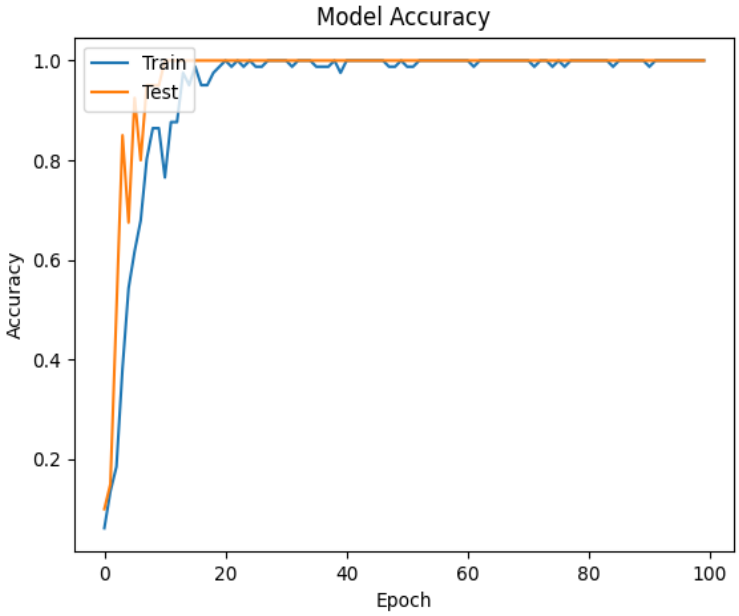


Figure III. 15: ACC de 20 classes pour VGG16.

Cette fois nous l'avons testé sur la base de données de 100 classes et subdivisée de la manière (65% pour l'apprentissage 35% pour le test) :

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés :

Tableau III. 14 : Tableau des résultats pour code **VGG16** avec 100 classes.

Architecture	**VGG16**
Data Base	100 classes
Époque	100
ACC	94.51%

III.4.1.4 MobileNET Architecture :

L'architecture MobileNet est un réseau de neurones convolutifs (CNN) conçu pour être légère et efficace en termes de calculs. Elle a été développée dans le but de fournir des modèles CNN adaptés aux appareils mobiles et aux ressources de calcul limitées.

MobileNet utilise une combinaison de convolutions standard (convolutions 3x3) et de convolutions séparables en profondeur pour réduire le nombre de paramètres et les opérations de calcul. Les convolutions séparables en profondeur sont composées de deux étapes : une première convolution en profondeur (1x1) pour réduire la dimension de l'espace en profondeur,

suivie d'une convolution spatiale (3x3). Cette approche permet de réduire significativement le nombre de paramètres sans compromettre les performances.

En plus des convolutions, MobileNet utilise également des couches de pooling, des couches de normalisation et des activations ReLU pour améliorer la capacité de représentation et l'apprentissage du modèle.

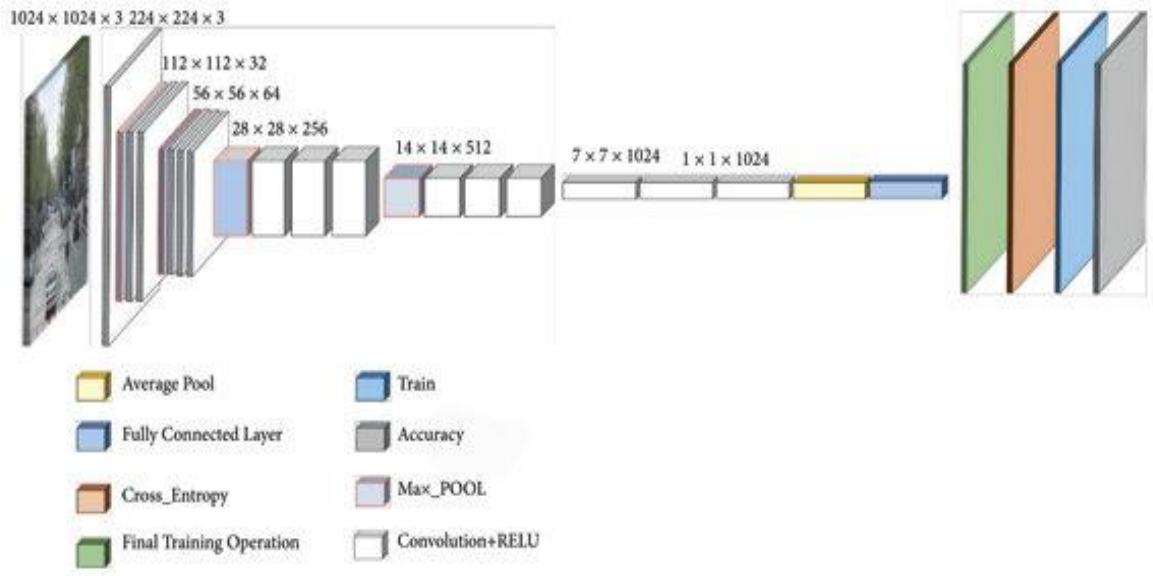


Figure III. 16: Architecture MobileNet.[56]

L'une des principales caractéristiques de MobileNet est sa légèreté et son efficacité. Grâce à son architecture optimisée, il est possible de déployer des modèles MobileNet sur des appareils mobiles ou des systèmes embarqués avec des ressources de calcul limitées, tout en maintenant de bonnes performances de classification d'images.

Nous l'avons testé sur la base de données de 20 classes et subdivisée de la manière (65% pour l'apprentissage 35% pour le test) :

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés :

Tableau III. 15 : Tableau des résultats pour code **Mobile NET** avec 20 classes.

Architecture	**Mobile NET**
Data Base	20 classes
Époque	100
ACC	95.00%

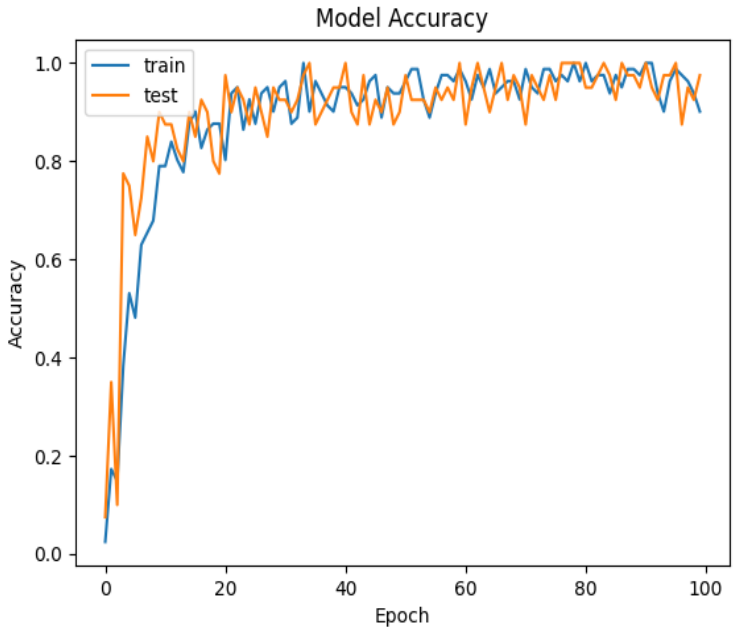


Figure III. 17: ACC de 20 classes pour MobileNet.

Cette fois nous l'avons testé sur la base de données de 100 classes et subdivisée de la manière (65% pour l'apprentissage 35% pour le test) :

Le tableau ci-dessous présente les paramètres utilisés :

Tableau III. 16 : Tableau des résultats pour code **Mobile NET** avec 100 classes.

Architecture	**Mobile NET**
Data Base	100 classes
Époque	100
ACC	90.00%

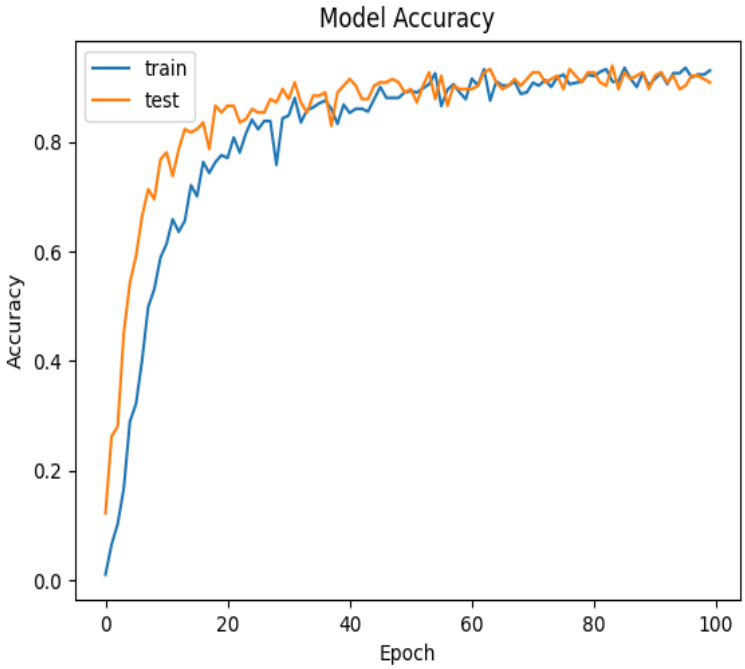


Figure III. 18: ACC de 100 classes pour MobileNet.

III.4.1.5 Comparaison des résultats :

Après avoir mené de nombreuses expériences sur une base de données d'empreintes palmaires, composée de 20 classes avec 4 images pour l'entraînement et 2 images pour les tests par classe, nous avons développé des modèles CNN optimisés pour l'identification, la classification et la reconnaissance des empreintes palmaires. Ces modèles personnalisés ont obtenu un taux de précision de 97,00%.

Par la suite, nous avons entrepris de comparer leurs performances avec celles de deux autres architectures de modèles populaires : VGG16 et MobileNet.

Les modèles VGG16 ont démontré des résultats remarquables, avec un taux de précision parfait de 99,98%. VGG16 est connu pour sa profondeur, caractérisée par ses multiples couches de convolution, et sa capacité à extraire des caractéristiques complexes des images. Cette architecture a réussi à capturer avec précision les traits distinctifs des empreintes palmaires et à les classifier correctement dans les 20 classes correspondantes. Les résultats obtenus par VGG16 soulignent leur potentiel pour l'identification et la classification des empreintes palmaires.

D'autre part, le modèle MobileNet a atteint un taux de précision de 95,00%. Contrairement à VGG16, MobileNet est une architecture plus légère, conçue spécifiquement pour les dispositifs mobiles et les environnements à ressources limitées. Malgré leur complexité réduite, les

modèles MobileNet ont réussi à fournir des performances solides dans la tâche d'identification des empreintes palmaires. Leur capacité à atteindre une précision de 95,00% démontre leur efficacité et leur capacité à extraire les caractéristiques nécessaires pour la classification.

En résumé, les trois modèles ont été évalués sur la même base de données d'empreintes palmaires. Les modèles CNN personnalisés ont atteint un taux de précision de 97,00%, tandis que VGG16 a affiché une précision presque parfaite de 99,98%. Les modèles MobileNet ont obtenu un taux de précision de 95,00%. Ces résultats soulignent l'efficacité des modèles CNN et confirment l'aptitude particulière de VGG16 pour cette tâche spécifique. Cependant, il est important de prendre en compte les contraintes de ressources et les exigences spécifiques de l'application lors du choix des modèles à déployer. MobileNet offre une alternative intéressante pour les environnements à ressources limitées, sans sacrifier considérablement la précision.

III.4.2 Deuxième base de données :

Nous avons également utilisé la deuxième base de données pour notre étude. Nous avons suivi le même protocole d'évaluation que pour la première base de données, mais cette fois-ci, nous avons effectué aussi un prétraitement sur les images avec une code python pour évaluer si cela augmentait l'exactitude (ACC) des résultats ou non.

III.4.2.1 Prétraitement des images :

Le prétraitement utilisé sur les images est un filtre d'amélioration d'image appelé unsharp mask (masque de netteté). Le filtre unsharp mask est appliqué pour améliorer la netteté de l'image.

Cela est réalisé en deux étapes :

- **Blurring :** L'image est floutée en utilisant la fonction cv2.GaussianBlur(image, (0, 0), 2.5). Cela crée une version floue de l'image.
- **Sharpening :** L'image d'origine est combinée avec l'image floue en utilisant la fonction cv2.addWeighted(image, 1+2, blurred, -2, 0). Cela accentue les contours et améliore la netteté de l'image

- **Les images avant prétraitement :**

Personne 01 Personne 02




- **Les images après prétraitement :**

Personne 01 Personne 02

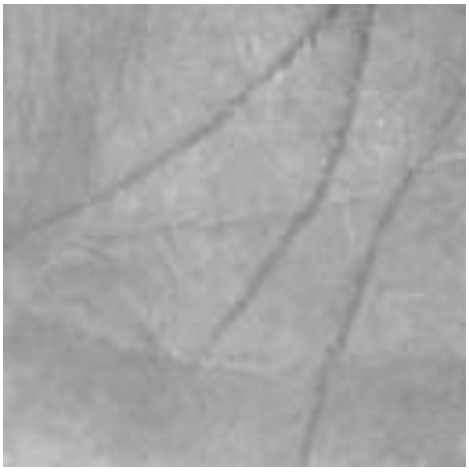
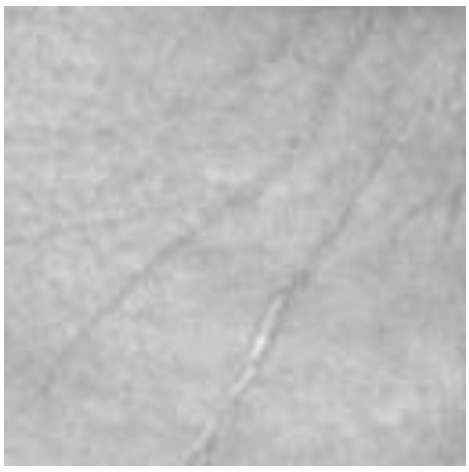



Figure III. 19: les images d'avant et après le prétraitement.

III.4.2.2 Expérimenter et évaluer :

Nous avons évalué notre travaille sur les deux expériences avant et après le prétraitement des images :

III.4.2.2.1 Avant le prétraitement des images :

Avant le prétraitement des images nous avons utilisé 20 échantillons personnes de cette deuxième base de données.

Tableau III. 17 : Tableau de résultats pour 2emebase de données avec 20 classes.

Architecture	**Notre modèle CNN**
Data Base	20 classes
Époque	100
ACC	45.00%

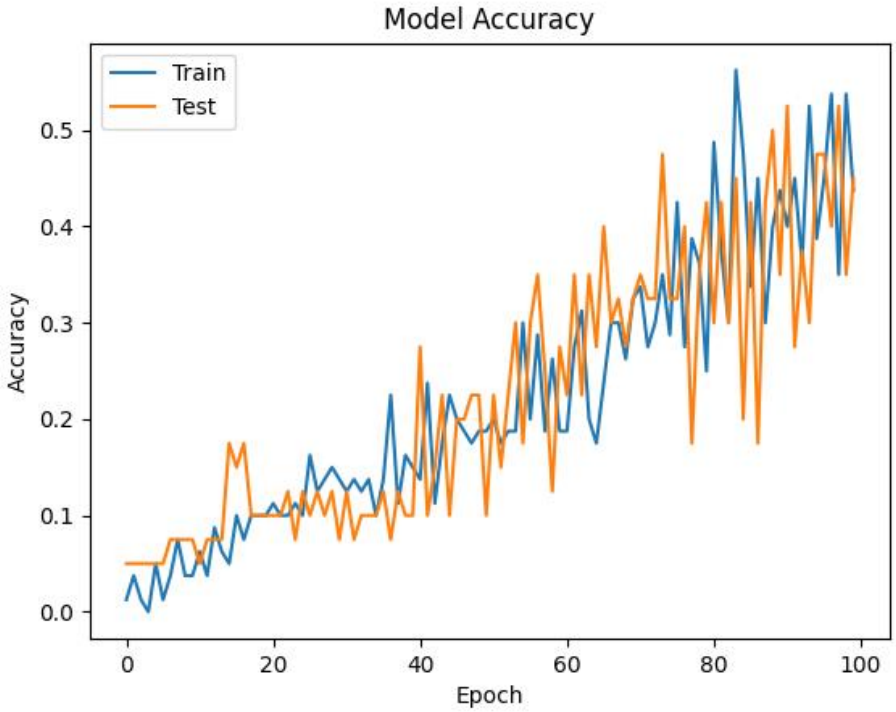


Figure III. 20: ACC de 20 classes pour 2emebase de données.

Une précision de 45.00% peut être considérée comme relativement médium, cependant, en examinant attentivement le graphe obtenu, on constate que la progression de la précision c'était lent au fil des époques.

Cette fois nous l'avons testé sur 100 échantillons personnes de cette deuxième base de données.

Tableau III. 18: Tableau de résultats pour 2eme base de données avec 100 classes.

Architecture	**Notre modèle CNN**
Data Base	100 classes
Époque	100
ACC	74.29%

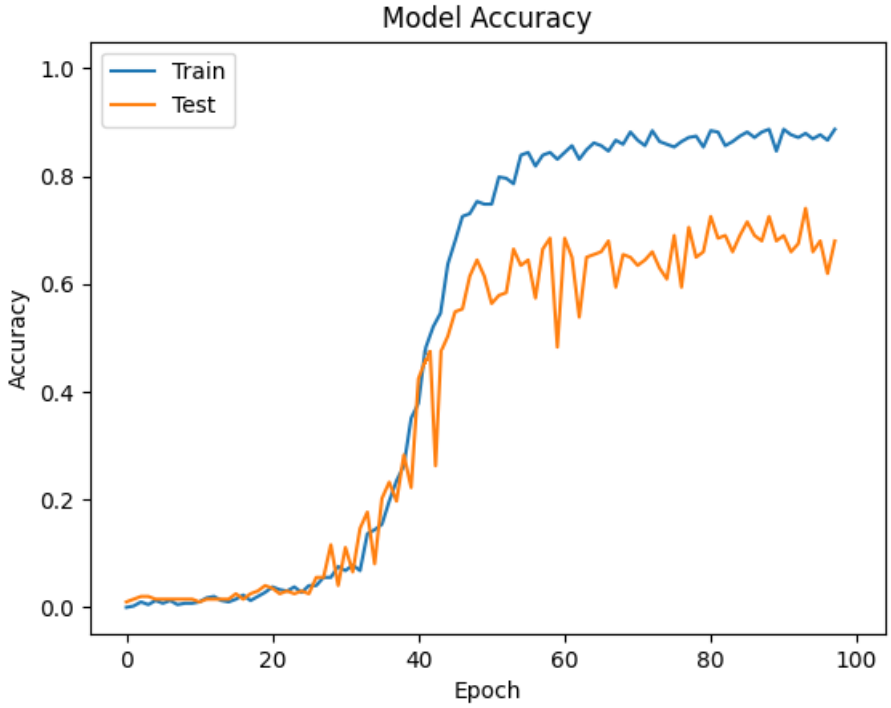


Figure III. 21: ACC de 100 classes pour 2eme base de données.

Une précision de 74,29% obtenue par un modèle CNN entraîné sur une base de données de 100 classes après 100 époques est considérée comme un bon résultat. L'analyse du graphe correspondant révèle que la précision augmente plus lentement au début des époques. Cependant, il est important de souligner que les performances du modèle peuvent varier en fonction de différents facteurs tels que la complexité des classes et les paramètres d'entraînement.

III.4.2.2.2 Après le prétraitement des images :

Après le prétraitement des images nous avons aussi utilisé 20 échantillons personnes de cette deuxième base de données.

Tableau III. 19 : Tableau de résultats pour 2emebase de données avec 20 classes.

Architecture	**Notre modèle CNN**
Data Base	20 classes
Époque	100
ACC	85.00%

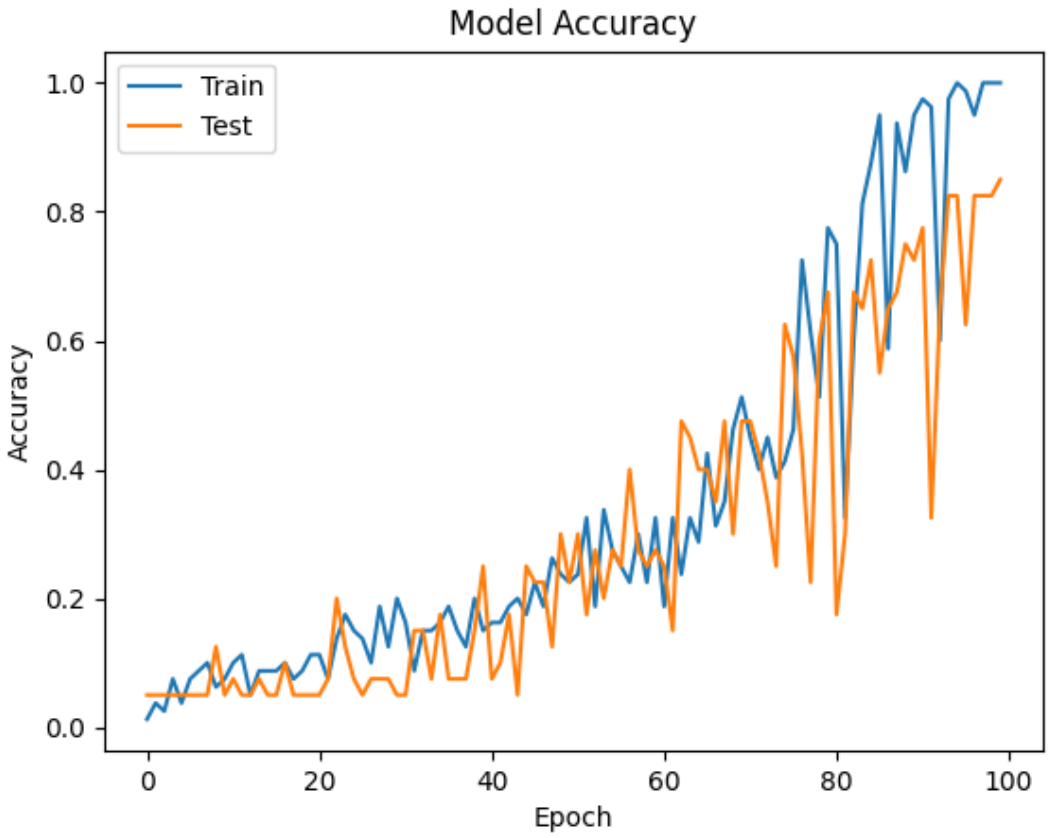


Figure III. 22: ACC de 20 classes pour 2emebase de données.

Après le prétraitement des images, nous avons constaté une amélioration significative de la précision, atteignant un score de 85,00%. Cette augmentation de précision peut être attribuée à l'application des techniques de prétraitement, qui ont permis de nettoyer et de normaliser les images avant leur utilisation dans le modèle CNN. Cette étape préliminaire a contribué à une meilleure extraction des caractéristiques pertinentes des images. D'après le graphe de progression révèle que la précision il n'a pas fallu longtemps pour augmenter au fil des époques. Cette fois aussi nous l'avons testé sur 100 échantillons personnes.

Tableau III. 20 : Tableau de résultats pour 2eme base de données avec 100 classes.

Architecture	**Notre modèle CNN**
Data Base	100 classes
Époque	100
ACC	83.00%

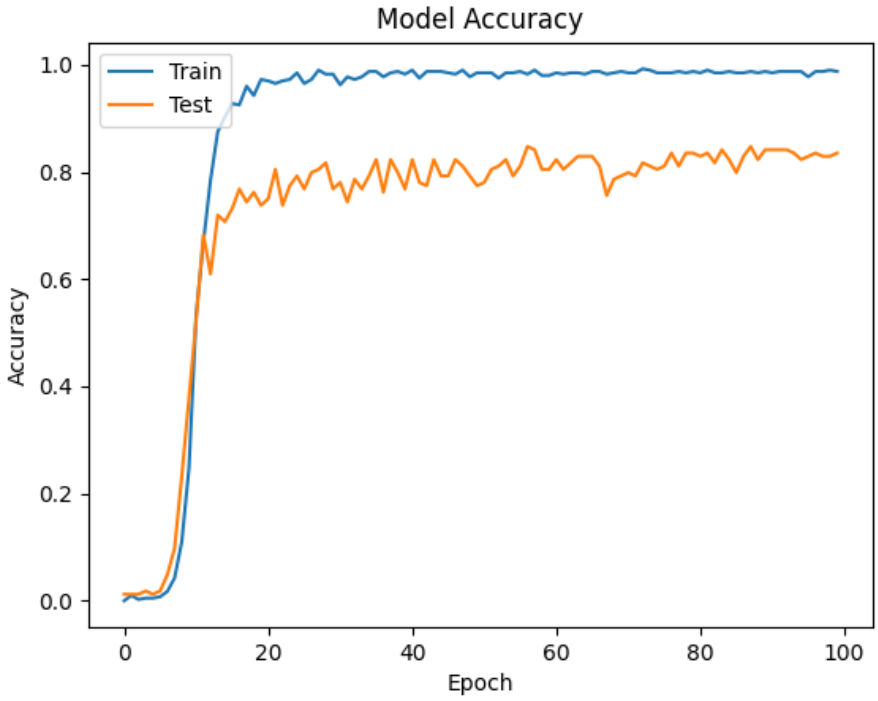


Figure III. 23: ACC de 100 classes pour 2eme base de données.

La précision de 83,00% obtenue par notre modèle CNN entraîné sur une base de données de 100 classes après 100 époques est considérée comme un résultat encore meilleur que la précédente tentative. L'analyse du graphe de progression révèle que la précision a augmenté de manière significative et rapide au fil des époques. Cela suggère que le modèle a pu apprendre efficacement à distinguer les différentes classes présentes dans la base de données.

Cependant, il est important de noter que les performances du modèle peuvent être influencées par plusieurs facteurs, tels que la qualité des images dans la base de données.

III.5 Conclusion :

Ce chapitre a présenté les résultats de notre travail sur la reconnaissance d'empreintes palmaires à l'aide de réseaux de neurones convolutifs.

Nous avons décrit l'environnement matériel et logiciel utilisé, en mettant en évidence les outils tels que Visual Studio Code et Python, ainsi que les bibliothèques nécessaires pour nos expérimentations et détaillé les bases de données utilisées.

Dans nos expérimentations, nous avons optimisé les paramètres du modèle CNN, tels que le choix des filtres, le nombre de couches et l'ensemble de nombres de filtres et l'importance de séparation de la base de données.

Nous avons aussi utilisé les architectures VGG16 et MobileNet pour nos tests et avons comparé tous les résultats obtenus.

Les résultats de nos expérimentations démontrent l'efficacité des réseaux de neurones convolutifs dans la reconnaissance d'empreintes palmaires. Les architectures VGG16 et MobileNet ont produit de meilleurs résultats, mais des différences ont été observées en fonction des classes de la base de données.

Et Nous avons observé une amélioration significative des performances après le prétraitement des images, en soulignant l'importance du prétraitement des images pour obtenir des résultats plus précis.

En conclusion, ce chapitre nous a permis d'analyser en détails les résultats de nos expérimentations sur la reconnaissance d'empreintes palmaires avec des réseaux de neurones convolutifs. Ces résultats fournissent des informations précieuses sur l'efficacité des modèles CNN dans ce domaine spécifique.

Conclusion générale :

En conclusion, cette étude a permis de mettre en lumière l'importance de la biométrie et de l'apprentissage profond dans le domaine de la reconnaissance d'identité.

Nous avons exploré les concepts fondamentaux de la biométrie, en soulignant les caractéristiques des systèmes biométriques et en mettant en évidence les avantages et les inconvénients de cette approche. De plus, nous avons plongé dans l'apprentissage profond et les réseaux de neurones convolutifs, en montrant comment ces techniques peuvent être appliquées à la classification et à la reconnaissance d'images, en particulier dans le contexte des empreintes palmaires.

Les expérimentations réalisées dans le cadre de cette étude ont démontré les performances prometteuses des réseaux neuronaux convolutifs dans la reconnaissance d'empreintes palmaires. Cependant, des défis subsistent, notamment en termes de prétraitement des images et d'optimisation des paramètres du modèle.

Ces résultats ouvrent la voie à de nouvelles perspectives de recherche pour améliorer encore davantage les systèmes biométriques basés sur l'apprentissage profond.

En conclusion, la collaboration entre la biométrie et l'intelligence artificielle, en particulier dans le domaine de l'apprentissage profond, est essentielle pour développer des solutions innovantes et fiables en matière de reconnaissance d'identité. Il est impératif de poursuivre les recherches dans ces domaines afin de répondre aux besoins croissants de sécurité et d'identification dans notre société moderne.

A. Bibliographie:

[1] Ross, A., K. Nandakumar, and A.K. Jain, *Introduction to multibiometrics.* Handbook of biometrics, 2008: p. 271-292.

[2] Kathed, A., et al. *An enhanced 3-tier multimodal biometric authentication*. in *2019 international conference on computer communication and informatics (ICCCI)*. 2019. IEEE.

[3] Vacca, J., *Biometric technologies and verification systems*. 2007: Elsevier.

[4] Kanneh, A. and Z. Sakr, *Haptics and the Biometric Authentication Challenge*, in *Advances in Haptics*. 2010, IntechOpen.

[5] Gillham, N.W., *Sir Francis Galton and the birth of eugenics.* Annual review of genetics, 2001. **35**(1): p. 83-101.

[6] Krishneswari, K. and S. Arumugam, *A review on palm print verification system.* International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications (IJCISIM) ISSN, 2010: p. 2150-7988.

[7] Wildes, R.P., et al. *A system for automated iris recognition*. in *Proceedings of 1994 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*. 1994. IEEE.

[8] Meng, X., et al., *Retinal identification based on an improved circular gabor filter and scale invariant feature transform.* Sensors, 2013. **13**(7): p. 9248-9266.

[9] Grother, P., M. Ngan, and K. Hanaoka, *Face recognition vendor test (fvrt): Part 3, demographic effects*. 2019: National Institute of Standards and Technology Gaithersburg, MD.

[10] Impedovo, D. and G. Pirlo, *Automatic signature verification in the mobile cloud scenario: survey and way ahead.* IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2018. **9**(1): p. 554-568.

[11] Campbell, J.P., *Speaker recognition: A tutorial.* Proceedings of the IEEE, 1997. **85**(9): p. 1437-1462.

[12] Obaidat, M. and B. Sadoun, *Keystroke dynamics based authentication.* Biometrics: Personal Identification in Networked Society, 1996: p. 213-229.

[13] Zhang, D., *Online palmprint identification.* IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 25.9, 2003: p. 1041-1050.

[14] Rotinwa-Akinbile, M., A.M. Aibinu, and M.-J.E. Salami. *Palmprint recognition using principal lines characterization*. in *2011 First International Conference on Informatics and Computational Intelligence*. 2011. IEEE.

[15] Jain, A.K. and J. Feng, *Latent palmprint matching.* IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2008. **31**(6): p. 1032-1047.

[16] You, J., W. Li, and D. Zhang, *Hierarchical palmprint identification via multiple feature extraction.* Pattern recognition, 2002. **35**(4): p. 847-859.

[17] Shabrina, N., S. Akbar, and P. Ruswono. *Palmprint authentication in smartphone using phase-only correlation method*. in *2013 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*. 2013. IEEE.

[18] Kong, A., D. Zhang, and M. Kamel, *Palmprint identification using feature-level fusion.* Pattern Recognition, 2006. **39**(3): p. 478-487.

[19] Zhong, D., X. Du, and K. Zhong, *Decade progress of palmprint recognition: A brief survey.* Neurocomputing, 2019. **328**: p. 16-28.

[20] Türk, Ö., et al., *Palmprint recognition system based on deep region of interest features with the aid of hybrid approach.* Signal, Image and Video Processing, 2023.

[21] Balakrishnan, S., K. Venkatesan, and M.S.S. Hameed. *An Embarking User Friendly Palmprint Biometric Recognition System with Topnotch Security*. in *2021 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*. 2021. IEEE.

[22] Wayman, J.L., et al., *Biometric systems: Technology, design and performance evaluation*. 2005: Springer Science & Business Media.

[23] Morizet, N., *Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris*. 2009, Télécom ParisTech.

[24] Tremblay, C. *"Qu'est-Ce Que l'ACC ? Métriques de Performance En Machine Learning."* 2021.; Kobia, https://kobia.fr/classification-metrics-accuracy/.

[25] Heaton, J., *Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning: The MIT Press, 2016, 800 pp, ISBN: 0262035618.* Genetic Programming and Evolvable Machines, 2018. **19**(1-2): p. 305-307.

[26] Skansi, S., *Guide to Deep Learning Basics*. 2020: Springer.

[27] Shinde, P.P. and S. Shah. *A review of machine learning and deep learning applications*. in *2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA)*. 2018. IEEE.

[28] ResearchGate. 2020 Accessed 24 May 2023.; Available from: www.researchgate.net/figure/Representation-dune-image-numerique23_fig1_344266838.

[29] E Woods, R. and R. C Gonzalez, *Digital image processing*. 2008, Pearson Education Ltd.

[30] Jain, A.K.e.F., F., *Traitement d'images à niveaux de gris.* IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1991: p. 1357-1368.

[31] Sharma, N., V. Jain, and A. Mishra, *An analysis of convolutional neural networks for image classification.* Procedia computer science, 2018. **132**: p. 377-384.

[32] Bhatt, D., et al., *CNN variants for computer vision: history, architecture, application, challenges and future scope.* Electronics, 2021. **10**(20): p. 2470.

[33] Yogatama, D., et al. *Memory architectures in recurrent neural network language models*. in *International Conference on Learning Representations*. 2018.

[34] Zhou, K., et al., *Auto-gnn: Neural architecture search of graph neural networks.* Frontiers in big Data, 2022. **5**.

[35] A. Vaswani, et al., *Attention is all you need,.* Advances in Neural Information Processing Systems, 2017. **30, pp.**: p. 5998-6008, .

[36] Albawi, S., T.A. Mohammed, and S. Al-Zawi. *Understanding of a convolutional neural network*. in *2017 international conference on engineering and technology (ICET)*. 2017. Ieee.

[37] Dong, X., L. Mei, and J. Zhang. *Palmprint recognition based on deep convolutional neural networks*. in *2018 2nd International Conference on Computer Science and Intelligent Communication (CSIC 2018)*. 2018.

[38] Michael, G.K.O., T. Connie, and A.B.J. Teoh, *Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation.* Image and vision computing, 2008. **26**(12): p. 1551-1560.

[39] Dai, J. and J. Zhou, *Multifeature-based high-resolution palmprint recognition.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010. **33**(5): p. 945-957.

[40] Svoboda, J., et al. *Clustered Dynamic Graph CNN for Biometric 3D Hand Shape Recognition*. in *2020 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*. 2020. IEEE.

[41] Liu, Y. and A. Kumar, *Contactless palmprint identification using deeply learned residual features.* IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science, 2020. **2**(2): p. 172-181.

[42] Kong, W.K., D. Zhang, and W. Li, *Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters.* Pattern recognition, 2003. **36**(10): p. 2339-2347.

[43] Trabelsi, S., et al., *Efficient palmprint biometric identification systems using deep learning and feature selection methods.* Neural Computing and Applications, 2022. **34**(14): p. 12119-12141.

[44] Minaee, S. and A. Abdolrashidi. *Multispectral palmprint recognition using textural features*. in *2014 IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium (SPMB)*. 2014. IEEE.

[45] Zhou, J., et al. *Palmprint recognition by fusion of multi-color components*. in *2009 International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery*. 2009. IEEE.

[46] Mokni, R., H. Drira, and M. Kherallah, *Combining shape analysis and texture pattern for palmprint identification.* Multimedia Tools and Applications, 2017. **76**: p. 23981-24008.

[47] Moutarde, F., *IA: vers des robots intelligents?* La Revue de l'électricité et de l'électronique, 2018.

[48] Donahue, J., et al. *Decaf: A deep convolutional activation feature for generic visual recognition*. in *International conference on machine learning*. 2014. PMLR.

[49] Yani, M., S. Budhi Irawan, Si, MT, and S. Casi Setiningsih, MT. *Application of transfer learning using convolutional neural network method for early detection of terry's nail*. in *Journal of Physics: Conference Series*. 2019. IOP Publishing.

[50] Benlahmar. Available from: https://www.datasciencetoday.net/index.php/fr/deep-learning/173-les-reseaux-de-neurones-convolutifs.

[51] Duh, K., *Deep Learning & Neural Networks: Lecture 4.* Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, 2014: p. 9.

[52] Krizhevsky, et al., *Imagenet classification with deep convolutional neural networks.* Advances in neural information processing systems, 2012.

[53] Xie, L., et al. *Disturblabel: Regularizing cnn on the loss layer*. in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.

[54] Pandey, S. Jun 23, 2020; Available from: https://medium.com/analytics-vidhya/how-to-choose-the-size-of-the-convolution-filter-or-kernel-size-for-cnn-86a55a1e2d15.

[55] Simonyan, K.Z., *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition.* 2014.

[56] Sinha, D. and M. El-Sharkawy. *Thin mobilenet: An enhanced mobilenet architecture*. in *2019 IEEE 10th annual ubiquitous computing, electronics & mobile communication conference (UEMCON)*. 2019. IEEE.