

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mohammed Seddik Ben Yahia -JIJEL



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Automatique

*Mémoire De Fin D'études Pour L'obtention Du Diplôme
De Master en Automatique*

Option : Automatique et systèmes

Thème :

*Classification des empreintes palmaires
multi-spectrales par les réseaux de neurones
convolutionnels*

Réalisé par :

- Kertous Meroua
- Rezai Afaf

Encadré par :

- Dr. Imane Bouraoui

Année Universitaire : 2020- 2021

Dédicace :

Je dédie ce travail :

A Ma très chère mère

Aucune dédicace très chère maman, ne pourrait exprimer la profondeur des sentiments que j'éprouve pour vous, vos sacrifices innombrables et votre dévouement firent pour moi un encouragement.

Vous avez guetté mes pas, et m'avez couvé de tendresse, ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études.

Vous m'avez aidé et soutenu pendant de nombreuses années avec à chaque fois une attention renouvelée. Puisse Dieu, tout puissant vous combler de santé, de bonheur et vous procurer une longue vie.

Meroua

Dédicace

Je dédie ce travail :

*A ceux qui m'ont soutenu tout au long de ma vie d'études,
Sans eux je ne serais pas là et ce que je suis,
A mes très chers parents.*

A mes sœurs, mes frères, et ma chère nièce « ILINE ».

A ma binôme « MEROUA », elle était ma plus grande partisane, à la fois pratiquement et émotionnellement, que « Allah » ait pitié de ceux qui t'ont élevé.

A tous ceux et celles qui m'ont apporté la moindre aide ou soutien, ils apprendront à se connaître.

AFAF

Remerciements

On remercie tout d'abord Allah, le tout puissant, qui nous a donné le courage, la force et la patience pour accomplir ce modeste travail.

*Nous tenons à remercier et adresser toute notre gratitude à **Dr. Imane BOURAOU** pour nous avoir encadrés et dirigés tout au long de notre projet ainsi qu'aux conseils prodigués et encouragements multiples ainsi que pour sa disponibilité pédagogique, sa gentillesse et sa patience durant la confection de ce projet*

Nous remercions tout d'abord les membres du jury qui me font honneur en jugeant ce travail.

Enfin, nous tenons à exprimer notre reconnaissance à tous nos Amis proches pour le soutien moral et matériel.

Table des matières

Table des matières	i
Liste des abréviations	iv
Liste des figures	v
Liste des tableaux	vii

Introduction Générale	1
------------------------------------	----------

Chapitre 1 :Introduction à la biométrie

1. Introduction	3
2. Techniques biométriques.....	3
2.1. Mesures physiologiques	4
2.1.1. <i>La géométrie de la main</i>	4
2.1.2. <i>L'empreinte palmaire</i>	5
2.1.3. <i>L'empreinte digitale</i>	5
2.1.4. <i>Le visage</i>	6
2.1.5. <i>La rétine</i>	7
2.1.6. <i>L'iris</i>	8
2.2. Mesures comportementales	9
2.2.1. <i>La voix</i>	9
2.2.2. <i>La signature</i>	10
2.2.3. <i>La dynamique de frappe au clavier</i>	10
2.2.4. <i>La démarche</i>	11
2.3. Mesures biologiques.....	12
2.3.1. <i>L'ADN</i>	12
2.3.2. <i>L'odeur</i>	12
3. Représentation comparative entre quelques techniques biométriques.....	13
4. Conclusion.....	14

Chapitre 2 :Système d'identification des empreintes palmaires

1. Introduction	15
2. Caractéristiques des empreintes palmaires.....	15
2.1. Les caractéristiques géométriques.....	16

2.2. Les lignes principales	16
2.3. Les points de référence.....	17
2.4. Les caractéristiques de rides.....	17
2.5. Les caractéristiques de minutie	18
3. Système biométrique des empreintes palmaires	18
3.1. Définition du système.....	18
3.1.1. <i>La phase d'enrôlement ou d'apprentissage</i>	18
3.1.2. <i>Phase de reconnaissance</i>	19
3.2. Caractéristiques du système	19
4. Acquisition des empreintes palmaires.....	20
5. Extraction et traitement des caractéristiques.....	22
5.1. Les méthodes basées sur l'apparence.....	22
5.2. Les méthodes locales.....	22
6. Evaluation de performances	23
6.1. Le mode d'identification.....	23
6.2. Le mode de vérification ou d'authentification	23
7. Domaines d'application.....	23
8. Conclusion.....	24

Chapitre 3 :Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN)

1. Introduction	25
2. Motivation	25
3. Les réseaux de neurones.....	26
3.1. Neurone biologique	27
3.2. Neurone Formel (Artificiel)	27
3.2.1. <i>Les poids</i>	28
3.2.2. <i>Seuil</i>	28
3.2.3. <i>La fonction d'activation</i>	28
3.3. Perceptrons multicouches.....	30
4. Apprentissage profond	31
5. Réseaux de Neurones Convolutionnels.....	31
5.1. Principe de fonctionnement du CNN	32
5.2. Les blocs de construction	33
5.2.1. <i>Couche de convolution (CONV)</i>	33
5.2.2. <i>Couche de correction (ReLU)</i>	33

5.2.3. Couche de pooling (POOL).....	34
5.2.4. Couche entièrement connectée (Fully Connected).....	35
5.2.5. La couche de perte (LOSS).....	36
5.3. Paramétrage des couches.....	36
6. Conclusion.....	37
Chapitre 4 :Application et évaluation des résultats	
1. Introduction	39
2. Base de données	39
3. Architecture AlexNet	40
4. Description du système	41
4.1. Prétraitement	41
4.2. Extraction des caractéristiques	42
5. Critères d'évaluation	43
6. Analyse des résultats	45
7. Conclusion.....	47
 Conclusion générale	 51

Liste des abréviations

CCD : Charge Coupled Device (Dispositif à couplage de charge).

CAN : convertisseur analogique-numérique

SIFT : Scale-Invariant Feature Transform (Transformation de caractéristiques invariantes à l'échelle).

LBP : Local Binary Pattern (modèle binaire local).

MLP : Multi Layer Perceptron (Perceptron multicouche)

CNN : Convolutionnal Neural Network (Réseau de neurones convolutifs).

DL : deep learning (apprentissage en profondeur).

ReLU : Rectified Linear Unit (Unité Linéaire Rectifiée).

RGB: Red, Green, Blue (Rouge, Vert, Bleu).

SVM : *Support Vector Machine* (machines à vecteurs de support).

ROC : Receiver Operating Characteristic (Caractéristique de fonctionnement du récepteur).

P_R : precision_recall (précision_rappel).

Liste des figures

Chapitre 1 :Introduction à la biométrie

Figure1. 1-Quelques modalités biométriques.....	3
Figure1. 2-Dispositif de reconnaissance de la géométrie de la main	4
Figure1. 3-Dispositif de reconnaissance d'empreinte palmaire.....	5
Figure1. 4-Dispositif de reconnaissance d'empreinte digitale.....	5
Figure1. 5-Caractéristiques faciales	6
Figure1. 6-La reconnaissance de la rétine	8
Figure1. 7-La reconnaissance de l'iris	9
Figure1. 8-Reconnaissance de la voix	10
Figure1. 9-Système de reconnaissance de la signature	10
Figure1. 10-Frappe dynamique sur le clavier.....	11
Figure1. 11-Analyse de la démarche.....	11
Figure1. 12-Système biométrique basé sur l'ADN	12

Chapitre 2 :Système d'identification des empreintes palmaires

Figure2. 1-Les différentes zones de l'empreinte palmaire	15
Figure2. 2-Caractéristiques géométriques de l'empreinte palmaire.....	16
Figure2. 3-Les plis de flexions de l'empreinte palmaire.....	16
Figure2. 4-Les points de référence de l'empreinte palmaire.....	17
Figure2. 5-Les rides, les crêtes et les points de référence sur l'image de l'empreinte palmaire	17
Figure2. 6-Minuties de l'empreinte palmaire.....	18
Figure2. 7-Architecture du système biométrique	19
Figure2. 8-Structure du dispositif de capture multi-spectrale	21
Figure2. 9-Prototype du système proposé multi-spectral	21
Figure2. 10-Echantillon d'une empreinte palmaire multi-spectrale, (a)bleu, (b) vert, (c) rouge et(d) infrarouge (NIR). Le carré blanc représente la région d'intérêt	21

Chapitre 3 :Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN)

Figure3. 1-Différence entre CNN et les méthodes d'apprentissage machine traditionnelles pour l'analyse d'images	26
Figure3. 2-Neurone biologique	27

Figure3. 3-Neurone formel (artificielle).....	28
Figure3. 4-Perceptron multicouche	30
Figure3. 5-Réseau de neurones (a) Simple, (b) profond [30].....	31
Figure3. 6-Fonctionnement des réseaux de neurones convolutifs	32
Figure3. 7-Illustration d'une convolution pour une image 4x4 de 3 canaux (RGB), un pas de 3 pixel, un zeropadding et un noyau de convolution 3x3.....	34
Figure3. 8-Illustration de l'étape de correction	34
Figure3. 9-Illustration de l'étape de sous échantillonnage ("pooling").....	35
Figure3. 10-Illustration de l'étape de entièrement connectée	35

Chapitre 4: Application et évaluation des résultats

Figure 4. 1-. Echantillons des images des empreintes palmaires multi-spectrales de la base de données POLYU (en haut: 352x288 pixels, en bas: 128x128 pixels).....	39
Figure 4. 2-Architecture AlexNet.....	41
Figure 4. 3-Organigramme du système	42
Figure 4. 4-Résultats de prétraitement en taille de 227×227×3 pixels (en haut: image complète, en bas: ROI).....	46
Figure 4. 5-Courbes ROCs	48
Figure 4. 6-Performance en fonction de nombre d'échantillons d'apprentissage	49
Figure 4. 7-Performance en fonction de classes.....	49
Figure 4. 8-Courbes Précision-Sensibilité (PRC).....	50
Figure 4. 9-F-score (F-measure) en fonction de nombre d'échantillons d'apprentissage	51
Figure 4. 10-F-score (F-measure) en fonction de nombre de classes.....	51

Liste des tableaux

Chapitre 1 : Introduction à la biométrie

Tableau 1.1-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la géométrie de la main	4
Tableau 1. 2-Avantages et inconvénients de reconnaissance d’empreinte palmaire	5
Tableau 1. 3-Avantages et inconvénients de reconnaissance d’empreinte digitale	6
Tableau 1. 4-Avantages et inconvénients de reconnaissance de visage.....	7
Tableau 1. 5-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la rétine.....	7
Tableau 1. 6-Avantages et inconvénients de reconnaissance de l’iris.....	8
Tableau 1. 7-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la voix.....	9
Tableau 1. 8-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la signature	10
Tableau 1. 9-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la frappe au clavier	11
Tableau 1. 10-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la démarche	11
Tableau 1. 11-Avantages et inconvénients de reconnaissance de l’ADN.....	12
Tableau 1. 12-Comparaison de différentes technologies biométriques [14].....	14

Chapitre 3 : Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN)

Tableau 3. 1-Fonctions d’activation.....	29
Tableau 3. 2-passage du neurone biologique vers le neurone formel	30

Chapitre 4 : Application et évaluation des résultats

Tableau 4. 1-Matrice de confusion des prédictions d’un classifieur à C classes	43
--------------------------------------------------------------------------------------	----

Introduction

Générale

Introduction générale

A l'heure actuelle, on parle de plus en plus de l'insécurité dans divers secteurs, ainsi que des moyens informatiques à mettre en œuvre pour centrer cette tendance. La vérification et l'identification des individus est l'un des moyens permettant d'assurer cette sécurité. La personne a adopté des méthodes de vérification d'identité, notamment : liens ou informations liés à l'identité d'une personne, comme un identifiant ou passeport, ou pour autant que la personne sache, mot de passe ou code PIN. Cependant, ces éléments peuvent être oubliés, volés ou falsifiés. Pour surmonter ces restrictions, un autre moyen de sécurité a été développé qui permet d'utiliser, non pas l'information qu'un individu possède ou connaît, mais une information (exclusive) intrinsèque à cette personne. Cette nouvelle façon d'identification des individus est la biométrie.

Les caractéristiques biométriques sont une solution alternative aux anciens moyens de vérification d'identité. L'avantage de ces caractéristiques biométriques est qu'elles sont universelles, c'est-à-dire présentes chez toutes les personnes à identifier. D'autre part, elles sont mesurables et uniques : deux personnes ne peuvent pas posséder exactement la même caractéristique. Elles sont aussi permanentes ce qui signifie qu'elles ne varient pas ou peu au cours du temps.

L'intérêt principal de la biométrie est donc de reconnaître et d'identifier automatiquement les identités des individus en utilisant leurs caractéristiques physiologiques ou comportementales ou biologiques telles que : l'iris, la voix, les empreintes digitales, l'ADN, le visage, la signature, l'empreinte palmaire ...etc.

Dans ce mémoire, notre objectif consiste à réaliser un système de reconnaissance biométriques basé sur les empreintes palmaires en tant que modalité biométrique. Ce système utilise la forme de la partie intérieure de la main pour extraction des caractéristiques biométriques d'identification des individus. Ces caractéristiques sont permanentes et stables durant toute la vie, aussi uniques pour chacun.

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance des empreintes palmaires. Dans notre travail, on va utiliser une technique basée sur les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour les classifier. Les CNN sont des modèles de programmation puissants permettant notamment la reconnaissance d'images en attribuant automatiquement à chaque image fournie en entrée, une étiquette correspondant à sa classe d'appartenance. Ils désignent une sous-catégorie de réseaux de neurones et sont à ce jour un

des modèles de classification d'images réputés d'être les plus performants. Les algorithmes CNN sont composés à deux parties bien distinctes, une partie d'extraction qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension, et une partie de classification qui classe ces données.

Le travail présenté dans ce mémoire se compose de quatre chapitres :

- Le premier chapitre : expose le concept de bio-reconnaissance, ainsi que différentes modalités biométriques et leurs avantages et inconvénients.
- Le deuxième chapitre : nous insisterons plus particulièrement sur l'utilisation des empreintes palmaires, ainsi qu'une étude du système biométrique, et de son domaine d'application.
- Le troisième chapitre : est consacré à la description des réseaux de neurones convolutionnels ainsi que leurs intérêts dans le domaine de la classification des empreintes palmaires.
- Le quatrième chapitre : on va exposer les principaux résultats expérimentaux obtenus de notre travail et ainsi que l'évaluation des performances du système.

Chapitre 1

Introduction à la biométrie

1. Introduction

La biométrie est une technique utilisée pour identifier ou authentifier des personnes à partir de leurs caractéristiques physiques (empreinte digitale, visage, empreinte palmaire, ...), comportementales (voix, signature dynamique, ...) et biologiques (ADN, ...). La biométrie tend à atteindre deux objectifs importants dans notre vie quotidienne. Le premier objectif est d'assurer la sécurité en éliminant le doute sur l'identité d'une personne, et le second est de faciliter l'identification des individus. En effet, la biométrie est de plus en plus préférée par rapport aux méthodes traditionnelles impliquant les mots de passe ou les badges. [1]

Dans ce présent chapitre, on donne un bref aperçu sur les technologies biométriques les plus courantes, en faisant ressortir leurs avantages et leurs inconvénients du point de vue coût et fiabilité, et on termine par une comparaison de ces différentes technologies.

2. Techniques biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques (figure 1.1) utilisées dans plusieurs applications et secteurs, qui peuvent être classées en trois grandes catégories : les biométries physiologiques, les biométries comportementales et les biométries biologiques.



Figure1. 1-Quelques modalités biométriques

2.1. Mesures physiologiques

Les mesures physiologiques sont basées sur la reconnaissance de caractéristiques physiologiques spécifiques obtenues à partir de plusieurs parties du corps humain. Cette catégorie regroupe les empreintes digitales, l'iris de l'œil, la géométrie de la main, les traits du visage, etc. Elles sont uniques et permanentes pour toute personne.

2.1.1. La géométrie de la main

La reconnaissance de la forme de la main est considérée comme l'une des premières technologies biométriques. A la fin des années soixante, Robert P. Miller a déposé un brevet pour un appareil permettant de mesurer des caractéristiques de la main et de les enregistrer pour une comparaison ultérieure, l'utilisateur place sa main sur l'appareil (figure 1.2). Tout est éclairé par une lumière infrarouge et l'image est captée par une caméra digitale. Prés d'une centaine des caractéristiques sont extraites de l'image et converties en données stockées en mémoire, lors de la phase d'enrôlement ou comparées lors de la phase d'identification. Ces données concernent la longueur, la largeur et l'épaisseur de la main, ainsi que la longueur entre les articulations. [2]

Tableau 1.1-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la géométrie de la main

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Bonne acceptation des usages. • Très simple à utiliser. • Le résultat est indépendant de l'humidité et de l'état de propreté des doigts. • Fichier "gabarit" de petite taille. 	<ul style="list-style-type: none"> • Trop encombrant pour un usage sur le bureau, dans une voiture ou un téléphone. • Risque de fausse acceptation pour des jumeaux ou des membres d'une même famille.

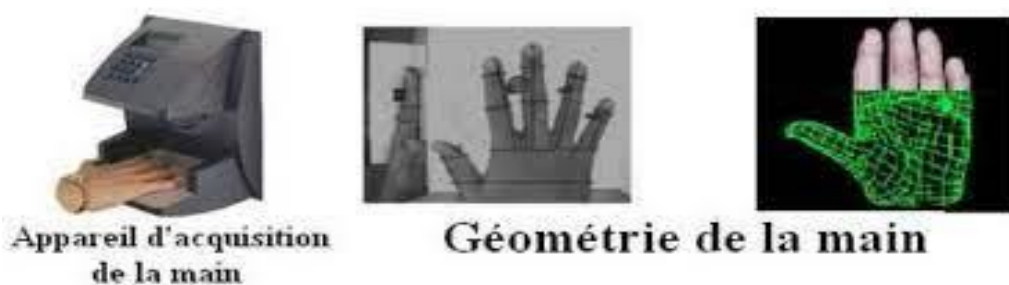


Figure1. 2-Dispositif de reconnaissance de la géométrie de la main

2.1.2. L'empreinte palmaire

Cette technique utilise la surface intérieure de la paume pour l'identification et/ou la vérification des personnes (figure 1.3). Elle est bien adaptée pour les systèmes de moyenne sécurité que le contrôle d'accès physique ou logique. [3]

Tableau 1. 2-Avantages et inconvénients de reconnaissance d'empreinte palmaire

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Traitement d'image à basse résolution. • Peu de risque d'intrusion. • Les traits des lignes sont stables. • Taux élevé d'acceptation par les utilisateurs. 	<ul style="list-style-type: none"> • Il est difficile d'obtenir un bon taux de reconnaissance en utilisant seulement les lignes principales à cause de leur ressemblance parmi différents individus.



Figure 1. 3-Dispositif de reconnaissance d'empreinte palmaire

2.1.3. L'empreinte digitale

L'identification à l'aide des empreintes digitales est l'une des premières techniques biométriques qui se base sur le fait que chaque personne a des empreintes uniques. Les lecteurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes (figure 1.4), ces éléments sont appelés minuties. [4]

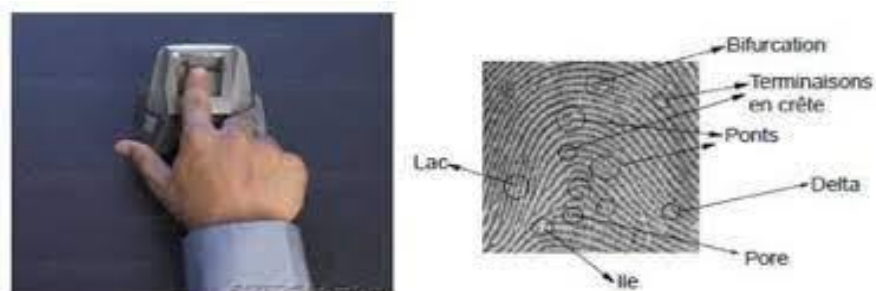


Figure 1. 4-Dispositif de reconnaissance d'empreinte digitale

Tableau 1. 3-Avantages et inconvénients de reconnaissance d'empreinte digitale

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none">• La technologie la plus éprouvée techniquement et la plus connue du grand public.• Petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications.• Faible coût des lecteurs.• Traitement rapide.• Bon compromis entre le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation.	<ul style="list-style-type: none">• Image "policière" des empreintes digitales.• Besoin de la coopération de l'utilisateur.• Très exposée aux blessures.• Possibilité de fraude par moulage du doigt.

2.1.4. Le visage

Un individu peut être identifié selon ses caractéristiques faciales en effectuant des mesures : oreilles, menton, espacement des yeux, bords de nez, commissures des lèvres (figure 1.5). Ces différentes caractéristiques sont analysées par les systèmes de reconnaissance faciale et comparées à une base de données existante. Cette méthode permet d'identifier une personne ou de vérifier une identité. [5]

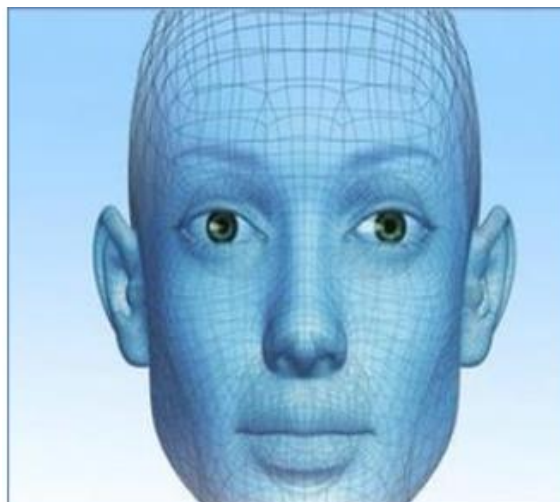


Figure1. 5-Caractéristiques faciales

Tableau 1. 4-Avantages et inconvénients de reconnaissance de visage

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Technique acceptée par le public. • Fonctionnement simple, peut être effectué à distance, et sans coopération de l'utilisateur. • Technique peu coûteuse et peut s'appuyer sur l'équipement d'acquisition des images actuel. 	<ul style="list-style-type: none"> • Les vrais jumeaux ne sont pas différenciables. • Les changements physiques peuvent tromper le système. • La technique est trop sensible à l'environnement (éclairage, l'angle de l'appareil-photos ...etc.).

2.1.5. La rétine

La rétine est la « pellicule photographique » de l'œil. Elle se compose de 4 couches de cellules et est située dans la partie inférieure de l'œil (figure 1.6).

Cette mesure biométrique repose sur le fait que les vaisseaux sanguins d'une rétine sont différents d'une personne à une autre et stable durant la vie. Cette technologie est la plus complexe à falsifier, mais probablement à cause de son coût élevé, elle n'est utilisée que dans les cas où la sécurité est primordiale. L'analyse biométrique de la rétine est la technologie la plus difficile à mettre en œuvre. [5]

Tableau 1. 5-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la rétine

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Peu exposée aux blessures (coupure, brûlure). • Les taux d'erreur sont faibles. • Très difficile, voire impossible, à imiter. • Différente chez les vrais jumeaux. • Stable durant la vie d'un individu. 	<ul style="list-style-type: none"> • Système intrusif, il faut placer l'œil près du capteur. • Mauvaise acceptation du public (l'œil est un organe sensible). • Coût plus important que d'autres technologies. • Pas adapté pour un flux de passage important.



Figure1. 6-La reconnaissance de la rétine

2.1.6. L'iris

L'iris est la membrane colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille, composée de nombreux tubes très fins qui s'entrecroisent, donnant à l'iris une forme particulière et unique avec peu de changement pendant toute la durée de vie. L'iris est capturée à l'aide d'une caméra, qui positionne d'abord l'iris par rapport à l'ensemble de l'œil (figure 1.7). Ensuite, la caméra scanne l'image de l'iris pour analyser ses points caractéristiques. L'appareil analyse spécifiquement la longueur, la position, et le relief des tubes qui composent l'iris. Enfin, après avoir conservé plus de 200 points distinctifs, l'ordinateur connecté à la caméra compare l'iris avec une base de données des identifiants possibles. Le processus d'identification ne prend que quelques secondes. Spécifie de capturer l'image analysée en noir et blanc, de sorte que la couleur de l'œil n'est pas prise en compte dans l'analyse, éliminant ainsi l'écart causé par le changement de couleur. [6]

Tableau 1. 6-Avantages et inconvénients de reconnaissance de l'iris

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Grande quantité d'information contenue dans l'iris. • Vrais jumeaux non confondus. • Ne varie que très peu durant la vie de l'individu. 	<ul style="list-style-type: none"> • Aspect psychologiquement invasif de la méthode. • L'iris est aisément visible et peut être photographié.



Figure1. 7-La reconnaissance de l'iris

2.2. Mesures comportementales

Les mesures comportementales sont basées sur l'analyse de certains comportements d'une personne. Cette catégorie regroupe la reconnaissance de la voix, la dynamique de frappe au clavier, la dynamique de la signature, l'analyse de la démarche, etc. [7]

2.2.1. La voix

La reconnaissance vocale utilise les fonctionnalités vocales pour identifier les personnes à l'aide des phrases de passe. Elle est considérée par les utilisateurs comme une des formes les plus normales de la technologie biométrique, car elle n'est pas intrusive et ne nécessite pas de contact physique avec le lecteur du système. [8]

Tableau 1. 7-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la voix

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Il est plus facile de protéger le lecteur que dans les autres technologies. • Seule information utilisable via le téléphone. • Impossible d'imiter la voix. • Pas intrusive. 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu. • Fraude possible par enregistrement. • Sensible aux bruits ambiants. • Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés.



Figure1. 8-Reconnaissance de la voix

2.2.2. La signature

La reconnaissance de la signature est une méthode automatique de mesure des signatures des personnes. Elle est généralement basée sur le fait que l'utilisateur signe avec un stylo électronique sur une palette graphique et vérifie en même temps l'ensemble dynamique, comme la vitesse, la direction, la pression de l'écriture, la durée du stylo pendant laquelle est en contact avec le papier, le temps nécessaire pour signer et la position du crayon de levage sur le papier. [9]



Figure1. 9-Système de reconnaissance de la signature

Tableau 1. 8-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la signature

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • La signature écrite sur un document peut être conservée des certains documents. • Action qui implique (responsabilité) le demandeur. 	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin d'une tablette graphique. • Sensible aux émotions de l'individu. • Pas utilisable pour du contrôle d'accès en extérieur par exemple.

2.2.3. La dynamique de frappe au clavier

Il s'agit d'un système de reconnaissance d'un individu basé sur la manière de ses écritures par un dispositif logiciel qui calcule la vitesse de la frappe, le temps de frappe, la suite des lettres et la pause entre chaque mot. [10]

Tableau 1. 9-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la frappe au clavier

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Forte acceptation par l'utilisateur. • Sécurité bien précise. 	<ul style="list-style-type: none"> • N'est plus pratique. • N'est pas permanente durant toute la vie (âge, émotion, fatigue).



Figure1. 10-Frappe dynamique sur le clavier

2.2.4. La démarche

Chacun a une façon de marcher spécifique, nous pouvons identifier l'individu à partir de la nature du mouvement des jambes, des bras et des articulations ou du mouvement spécial obtenu par une caméra vidéo, puis l'envoyer à l'ordinateur pour l'analyse afin de déterminer la vitesse et l'accélération de chaque personne. [11]

Tableau 1. 10-Avantages et inconvénients de reconnaissance de la démarche

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Très acceptable par les individus. 	<ul style="list-style-type: none"> • N'est pas permanente (âge, fatigue, maladie).

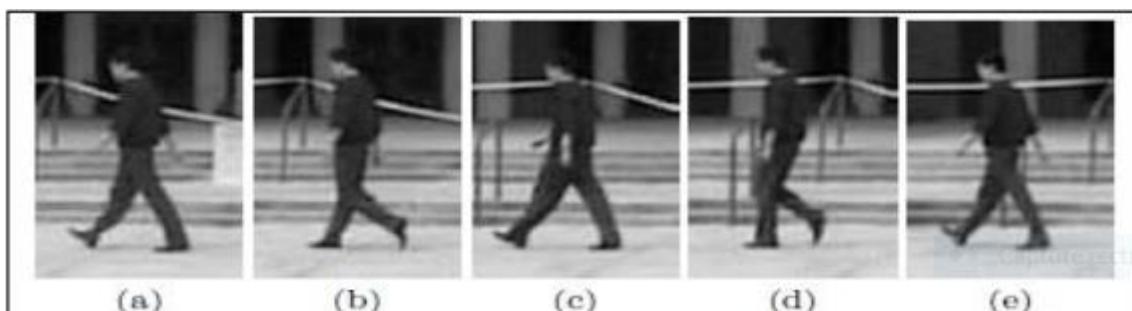


Figure1. 11-Analyse de la démarche

2.3. Mesures biologiques

Ces techniques sont basées sur des caractéristiques internes de chaque individu. Ici, nous allons parler de l'ADN et l'odeur.

2.3.1. L'ADN

L'information génétique d'un individu est unique car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide désoxyribonucléique (ADN). Cette analyse des empreintes génétiques est couramment utilisée pour des identifications judiciaires. Cependant, L'identification d'un individu par analyse de son ADN est plus ou moins performante mais s'avère complexe, coûteuse et lente à réaliser compte tenu des nombreuses manipulations biologiques (amplification + électrophorèse) [12]. Ceci explique qu'il n'existe toujours pas de solution technologique au grand-public qui permette de réaliser automatiquement cette analyse, d'autant plus qu'elle nécessite un prélèvement d'échantillon (sang, salive, sperme, cheveux, urine, peau, dents, etc.) qui rend cette technique très intrusive.

Tableau 1. 11-Avantages et inconvénients de reconnaissance de l'ADN

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Distinguer les individus avec une grande précision. • Il facilite la détection des délinquants. 	<ul style="list-style-type: none"> • Lente pour obtenir les résultats. • Avoir un coût élevé.

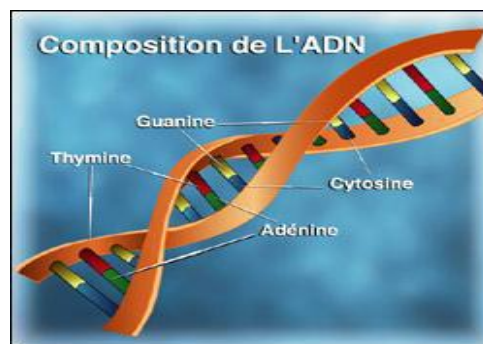


Figure1. 12-Système biométrique basé sur l'ADN

2.3.2. L'odeur

La biométrie d'odeur de corps est basée pratiquement sur le fait que l'odeur de chaque humain est unique, car l'odeur de corps diffuse une quantité significative de l'information personnelle sensible. Chaque odeur humaine se compose des produits chimiques connus sous le nom de volatiles. Elle est capturée par les sondes qui sont capables d'obtenir l'odeur des

parties non-intrusives du corps, telles que le dos de la main. Cette technique est utilisée pour des identifications judiciaires en se basant sur la capacité des chiens pisteurs. [13]

3. Représentation comparative entre quelques techniques biométriques

Pratiquement n'importe quelle caractéristique biométrique doit être dans la mesure où elle répond aux critères suivants : [10]

- *Universalité* : qui signifie que chaque personne possède des caractéristiques comparables.
- *Caractère distinctif* : la caractéristique doit être suffisamment différente chez deux personnes.
- *Permanence* : la caractéristique doit être suffisamment immuable pendant une période donnée.
- *Perceptibilité* : la caractéristique peut être mesurée quantitativement.
- *Performance* : fiabilité et rapidité de reconnaissance du système ; les ressources requises pour obtenir la fiabilité et la rapidité de reconnaissance voulues ; et les facteurs opérationnels et environnementaux qui influent sur la fiabilité et la rapidité du système.
- *Acceptabilité* : mesure dans laquelle les gens sont disposés à accepter l'utilisation d'une technologie de reconnaissance biométrique à des fins d'identification.
- *Facilité de contournement* : facilité avec laquelle le système peut être induit en erreur par des méthodes frauduleuses.

Plusieurs technologies biométriques sont utilisées dans diverses applications. Chaque technologie a ses avantages et ses inconvénients, alors le choix dépend de l'application. Aucune technologie biométrique ne peut pas répondre efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucune technologie biométrique n'est optimale. La correspondance entre une technologie biométrique et une application dépend du mode opérationnel de l'application et des propriétés de la caractéristique biométrique [14]. Le tableau 1.12 nous donne une comparaison entre 15 identifiants biométriques utilisant les sept facteurs cités ci-dessus.

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu des différentes technologies biométriques existantes. Nous avons présenté également une comparaison de ces principales technologies biométriques. Chaque technique possède des avantages et des inconvénients, acceptables ou inacceptables suivant les applications en termes de niveau de sécurité et/ou de facilité d'emploi, etc. Parmi ces technologies l'empreinte palmaire qui présente l'avantage d'être unique à chaque individu, facile à utiliser et acceptable par le grand public. La description du système d'identification des empreintes palmaire sera détaillée au chapitre suivant.

Tableau 1. 12-Comparaison de différentes technologies biométriques [14]

Identifiant biométrique	Universalité	Caractère distinctif	Permanence	Facilité de saisie	Performance	Acceptabilité	Facilité de contournement
Visage	ELEVÉ	FAIBLE	MOYEN	ELEVÉ	FAIBLE	ELEVÉ	ELEVÉ
ADN	ELEVÉ	FAIBLE	MOYEN	ELEVÉ	FAIBLE	ELEVÉ	ELEVÉ
Empreintes digitales	MOYEN	ELEVÉ	ELEVÉ	MOYEN	ELEVÉ	MOYEN	MOYEN
Démarche	MOYEN	FAIBLE	FAIBLE	ELEVÉ	FAIBLE	ELEVÉ	MOYEN
Géométrie de lamain	MOYEN	MOYEN	MOYEN	ELEVÉ	MOYEN	MOYEN	MOYEN
Iris	ELEVÉ	ELEVÉ	ELEVÉ	MOYEN	ELEVÉ	FAIBLE	FAIBLE
Dynamique de la frappe	FAIBLE	FAIBLE	FAIBLE	MOYEN	FAIBLE	MOYEN	MOYEN
Empreinte palmaire	MOYEN	ELEVÉ	ELEVÉ	MOYEN	ELEVÉ	MOYEN	MOYEN
odeur	ELEVÉ	ELEVÉ	ELEVÉ	FAIBLE	FAIBLE	MOYEN	FAIBLE
Rétine	ELEVÉ	ELEVÉ	MOYEN	FAIBLE	ELEVÉ	FAIBLE	FAIBLE
Signature	FAIBLE	FAIBLE	FAIBLE	ELEVÉ	FAIBLE	ELEVÉ	ELEVÉ
Voix	MOYEN	FAIBLE	FAIBLE	MOYEN	FAIBLE	ELEVÉ	ELEVÉ

Chapitre 2

Systeme d'identification des empreintes palmaires

1. Introduction

De nos jours, la technologie biométrique est considérée comme la méthode de sécurité la plus utilisée. L'identification des personnes par leurs empreintes palmaires est d'actualité et soulève des questions juridiques et bioéthiques. En raison de ses avantages, l'empreinte palmaire est unique, facile à utiliser, et a une grande acceptation par le publique. Dans ce chapitre, nous commençons par la présentation des caractéristiques des empreintes palmaires, puis nous décrivons le système d'identification qui consiste à l'acquisition, la caractérisation et l'appariement. Les critères d'évaluation des performances de tel système d'identification et les domaines d'application de cette biométrie sont également abordés.

2. Caractéristiques des empreintes palmaires

L'empreinte palmaire ou l'empreinte de la paume de la main ou bien *palmprint* 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, comme indiqué sur la figure 2.1. [4]

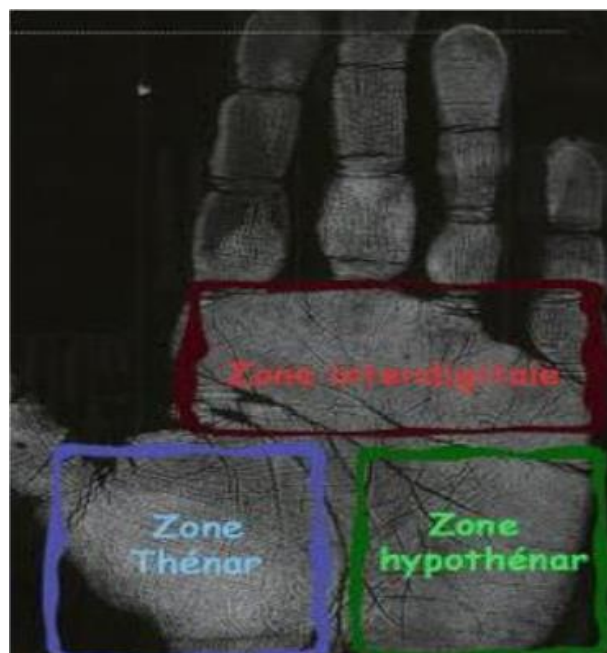


Figure2. 1-Les différentes zones de l'empreinte palmaire

L'empreinte palmaire présente différents types des caractéristiques qui peuvent être utilisées pour identifier les individus. Ces caractéristiques peuvent être divisées en cinq catégories. [15]

2.1. Les caractéristiques géométriques

Comme toute image, l'empreinte palmaire présente des caractéristiques géométriques telles que : la longueur, la largeur, et la surface (figure 2.2). Ces caractéristiques ne sont pas distinctives, mais peuvent tout de même être utiles pour une première vérification.

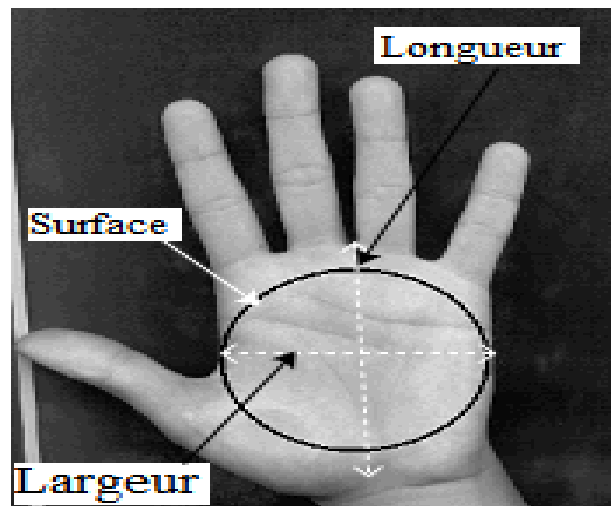


Figure2. 2-Caractéristiques géométriques de l'empreinte palmaire

2.2. Les lignes principales

L'empreinte palmaire est caractérisée par quatre plis de flexion, appelés lignes principales : la ligne de tête, la ligne de vie, la ligne du cœur et la ligne de destin (figure 2.3).

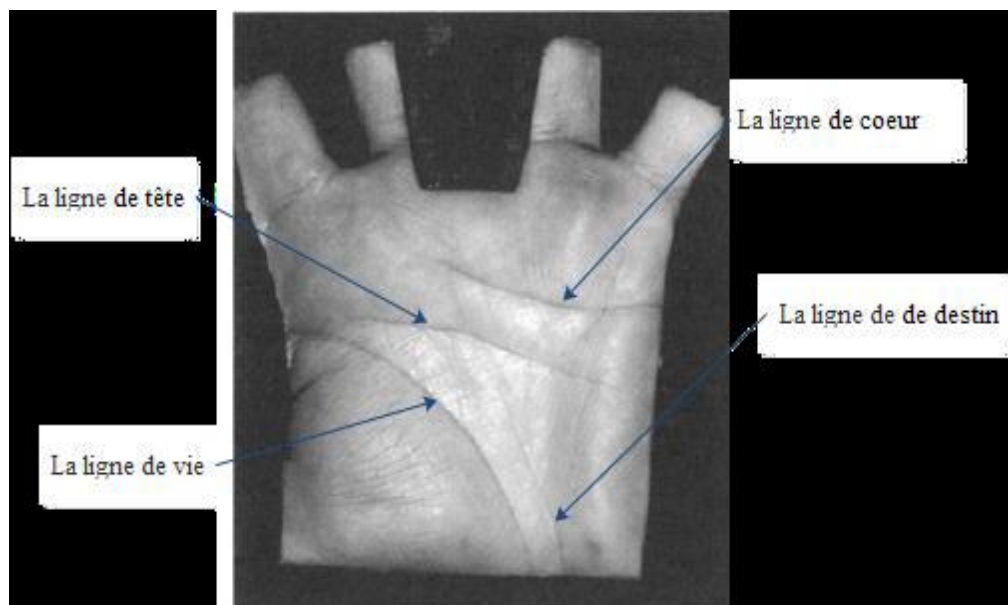


Figure2. 3-Les plis de flexions de l'empreinte palmaire

2.3. Les points de référence

Les points représentant les deux extrémités de l'empreinte palmaire sont appelés points de référence. Ce sont les points *a* et *b* dans la figure (2.4). Ils sont utilisés comme points de repère lors de l'alignement et de l'extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire. La taille de cette dernière peut être aussi estimée à partir de ces deux points.

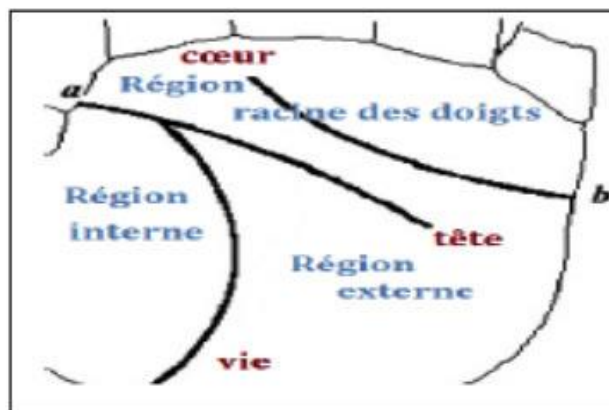


Figure2. 4-Les points de référence de l'empreinte palmaire

2.4. Les caractéristiques de rides

Ces caractéristiques peuvent être considérées comme des lignes secondaires (ou des plis secondaires) et sont distinctives en raison de leur grande irrégularité. Ces caractéristiques présentent une bonne acceptabilité, mais sont moins permanentes que les lignes principales et peuvent être forgées (figure 2.5).

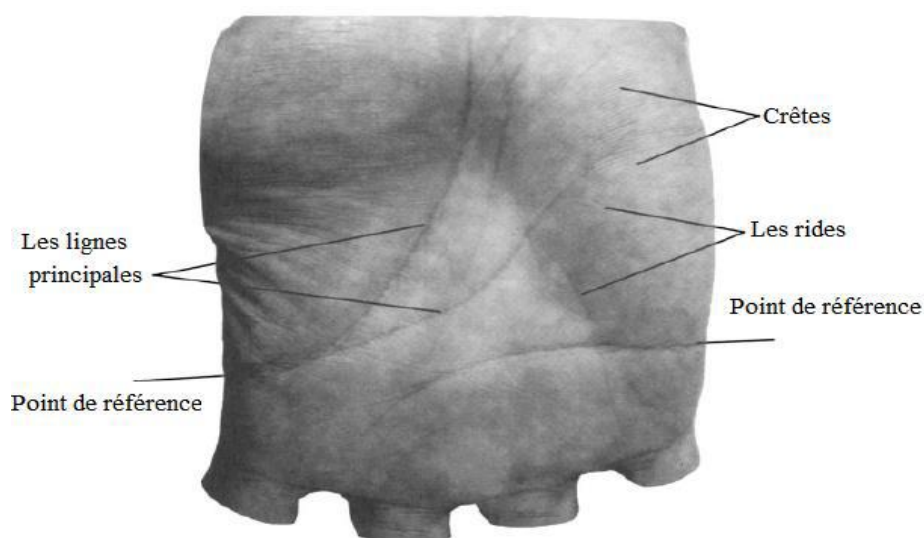


Figure2. 5-Les rides, les crêtes et les points de référence sur l'image de l'empreinte palmaire

2.5. Les caractéristiques de minutie

Les minuties d'empreinte palmaire sont généralement similaires aux minuties de l'empreinte digitale. Elles sont utilisées pour la reconnaissance et correspondent aux points suivants : Delta, Fin de ligne, Lac, Bifurcation. Elles sont très distinctives et permanentes. Cependant, leur acquisition nécessite l'utilisation d'appareils à haute résolution (figure 2.6).

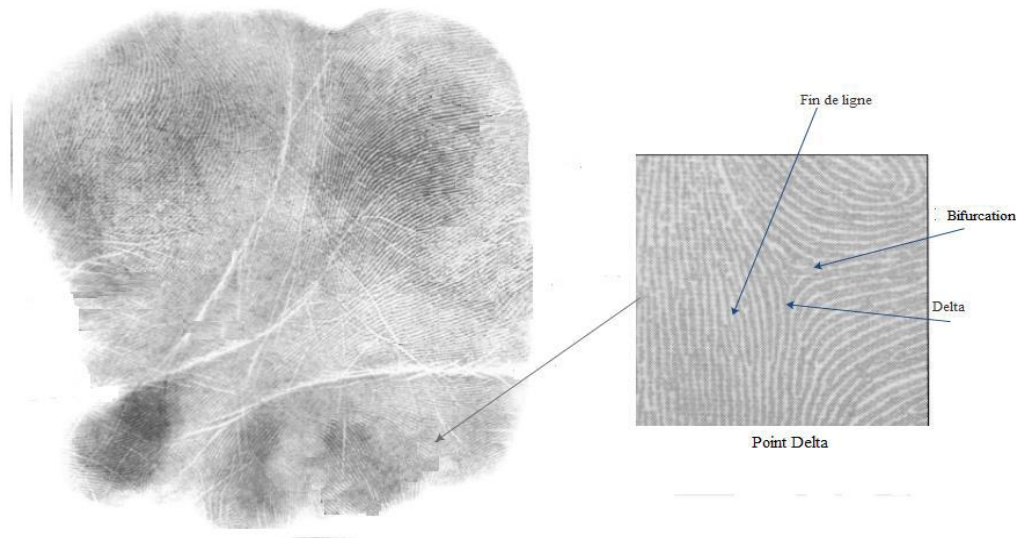


Figure2. 6-Minuties de l'empreinte palmaire

3. Système biométrique des empreintes palmaires

3.1. Définition du système

Comme tous les systèmes biométriques, le système d'identification d'empreintes palmaire est un système de reconnaissance de forme, qui permet de vérifier l'identité d'une personne à l'aide des données acquises de son d'empreinte palmaire. On peut dire que le système de contrôle biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance des caractéristiques individuelles. Tout système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode d'authentification (ou vérification) ou bien en mode d'identification. [4]

Un tel système comprend principalement deux phases : l'apprentissage et la reconnaissance (figure 2.7).

3.1.1. La phase d'enrôlement ou d'apprentissage

Cette étape comprend la création du modèle biométrique d'un individu, qui doit être utilisé comme référence pour la phase de reconnaissance. Pour cela, les caractéristiques

biométriques de l'individu sont mesurées par un capteur biométrique, qu'elles sont ensuite représentées sous forme numérique et enfin stockées dans une base de données. Pour assurer une certaine puissance du système aux variations temporelles de données, plusieurs échantillons d'acquisitions de la même donnée peuvent être réalisés. Le traitement lié à l'enrôlement n'est pas limité dans le temps, car il s'effectue « hors-ligne ». [14]

3.1.2. Phase de reconnaissance

Dans cette étape de comparaison, la même modalité de la personne, que l'on veut authentifier (vérifier), ou identifier, est capturée, et les mêmes paramètres sont extraits. Pour l'identification, les paramètres sont comparés à tous les enregistrements de la base de données pour déterminer s'il existe un enregistrement correspondant. S'ils sont vérifiés, les paramètres sont comparés uniquement à ceux de la personne proclamée et le système annoncera la décision d'accepter ou de rejeter l'authentification. [16]

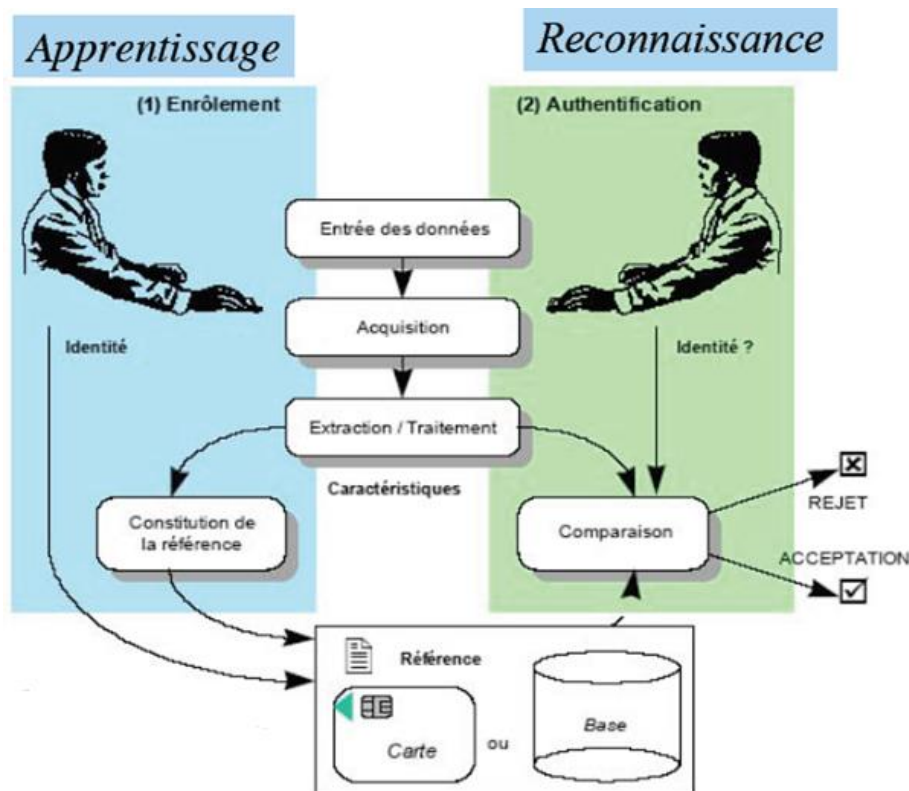


Figure2. 7-Architecture du système biométrique

3.2. Caractéristiques du système

L'étude d'un produit biométrique se base principalement sur quatre points : la technologie et le coût associé, la simplicité d'usage, l'efficacité quantitative et juridique. Plutôt que de

comparer uniquement les performances de ces systèmes, il est nécessaire de tenir compte de l'environnement, de l'usage, de la facilité aussi bien de saisie que d'analyse, de stockage ou de vérification.

Parmi les avantages de système biométrique des empreintes palmaires :

- Traitement d'image à basse résolution ;
- Peu de risque d'intrusion ;
- Les traits des lignes sont stables ;
- Taux élevé d'acceptation par les utilisateurs

Ce système présente également des inconvénients, tels que :

- Les scanners palmaires sont généralement volumineux et coûteux, car ils doivent capturer une plus grande surface que les scanners d'empreintes digitales.
- Plus de temps de traitement.

4. Acquisition des empreintes palmaires

Le dispositif de capture les empreintes palmaires comprend une source d'anneau, une caméra à dispositif à couplage de charge (CCD), une lentille, une carte d'acquisition d'images et un convertisseur analogique-numérique (CAN), une source lumineuse multi-spectrale et un contrôleur de lumière. Un CCD monochrome est placé en bas de l'appareil, le CAN connecte la CCD à l'ordinateur et transmet l'image capturée par la caméra, le contrôleur de lumière est utilisé pour contrôler la lumière multi-spectrale. Afin d'obtenir une image stable d'empreinte palmaire, un environnement semi-fermé est formé en utilisant un boîtier et un couvercle, et la source d'anneau fournit des conditions d'éclairage uniformes pendant la capture d'image de la paume de la main. De plus, les six chevilles de la plate-forme sont utilisées comme des points de contrôle pour placer les mains de l'utilisateur. La figure (2.8) montre un diagramme schématique de l'appareil de capture palmaire en ligne. [17]

Ce système peut capturer des images de la paume de la main avec une résolution de 352×288 ou 704×576 *pixel*. L'utilisateur met sa main sur la plate-forme (figure 2.9).

Plusieurs piquets sont utilisés comme points de contrôle pour placer la main de l'utilisateur. Quatre images des empreintes sont capturées sous différents spectres. Le temps de commutation entre les deux lumières consécutives est très court et les quatre images peuvent être capturées en très peu de temps. La figure (2.10) montre un exemple d'un échantillon des empreintes palmaires multi-spectrales dans le bleu, vert, rouge et infrarouge.

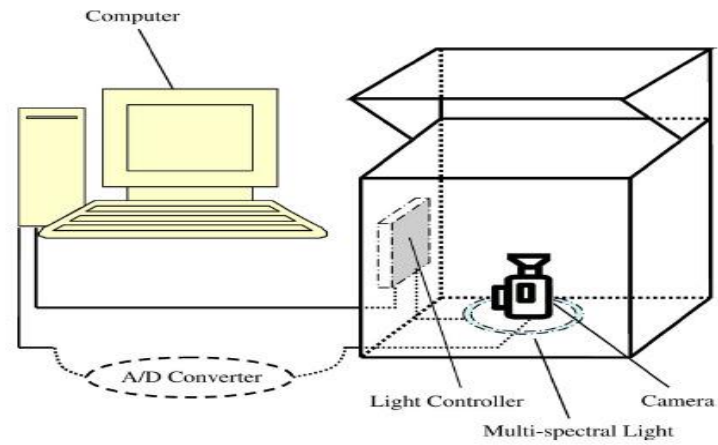


Figure2. 8-Structure du dispositif de capture multi-spectrale

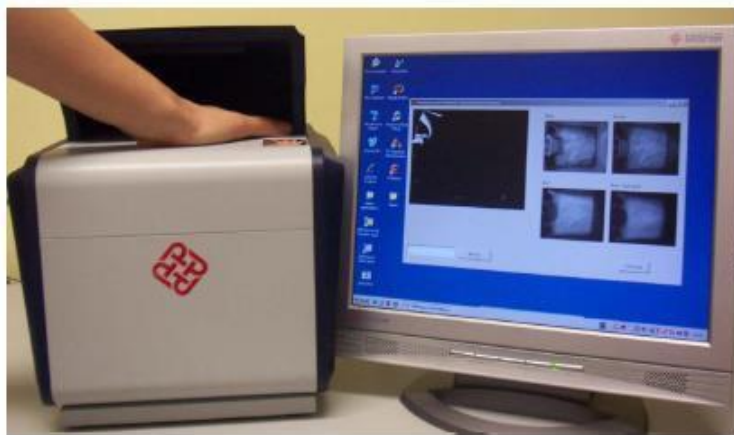


Figure2. 9-Prototype du système proposé multi-spectral

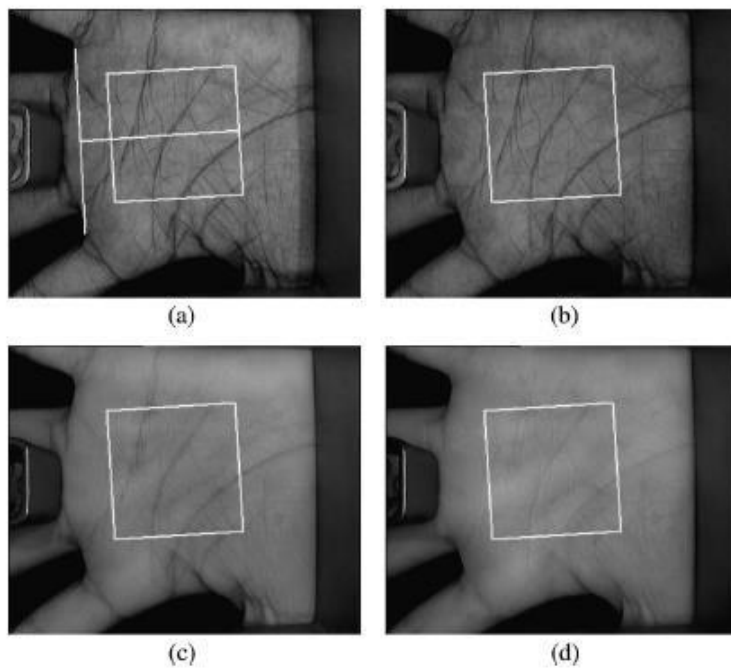


Figure2. 10-Echantillon d'une empreinte palmaire multi-spectrale, (a)bleu, (b) vert, (c) rouge et(d) infrarouge (NIR). Le carré blanc représente la région d'intérêt [17]

5. Extraction et traitement des caractéristiques

L'empreinte palmaire a une structure intéressante et présente l'information abondante de sa texture. L'extraction de caractéristiques est une étape cruciale de la chaîne de traitement de la classification des images, et les méthodes utilisées dans la littérature peuvent être regroupées selon deux catégories principales, les méthodes basées sur l'apparence et les méthodes locales.

5.1. Les méthodes basées sur l'apparence

Ces méthodes utilisent l'image complète où l'image est représentée selon une matrice de pixels, qui est transformée en un vecteur de caractéristique. Ces approches sont sensibles aux variations d'acquisition (orientation, éclairage, etc.) du fait que le moindre changement induit une variation de la valeur des pixels. Ces méthodes utilisent un sous espace de petite dimension dans l'étape de prétraitement, afin d'y projeter de nouvelles images et ainsi réduire l'influence d'éléments non pertinents dans l'image.

Les méthodes les plus connues de cette catégorie : [18]

- Analyse en composantes principales
- Analyse en composantes indépendantes
- Analyse discriminante linéaire

5.2. Les méthodes locales

Ces méthodes ne traitant que des caractéristiques très spécifiques au type d'informations observées dans l'image, peuvent être divisées en deux catégories :

- ***Les techniques basées sur l'apparence locale*** qui divisent l'image en petites régions desquelles des caractéristiques locales sont directement extraites. Une fois ces régions définies, il advient de choisir la meilleure façon de représenter l'information de chaque région. Parmi ces techniques : la transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle (Scale-Invariant Feature Transform - SIFT) [19], les caractéristiques basées sur les motifs binaires locaux (Local Binary Pattern - LBP). [20]
- ***Les techniques basées sur des points d'intérêts*** qui détectent d'abord ces points spécifiques, permettant par la suite d'extraire les caractéristiques représentant les diverses relations entre ces points tels que leur distance les uns avec les autres, leur angle, etc. Parmi ces techniques : l'Architecture de Liens Dynamiques [21], l'extraction par filtre de Gabor [22], etc.

6. Evaluation de performances

La performance du système d'identification peut être mesurée par trois critères principaux : sa précision, son efficacité (vitesse d'exécution) et le volume de données qui doit être stocké pour chaque locuteur. Dans cette section, nous nous concentrerons sur le premier aspect. Comme nous l'avons vu précédemment, l'identification et la vérification sont deux modes opératoires différents.

6.1. Le mode d'identification

L'identification permet d'établir l'identité d'une personne à partir d'une base de données. En d'autres termes, elle répond à des questions de type : « *Qui suis-je ?* », c'est une comparaison (un à N). En plus de ces deux modes de fonctionnement du système, les deux processus suivants sont souvent ajoutés : [5]

- **La mise à jour** : le système biométrique peut corriger périodiquement le gabarit de référence lors d'un contrôle pour tenir compte de l'évolution des données biométriques humaines.
- **La fin de vie** : le gabarit et les autres données de référence propres à la personne seront détruits après avoir été supprimés du système de contrôle centralisé.

6.2. Le mode de vérification ou d'authentification

La vérification est une comparaison "un à un", dans laquelle le système vérifie l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisies avec le modèle biométrique de cette personne stocké dans la base de données du système. [5]

7. Domaines d'application

Le champ d'application de la biométrie des empreintes palmaires est très vaste. En effet, tous les domaines qui nécessitent de vérifier ou déterminer l'identité d'une personne sont concernés. D'où les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux : [23]

- **Applications commerciales** ; telles que l'ouverture d'un réseau informatique, la sécurité des données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, les cartes de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.

- **Applications gouvernementales** ; telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc.
- **Applications légales** ; telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc.

8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents recueils d'information des empreintes palmaires qui contiennent une grande quantité d'information, les domaines d'application, les caractéristiques, les composants et les critères d'évaluation de son système d'identification biométrique ont été également décrit. Nous avons détaillé les étapes de son acquisition, et une brève description des algorithmes utilisés pour l'extraction de leurs textures ou leurs primitives. Bien que tous ces algorithmes ont été réussis, ils exigent une étape de prétraitement et de classification. Cependant, les techniques basées sur d'apprentissage profond (*deep Learning*) regroupent toutes ces étapes de traitement. Dans le chapitre suivant, nous allons étudier la méthode d'apprentissage profond la plus largement répandues qui est basée sur les réseaux de neurones convolutionnels (CNN : *Convolutionnal Neural Network*).

Chapitre 3

Réseaux de Neurones

Convolutionnels (CNN)

1. Introduction

Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN : *Convolutionnal Neural Network*) est une méthode d'apprentissage profond (*deep learning*) inspiré de réseaux de neurones artificielles et les perceptrons multicouches. Dans ce présent chapitre, on commence par la présentation du motif de l'utilisation des CNN, suivi par des rappels sur les réseaux de neurones. Ensuite, on définit le principe de l'apprentissage profond en présentant les différents types des réseaux de neurones profonds, et on termine par la description des caractéristiques réseaux de neurones convolutionnels.

2. Motivation

Le système visuel humain peut s'attaquer très efficacement aux problèmes de classification, de détection et de reconnaissance. Par conséquent, les chercheurs en apprentissage automatique ont développé ces dernières années des méthodes avancées de traitement et classification des données basées sur les inspirations des systèmes visuels biologiques telle que les réseaux neuronaux.

Les réseaux de neurones comportent un nombre limité de neurones et disposent par conséquent de capacités limitées face aux problèmes plus complexes. Ce qui nécessite à concevoir des réseaux de neurones disposant d'un plus grand nombre de couches cachées que l'on appelle les réseaux de neurones profonds. Il existe de nombreux types de réseaux de neurones profonds, les plus populaires sont : les perceptrons multicouches et les réseaux de neurones convolutionnels.

Les perceptrons multicouches (MLP : *Multi Layer Perceptron*) ont montré leur efficacité comme technique d'apprentissage pour la classification de données. Ils sont en effet capables d'approximer des fonctions non linéaires complexes afin de traiter des données de grande dimension.

Les réseaux de neurones convolutionnels sont une extension des MLP permettant de répondre efficacement aux principaux défauts des MLP, et est un type de réseau neuronal artificiel généralement conçu pour extraire des caractéristiques à partir de données et pour classer des données de haute dimension données. Le CNN est spécialement conçu pour réorganiser des formes bidimensionnelles avec un degré élevé d'invariance à la translation, à la mise à l'échelle, à l'inclinaison et à d'autres formes de distorsion.

Cependant, les méthodes traditionnelles d'apprentissage machine consistent à extraire les caractéristiques de chaque image d'un ensemble de données, puis à entraîner un classifieur sur ces caractéristiques afin d'analyser les images. Alors que les CNN résume toutes ces étapes en une étape (figure 3.1). Ces CNN peuvent être considérés comme une boîte noire utilisant un ensemble d'images d'apprentissage de même dimension pour ajuster les nombreux paramètres du réseau et ainsi se spécialiser à une certaine tâche. [24]

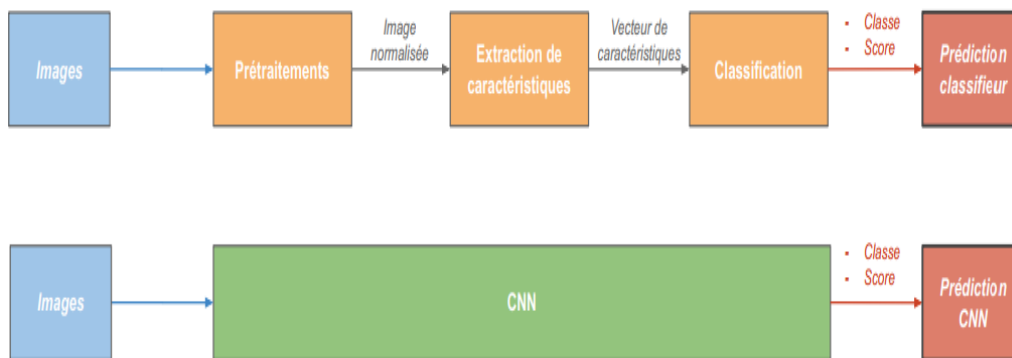


Figure3. 1-Différence entre CNN et les méthodes d'apprentissage machine traditionnelles pour l'analyse d'images

3. Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones utilisent des automates (neurones formels) pour simuler les fonctions des cellules nerveuses. Un réseau de neurones se compose d'un groupe de neurones (nœuds) qui sont connectés les uns aux autres par des liens qui propagent des signaux d'un neurone à l'autre. En raison de leur capacité à apprendre, les réseaux de neurones permettent de découvrir des relations non linéaires complexes entre un grand nombre de variables sans intervention externe. De ce fait, ils sont largement utilisés pour de nombreux problèmes de classification (objectifs marketing, reconnaissance de formes, traitement du signal, etc.), d'estimation (modélisation de phénomènes complexes, etc.) et de prévision (bourse, ventes, etc.). Il existe un compromis entre clarté du modèle et pouvoir prédictif. Plus un modèle est simple, plus il sera facile à comprendre, mais moins il sera capable de prendre en compte des dépendances trop variées. [25]

3.1. Neurone biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ces axones conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone. [26]

La structure d'un neurone biologique, comme montré dans la figure 3.2, se compose en quatre parties : [27]

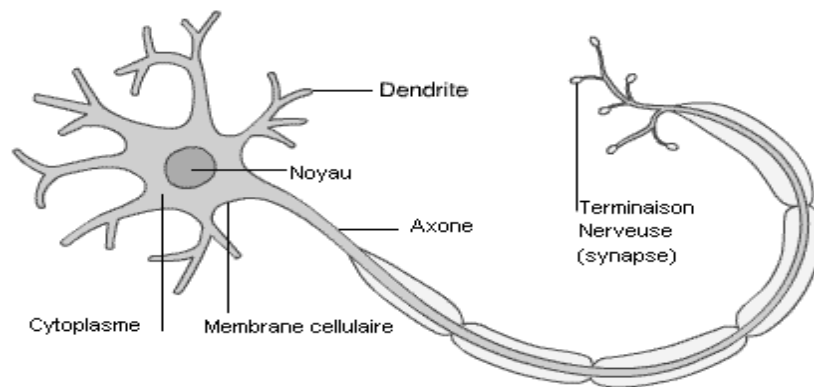


Figure3. 2-Neurone biologique

- **La somma** : Ou le corps cellulaire, c'est le noyau du neurone, qui fait la somme des signaux reçus puis passe la somme à un seuillage.
- **L'axone** : C'est un moyen de transmettre le signal du corps cellulaire à un autre neurone.
- **Dendrites** : Forme un réseau de récepteurs neuronaux qui transmet les signaux électriques d'autres neurones vers corps du neurone.
- **Synapse** : Qui communique l'information, en la pondérant par un poids synaptique, à un autre neurone, elle est essentielle dans le fonctionnement du système nerveux.

3.2. Neurone Formel (Artificiel)

Le neurone formel est un modèle mathématique. Il est utilisé dans la recherche en intelligence artificielle, principalement en association avec d'autres neurones formels pour

former un réseau de neurones. Il contient plusieurs formules mathématiques afin de reproduire le plus fidèlement possible la fonction des neurones aux entrées différentes (dendrites), leur importance (coefficients de pondération) et leurs sorties (axones) et ainsi comprendre son potentiel d'interaction avec les autres neurones. [28]

Il est caractérisé comme montre la figure 3.3 par des entrées x_n et leur poids w_n synaptiques, une fonction f d'activation (ou de transfert) et une sortie y .

3.2.1. Les poids

Les coefficients w_n sont les poids associés à chaque entrée x_n . Dont, chaque entrée est multipliée par le poids qui lui correspond est le résultat sera $(w^T x)$ avec : $w = [w_1 \dots w_n]^T$ et $x = [x_1 \dots x_n]^T$.

3.2.2. Seuil

Le biais b présente le seuil de neurone formel, ce paramètre additionnel est considéré comme le poids de l'entrée unité.

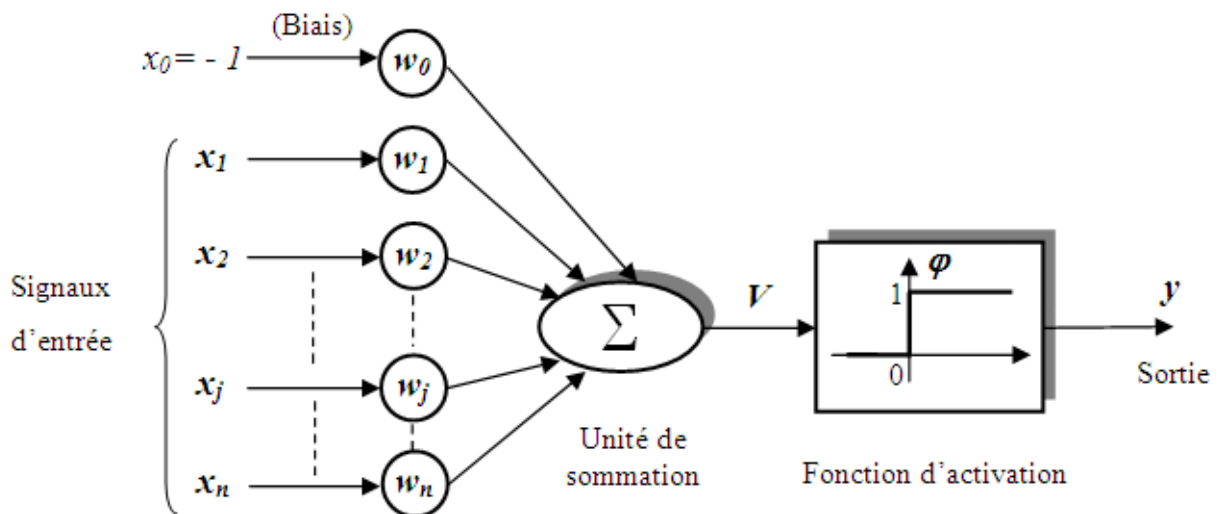


Figure3. 3-Neurone formel (artificielle)

3.2.3. La fonction d'activation

La fonction d'activation calcule l'état du neurone, cette valeur sera transmise aux neurones avants. Il existe des nombreuses formes possibles de la fonction d'activation, les plus courantes sont présentées dans le tableau (3.1). [29]

Comme conclusion, le résultat de cet automate s'exprime par un simple produit scalaire entre le vecteur d'entrées (x) et le vecteur des poids (w), ensuit le seuillage par un biais b et la fonction d'activation φ sont appliqués au résultat obtenu et la sortie finale du neurone sera :

$$Y = \varphi(W^T X + b) \quad (3.1)$$

- On remarquera que le neurone biologique a une sortie de nature binaire, donc le neurone peut prendre seulement deux états (actif ou désactif).
- La plupart des fonctions d'activation continues, offrant une infinité de valeurs possibles, sont comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$).
- Enfin, nous pouvons dire qu'un ensemble de neurones formels liés les uns aux autres est un réseau de neurones artificiels.

<i>Fonction d'activation</i>	<i>Modèle mathématique</i>	<i>Graphes</i>
<i>Fonction signe</i>	$\varphi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases}$	
<i>Fonction seuil</i>	$\varphi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq s \\ 0 & \text{si } x < s \end{cases}$	
<i>Fonction linéaire</i>	$\varphi(x) = x$	
<i>Fonction sigmoïde</i>	$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
<i>Fonction gaussienne</i>	$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$	
<i>Fonction saturation</i>	$\varphi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq +1 \\ x & \text{si } -1 \leq x \leq +1 \\ -1 & \text{si } x \leq -1 \end{cases}$	

On pourra résumer une modélisation de neurone dans le tableau (3.2), qui on permettra de voir clairement la transmission des neurones biologiques aux neurones formels. [28]

Tableau 3. 2-passage du neurone biologique vers le neurone formel	
Neurone biologique	Neurone artificiel
Synapse	Poids de connexion
Axone	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation

3.3. Perceptrons multicouches

Un perceptron est un neurone artificiel inspiré par la théorie cognitive de F. Hayek et celle de D. Hebb [30]. Dans sa version la plus simple, le perceptron n'a qu'une seule sortie y à laquelle toutes les entrées x_i sont connectées, ses entrées et sorties étant booléennes.

Le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron) est une amélioration du perceptron comprenant une ou plusieurs couches cachées qui font le réseau MLP un outil robuste pour les tâches complexes (figure 3.4).

Les réseaux MLP sont généralement des réseaux entièrement connectés. Les neurones de la première couche reçoivent le vecteur d'entrée, ils calculent leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux même leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Dans le réseau MLP il n'y a aucune connexion entre les cellules d'une même couche. Ils utilisent généralement des fonctions d'activations non linéaires.

Les perceptrons multicouches sont utilisés avec apprentissage supervisé et aussi avec la technique de rétro-propagation (back-propagation) pour la correction de l'erreur. Ils peuvent être utilisés comme une partie d'un plus grand réseau de neurones profond.[31]

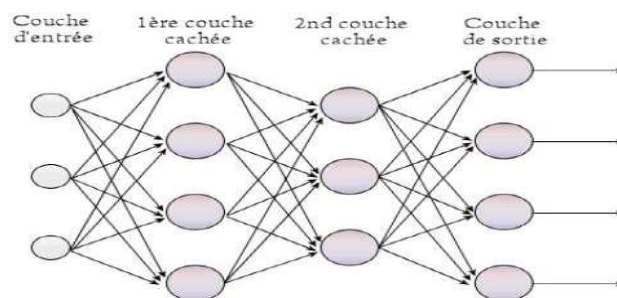


Figure3. 4-Perceptron multicouche

4. Apprentissage profond

L'apprentissage profond (*Deep Learning*) est un type d'apprentissage automatique dans de nombreux domaines comme la vision par ordinateur, reconnaissance vocale et traduction automatique, etc., inspiré de la structure de cerveau humain, et abréviation de «l'apprentissage dans les réseaux de neurones profonds». Le terme « profond » fait référence au nombre de couches de neurones dans le réseau. Plus il y a de couches, plus le réseau est profond. Le réseau de neurones traditionnel contient 2 à 3 couches, tandis que le réseau d'apprentissage profond peut contenir des centaines de couches.

Schématiquement, trois grandes familles de réseaux d'apprentissage profond sont développées avec des ambitions industrielles en profitant du développement des cartes graphiques (GPU) pour paralléliser massivement les calculs au moment de l'apprentissage.

- *Convolutional Neural Networks* (CNN) pour l'analyse d'images.
- *Long-Short Term Memory* (LSTM) lorsqu'une dimension temporelle ou plus généralement des propriétés d'autocorrélation sont à prendre en compte pour le traitement du signal ou encore l'analyse du langage naturel.
- *Auto-Encoder Decoder* (AED) ou réseau diabolo en apprentissage non supervisé pour le débruitage d'images ou signaux, la détection d'anomalies... [32]

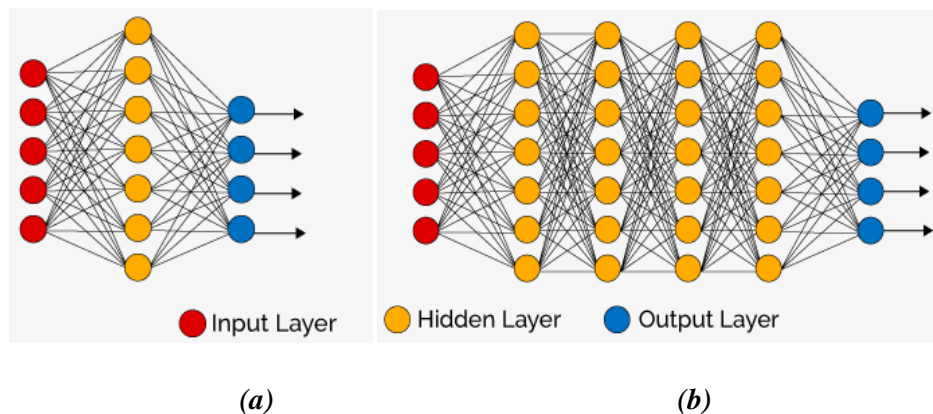


Figure3. 5-Réseau de neurones (a) Simple, (b) profond [30]

5. Réseaux de Neurones Convolutionnels

Le réseau neuronal convolutionnel, est un modèle de réseau neuronal avec trois idées architecturales clés : champs réceptifs locaux, partage des poids et sous-échantillonnage dans

le domaine spatial. Le réseau est conçu pour la reconnaissance des motifs visuels bidimensionnels. Le CNN a beaucoup des points forts :

- L'extraction et la classification des caractéristiques sont intégrées dans une seule structure et sont entièrement adaptables.
- Le réseau extrait les images 2D à des échelles dyadiques croissantes.
- CNN est relativement invariant aux distorsions géométriques locales dans l'image.

5.1. Principe de fonctionnement du CNN

Un CNN est une architecture de réseau neuronal profond à action directe composée de quelques couches convolutives, chacune suivie d'une couche de pool, d'une fonction d'activation et éventuellement d'une normalisation par lots. Il comprend également des couches entièrement connectées (fully-connected). Lorsqu'une image se déplace sur le réseau, elle devient plus petite, principalement à cause de mise en commun maximale (max pooling). La couche finale produit la prédiction des probabilités de classe, ils comportent deux parties bien distinctes. En entrée, une image est fournie sous la forme d'une matrice de pixels. Elle a deux dimensions pour une image aux niveaux de gris. La couleur est représentée par une troisième dimension, de profondeur 3 pour représenter les couleurs fondamentales [Rouge, Vert, Bleu].

La première partie de CNN est la partie de convolution réelle. Ça marche comme extracteur de fonctionnalités à partir d'images. L'image est passée à travers d'une succession de filtres ou noyaux de convolution pour créer de nouvelles images appelées cartes de convolutions. Certains filtres intermédiaires réduisent la résolution de l'image par une opération de maximum local. Enfin, les cartes de convolutions sont aplaties et concaténées en un vecteur de caractéristiques appelé code CNN.

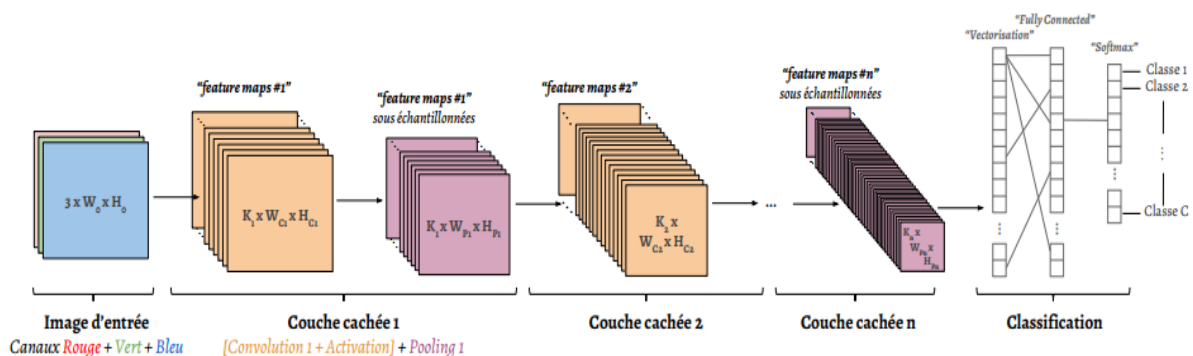


Figure3. 6-Fonctionnement des réseaux de neurones convolutifs

Ce code CNN à la sortie de la partie convolutive est ensuite entré dans la deuxième partie entièrement interconnectée (perceptron multicouche). Le rôle de cette partie est de combiner les caractéristiques du code CNN pour classer l'image. Le résultat est la dernière couche comportant un neurone par catégorie. Les valeurs numériques obtenues sont généralement normalisées entre 0 et 1, de somme 1, pour produire une distribution de probabilité sur les catégories. [33]

5.2. Les blocs de construction

Une architecture CNN est formée par une pile de couches de traitement indépendantes :

5.2.1. Couche de convolution (CONV)

La couche de convolution (CONV) qui traite les données d'un champ récepteur. Est un élément constitutif d'une structure à trois couches. Trois paramètres permettent de déterminer le volume et la profondeur de la couche de convolution (figure 3.7).

- **Profondeur de la couche** : nombre de neurones associés à un même champ récepteur).
- **Le pas** : contrôle le chevauchement des champs récepteurs. Plus le pas est petit, plus les champs récepteurs se chevauchent et plus le volume de sortie sera grand.
- **La marge (à 0) ou *zero padding*** : la dimension spatiale du volume de sortie. En particulier, il est parfois souhaitable de conserver la même surface que celle du volume d'entrée. [34]

5.2.2. Couche de correction (ReLU)

La couche de correction (ReLU), souvent appelée par abus 'ReLU' en référence à la fonction d'activation (Unité de rectification linéaire).

Il est possible d'améliorer l'efficacité du traitement en intercalant entre les couches de traitement une couche qui va opérer une fonction mathématique (fonction d'activation) sur les signaux de sortie. La fonction ReLU (abréviation de Unités Rectifié linéaires) : $F(x)=\max(0, x)$ Cette fonction force les neurones à retourner des valeurs positives. [35]

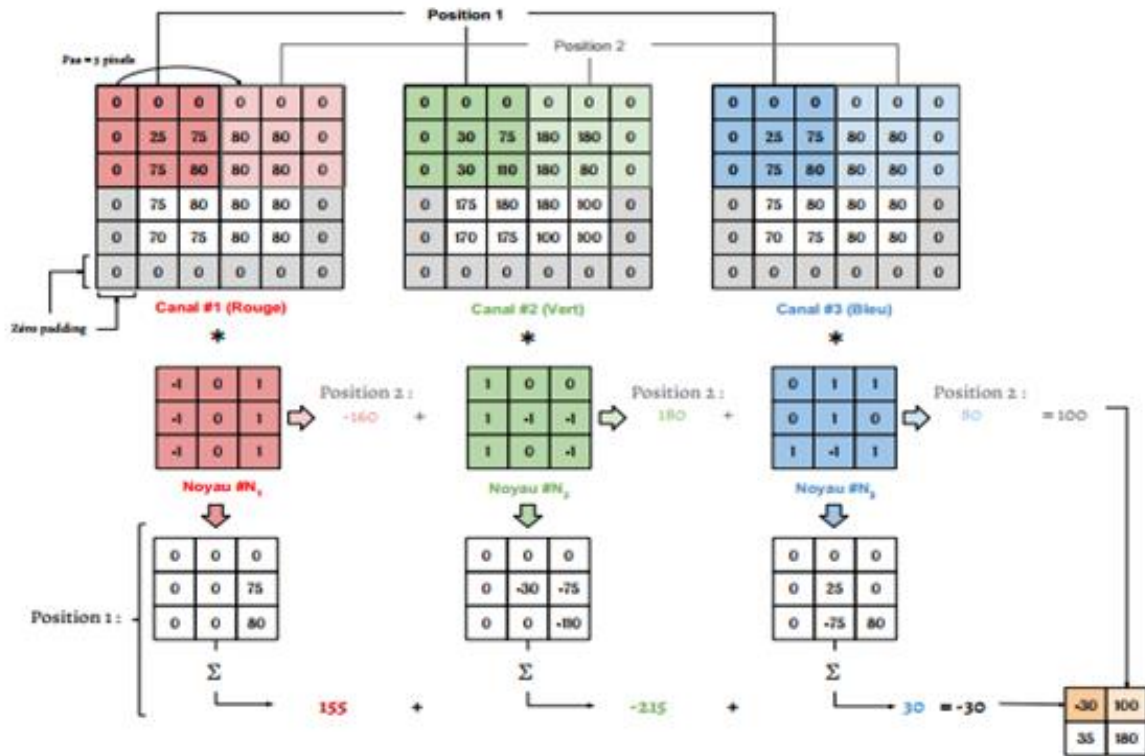


Figure3. 7-Illustration d’une convolution pour une image 4x4 de 3 canaux (RGB), un pas de 3 pixel, un zero-padding et un noyau de convolution 3x3

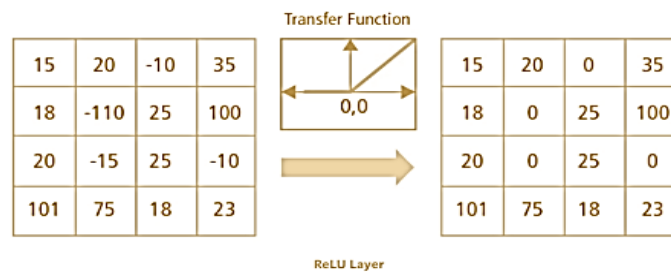


Figure3. 8-Illustration de l’étape de correction

5.2.3. Couche de pooling (POOL)

La couche de pooling (POOL), qui permet de compresser l'information en réduisant la taille de l'image intermédiaire (souvent par sous-échantillonnage).

- Effectuera une opération de sous-échantillonnage le long des dimensions spatiales.
- Utiliser la sortie (*feature-map*) de la couche précédente.
- Sa fonction est de réduire progressivement la taille spatiale de la représentation pour réduire le nombre de paramètres et de calcul dans le réseau.

- La couche de pooling utilise souvent l'opération max pour effectuer le processus de sous-échantillonnage.

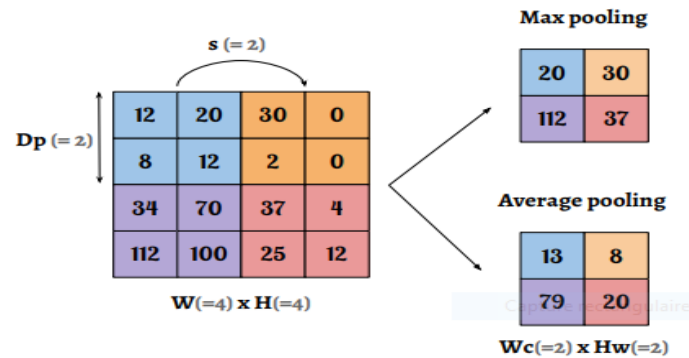


Figure3. 9-Illustration de l'étape de sous échantillonnage ("pooling")

5.2.4. Couche entièrement connectée (FullyConnected)

La couche "entièrement connectée" (FC), qui est une couche de type perceptron. Cette couche contient des poids, des biais et des neurones. Après plusieurs couches de convolution et de max-pooling, l'inférence de haut niveau dans le réseau neuronal est effectuée à travers des couches entièrement connectées. Les neurones d'une couche entièrement connectée sont connectés à toutes les sorties de la couche précédente. Leurs fonctions d'activation peuvent être calculées par multiplication matricielle puis décalage de polarisation. [34]

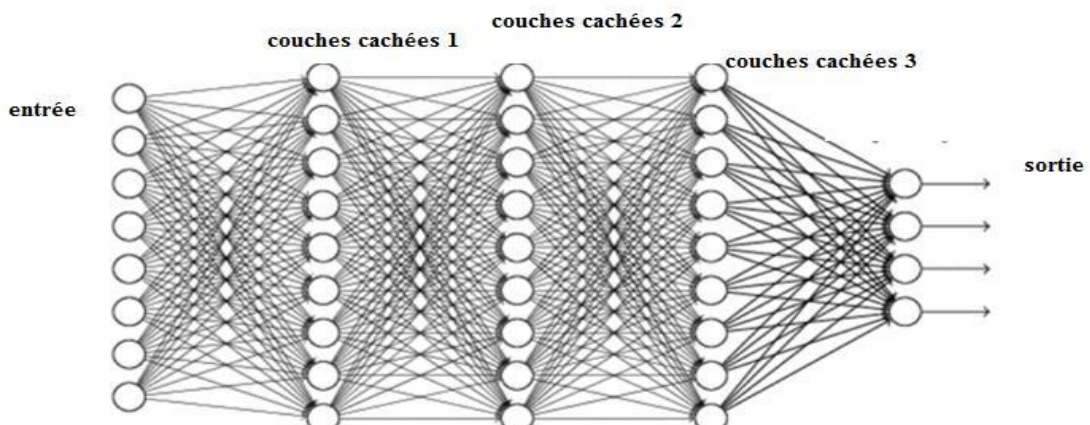


Figure3. 10-Illustration de l'étape de entièrement connectée

5.2.5. La couche de perte (LOSS)

La couche de perte est située après la couche entièrement connectée et gère l'ajustement du poids sur le réseau. Avant le début de la formation réseau, les poids de la couche convolutive et de la couche entièrement connectée sont reçus comme des valeurs aléatoires. Ensuite, pendant l'entraînement, la couche de perte vérifie en permanence les suppositions de la couche entièrement connectée par rapport aux valeurs réelles pour minimiser la différence entre la valeur estimée et la valeur réelle. La couche de perte effectue cela en ajustant les poids à la fois dans la couche de convolution et dans les couches entièrement connectées. La fonction "Softmax" permet de calculer la distribution de probabilité sur la catégorie de sortie. [36]

5.3. Paramétrage des couches

Un CNN se distingue d'un autre par la façon dont les couches sont empilées, mais également paramétrées. Les couches de convolution et de *pooling* possèdent en effet des hyperparamètres, c-à-d. des paramètres dont on devait préalablement définir leurs valeurs. La taille des *images* en sortie des couches de convolution et de *pooling* dépend des hyperparamètres. Chaque image (ou *feature map*) est de dimensions $W \times H \times D$, où W est sa largeur en pixels, H sa hauteur en pixels et D le nombre de canaux (1 pour une image en noir et blanc, 3 pour une image en couleurs). [37]

Comme vu à la sous-section 3.5.2.1, la couche de convolution possède quatre hyperparamètres :

1. Le nombre de filtres K .
2. La taille F des filtres : chaque filtre est de dimensions $F \times F \times D$ pixels.
3. Le pas S avec lequel on fait glisser la fenêtre correspondant au filtre sur l'image. Par exemple, un pas de 1 signifie qu'on déplace la fenêtre d'un pixel à la fois.
4. Le *zero-padding* P : on ajoute à l'image en entrée de la couche un contour noir d'épaisseur P pixels. Sans ce contour, les dimensions en sortie sont plus petites. Ainsi, plus on empile de couches de convolution avec $P=0$, plus l'image en entrée du réseau rétrécit. On perd donc beaucoup d'informations rapidement, ce qui rend la tâche d'extraction de *caractéristiques* difficile.

Pour chaque image de taille $W \times H \times D$ en entrée, la couche de convolution renvoie une matrice de dimensions $W_C \times H_C \times D_C$, où

$$\begin{cases} W_c = 1 + \frac{W - F + 2P}{S} \\ H_c = 1 + \frac{H - F + 2P}{S} \\ D_c = K \end{cases} \quad (3.2)$$

Le choix de $P=(F-1)/2$ et $S=1$ permet ainsi d'obtenir des *feature maps* de même largeur et hauteur que celles reçues en entrée.

La couche de *pooling* présente seulement deux hyperparamètres :

1. La taille F des cellules : l'image est découpée en cellules carrées de taille $F \times F$ pixels
2. Le pas S : les cellules sont séparées les unes des autres de S pixels

Pour chaque image de taille $W \times H \times D$ en entrée, la couche de *pooling* renvoie une matrice de dimensions $W_p \times H_p \times D_p$, où

$$\begin{cases} W_p = 1 + \frac{W - F}{S} \\ H_p = 1 + \frac{H - F}{S} \\ D_p = D \end{cases} \quad (3.3)$$

Tout comme l'empilement, le choix des hyperparamètres se fait selon un schéma classique :

- Pour la couche de convolution, les filtres sont de petite taille et glissés sur l'image d'un pixel à la fois. La valeur du *zero-padding* est choisie de sorte que la largeur et la hauteur du volume en entrée ne soient pas modifiées en sortie. En général, on choisit alors $F=3, P=1, S=1$ ou $F=5, P=2, S=1$.
- Pour la couche de *pooling*, $F=2$ et $S=2$ est un choix judicieux. Cela permet d'éliminer 75% des pixels en entrée. On peut également trouver $F=3$ et $S=2$: dans ce cas, les cellules se chevauchent. Choisir des cellules de plus grande taille provoque une perte trop importante d'informations, et donne de moins bons résultats en pratique.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des rappels théoriques sur les réseaux de neurones en générale en montrant comment les chercheurs ont inspiré le modèle du neurone artificiel à partir de celui du neurone biologique et arrivé à la notion des réseaux de neurones profonds. Les CNN ont été bien définis qui sont les plus réputés dans le domaine d'apprentissage profond, nous avons décrit leur principe de fonctionnement, leur structure et le choix théorique de leurs

paramètres. Dans le chapitre suivant, nous allons appliquer les images d'une base de données des empreintes palmaires multi-spectrale sur l'algorithme le plus répandu du CNN connu par (AlexNet).

Chapitre 4

Application et évaluation des résultats

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons utiliser une architecture en base des réseaux de neurones convolutionnels, connue par AlexNet [38], pour l'identification et la classification des empreintes palmaires multi-spectrales. On commence le chapitre par la définition de la base de données utilisée, suivie par la description de l'architecture pré-entraînée de CNN. Ensuite, on montre les étapes de classification, et on termine par l'analyse des résultats selon les critères d'évaluation définies.

2. Base de données

Dans notre travail, nous avons utilisé les images des empreintes palmaires multi-spectrales de la base de données PolyU [17]. Cette base de données est fournie par le centre de recherche biométrique (BRC: *Biometric Research Center*) de l'université polytechnique de Hong-Kong. Cette dernière, contient des images des empreintes palmaires multi-spectrales acquises à l'aide d'un dispositif d'acquisition dédié permettant d'acquérir quatre images sous différentes bandes multi-spectrales. Dans cette base de données, les images sont collectées auprès de 250 volontaires, dont 195 hommes et 55 femmes âgés de 20 à 60 ans. Chaque individu est invité à fournir six échantillons des deux paumes de ses mains, ce qui revient à avoir deux sessions dans cette base. Chaque prise, l'appareil recueille quatre images des quatre différentes bandes (rouge, vert, bleu et infrarouge). La résolution des images est de 352×288 (<100 dpi). Cette base de données contient également une collection des images de 128×128 pixels prétraitées qui représentent la région d'intérêt extraite de chaque image de la paume de la main capturée.

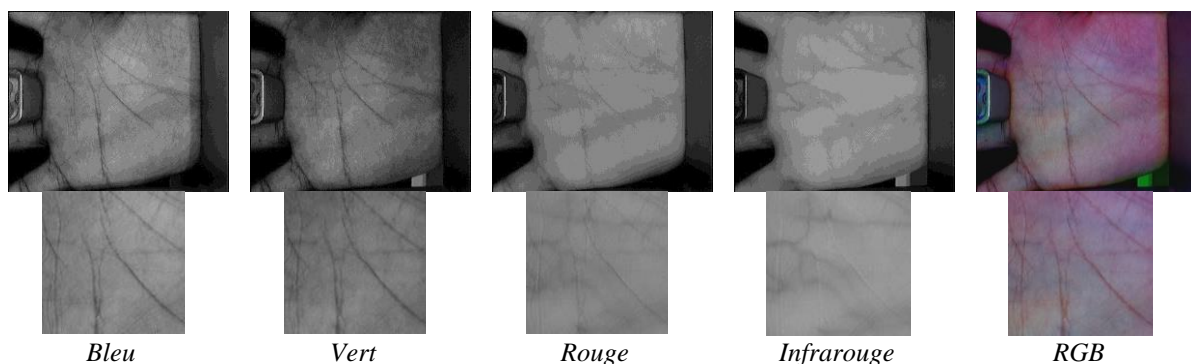


Figure 4. 1-. Echantillons des images des empreintes palmaires multi-spectrales de la base de données POLYU (en haut: 352×288 pixels, en bas: 128×128 pixels)

3. Architecture AlexNet

AlexNet est le nom d'un réseau de neurone convolutif qui a eu un impact important dans le domaine de l'apprentissage automatique, en particulier dans l'application de l'apprentissage profond à la vision artificielle. Ce modèle classe 1,2 million d'images de haute résolution dans le cadre du concours *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (LSVRC) – 2010* en 1000 classes différentes. [38]

L'entrée d'AlexNet est une image RGB de taille $227 \times 227 \times 3$. Cela signifie que toutes les images de l'ensemble d'apprentissage et toutes les images de test doivent avoir une taille de $227 \times 227 \times 3$. Dans le cas d'une image d'entrée en niveaux de gris, il doit être transformé en une image à trois canaux. Pour la transformation, les informations sur un seul canal en niveaux de gris peuvent être répliquées dans 3 canaux avant d'être alimentées dans l'architecture AlexNet, qui accepte 3 canaux en entrée. AlexNet contient 8 couches neuronales profondes, dans lesquelles les cinq premières couches sont des couches convolutives et les trois dernières couches sont des couches entièrement connectées. Dans l'architecture AlexNet, un classificateur *softmax* est utilisé pour classer les images en 1000 catégories d'objets.

En effet, la première couche de convolution filtre l'image d'entrée de taille 227×227 avec 96 filtres de taille $11 \times 11 \times 3$ avec un pas de 4 *pixels*. La sortie de la première couche est de la taille $\left(\frac{227-11}{4} + 1\right) \times \left(\frac{227-11}{4} + 1\right) \times 96 = 55 \times 55 \times 96$. Cette sortie est réduite par chevauchement maximal de la couche de *pooling*, qui utilise un filtre de taille 3×3 avec un pas de 2 pixels. Alors, la taille a été réduite à $\left(\frac{55-3}{2} + 1\right) \times \left(\frac{55-3}{2} + 1\right) \times 96 = 27 \times 27 \times 96$. La mise en commun est motivée par le fait qu'elle réduit le sur-ajustement de calcul et de contrôle. La deuxième couche de convolution filtre la sortie de la première couche de convolution (après le *pooling*) avec 256 filtres de taille $5 \times 5 \times 48$, et avec un remplissage de 2. Ainsi, la taille de sortie de la deuxième couche de convolution est $\left(\frac{27-5+2 \times 2}{1} + 1\right) \times \left(\frac{27-5+2 \times 2}{1} + 1\right) \times 256 = 27 \times 27 \times 256$. La troisième couche de convolution filtre la sortie regroupée de la deuxième couche de convolution avec 384 filtres de taille $3 \times 3 \times 256$. Les quatrième et cinquième couches convolutives possède respectivement 384 et 256 filtres de taille $3 \times 3 \times 192$. La sortie groupée de la cinquième couche de convolution est de taille $6 \times 6 \times 256$. La dernière couche de convolution est suivie de trois couches entièrement connectées (*FC*). La sortie de la dernière couche entièrement connectée est fournie à un classificateur *softmax* pour classer les images en 1000 catégories d'objets.

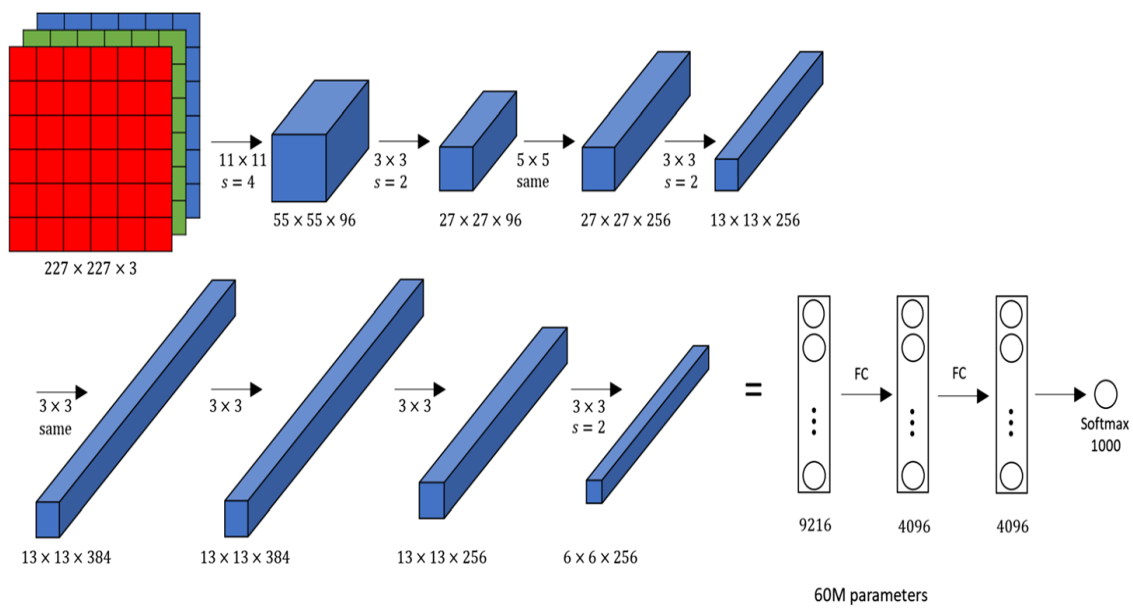


Figure 4. 2-Architecture AlexNet

4. Description du système

Dans cette section, nous présentons les étapes de prétraitement et d'extraction des caractéristiques pour la classification des empreintes palmaires (figure 4.3) en base l'architecture pré-entraînée de CNN (AlexNet).

4.1. Prétraitement

Pour le modèle CNN basé sur AlexNet, toutes les images de l'ensemble de données sont redimensionnées à $227 \times 227 \times 3$. Il faut une grande quantité de données d'entraînement par les CNN pour résoudre le problème de sur-apprentissage. L'augmentation des données est exécutée pour augmenter le nombre d'images dans les données d'apprentissage, où de nouvelles images sont générées à partir des images originales de l'ensemble de données POLYU. L'augmentation du nombre d'images dans les données d'apprentissage consiste à traduire, retourner et cisiller les images d'origine. Après l'exécution de l'augmentation des données, la taille de l'ensemble de données d'apprentissage a suffisamment augmenté pour surmonter le défi du sur-apprentissage. On divise l'ensemble de données en deux groupes de chaque classe, par exemple : 30% pour l'apprentissage et 70% pour le test.

4.2. Extraction des caractéristiques

Dans les modèles CNN pré-entraînés, le premier groupe de couches comprend des caractéristiques de bas niveau qui incluent la plupart des informations importantes sur les contours. Les couches finales entièrement connectées des réseaux pré-entraînés sont supprimées. Une couche entièrement connectée de 4096 neurones est ajoutée au sommet des couches de convolution pour collecter les caractéristiques extraites des couches convolutives. Nous avons étudié différentes caractéristiques de couches entièrement connectées pour des résultats de reconnaissance optimaux. Enfin, une machine à vecteurs de support (SVM: *Support Vector Machine*) est appliquée pour la classification. Nous avons utilisé le classificateur SVM, qui est efficace en mémoire car il utilise un sous-ensemble de points d'apprentissage dans la fonction de décision appelé vecteurs de support. La formation est exécutée dans un système CPU simple au lieu de systèmes GPU haut de gamme pour valider la rentabilité du travail [39].

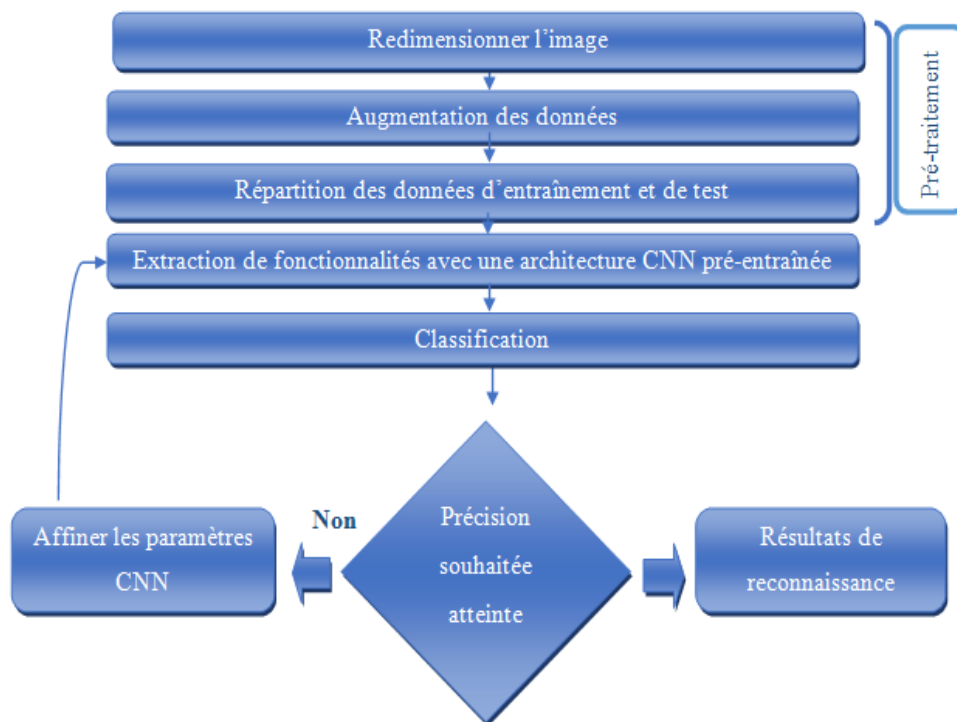


Figure 4. 3-Organigramme du système

5. Critères d'évaluation

Il existe un grand nombre de solutions aux problèmes de classification d'images dans le domaine de la biométrie. Les techniques d'analyse des données utilisent habituellement comme point de départ une représentation sous forme de tableau, que l'on appelle matrice de confusion, mettant en relation le nombre de prédictions $X_{i;j}=X_{classe;prédiction}$ des échantillons de la classe "i" attribués à une classe "j" (parmi C classes). Le nombre d'échantillons formant la classe "i" est noté " K_i ", et le nombre total de prédictions attribuées à cette classe est nommé " M_i ". La somme des " K_i " ainsi que la somme des " M_i " correspondant au nombre total d'échantillons (Σ) [24].

Tableau 4. 1-Matrice de confusion des prédictions d'un classifieur à C classes

		Prédiction			Total/classes
		<i>classe₁</i>	<i>classe_i</i>	<i>classe_C</i>	
Classe réelle	<i>classe₁</i>	$X_{1,1}$	$X_{1,i}$	$X_{1,C}$	K_1
	<i>classe_i</i>	$X_{i,1}$	$X_{i,i}$	$X_{i,C}$	K_i
	<i>classe_C</i>	$X_{C,1}$	$X_{C,i}$	$X_{C,C}$	K_C
Total prédictions		M_1	M_i	M_C	Σ

En considérant le problème précédent, pour chacune des classes "i", comme étant binaire (Classe "i" : positif ; Toutes les autres classes "j, i" : négatif), les prédictions sont résumées sous la forme de quatre informations principales :

- **Vrais Positifs - VP** ("True Positive" - TP) : Échantillons de la classe positive ("i") correctement classés ($X_{i,i}$)
- **Faux Négatifs - FN** ("False Negative" - FN) : Échantillons de la classe positive ("i") incorrectement classés.
- **Vrais Négatifs - VN** ("True Negative" - TN) : Échantillons des classes négatives ("j") correctement classés.
- **Faux Positifs - FP** ("False Positive" - FP) : Échantillons des classes négatives ("j") incorrectement classés.

Il est possible de visualiser les performances du classifieur la courbe ROC : *Receiver Operating Characteristic*. La courbe ROC est une représentation du taux de vrais positifs en fonction du taux de faux positifs. Son intérêt est de s'affranchir de la taille des données de test dans le cas où les données sont déséquilibrées. La performance est t'exprimée en terme de d'exactitude (*accuracy*).

$$Performance = \frac{X_{i,i}}{\Sigma} = \frac{\text{Échantillons correctement attribués}}{\text{Totalité des Échantillons}} \quad (4.1)$$

Il est ainsi possible d'analyser et de comparer les performances de différents classifieurs. Ces mesures sont les suivantes :

- **Sensibilité ou Rappel (*Recall*)** : Proportion des solutions pertinentes correctement identifiées (taux de vrais positifs). Mesure la capacité du système à donner toutes les solutions pertinentes.

$$\left. \begin{aligned} Sensibilite_i &= \frac{X_{i,i}}{K_i} \\ Sensibilite_{système} &= \frac{\sum_{i=1}^C Sensibilite_i}{C} \end{aligned} \right\} \quad (4.2)$$

$$= \frac{\text{Échantillons correctement attribués à la classe } i}{\text{Échantillons de la classe } i}$$

- **Précision** : Proportion de solutions correctes parmi les prédictions positives. Mesure la capacité du système à refuser les solutions non-pertinentes.

$$\left. \begin{aligned} Precision_i &= \frac{X_{i,i}}{M_i} \\ Precision_{système} &= \frac{\sum_{i=1}^C Precision_i}{C} \end{aligned} \right\} \quad (4.3)$$

$$= \frac{\text{Échantillons correctement attribués à la classe } i}{\text{Échantillons attribués de la classe } i}$$

- **F-score (*F-measure*)** : Combine la précision et la sensibilité de par leur moyenne harmonique. Fourni une mesure favorisant soit la sensibilité soit la précision dans le cas d'une classification à partir de données non équilibrées.

$$F_{\text{Measure}} = \frac{(1 + \beta^2) \text{Précision} \times \text{sensibilité}}{\beta^2 \times \text{Précision} + \text{Sensibilité}} \quad (4.4)$$

6. Analyse des résultats

Les expériences ont été effectuées sous les mêmes conditions et dans le même environnement, c.-à-d. un ordinateur portable HP avec les caractéristiques suivantes :

- ✓ Processeur : Intel (R) Core (TM) i3-6006U CPU.
- ✓ Vitesse d'horloge : 2.00 GHz.
- ✓ Capacité Mémoire (RAM) : 8.00 Go.
- ✓ Carte graphique : Intel HD 3000.
- ✓ Capacité disque dur : 500 Go.
- ✓ Système d'exploitation : Windows 10 famille 64 bits.

Pour la simulation, nous avons utilisé le langage de programmation MATLAB version 9.7 (R2019b) qui comporte la boîte à outils du réseau neuronal profond (*Deep Neural Network Toolbox*) en employant la fonction *Alexnet* pour construire notre modèle pré-entraîné et effectuer un apprentissage par transfert.

Dans le but d'évaluer les performances de notre système, nos tests ont été appliqués sur des images de la base de données PolyU des empreintes palmaires multi-spectrales. Cette base comporte deux sous-ensembles d'images, le premier comporte les captures complètes des paumes de la main de taille $352 \times 288 \text{ pixels}$ alors que le deuxième comporte des images de $128 \times 128 \text{ pixels}$ qui représentent les régions d'intérêts extraites de chaque capture. Chaque sous-ensemble comporte 6000 images (500 classes avec 12 échantillons) dans chaque couleur (bleu, vert, rouge, infrarouge et RGB). On peut dire qu'on a utilisé 10 groupes d'images d'entrées dont 5 groupes sont de taille supérieure à $227 \times 227 \text{ pixels}$ (images complètes de l'empreinte palmaire) et 5 groupes sont de taille inférieure à $227 \times 227 \text{ pixels}$ (ROI de l'empreinte palmaire). Le résultat de prétraitement est montré sur la figure 4.4.

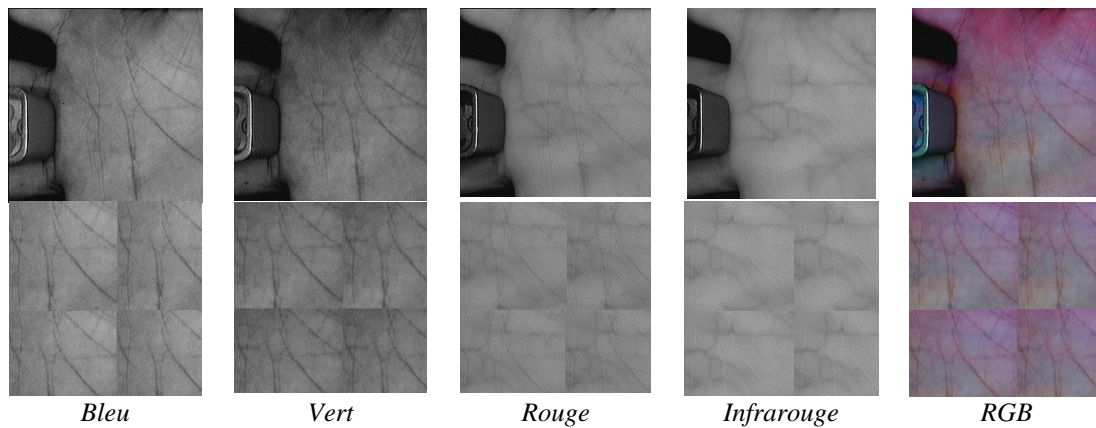


Figure 4. 4-Résultats de prétraitement en taille de $227 \times 227 \times 3$ pixels (en haut: image complète, en bas: ROI)

Les courbes ROCs montrées sur la figure 4.5 représentent le résultat de 100 classes en prenant 1 échantillon (5%), 2 échantillons (10%), 4 échantillons (30%) et 6 échantillons (50%) sur 12 pour apprentissage et 95%, 90%, 70% et 50% pour le test, respectivement. Leur performance est représentée sur la figure 4.6. On remarque que la performance varie légèrement entre les bandes de couleurs, ainsi on remarque que le résultat donne une bonne performance (supérieur à 80%) lors de l'utilisation de 4 et 6 échantillons d'apprentissage.

Lorsque on augmente le nombre de classes à 200, 300, 400 et 500 avec 4 échantillons d'apprentissage, on remarque que la performance n'a pas vraiment changé alors qu'elle est légèrement mieux sur les régions d'intérêts (figure 4.7).

Les courbes P_Rs (*precision_recall*) montrées sur la figure 4.8 représentent le résultat de 100 classes en prenant 1 échantillon (5%), 2 échantillons (10%), 4 échantillons (30%) et 6 échantillons (50%) pour apprentissage et 95%, 90%, 70% et 50% pour le test, respectivement. Cette courbe résume les possibles compromis entre la précision et la sensibilité, à l'aide des valeurs correspondant aux résultats de prédictions. Leurs F-measure est représenté sur la figure 4.9, on remarque leurs F-measure augmente lorsque on augmente le nombre des échantillons d'apprentissage. Alors que lorsque on augmente le nombre de classe le F-measure est dans les environs de 90% sauf pour certaines bandes de couleurs, selon la figure 4.10.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué l'algorithme le plus répandu des réseaux de neurones convolutionnels connu par AlexNet sur une base de données des empreintes palmaires multi-spectrales. Cet algorithme transforme les images d'entrées en images à taille fixe (227x227x3). Nous avons testé cet algorithme en introduisant deux groupes d'image ; un de tailles inférieures et l'autre de taille supérieure à la taille exigée. On a également testé cet algorithme en introduisant des images de niveau de gris et une confusion entre les couleurs rouge, vert et bleu. On a évalué nos résultats par la courbe ROC qui est appropriée dans le cas de données de test équilibrées sur chaque classe, tandis que la courbe P_R est plus appropriée aux cas non équilibrés. On a trouvé que le modèle CNN utilisé donne une bonne performance lorsque le nombre d'échantillons d'apprentissage est supérieur à 30% quelque soit le type d'images d'entrées ou le nombre de classes.

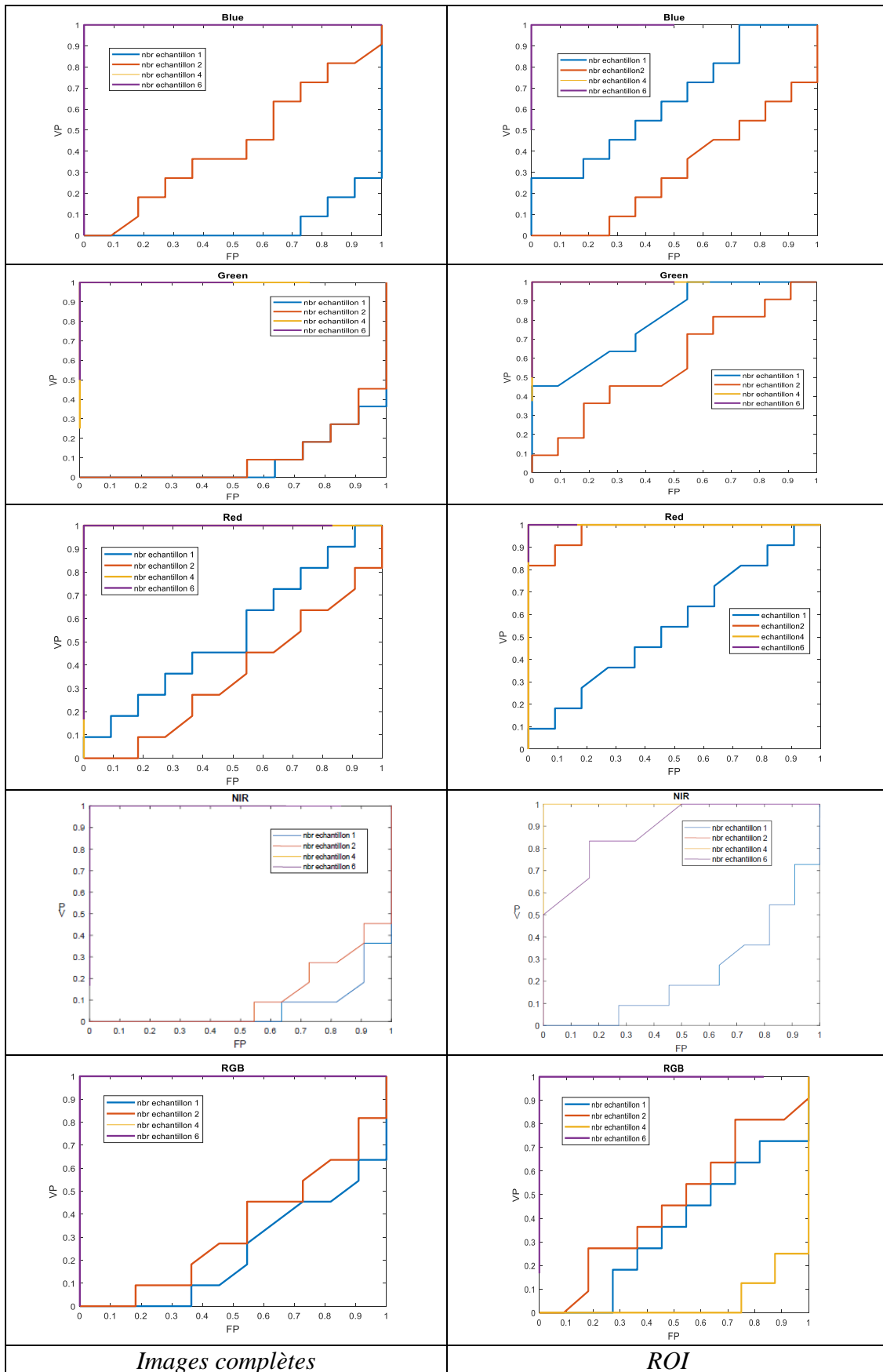


Figure 4. 5-Courbes ROCs

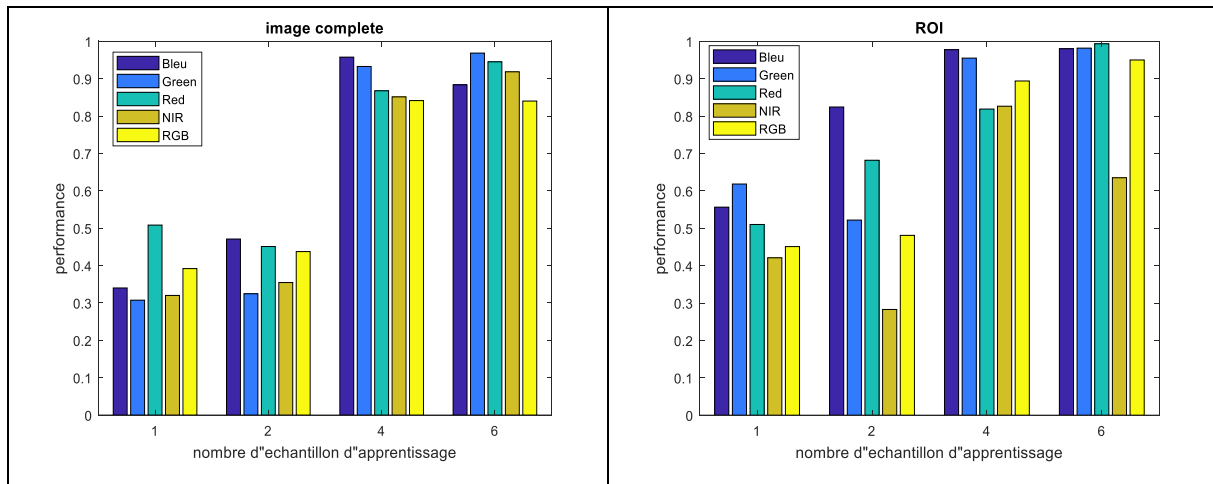


Figure 4. 6-Performance en fonction de nombre d'échantillons d'apprentissage

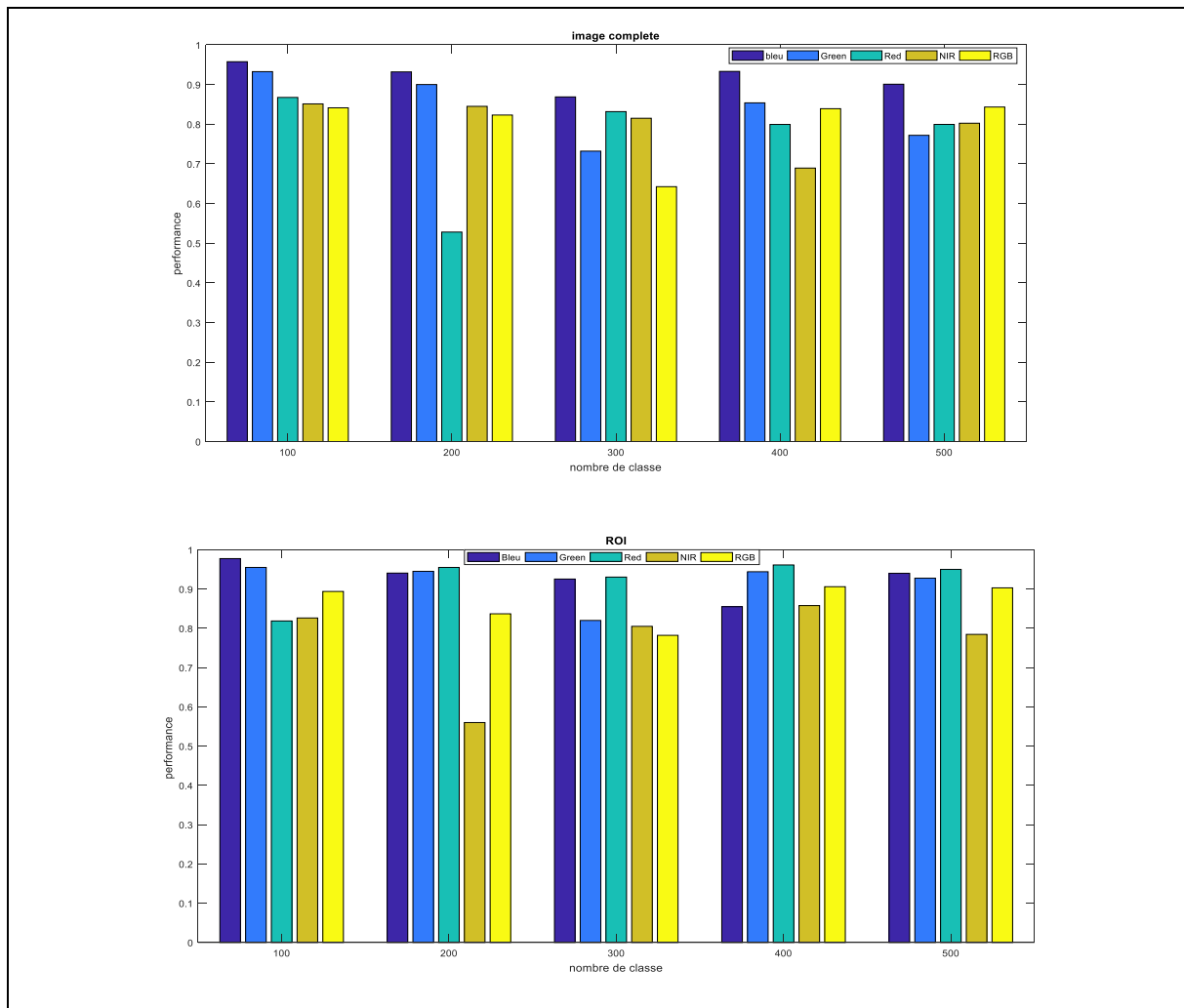


Figure 4. 7-Performance en fonction de classes

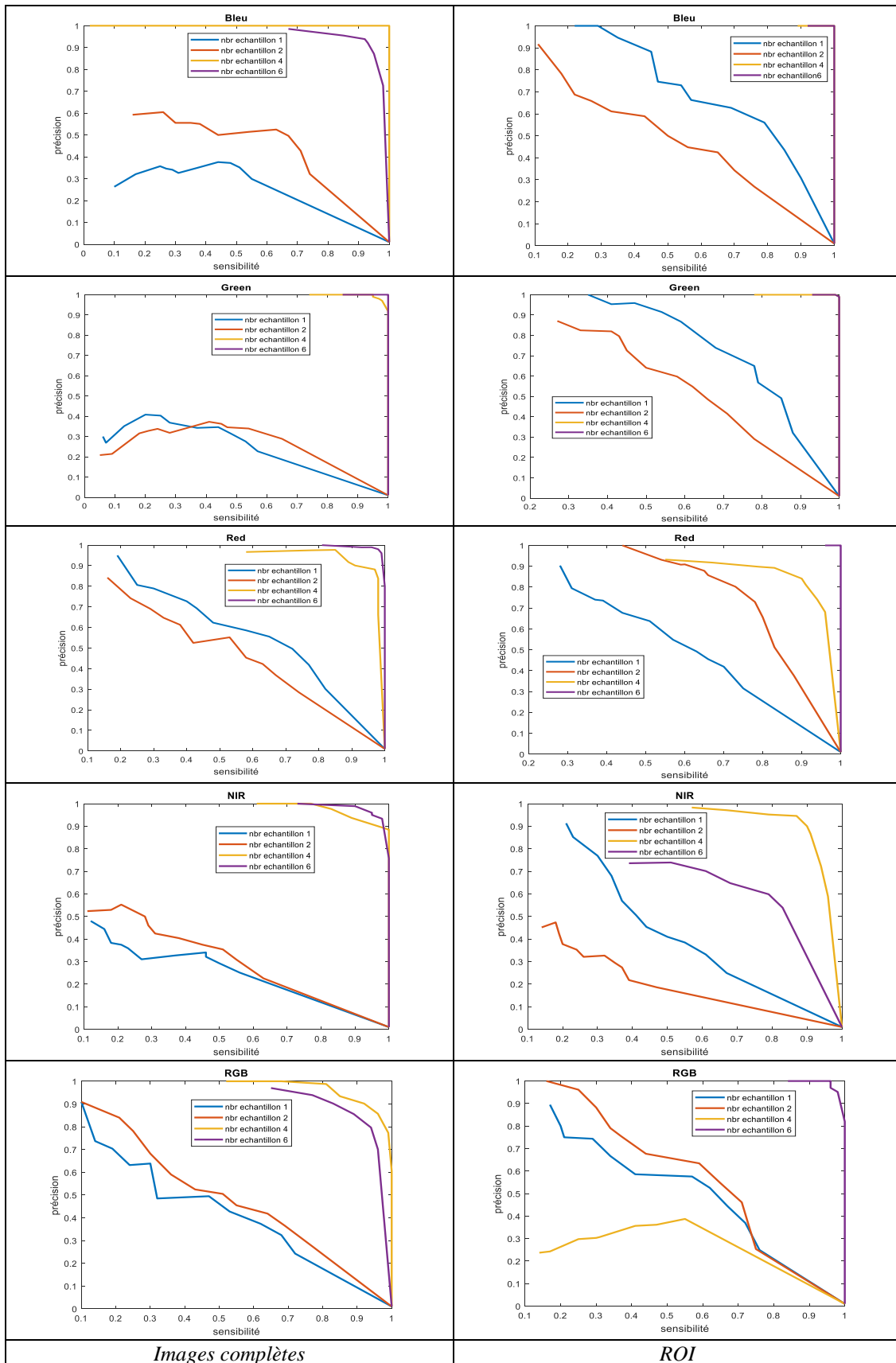


Figure 4. 8-Courbes Précision-Sensibilité (PRC)

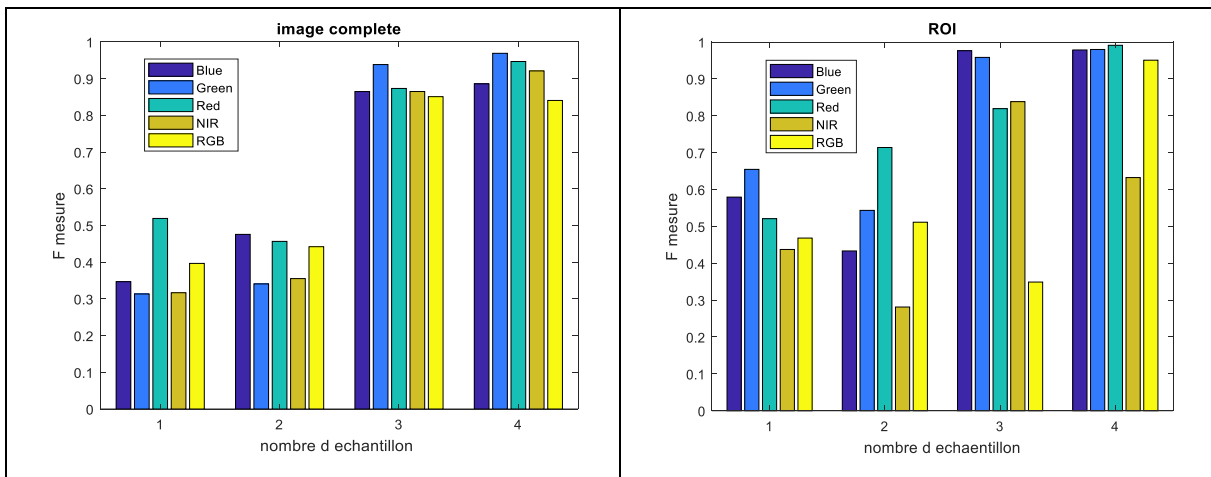


Figure 4. 9-F-score (F-measure) en fonction de nombre d'échantillons d'apprentissage

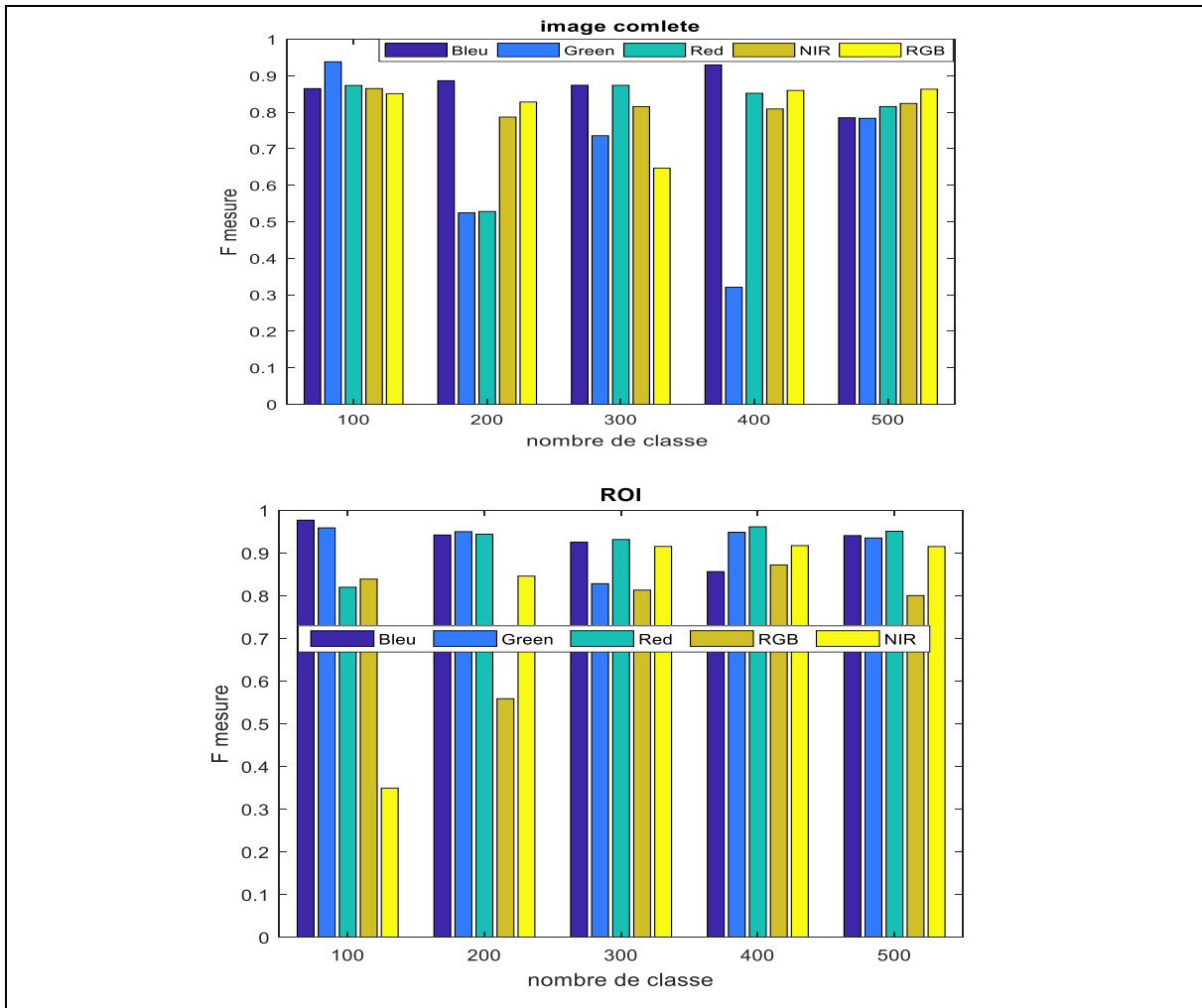


Figure 4. 10-F-score (F-measure) en fonction de nombre de classes

Conclusion

Générale

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le contexte de l'identification automatique des personnes par leurs empreintes palmaires. Cette technologie biométrique est considérée comme étant très puissante en termes de sécurité, à cause de ses caractéristiques biométriques qui sont uniques à l'individu. Dans ce travail, nous avons proposé une approche pour la reconnaissance des empreintes palmaires, cette approche est basée sur les réseaux de neurones convolutionnels, qu'ils sont considérés en raison de leurs caractéristiques parmi les plus importants réseaux dans le domaine de reconnaissance.

Nous avons commencé par une présentation des généralités sur la biométrie, les différentes technologies biométriques existantes. Nous avons comparé certains des systèmes biométriques, l'étude sur différentes technologies montre qu'il n'existe actuellement aucune technologie biométrique unique qui puisse idéalement résoudre tous les problèmes de vérification d'identité personnelle. Dans le même temps, l'empreinte palmaire en tant que technologie biométrique a reçu de plus en plus d'attention ces dernières années, principalement en raison de sa grande durabilité et de son caractère unique.

Après, nous nous sommes intéressés à l'étude du système biométrique des empreintes palmaires, nous avons présenté ses deux phases principales : d'enrôlement et de reconnaissance. Aussi, nous avons expliqué comment acquérir ces empreintes palmaires, et comment extraire et traiter les caractéristiques.

Ensuite, nous avons discuté des notions fondamentales des réseaux de neurones en générale et des réseaux de neurones convolutionnels en particulier. Nous avons introduit ces réseaux de neurones convolutionnels en présentant les différents types de couches utilisées dans la classification : la Couche de convolution, la couche de Couche de correction, la couche de pooling et la couche entièrement connectée. Nous avons parlé aussi sur les méthodes de régularisation (dropout et data augmentation) utilisées pour éviter le problème de sur-apprentissage.

À la fin de notre travail, nous avons discuté les résultats obtenus par l'application des réseaux de neurones convolutionnels sur la base de données PolyU des empreintes palmaires, et nous avons testé le modèle AlexNet avec cette base de données afin d'obtenir des meilleurs résultats en termes de précision et d'erreur. Le résultat obtenu illustre l'efficacité du CNN à la reconnaissance des empreintes palmaires pour les images de la même dimension. Les CNNs présentent également deux inconvénients majeurs ; le premier est qu'ils exigent les dimensions

des images à tester, c'est à dire, ils ne traitent qu'une partie de l'image à tester si sa taille est supérieure à celle exigée par le modèle. Le deuxième inconvénient est que l'exécution de l'algorithme prend beaucoup de temps ce qui nécessite des machines de calcul très puissantes.

En perspective, on propose l'application d'autres modèles CNN telles que : VGG-16, ResNet-50, ... Ainsi, on propose l'application de ces algorithmes CNN sur des images de dimensions aléatoires et les images 3D.

Bibliographie

- [1] N. CHARFI, « *Reconnaissance biométrique basée sur les modalités de la forme de la main et de l'empreinte palmaire* », Thèse de Doctorat, Ecole nationale supérieure Mines Télécom Atlantique Bretagne Pays de la Loire, Algérie, 2017.
- [2] I. BENCHENNANE, « *Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus* », Thèse de Doctorat, Université des sciences et de la technologie Oran, Algérie, 2015.
- [3] Y. BOUSSAFEUR, et I. YEDDIOU, « *La biométrie multimodale basée sur la fusion de la reconnaissance de visage et l'empreinte palmaire* », Mémoire Master Académique, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, Algérie, 2016/ 2017.
- [4] S. ZITOUNI, et A. SACI, « *Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires* », Mémoire Master Académique, Université Kasdi Merbah Ouargla, Algérie, 01/06/2016.
- [5] A. BOUZIDI, « *Système de reconnaissance des empreintes palmaires* », Mémoire Master Académique, Université Mohamed Khider de Biskra, Algérie, 2017/2018.
- [6] <http://biometrics.over-blog.com/pages/Liris-2019780.html>
- [7] N. HAMITOUCHE, et Z. SALMI, « *Système d'identification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris* », Ecole national Supérieure d'Informatique (ESI), Septembre 2009.
- [8] <https://www.biometrie-online.net/technologies/voix>
- [9] D. JOHN, Jr. WOOD WARD, Christopher Horn, Julius Gatune, et Arynthomas, « *Biometrics A look at Facial Recongnition* », documented briefing by RAND public safety and Justice for the Virginia state crime commission, 2003.
- [10] T. HAFS, « *Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : l'empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne*», Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, Algérie, 2016.
- [11] F. LOUIBA, et R. HADJ, « *Système de contrôle d'accès physique basé sur le visage et la Java Card* », Mémoire fin d'étude d'ingéniera en informatique, Institut National de formation en Informatique (I.N.I), 2010.

- [12] M. H. CHERPIN, « *Identification biologique des personnes* », directrice du laboratoire de Police Scientifique de Paris, Revue de l'ACOMEN, Vol.5, n°3, 1999.
- [13] I. BOURAOUI, « *Analyse en Composantes Indépendantes pour une reconnaissance fiable d'Iris* », Thèse de doctorat en Electronique, Traitement des signaux et des images, USTHB, Algérie, 2011.
- [14] D. HOANG VU, « *Biométrie pour l'Identification* », Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoï, Vietnam, 07 – 2005.
- [15] D. ZHANG, W. ZUO, et F. YUE, « *A comparative study of palmprint recognition algorithms*», ACM Computing Surveys (CSUR), 44(1), 2, 2012.
- [16] T. MANSFIELD, et AL, « *Biometric Product Testing Final Report*», CESG report, 19 Mars 2001.
- [17] A. ZHANG, G. ZHENHUA, L. GUANGMING, L. ZHANG, et W. ZUO, « *An Online System of Multi-spectral Palmprint Verification* », IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 59, no. 2, pp. 480-490, 2010.
- [18] RS. CHORAS, « *Image feature extraction techniques and their applications for cbir and biometrics systems* », International journal of biology and biomedical engineering 1, 1, 6–16, (2007).
- [19] DG. LOWE, « *Distinctive image features from scale-invariant keypoints*», International journal of computer vision 60, 91–110, 2004.
- [20] M. PIETIKAINEN, A. HADID, G. ZHAO, et T. AHONEN, « *Local binary patterns for still images. In Computer vision using local binary patterns*», Springer, pp. 13–47, 2011.
- [21] M. LADES, J. C. VORBRUGGEN, J. BUHMANN, J. LANGE, C. VON DERMALSBURG, R. P. WURTZ, et W. KONEN, « *Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture* », IEEE Transactions on computers, 300–311, 1993.
- [22] T. S. LEE, « *Image representation using 2d gabor wavelets* », IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 959–97, 1996.
- [23] S. GUERFI ABABSA, « *Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D* », Thèse de Doctorat, Université D'everyVal D'essonne, 2008.

- [24] P. BONAZZA, « *Système de sécurité biométrique multimodal par imagerie, dédié au contrôle d'accès* », Thèse de Doctorat, Université Bourgogne Franche-Compté, Dijon, 21 juin 2019.
- [25] M. BOUGHABA, et B. BOUKHRIS, « *L'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu* », Mémoire Master professionnel, Université Kasdi Merbah Ourgla, Algérie, 2016/2017.
- [26] A. OUALI, « *Évaluation de la stabilité transitoire des réseaux électriques par les réseaux de neurones artificiels et les plans d'expériences* », USTHB, Alger, Algérie. 2008.
- [27] B. GOSSELIN, « *Application de réseaux de neurones artificiels à la reconnaissance automatique de caractères manuscrits* », Thèse de Doctorat, Faculté Polytechnique de Mons, 1996.
- [28] J-P. HATON, « *Modèles connexionnistes pour l'intelligence artificielle* », 1989.
- [29] I. CHETTIBI, et B. ZENIFECHE, « *Commande adaptative par Réseaux de Neurones Artificiels d'un Système non Linéaire incertain* », Mémoire Master Académique, Université de Jijel, Algérie, 2017/2018.
- [30] P. BUYSESSES, « *Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e_ transactions* », Thèse de Doctorat, Université de CAEN, 4 Janvier 2011.
- [31] D. RUMELHART, G. Hinton, et R. Williams, « *Learning internal representations by error propagation* », Tech. Rep. DTIC Document, 1985.
- [32] S. BENSALÉM, « *Apport des auto-encodeur convolutifs pour l'identification du scripteur à base de fragment de texte* », Mémoire de Master en télécommunication, USTHB, Alger, Algérie, 2020.
- [33] (28 avril 2021) <https://blog.octo.com/classification-dimages-les-reseaux-de-neurones-convolutifs-en-toute-simplicité/>
- [34] Mr M-Z. MOKRI, « *Classification des images avec les réseaux de neurones convolutionnels* », Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen, Algérie, 2017.
- [35] (28 avril 2021) <https://datasciencetoday.net/index.php/en-us/deep-learning/173-les-reseaux-de-neurones-convolutifs>

- [36] B, GHENNAM, et S, SMARA, « *Les réseaux de neurone convolutionnel (CNN) pour la classification des images associées aux places de stationnement d'un parc de véhicule* », Mémoire de Master en Informatique, Université Djilali Bounaama Khemis Miliana, Algérie.
- [37] P. MONNASSE, et K. NADJAH, cours [Classez et segmentez des données visuelles](#), Ecole des Ponts Paris Tech.
- [38] A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER, et GE. HINTON, « *Imagenet classification with deep convolutional neural networks* », 2012.
- [39] F. LAUER, et G. BLOCH, « *Méthodes SVM pour l'identification, Journées Identification et Modélisation Expérimentale* », Novembre 2006.

Résumé

Les empreintes palmaires sont de plus en plus utilisées comme nouvelle méthode biométrique pour l'identification et la vérification humaines. Les images d'empreintes palmaires multispectrales capturées dans le visible et l'infrarouge ne contiennent pas seulement les rides et la structure des crêtes de l'épiderme mais aussi le motif sous-jacent des veines, ce qui les rend un identifiant biométrique très discriminant. Les réseaux de neurones artificiels ont réussi à prendre une place dans différents domaines tels que la reconnaissance de formes et la classification. Dans notre travail, nous avons utilisé les CNN pour reconnaître et classer des images. Nous avons choisi d'appliquer un modèle qui est l'architecture du AlexNet.

Mots-clés : Biométrie, Empreintes palmaires, extraction des caractéristiques, réseau de neurone, réseau de neurone convolutionnel.

Abstract

Palmprint is increasingly being used as a new biometric modality for human identification and verification. Multispectral palmprint images captured in the visible and infrared range contain not only wrinkles and the structure of epidermal ridges but also the underlying pattern of the veins, making them a highly discriminating biometric identifier. Artificial neural networks have managed to take a place in different areas such as pattern recognition and classification. In our work we used the CNN to recognize and classify images, so we chose to apply a model is architecture of the AlexNet.

Keywords: Biometrics, Palm Prints, feature extraction, neural network, convolutional neural network

المخلص

يتم استخدام بصمات كف اليد بشكل متزايد كطريقة بيو مترية جديدة لتحديد الهوية البشرية والتحقق منها. صور بصمات كف اليد متعددة الاطياف التي تم التقاطها في الصورة المرئية والاشعة تحت الحمراء لا تحتوي فقط على التجاعيد وهياكل قمة البشرة، وانما على النمط الاساسي للاوردة، مما يجعلها معرفة بيو مترية شديدة التمييز. تمكنت الشبكات العصبية الاصطناعية من الدخول الى ميادين مختلفة، مثل التعرف على الاشكال وتصنيفها. في عملنا هذا، استخدمنا الشبكات العصبية الالتفافية للتعرف على الصور وتصنيفها، حيث اخترنا تطبيق نموذج هو بنية AlexNet .

الكلمات المفتاحية: البيو مترية، كف اليد، استخراج الخصائص المميزة، شبكة عصبية، الشبكات العصبية الالتفافية.

Tableau 1.1 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de la géométrie de la main	4
Tableau 1. 2 -Avantages et inconvénientsde reconnaissance d’empreinte palmaire	5
Tableau 1. 3 -Avantages et inconvénients de reconnaissance d’empreinte digitale	6
Tableau 1. 4 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de visage.....	7
Tableau 1. 5 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de la rétine.....	7
Tableau 1. 6 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de l’iris	8
Tableau 1. 7 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de la voix	9
Tableau 1. 8 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de la signature	10
Tableau 1. 9 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de la frappe au clavier	11
Tableau 1. 10 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de la démarche	11
Tableau 1. 11 -Avantages et inconvénients de reconnaissance de l’ADN.....	12
Tableau 1. 12 -Comparaison de différentes technologies biométriques [14].....	14