



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université AMO de Bouira

Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées

Département d'Informatique

Mémoire de Master

en Informatique

Spécialité : Génie des Systèmes Informatiques

Thème

Réalisation d'un système d'identification des
personnes par leurs empreintes d'articulation FKP
avec un algorithme biclustering

Encadré par

— MR HACINE GHERBI Ahcine

Réalisé par

— MR ACHIHE Islam

— MR BOUALAMALLAH Hacene

2021/2022

Remerciements

*Nous remercions tout d'abord **ALLAH**, le tout puissant de nous avoir donné la patience, la santé et la volonté pour réaliser ce mémoire.*

Un grand merci à nos chers parents et nos familles qui par leurs prières et leurs encouragements, on a pu surmonter tous les obstacles.

*Nous tenons à adresser nos sincères remerciements et le grand respect à notre encadreur **Mr.HACINE GHERBI AHCINE** pour leur disponibilité, leur conseils, leur gentillesse et toute l'aide qu'ils nous ont rapportés.*

Nous adressons toutes nos sympathies à tous nos collègues et nos amis pour leurs encouragements et pour tous les moments agréables qu'on passés ensemble.

Nos plus vifs remerciements vont également à nos collègues de la spécialité Master Génie des Systèmes Informatiques et nos enseignants qui nous ont aidés durant notre parcours.

Un grand merci pour tous ceux qui ont contribuées de près ou de loin pour la réalisation de ce mémoire.

Dédicaces

J'ai l'honneur de dédier ce modeste travail à ceux qui m'ont encouragé et soutenu.

Ma très chère mère, qui me donne toujours l'espoir de vivre.

Mon très cher père qui était toujours à mes cotés à tous moment.

A mon binôme Hacene,

A mes chères amis Mahdi , Yazid, Salim, Nacer, Moha, Nazih, Madjid, Fares, Smail.

Aucun mot ne pourra décrire vos dévouements.

A tous mes enseignants durant mes années d'études avec lesquels j'ai beaucoup appris.

Achiche Islam

Dédicaces

Je dédié ce travaille

*A ma mère, ma raison d'être, la lanterne qui éclaire mon chemin et m'illumine
d'affection et d'amour.*

*A mon père, en signe d'amour, et de gratitude pour tous les soutiens et les sacrifices
dont il a fait preuve a mon égard*

A l'âme de mon grand père Saàd.

A mon frère Nassim et ma soeur,

A mon binôme Islam,

*A mes chères amis (es) Lotfi, Abdelali, Souhaib, Moha, Nazih, Madjid, Fares, Smail,
Maroua, Lina et Asma.*

Aucun mot ne pourra décrire vos dévouements.

*A mr. HACINE GHERBI AHCINE pour l'aide et le temps qu'il m'a consacré. A tous
mes proches et mes amis, Je vous dédié ce travail en vous souhaitant un avenir éclatant
et plein de bonnes promesses.*

*A tous les gens qui ont cru en moi et qui me donnent l'envie d'aller en avant, je vous
remercie tous, vos encouragements et votre soutien me donnent la force de continuer.*

Boualamallah Hacene.

Résumé

Récemment, l'identification des individus est devenue nécessaire dans de nombreux domaines et applications, tels que les systèmes de contrôle et de contrôle d'accès...

Les systèmes biométriques sont des systèmes qui reconnaissent les gens grâce à leurs propriétés physiques ou biologiques. Notre but est de réaliser un système qui identifie les personnes avec leurs empreintes d'articulation des doigts FKP en utilisant un algorithme de bipartitionnement pour l'extraction des parties nécessaires de l'image FKP fournie au système, et aussi les descripteurs LogGabor et HOG et le réducteur de dimensionnalité LDA. Pour entraîner et tester notre système nous avons choisi la base de données connue sous le nom de "PolyU", les résultats obtenus sont acceptables, et le système fonctionne bien.

Mots clés : Système biométrique, Bipartitionnement, LogGabor, HOG, LDA, Empreinte d'articulation de doigt... . . .

Abstract

Recently, the identification of persons has become necessary in several fields and applications, such as surveillance and access control systems. . . A biometric system is a system that recognizes people through their physical or biological characteristics. Our goal is to develop a system that identifies people with their finger knuckle prints FKP using a biclustering algorithm for extracting the necessary parts of the FKP image provided to the system, and also the LogGabor and HOG descriptors and the LDA dimensionality reducer. To train and test our system we have chosen the well-known database "PolyU", the results obtained are acceptable and the system works well.

Key words : Biometric system, Biclustering, LogGabor, HOG, LDA, Finger knuckle print..... . . .

Table des matières

Table des matières	i
Table des figures	vi
Liste des tableaux	viii
Liste des abréviations	ix
Introduction générale	1
1 Généralité sur la biométrie	3
1 Introduction :	3
2 Définition de la biométrie :	3
3 Les modalités biométriques :	3
3.1 Modalités morphologiques (physiologiques) :	4
3.1.1 L’empreinte digitale :	4
3.1.2 Empreinte des articulations des doigts FKP :	5
3.1.3 L’iris :	6
3.1.4 Géométrie de la main :	6
3.1.5 Le visage :	7
3.1.6 La rétine :	7
3.2 Modalités comportementale :	7
3.2.1 Dynamique de la frappe au clavier :	7
3.2.2 La voix :	8
3.2.3 La reconnaissance de la signature :	8

3.3	Modalités biologique :	8
3.3.1	ADN :	8
3.3.2	Les veines de la main :	9
3.4	Les avantages et les inconvénients des modalités biométriques :	9
4	Les caractéristiques biométriques :	11
5	Système biométrique :	11
5.1	Technologies biométriques :	11
5.1.1	Enrôlement :	12
5.1.2	Vérification :	12
5.1.3	Identification :	12
5.2	Architecture d'un système biométrique :	13
5.2.1	Le module de capture :	13
5.2.2	Le module de traitement du signal :	13
5.2.3	Le module du stockage :	13
5.2.4	Le module de similarité :	13
5.2.5	Le module de décision :	13
5.3	Les limitations des systèmes biométriques :	14
5.4	Mesure de performance des systèmes biométriques :	15
5.4.1	Taux d'évaluation de système fondamentale :	15
5.4.2	Taux d'erreur de système fondamentale :	16
5.4.3	Les courbes de performance :	17
6	Applications de la biométrie :	19
7	L'état de l'art sur l'empreinte d'articulation (FKP) :	19
8	Conclusion :	22
2	La reconnaissance des formes(RdF)	23
1	Introduction :	23
2	Définition :	23
3	Principe :	24
4	Objectif :	24
5	Le schéma de la reconnaissance des formes :	24
5.1	Acquisition :	25
5.2	Prétraitement :	25

5.2.1	L'élimination des bruits :	26
5.2.2	Le seuillage :	26
5.2.3	Le lissage :	26
5.2.4	Homogénéisation des données :	26
5.2.5	Normalisation des données :	26
5.2.6	La segmentation :	27
5.3	Extraction des caractéristiques :	27
5.3.1	Méthode globale :	27
5.3.2	Méthode locale :	30
5.3.3	Méthode hybride :	36
6	Apprentissage :	37
6.1	Apprentissage supervisé :	38
6.1.1	Le modèle de classification :	38
6.1.2	Le modèle de régression :	39
6.2	Apprentissage non supervisée :	39
6.3	Apprentissage semi-supervisée :	40
7	Classification	40
8	La classification automatique non supervisée : clustering :	40
8.1	Bi-partitionnement ou La classification croisée : bi-clustering : . . .	41
8.1.1	Méthodes basées sur des algorithmes de partitionnement simple :	42
8.1.2	Méthodes divisives :	42
8.1.3	Méthodes constructives :	42
8.1.4	Méthodes probabilistes :	42
8.2	Etat de l'art de bi-clustering :	42
9	Conclusion	44
3	Résultats et discussion	46
1	Introduction :	46
2	Environnement de développement :	46
2.1	Bibliothèques utilisées :	46
2.1.1	Numpy :	46
2.1.2	OpenCv :	47

2.1.3	Scikit-learn :	47
2.1.4	Pyfeats :	47
2.1.5	PyCM :	48
2.1.6	Scikit-plot :	48
2.1.7	JobLib :	48
2.2	Langage de programmation utilisé :	48
2.3	Environnement de travail :	49
2.3.1	Environnement matériel :	49
2.3.2	Environnement logiciel :	49
3	Présentation des données :	49
3.1	Description des données :	50
3.2	Structure des données :	50
3.3	Séparation des données :	50
3.4	Détection de ROI (Region of Interest) :	50
4	Présentation du système	51
5	Systèmes proposés :	53
5.1	Prétraitement :	53
5.1.1	Conversion de l'image en niveau de gris :	53
5.1.2	Normalisation des données :	54
5.2	Extraction des caractéristiques :	54
5.2.1	Expérimentation 1 :	54
5.2.2	Expérimentation 2 :	56
5.2.3	Expérimentation 3 :	56
5.2.4	Expérimentation 4 :	56
5.3	La classification :	56
6	Résultats expérimentaux :	57
6.1	Résultats de l'expérimentation 1 :	57
6.2	Résultats de l'expérimentation 2 :	58
6.3	Résultats de l'expérimentation 3 :	58
6.4	Résultats de l'expérimentation 4 :	59
6.5	Etude comparative entre les différentes méthodes :	60
7	Déploiement :	61

7.1	Environnement de développement de l'interface :	61
7.2	Bibliothèques utilisées :	62
7.3	Présentation de l'interface :	62
7.4	Scénario de la reconnaissance :	64
8	Conclusion :	65
	Conclusion générale	66
	Bibliographie	67

Table des figures

1.1	Différents modalités biométrique [1]	4
1.2	Différentes types d'empreintes [2]	5
1.3	La surface externe d'un doigt [3]	6
1.4	Fonctionnement d'un système biométrique[4]	12
1.5	Architecture générique d'un système biométrique (extrait de l'Organisation Internationale de Normalisation ISO/IEC 19795-1)[5]	14
1.6	Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique . [5]	16
1.7	Courbe démonstratif de l'ERR. [5]	17
1.8	Exemple de la courbe ROC [5]	18
1.9	Exemple de courbes CMC pour différents systèmes biométriques. [5]	18
2.1	Schéma général d'un système de reconnaissance des formes [6]	25
2.2	Une illustration de LBP basique [7]	34
2.3	Exemples d'opérateur LBP[7]	34
2.4	(a) l'image réelle FKP obtenue par filtre Log-Gabor. (b) le code TPLBP avec $S=8$, $w=3$, $r=2$ et $\alpha=2$. (c) La représentation TPLBP d'une image réelle FKP. [7]	35
2.5	Modèle de Markov caché [7]	37
2.6	Les deux types de classifications [8]	38
2.7	La régression. [8]	39
3.1	Extraction de région d'intérêt	51
3.2	Quelque image de la base de données "PolyU"	51

3.3	Architecture de l'expérimentation 1	52
3.4	Architecture de l'expérimentation 2 et 3	52
3.5	Architecture de l'expérimentation 4	53
3.6	Conversion d'une image FKP en niveau de gris	53
3.7	Principe de repositionnement	55
3.8	Application de l'algorithme biclustering sur FKP	55
3.9	Courbe ROC	60
3.10	Interface globale de système	62
3.11	la fenêtre d'édition de l'image	63
3.12	Résultat de l'identification	64

Liste des tableaux

- 1.1 Les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométriques
[9] 10

- 2.1 Tableau de comparaison entre les méthodes d'extraction des caractéristiques.[10] 37
- 2.2 Matrice de données [11] 41

- 3.1 Résultat de l'expérimentation 1 57
- 3.2 Résultat de l'expérimentation 2 58
- 3.3 Résultat de l'expérimentation 3 58
- 3.4 Résultat de l'expérimentation 4 59
- 3.5 Etude comparative entre les différentes méthodes 61

Liste des abréviations

- FKP : Finger Knuckle Print.
- RDF : Reconnaissance des formes.
- ROI : Region of interest .
- PCA : Principal Component Analysis.
- LDA : Linear Discriminant Analysis.
- HOG : Histogram of Oriented Gradients.
- ICA : Independent Component Analysis.
- FAR : False Acceptance Rate.
- FRR : False Rejection Rate.
- ERR : Equal Error Rate.

Introduction générale

Face à la menace de fraude documentaire et d'usurpation d'identité, de terrorisme ou de cybercriminalité, et face à l'évolution logique des réglementations internationales, de nouvelles solutions technologiques se mettent progressivement en place. Parmi ces technologies, la biométrie, basée sur des caractéristiques biométriques uniques, devient rapidement la technologie la plus pertinente pour identifier et authentifier les personnes de manière fiable et rapide, contrairement aux mots de passe, badges, qui peuvent être volés, oubliés, ou utilisés par autrui.

Aujourd'hui, de nombreuses applications utilisent cette technologie autrefois réservée à des applications sensibles telles que la protection de sites militaires ou de centrales nucléaires.

La biométrie est devenue une application grand public en plein essor, et diverses méthodes biométriques ont été proposées : reconnaissance faciale, reconnaissance d'empreintes digitales, iris, géométrie de la main, rétine... Dans les données biométriques, nous nous intéressons particulièrement aux caractéristiques physiologiques de la main, plus précisément à un système utilisant les empreintes d'articulation de doigt (FKP), en raison de nombreux avantages significatifs et en raison des détails de texture pupillaire qu'ils possèdent.

Notre mémoire est présenté en trois chapitres décrit comme suit :

Le premier chapitre est consacré a la présentation de la biométrie et les systèmes biométriques, ainsi il présente les définitions liées à la biométrie, les principales modalités physiques, comportementales et biologiques, leurs avantages et inconvénients. On insiste plus particulièrement sur l'utilisation des empreintes d'articulation des doigts dans les systèmes d'identification des personnes. Enfin, nous faisons un état de l'art de la reconnaissance en prenant les empreintes des articulations des doigts.

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

Le dernier chapitre est alloué a la présentation des différents outils de programmation utilisée, afin d'expliquer les étapes nécessaires pour créer et entraîner notre modèle. Après, nous discutons les résultats obtenus par les solutions proposées. Enfin, nous présentons l'interface qui englobe notre système.

Généralité sur la biométrie

1 Introduction :

La biométrie comprend tout un ensemble de technologies et procédés de reconnaissance, d'authentification et d'identification des personnes à partir de certaines de leurs caractéristiques physiques ou comportementales. Elle permet de protéger les consommateurs contre la fraude ou le vol. Dans ce chapitre, nous présenterons quelques concepts et définitions de base nécessaires au travail qui sera divisé en trois parties, une pour introduire la technologie biométrique, puis introduire le système biométrique, est la dernière partie pour présenter la technologie d'empreinte articulaire des doigts (FKP).

2 Définition de la biométrie :

La biométrie est la science qui porte sur l'analyse des caractéristiques physiques ou comportementales propres à chaque personne et permettant de reconnaître son identité. Au sens littéral et de manière plus simplifiée, la biométrie signifie la "mesure du corps humain".[9]

3 Les modalités biométriques :

Aujourd'hui, de nombreuses caractéristiques biométriques sont utilisées dans plusieurs applications. Chaque attribut a ses avantages et ses inconvénients, et le choix dépend de l'application.

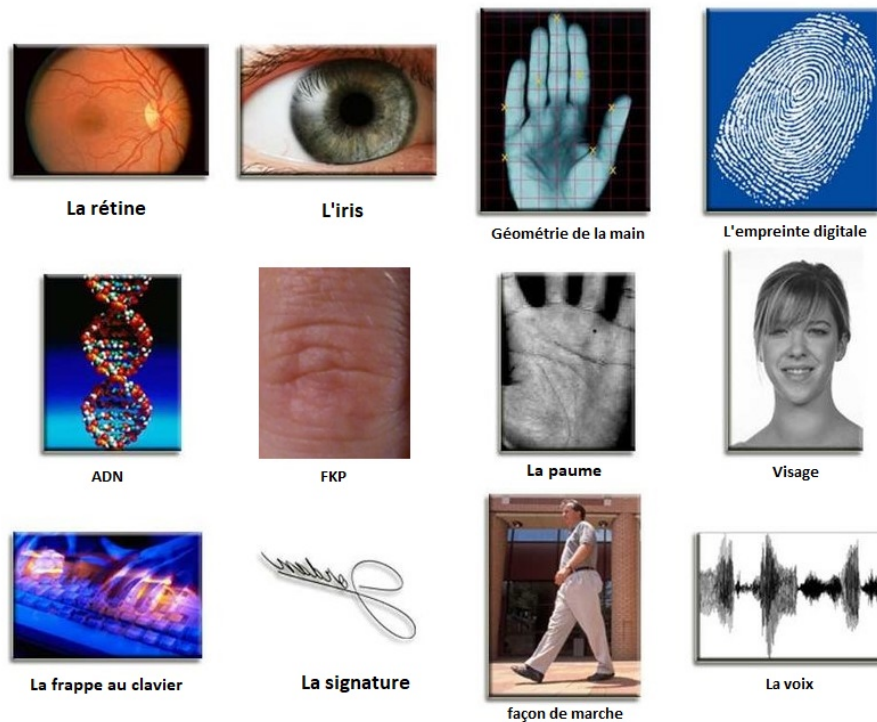


FIGURE 1.1 – Différents modalités biométrique [1]

Il existe trois grandes catégories de biométrie

3.1 Modalités morphologiques (physiologiques) :

Repose sur la reconnaissance de caractéristiques physiques spécifiques. Cela inclut spécifiquement, mais sans s'y limiter, la reconnaissance des empreintes digitales, de la forme de la main, du visage, de la rétine et de l'iris des yeux. [12]

3.1.1 L'empreinte digitale :

Le terme empreinte digitale fait référence aux marques laissées par les rides et les arêtes du bout des doigts sur une surface suffisamment lisse en raison des huiles et autres impuretés que nous portons sur nos mains. Il est stable et immuable. En effet, il se restructure de la même manière même en cas de blessure ou de brûlure. Les dessins formés par les empreintes digitales sont uniques à chacun de nous, c'est pourquoi ils sont utilisés pour identifier les personnes. [13]



FIGURE 1.2 – Différentes types d’empreintes [2]

(a) **En boucle** : les lignes s’enroulent sur elles-mêmes, soit vers la droite, soit vers la gauche. C’est un type très courant.

(b) **En verticale** : les lignes se plissent autour d’un point en formant une espèce de tourbillon.

(c) **En Arc** : les lignes sont disposées les unes au-dessus des autres et forment un ‘A’. Les motifs en arc sont parmi les plus rares. [14]

3.1.2 Empreinte des articulations des doigts FKP :

FKP est une nouvelle modalité biométrique qui peut être utilisée avec succès pour identifier les personnes en fonction des lignes et des textures de la surface externe du doigt. Ces structures et textures linéaires sont très efficaces pour distinguer différents individus car elles sont relativement stables et restent inchangées tout au long de la vie d’une personne.

La modalité FKP est utilisée par les systèmes biométriques grâce à de certains avantages. Tout d’abord L’acquisition de données avec des caméras commerciales à moyenne résolution est relativement facile et économique. Deuxièmement, Les systèmes de contrôle d’accès basés sur FKP sont idéaux pour une utilisation intérieure et extérieure, et fonctionnent bien dans des conditions météorologiques extrêmes et des conditions de faible éclairage. Troisièmement, au fil du temps, les caractéristiques FKP chez les adultes sont plus stables et ne changent pas de manière significative. Enfin, les informations biométriques basées sur le FKP sont très fiables pour l’identification des personnes.[7]

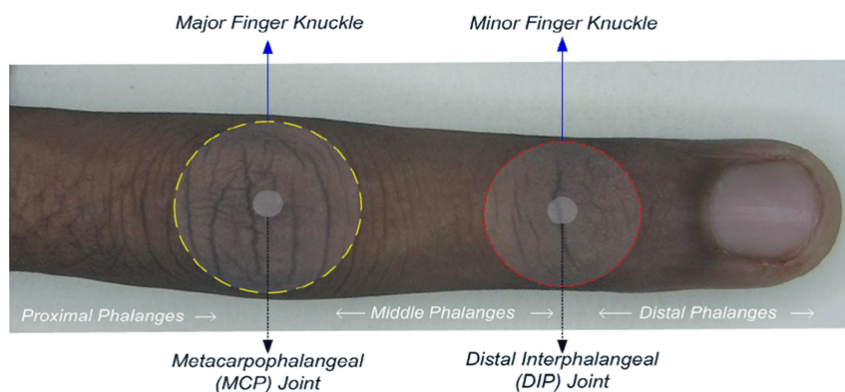


FIGURE 1.3 – La surface externe d’un doigt [3]

La surface externe d’un doigt a trois jointures (voir la Figure 1.3) classé en articulations majeure et mineure [15] :

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

3.1.3 L’iris :

L’iris est la zone colorée située entre le blanc de l’œil et la pupille. En raison de son haut degré d’unicité, elle est parmi les processus d’identification biométrique les plus fiables. La probabilité de trouver deux iris identiques est très rare. De plus, il reste stable tout au long de la vie de la personne. [16]

3.1.4 Géométrie de la main :

La géométrie de la main est souvent utilisée pour le contrôle d’accès physique ainsi que pour la synchronisation, en particulier dans certaines administrations. Cette forme de biométrie comprend l’analyse de 90 caractéristiques de la main, dont la longueur et la largeur des doigts, mais aussi la forme de la paume, des articulations ou encore le tracé des lignes de la main.

En cas d’une main blessé (brûlures ou coupures), l’humidité et la propreté des doigts, le système n’affectent pas le contrôle. [17]

3.1.5 Le visage :

La reconnaissance faciale peut être utilisée pour le contrôle et la surveillance des accès physiques ou logiques. C'est le cas des aéroports, des centres commerciaux, des postes de travail via webcams. Compte tenu de son taux d'erreur, la biométrie faciale est principalement utilisée pour l'identification et pas souvent pour l'authentification. L'identification passe par la capture et l'analyse de caractéristiques telles que la forme de la bouche, l'écart entre les yeux, l'écartement des narines, etc. Plus de 60 critères peuvent être pris en considération.[18]

3.1.6 La rétine :

La rétine est une surface située à seulement 0,5 millimètre au fond de chaque œil. La rétine couvre 75% du globe oculaire. Il peut permettre de distinguer des individus avec la même grande fiabilité que l'iris.

La reconnaissance et la lecture des caractéristiques de la rétine sont antérieures à l'iris, mais sont encore moins courantes et réservées aux applications de haute sécurité (sécurité, bases militaires, etc.).

La géométrie des vaisseaux sanguins de la rétine reste stable dans le temps. Elle permet de distinguer les jumeaux grâce à 400 caractéristiques différentes qui peuvent être mesurées. Son coût élevé et ses risques potentiels pour la santé limitent son déploiement dans le secteur privé.[19]

3.2 Modalités comportementale :

Elle se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne, comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix, sa démarche, sa façon de taper sur un clavier, etc. [12]

3.2.1 Dynamique de la frappe au clavier :

Permet de vérifier l'identité d'une personne en analysant la vitesse à laquelle la personne tape sur un clavier. La pression mise sur les touches, et la vitesse de frappe mènent sur des fautes régulières que le système traite, chacun a une méthode unique de taper au clavier.

Il existe de nombreuses façons de détecter les erreurs, par exemple en tenant compte de la durée d'appui sur une touche ou de la différence entre le moment où quelqu'un finit de taper un mot et le moment où la barre d'espace est enfoncée. Ces erreurs permettent de distinguer deux personnes et d'identifier la bonne. [20]

3.2.2 La voix :

Les caractéristiques qui composent ce modèle sont une combinaison de facteurs comportementaux (vitesse, rythme, etc.) et physiologiques (tonalité, âge, sexe, fréquence, accent, etc).

Un imitateur, ne peut pas tromper un logiciel, l'imitation se limitant à reproduire les fonctionnalités les plus simples et les plus évidentes. Le contrôle d'accès vocal se fait sur la base de la lecture de texte prédéterminé ou de message librement défini par les individus. Une phrase fixe expose toutefois au risque que l'authentification soit contournée par un enregistrement vocal.. [21]

3.2.3 La reconnaissance de la signature :

Pour mettre en œuvre cette méthode, il est nécessaire de disposer d'une tablette digitale et d'un stylo adapté. Les actions de ce dernier sur la tablette sont enregistrées. Ce serait la vitesse d'écriture, la pression appliquée, le rythme, le temps écoulé entre deux lettres, etc.

L'inscription nécessite au minimum de trois signatures pour être enregistrée. Le logiciel va les utiliser pour établir une cohérence puis définir des signatures dites de référence. Très classiquement, l'identification se fera à partir d'une comparaison entre ce modèle préalablement enregistré et la signature réalisée pour le contrôle. [22]

3.3 Modalités biologique :

Repose sur l'analyse des traces biologiques d'une personne, comme l'ADN, le sang, la salive, l'urine, les odeurs, etc. [12]

3.3.1 ADN :

Ou l'acide DésoxyriboNucléique est une molécule qui contient des informations sur "l'héritage génétique". L'ADN est propre à chacun. L'analyse de l'ADN utilise des tech-

niques lourdes et coûteuses. L'analyse de l'ADN est effectuée en laboratoire et est couramment utilisée dans la communauté judiciaire.

La biométrie ADN est actuellement utilisée dans le domaine médical ou, par exemple, par la police scientifique. [23]

3.3.2 Les veines de la main :

La technologie utilise un "scanner des veines de la paume" : un capteur optique capable de "photographier" les veines de la paume à l'aide de "rayons infrarouges proches", a expliqué Fujitsu. "La désoxyhémoglobine dans la veine palmaire absorbe ces rayons, réduisant le coefficient de réflexion, ce qui fait ressembler la veine à un réseau noir."

Les veines ainsi dessinées servent de référence pour l'analyse. Pour être reconnue, la paume doit être placée sur le lecteur. Le réseau veineux identifié est ensuite comparé au réseau enregistré pour vérifier l'identité de la personne. Contrairement aux systèmes qui étudient les empreintes digitales, le contact direct avec la peau n'est pas nécessaire.[24]

3.4 Les avantages et les inconvénients des modalités biométriques :

Le tableau ci-dessus résume les avantages et les inconvénients des différentes modalités susmentionnés :

Modalité	Avantages	Inconvénients
Empreint digitale	<ul style="list-style-type: none"> -Laissons derrière nous à chaque fois que nous touchons un objet. -Petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications (téléphones portables,PC). -Faible cout des lecteurs. 	<ul style="list-style-type: none"> -Besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur l lecteur). -Nécessite dispositifs de détection spéciaux.

Empreinte des articulations des doigts FKP	-Acquisition facile. -rapide et efficace.	-Sensible au bruit ambiant. -Problème dans le cas d'un doigt coupé. -Très similaire pour les jumeaux.
L'iris	-Grande quantité d'information contenue dans l'iris. -Vrais jumeaux non confondus.	-L'iris est aisément visible et peut être photographié. Le problème de sécurité est alors lié aux vérifications effectuées lors de la prise de vue
Visage	-Très bien accepté par le public. -Technique peu coûteuse.	-Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés. -Sensible aux changements (barbe, moustache...).
La rétine	- Niveau de fiabilité élevé	-Coût très élevé.
La frappe au clavier	-Non intrusif, geste naturel pour un individu.	-Dépend de l'état (physique, émotion, fatigue...).
Voix	-Impossible d'imiter la voix. -Pas intrusif.	-Dépend de l'état (physique, émotion, fatigue...). -Sensible aux bruits ambiants.
Signature	-utiliser dans les documents administratifs.	-Imitation des signatures. -Besoin d'une tablette graphique.
ADN	-Distinguer les individus avec une grande précision.	-Coût très élevé. -Lente pour obtenir les résultats
Les veins de la main	-Absence de contact.	-Coût très élevé.

TABLE 1.1 – Les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométriques

4 Les caractéristiques biométriques :

Pour assurer la fiabilité, le mode de reconnaissance doit être déterminé par certaines caractéristiques. Parmi les caractéristiques du modèle biométrique on retrouve [15] :

- **Universalité** : la propriété biométrique doit exister, naturellement, dans n'importe quelles personnes (ex. empreinte).
- **Invariance** : les caractéristiques doivent être durables. Elles ne doivent pas assujetties à des différences significatives liées à l'âge.
- **Mesurabilité** : les caractéristiques biométriques doivent être mesurables. Les données doivent être facilement et passivement regroupées.
- **Singularité** : les propriétés biométriques doivent être uniques à chaque personne. Elles doivent être suffisantes pour distinguer un individu d'un autre.
- **Acceptation** : la saisie doit être possible pour un grand pourcentage de la population.
- **Fiabilité et inviolabilité** : l'attribut doit être impossible de masquer ou de manipuler. Le processus doit garantir un haut niveau de fiabilité et de reproductibilité.
- **Confidentialité** : le processus doit protéger la vie privée de la personne.
- **Inimitabilité** : pour une précision sans faille, la reproductibilité de l'attribut ne doit pas être faite par d'autres moyens.

5 Système biométrique :

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui identifie une personne en comparant les données biométriques entrantes avec une base de données pour déterminer l'authenticité des caractéristiques spécifiques que cette personne possède. [25]

5.1 Technologies biométriques :

Les systèmes biométriques fonctionnent selon trois modes :

5.1.1 Enrôlement :

L'enrôlement est la première étape de tout système biométrique. C'est l'étape où l'utilisateur est enregistré pour la première fois au système. Lors de L'enrôlement, la caractéristique biométrique est mesurée à l'aide de capteurs biométriques pour en extraire une représentation numérique. Cette représentation est ensuite réduite à l'aide d'un algorithme d'extraction bien défini pour réduire la quantité de données à stocker, facilitant la vérification et l'identification.

5.1.2 Vérification :

La vérification d'identité consiste à vérifier que la personne qui utilise le système est bien celle qu'elle prétend être. Le système compare les informations biométriques acquises avec le modèle biométrique correspondant stocké dans la base de données, c'est ce qu'on appelle un test 1 :1, auquel cas le système ne renvoie qu'une décision binaire (oui ou non).

5.1.3 Identification :

En mode identification, le système biométrique détermine l'identité d'un individu inconnu à partir d'une base de données d'identité, appelée test 1 :N. Dans ce cas, le système peut attribuer à l'individu l'identité correspondant au profil le plus proche trouvé dans la base de données (ou liste de profils similaire), ou rejeter l'individu.

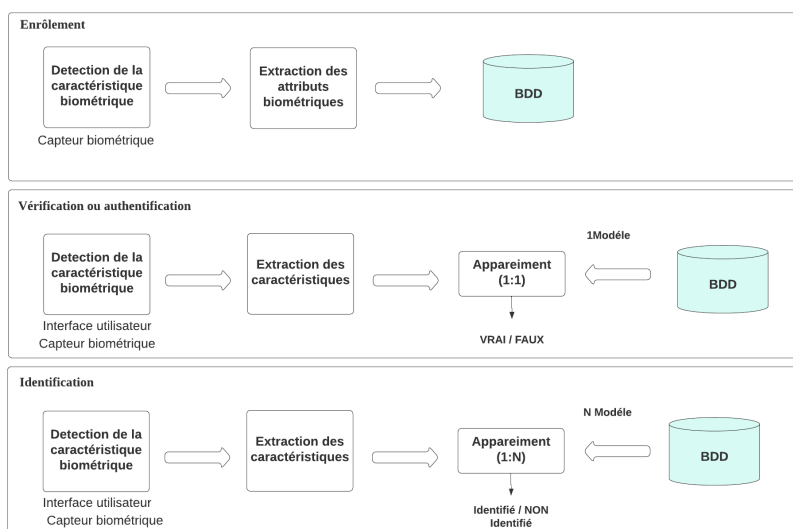


FIGURE 1.4 – Fonctionnement d'un système biométrique[4]

5.2 Architecture d'un système biométrique :

L'architecture d'un système biométrique contient cinq modules [5] comme la montre la figure 1.5 :

5.2.1 Le module de capture :

Qui consiste à l'acquisition de données biométriques pour en extraire des représentations numériques. Cette représentation est ensuite utilisée pour l'enrôlement, la vérification ou l'identification. Il s'agit d'un capteur biométrique et peut être sans contact ou avec contact.

5.2.2 Le module de traitement du signal :

La représentation numérique extraite peut être réduite pour optimiser la quantité de données à stocker lors de la phase d'enrôlement, ou pour faciliter le temps de traitement lors des phases de vérification et d'identification. Ce module peut effectuer des tests de qualité pour contrôler les données biométriques acquises.

5.2.3 Le module du stockage :

Qui contient les modèles biométriques des utilisateurs enregistrés dans le système. Le module de stockage peut être par exemple, un simple fichier ou bien une base de données.

5.2.4 Le module de similarité :

Compare les données biométriques extraites par le module d'extraction de caractéristiques avec un ou plusieurs modèles précédemment enregistrés. Ainsi, ce module détermine la similarité (ou la divergence) entre deux vecteurs biométriques.

5.2.5 Le module de décision :

Détermine si l'indice de similarité retourné est suffisant pour déterminer l'identité d'une personne.

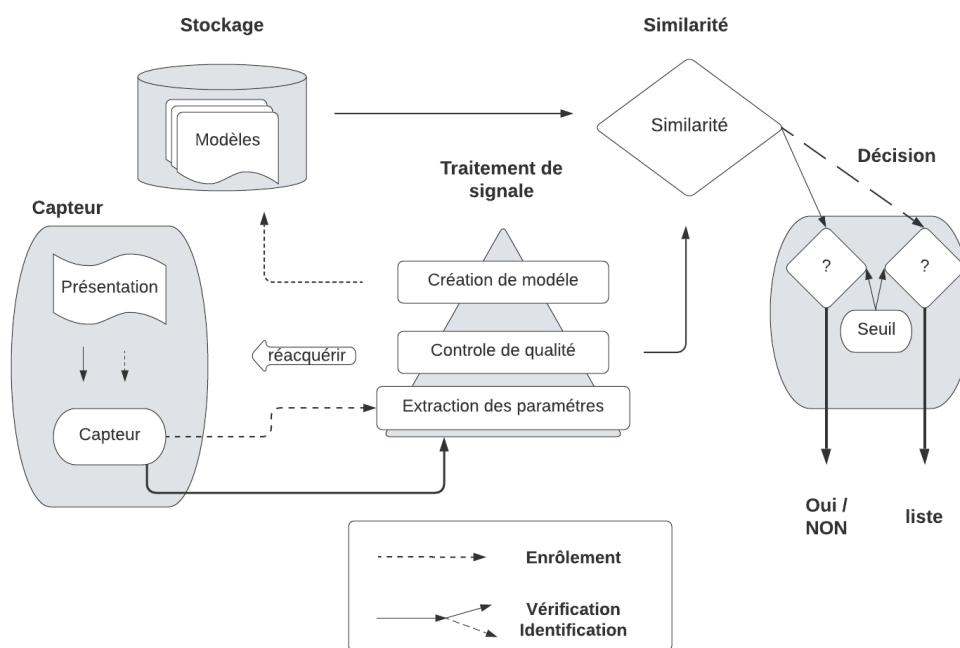


FIGURE 1.5 – Architecture générale d'un système biométrique (extrait de l'Organisation Internationale de Normalisation ISO/IEC 19795-1)[5]

5.3 Les limitations des systèmes biométriques :

Bien que les systèmes biométriques soient supérieurs aux systèmes traditionnels, leur utilisation reste limitée à des applications spécifiques (comme les passeports biométriques). Ces systèmes souffrent de quelques limitations qui réduiraient fortement leur intérêt.

La première limite est la performance. Contrairement aux systèmes d'authentification traditionnels, les systèmes d'authentification basés sur la biométrie sont moins précis (c'est-à-dire que le pourcentage de similarité est compris entre 0 % et 100 %, et n'atteint presque jamais 100 %). Ce manque de précision est causé par plusieurs facteurs : la variabilité lors de la capture (c'est-à-dire le bruit d'acquisition, l'utilisation de plusieurs capteurs d'acquisition, etc.), la variabilité intra-classe (variabilité des données biométriques individuelles) et la similarité inter-classe (c'est-à-dire la similarité de données biométriques pour plusieurs personnes).

Une autre limitation de la biométrie est l'utilisation ou les limitations culturelles. La biométrie, en particulier les empreintes digitales, ont une mauvaise réputation pour sur-

veiller les personnes et identifier les criminels. Selon la modalité utilisée, l'acquisition des données biométriques est réalisée sans ou au contact du capteur biométrique. Pour des raisons d'hygiène et d'intrusion physique, ce contact peut inquiéter certains utilisateurs. Prenons l'exemple de la reconnaissance rétinienne : cette technologie assure une bonne fiabilité et une barrière élevée contre la fraude. Bien que la technique soit efficace, elle est considérée comme invasive et peu utilisée dans les milieux de la sécurité privée. L'utilisation de la biométrie comporte également des risques au regard des libertés et droits fondamentaux. [5]

5.4 Mesure de performance des systèmes biométriques :

La performance mesure l'efficacité et la fiabilité d'un système biométrique dans un contexte d'utilisation donné [5].

Il existe dans la littérature plusieurs métriques de diverses natures que sont les mesures des taux d'erreur, les mesures liées au temps de traitement et occupation mémoire, les courbes de performance ainsi que les points de fonctionnement associent.

5.4.1 Taux d'évaluation de système fondamentale :

Accuracy : est une mesure qui décrit généralement le rendement du modèle pour toutes les classes. Elle est utile lorsque toutes les classes sont d'importance égale. Il est calculé comme le rapport entre le nombre de prédictions correctes et le nombre total de prédictions.

$$Accuracy = \frac{True_{positive} + True_{negative}}{True_{positive} + True_{negative} + False_{positive} + False_{negative}}$$

La précision : est calculée comme le rapport entre le nombre d'échantillons positifs correctement classés et le nombre total d'échantillons classés comme positifs (correctement ou incorrectement).

$$Précision = \frac{True_{positive}}{True_{positive} + False_{positive}}$$

5.4.2 Taux d'erreur de système fondamentale :

Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR) : La probabilité qu'un système produise un faux rejet. Un faux rejet se produit lorsqu'aucune correspondance n'est établie entre une personne et son modèle biométrique. Il est également connu sous le nom de taux de faux négatifs. [26]

$$FRR = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés}}{\text{nombre totale de test imposteurs}} = \frac{True_{negative}}{True_{negative} + False_{negative}}$$

Taux de fausses acceptations (False Acceptance rate, FAR) : La probabilité qu'un système biométrique identifie de manière incorrecte une personne ou ne réussisse pas à rejeter un imposteur. Il mesure le pourcentage d'intrants non valides qui sont acceptés à tort. Il est également connu sous le nom de taux de faux positifs. [15]

$$FAR = \frac{\text{nombre des clients rejetés}}{\text{nombre totale de test clients}} = \frac{False_{positive}}{True_{positive} + False_{positive}}$$

La figure suivante représente la distribution théorique des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs. Les deux taux d'erreurs, FAR et FRR, sont liés et dépendent d'un seuil de décision qui doit être ajustée en fonction caractéristique ciblée du système biométrique haute ou basse sécurité.

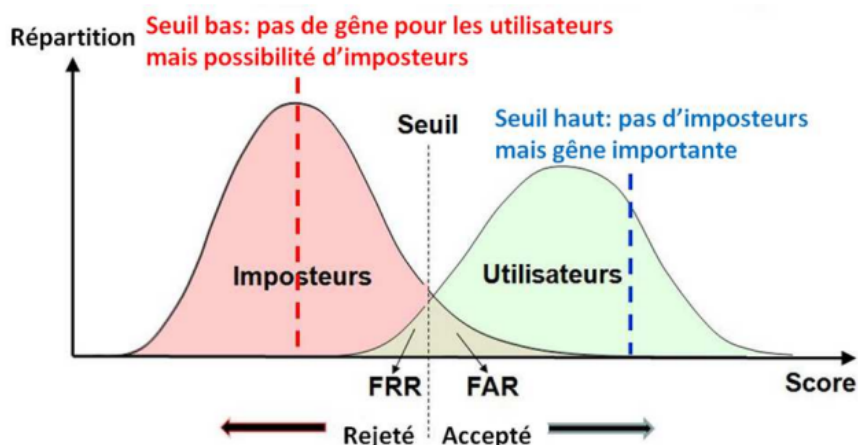


FIGURE 1.6 – Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique . [5]

Taux d'égalité d'erreur (Equal Error Rate, EER) : Le point d'équivalence des erreurs est le taux d'exactitude croisée EER, il est déterminé par le point d'intersection entre la courbe du taux de fausses acceptations et la courbe du taux faux rejeté. Dans cette figure θ_0 représente le Seuil correspondant au point d'équivalence des erreurs.

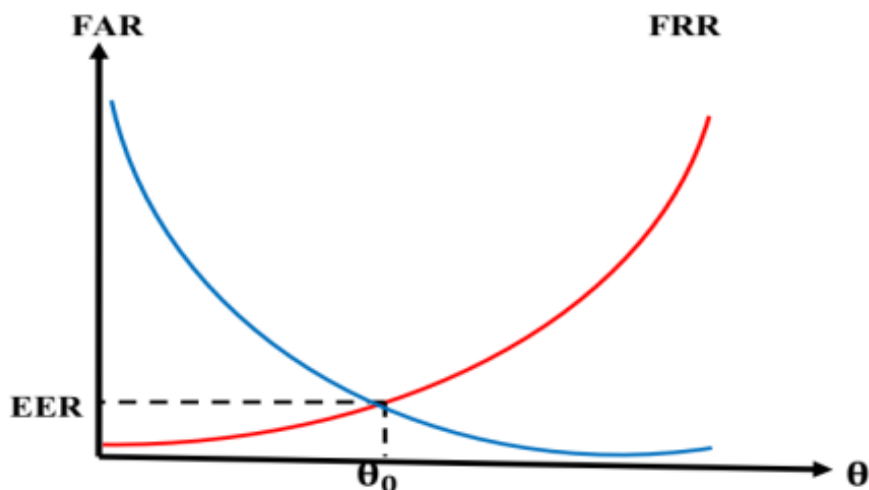


FIGURE 1.7 – Courbe démonstratif de l'ERR. [5]

5.4.3 Les courbes de performance :

Une grande variété de graphiques peut être utilisée pour comparer les systèmes biométriques et représenter la précision. De nombreux graphiques sont simplement des façons différentes d'afficher les mêmes données pour illustrer un aspect particulier de la performance.[15]

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) : Cette courbe permet de représenter graphiquement les performances d'un système de vérification pour les diverses valeurs de θ . Le taux d'erreur égal (EER) est celui correspondant au point FAR=FRR, c'est-à-dire à l'intersection graphique de la courbe ROC et de la première bissectrice.[15]

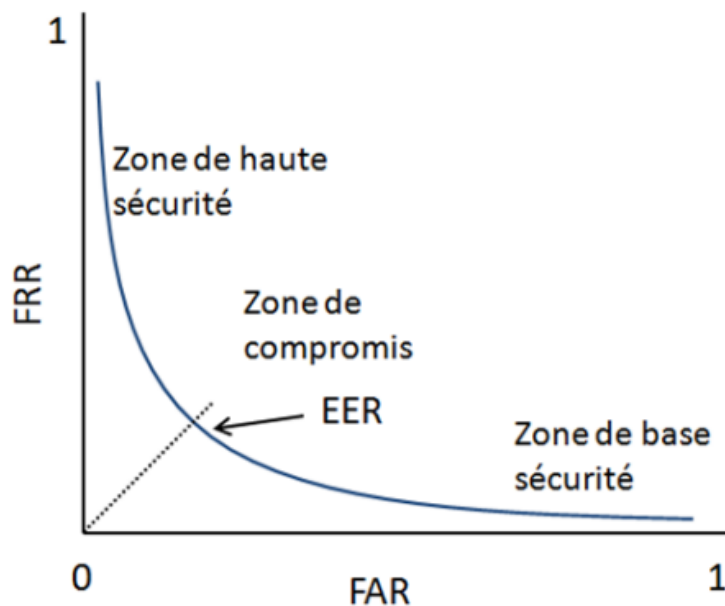


FIGURE 1.8 – Exemple de la courbe ROC [5]

La courbe CMC (Cumulative Match Characteristic Curve) : Cette courbe présente les valeurs du rang d'identification et les probabilités d'une identification correcte inférieure ou égale à ces valeurs, respectivement sur l'abscisse et sur l'ordonnée. Cette courbe est utilisée pour comparer les performances des systèmes d'identification biométriques.[15]

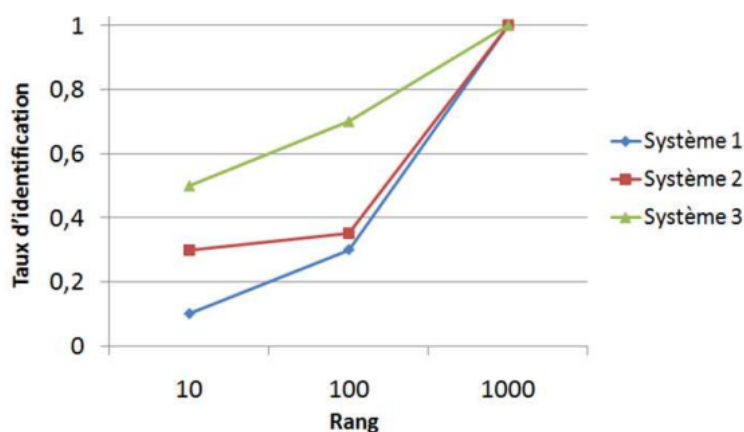


FIGURE 1.9 – Exemple de courbes CMC pour différents systèmes biométriques. [5]

6 Applications de la biométrie :

Les systèmes biométriques permet aux professionnels qui œuvrent dans les domaines de la sécurité et de la sûreté de déployer des solutions qui bénéficient d'une plus-value technique et commerciale accrue.

Les différents domaines dans lesquels s'exercent ces professionnels sont [27] :

- **la gestion de titres identitaires** :carte nationale d'identité, permis de conduire, carte de séjour .
- **l'immigration** : contrôle aux frontières .
- **les transports** : contrôle des titres de transport .
- **la gestion des accès physiques** : contrôle d'accès, gestion des horaires (locaux sensibles d'entreprises, laboratoires, centres serveur, télécommunications, centres de commandement, zones réservées d'aéroports, prisons, etc.) .
- **la gestion des accès logiques** : PC, serveurs, bases de données .
- **le verrouillage des équipements de communication** : téléphones portables, assistants numériques personnels .
- **le verrouillage des véhicules** : clef de contact, boîte à gants .
- **la sécurisation des transactions** : banque, finance, Internet (distributeur automatique de billets : DAB, guichet automatique bancaire : GAB, terminaux de paiement).

7 L'état de l'art sur l'empreinte d'articulation (FKP) :

Plus récemment, les empreintes d'articulation, la forme inhérente de la surface extérieure autour du doigt, en particulier la partie supérieure du doigt, se sont avérées très distinctives et unique dans l'identification biométrique. Les techniques des empreintes d'articulation sont encore au stade de développement et peuvent être considérées comme une nouvelle tendance en biométrie.

Woodard and Flynn (2005)[28], ont d'abord examiné les surfaces des doigts utilisées pour l'authentification personnelle. Ils ont utilisé un capteur Minolta 900/910 pour obtenir la surface du dos du doigt en 3D. Leur étude a validé le caractère unique du dos du doigt en tant que biométrie utilisable. Cependant, leur travail n'est pas entièrement axé

sur les points articulaires et ils ont utilisé toute la surface du dos du doigt pour l'authentification. De plus, le prétraitement de la surface du doigt en 3D mène à l'augmentation de temps et la complexité du système ce qui limite son utilisation pour les applications biométriques en ligne.

En 2009, Kumar et Ravikanth [29], ont décrit plus en détail l'acquisition et l'extraction des points charnières de la partie dorsale de la main. Ils ont utilisé un appareil photo numérique moins cher (Canon Powershot A620-) pour capturer le dos de la main. Les points d'articulation sont ensuite extraits en tant que régions d'intérêt (ROI) à l'aide des images de main capturées. La PCA, l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse en composantes indépendantes (ICA) sont des caractéristiques extraites de points communs. Ce travail a mis beaucoup d'efforts pour vérifier l'unicité de la surface externe du doigt, mais n'a pas fourni de solution pratique.

De plus, la méthode [30], utilise les informations de la forme 3D du dos du doigt, mais pas toutes les informations de texture. Cependant, la méthode d'analyse de sous-espace utilisée dans [31] ne peut pas extraire efficacement les lignes et les caractéristiques évidentes sur le dos du doigt. D'autre part, dans [32], ils ont développé un système de reconnaissance d'empreinte d'articulation incluant plus précisément le dispositif d'acquisition, puis détecté leur région d'intérêt, puis utilisé un filtre de Gabor 2D pour extraire des informations d'orientation locales. A titre de comparaison, ils ont utilisé la distance angulaire pour mesurer la similarité entre les deux codes correspondant à l'image. Malgré le développement d'un nouveau dispositif d'acquisition, le temps d'exécution reste un problème en raison des mesures d'appariement et de similarité (le temps total d'exécution pour une seule vérification prend environ une seconde), ils ont trouvé comme résultat un taux de reconnaissance de 97% et un FAR de 0.02% et un EER de 1.09%.

Dans [32], Les images des empreintes d'articulation contiennent plus de bruit que les empreintes de paume. Dans ce cas, ils proposent deux étapes : appliquer le filtre 2D de Gabor et les descripteurs SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) pour améliorer les textures des empreintes d'articulation. Après le filtre de Gabor, l'algorithme CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) est appliqué pour corriger le contraste des textures

de l'articulation.

Yang Wankou [33], propose une autre méthode qui implique l'utilisation de filtres de Gabor et l'analyse discriminante linéaire orthogonale (OLDA) pour reconnaître les personnes à partir de leurs empreintes d'articulation. Tout d'abord, la représentation des caractéristiques obtenue à partir du filtre de Gabor est calculée après avoir utilisé PCA et calculé l'OLDA de transformation. Ce travail, également basé sur la base de données "PolyU", les résultats montrent que cette méthode surpasse les algorithmes qui utilisent uniquement LDA ou PCA.

Zahra S. et al. [34], utilisent une banque de filtre de Gabor pour l'extraction des caractéristiques, une combinaison de PCA et de LDA pour la fragmentation de la dimension spatiale et la distance euclidienne pour la classification. Ce travail combine quatre FKP de la même personne au niveau des caractéristiques. La base de données "PolyU" est utilisée pour vérifier les performances de la méthode proposée. Cette méthode récolte 98.79% pour l'identification et 91.8% pour la vérification.

Dans [35], Trois algorithmes différents sont proposés par Chetana Hegde et al pour identifier les empreintes d'articulation. La première méthode utilise la transformée de Radon pour l'extraction des caractéristiques et l'étape de prétraitement, en utilisant la détection des contours et le filtre médian. Après application de la morphologie mathématique et de la dilatation, le taux FAR était de 1,55 % et le FRR était de 1,02 %. Dans la deuxième méthode, les ondelettes de Gabor sont utilisées pour l'extraction des caractéristiques. Dans un premier temps, ils suppriment le bruit et augmentent l'intensité à l'aide d'un coefficient de corrélation. Les résultats obtenus étaient FAR : 1,24 % et FRR : 1,11 %. Pour le dernier algorithme, cet algorithme identifie la partie corrompue du FKP. Ils ont créé 450 FKP corrompus pour introduire du bruit et supprimer de manière aléatoire certaines valeurs de pixels de l'image FKP. Un taux de reconnaissance de 95.33% est obtenu.

8 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenter quelques techniques biométriques et leurs définitions dans les systèmes biométriques, et également parlé des types et architectures des systèmes biométriques et leurs limitations et applications dans la vie, ainsi que les mesures, les courbes de performance de ses systèmes. Enfin, nous avons discuté de la technologie d’empreinte articulaire (FKP). La reconnaissance des formes et les méthodes d’extraction des caractéristiques d’images biométriques et les algorithmes reliant à cette technologie seront notre objectif dans le prochain chapitre.

La reconnaissance des formes(RdF)

1 Introduction :

La reconnaissance des formes consiste en une automatisation des tâches de perception artificielle réalisées usuellement par le cerveau et le système sensoriel humain. Nous pouvons reconnaître facilement un visage, comprendre les mots et les phrases parlées, l'écriture ainsi que d'autres tâches de reconnaissance. Depuis l'existence de l'être humain, son système cognitif a évolué de manière à effectuer ces tâches cruciales. Il était donc, nécessaire à consacrer des études pour inventer des machines qui peuvent effectuer le même genre de tâches : La reconnaissance de la parole et de caractères optiques, et même certaines tâches du même type mais qui sont difficiles, voir impossibles pour l'humain : La reconnaissance de l'empreinte digitales, de séquences d'ADN, de profils d'expression génétiques, etc. Dans ce chapitre, nous allons passer en revue quelques techniques les plus utilisées dans la reconnaissance des formes, et finira par parler de la technique de biclustering et bi-partitionnement.

2 Définition :

La reconnaissance de formes peut être définie comme un ensemble de techniques informatiques de représentation et de prise de décision permettant aux machines d'associer des étiquettes à une donnée pouvant se présenter sous la forme d'une image ou d'un signal. Différentes données peuvent recevoir le même label, ces données sont des implémentations ou des exemplaires de la classe identifiée par le label. Elle s'intéresse à la conception et à

la réalisation de systèmes (matériels ou logiciels) capables d'interpréter des signaux captés dans le monde physique. [36]

3 Principe :

Son principe généralement basée sur la classification de nouvelles formes à l'aide d'un classificateur, grâce auquel des fonctions d'appartenance peuvent être générées pour chaque classe. Par conséquent, la classification d'un nouveau point peut se faire en fonction de la valeur d'appartenance qu'il obtient par rapport à chaque classe.[37]

4 Objectif :

Le problème que cherche à résoudre la reconnaissance des formes et d'extraire automatiquement des informations des données sensibles pour [25] :

- Caractériser les classes de formes (apprentissage).
- Assigner automatiquement des données à ces classes (reconnaissance).

5 Le schéma de la reconnaissance des formes :

La RdF s'effectue en deux étapes : apprentissage à partir de données connues et classification de nouvelles données. En amont de ces deux étapes, une étape de prétraitement permet de trouver le jeu minimal de paramètres informatifs nécessaires à la construction de l'espace de représentation. Toutes les principales étapes de la méthode de reconnaissance de formes sont décomposées comme la montre la figure 2.1 .

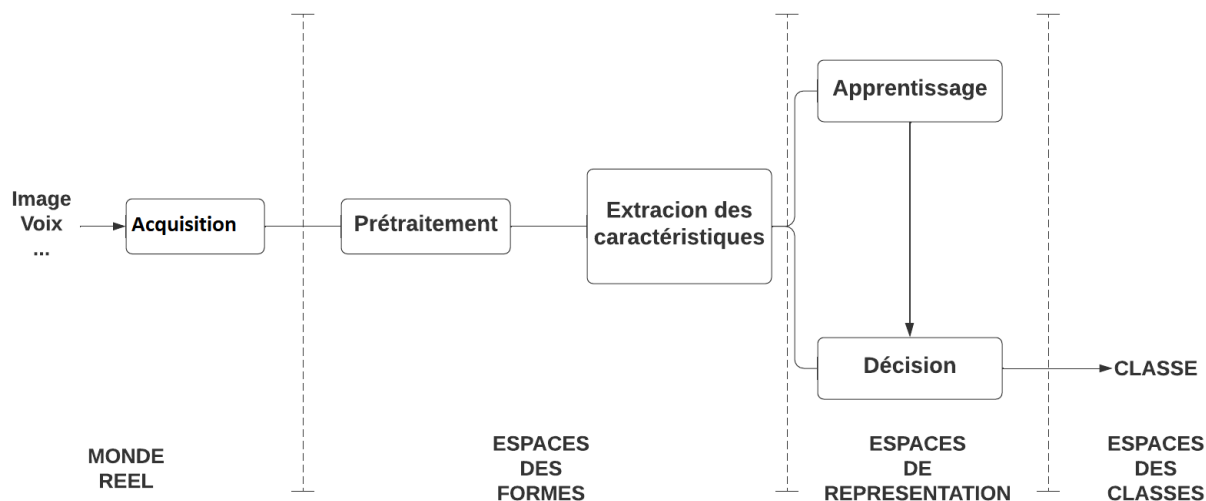


FIGURE 2.1 – Schéma général d'un système de reconnaissance des formes [6]

5.1 Acquisition :

À partir du monde réel, il s'agit de rendre les données directement manipulables par la machine. Des capteurs (microphone, caméra, instruments de mesure) convertissent les signaux reçus du monde physique en une représentation numérique discrète. L'espace résultant, appelé espace de représentation, a une dimension très grande lui permettant de disposer du maximum d'informations sur les formes numérisées.

Une image numérique est une image échantillonnée et quantifiée .

- **L'échantillonnage** : procède à un découpage dans le temps du signal continu.
- **La quantification** : consiste à discrétiser les échantillons analogiques en les rapportant à une unité conforme.

5.2 Prétraitement :

L'étape de prétraitement comprend les informations nécessaires pour sélectionner le domaine d'application dans l'espace de représentation. Ce choix implique généralement la suppression du bruit, la normalisation des données et la suppression de la redondance.

Quelques méthodes de prétraitement [25] :

5.2.1 L'élimination des bruits :

Le bruit est un erreur aléatoire dans une valeur de pixel qui se produit généralement lors de la numérisation d'une forme, mais peut également être due à la forme d'origine elle-même. Les méthodes de suppression de bruit les plus courantes sont **le seuillage** et **le lissage**.

5.2.2 Le seuillage :

consiste à régler tous les pixels avec des niveaux de gris inférieurs à une certaine valeur à zéro, et les pixels avec des valeurs supérieures à la valeur maximale. Par conséquent, le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs, c'est pourquoi le terme "binarisation" est parfois utilisé

5.2.3 Le lissage :

C'est un processus local qui définit de nouvelles valeurs de pixel en examinant son voisinage. Il existe plusieurs opérateurs de lissage inspirés de la morphologie mathématique, qui consistent à remplacer la valeur de chaque point **P** par une expression selon ses voisins.

5.2.4 Homogénéisation des données :

Opération consiste à expulser la forme d'informations redondantes, non-essentiels et inutiles pour l'application. Il existe deux principaux types de techniques :

- Améliorer de la qualité des données pour faire ressortir les détails significatifs et débarrassé le reste, par exemple l'augmentation du contraste d'une image.
- Sélectionner directement l'information pertinente appelée filtrage. Selon la qualité exigée de la forme, on applique un filtre linéaire ou non linéaire.

5.2.5 Normalisation des données :

L'objectif de la normalisation est de modifier les valeurs des colonnes numériques du jeu de données pour utiliser une échelle commune, sans que les différences de plages de valeurs ne soient faussées et sans perte d'informations.

5.2.6 La segmentation :

Est l'une des étapes clés de l'analyse d'images, qui conditionne la qualité des mesures qui sont effectuées par la suite. Il isole dans l'image les objets qui doivent être impliqués dans l'analyse, séparant ainsi la région d'intérêt du fond de l'image. Lorsqu'il s'agit d'identification de caractères ou de chiffres (alphanumériques), ces derniers peuvent être produits en lettres attachées. Ils peuvent également se chevaucher. Lorsqu'il s'agit de systèmes de reconnaissance de caractères qui doivent être capables de reconnaître des caractères, il est nécessaire de déterminer (approximativement) où les caractères commencent et se terminent. C'est essentiellement le but de la segmentation.

5.3 Extraction des caractéristiques :

Les caractéristiques d'une image sont des éléments qui peuvent être écrits de manière précise, dont l'intérêt dépend de la recherche de traits. Ces traits peuvent être focalisés sur des points d'intérêt, des régions d'intérêt, des coins, des lignes, des couleurs, des bords, des blocs, des textures...

L'extraction des caractéristiques est la représentation des données (exemple : une image) sous la forme d'un vecteur, et on essaie à la fois de représenter les données et de distinguer les autres données (autres personnes).

Les méthodes de reconnaissance et d'extraction des caractéristiques peuvent être classées en trois grandes approches :

5.3.1 Méthode globale :

Dans laquelle on analyse l'image (par exemple : l'image du visage) dans son entier. [10]

Parmi les méthodes globales on trouve : Analyse en composantes principales (PCA), Analyse discriminante linéaire (LDA) ...

Analyse en composantes principales (PCA) :

La méthode PCA est l'une des méthodes de projection les plus utilisées dans le domaine de la reconnaissance faciale ou de la biométrie. Le but de PCA est de trouver une nouvelle base de représentation des données, qui est obtenue par combinaison linéaire de la base originale. Donc c'est très simple, c'est une question de changement de base.

L'idée est de trouver une transformation linéaire dans un espace de faible dimension qui maximise la variance projetée des échantillons originaux. PCA consiste à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre bibliothèque d'apprentissage à travers le processus suivant :

- **Étape 1** : Chaque image $li(x, y)$ dans la base d'apprentissage est représentée par un vecteur de dimension m .

La matrice d'entraînement $XT = [X1, X2...Xq]$. Xj désigne le vecteur de j ème image avec $1 \leq j \leq q$.

$$X_T = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{q1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{q2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{1m} & a_{2m} & \dots & a_{qm} \end{pmatrix} = (X_1, X_2, \dots, X_q) \quad (2.1)$$

- **Étape 2** : Calculer image moyenne de tous les images d'entraînement.

$$\mu = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q X_j \quad (2.2)$$

- **Étape 3** : Normaliser les vecteurs X_j c'est-à-dire soustraire de chaque vecteur X_j à un vecteur d'image moyenne μ

$$\phi_j = X_j - \mu \quad (2.3)$$

- **Étape 4** : Calculer la matrice de covariance C afin de trouver les vecteurs propres (en anglais eigenvector). La taille de la matrice C est $m * m$ avec m le nombre de pixel dans chaque image

$$C = AA^T \text{ Ou } A = [\phi_1 \phi_2 \dots] \quad (2.4)$$

Où ϕq sont les vecteurs propres.

Dans le cas où la résolution de chaque image est grande, on obtient un nombre très grand de vecteurs propres, donc la complexité de calcul est énorme, manquer de mémoire et système peut ralentir. La solution est dans **l'étape 5**.

- **Etape 5** : On calcule les vecteurs propres à partir de la matrice de covariance avec la réduction de la dimensionnalité. Dans ce cas la taille de C est $q * q$.

$$C = A^T A \text{ Ou } A = [\phi_1 \phi_2 \dots \phi_q] \quad (2.5)$$

- **Etape 6** : Conversion les k vecteurs propres de dimension inférieure à la dimension initiale des images originale. Si u_i sont les vecteurs propres de $C = AA^T$ et v_i sont les vecteurs propres de $C = A^T A$.
- **Etape 7** : Sélectionnez les k meilleurs vecteurs propres, sachant que $k < q$.
- **Etape 8** : Chaque image originale I_i sera projetée dans l'espace des images (e_k) pour former une suite de coefficients d'appartenance. Ces coefficients forment alors un vecteur représentant l'image I_i :

$$\Omega_i = [w_1 w_2 \dots] \quad (2.6)$$

Analyse discriminante linéaire (LDA) :

L'objectif de LDA est d'effectuer une réduction de dimensionnalité tout en préservant autant d'informations discriminatoires de classe que possible L'objectif de la technique LDA est d'effectuer une réduction de dimensionnalité, donc projeté la matrice de données originale sur un espace de dimension inférieure. Pour atteindre cet objectif, trois étapes doivent être réalisées.

- **Etape 1** : consiste à calculer la séparabilité entre différentes classes (c'est-à-dire la distance entre les moyennes des différentes classes), appelée variance interclasse ou matrice interclasse.

- **Etape 2** : consiste à calculer la distance entre la moyenne et les échantillons de chaque classe, ce que l'on appelle la variance intra-classe ou la matrice intra-classe.
- **Etape 3** : consiste à construire l'espace de dimension inférieure qui maximise la variance entre les classes et minimise la variance entre les classes.

5.3.2 Méthode locale :

A partir d'un modèle, le système tente de détecter, de regrouper et d'identifier les différents éléments constitutifs d'une image.[10] Parmi les méthodes locales on trouve :

Les filtres de Gabor :

Le filtre Gabor est un puissant outil d'extraction de caractéristiques pour les images de modalités biométriques. Cependant, plusieurs techniques d'identification proposées dans la littérature utilisent ces filtres pour obtenir des systèmes biométriques robustes et efficaces. Les filtres de Gabor sont capables de générer des informations à partir d'images de texture de différentes échelles et orientations.[7]

$$H_{\mu,v} = \frac{f_{\mu}^2}{\pi\eta\lambda} \exp \left[- \left(\frac{f_{\mu}^2}{\eta^2} \right) x_p^2 - \left(\frac{f_{\mu}^2}{\eta^2} \right) y_p^2 \right] \exp \left(j2\pi x_p \right) \quad (2.7)$$

Où

$$X_p = x \cos(\phi v) + y \sin(\phi v) \text{ et } Y_p = -x \sin(\phi v) + y \cos(\phi v) , f_{\mu} = f_{max}/2^{\frac{2}{\mu}} \text{ et } \phi v = v\pi/8.$$

Comme nous pouvons le voir, Le filtre de Gabor est mis en œuvre en modulant une onde sinusoïdale de forme complexe (sinus/cosinus) avec une fonction gaussienne du noyau, dont :

f_{μ} et f_{max} définies respectivement les fréquences centrale et maximale.

ϕv est leur direction.

n et λ désignent la taille de l'enveloppe gaussienne le long des axes x et y , respectivement.

Pour l'extraction des caractéristiques une famille des filtres de Gabor pour différentes échelles et sous différentes orientations ont été utilisée .Par exemple 40 filtres : 5 échelles ($\mu=0,1,..4$) et 8 orientations ($v=0,1,2,..,7$). Les réponses du banc de filtre de Gabor sont par la relation suivante :

$$IG_{\mu,v}(x, y) = I(x, y) * H_{\mu,v} \quad (2.8)$$

Où * est le produit de la convolution et $IG_{\mu,v}(x, y)$ le résultat de la convolution. L'image $IG_{\mu,v}(x, y)$ est un complexe structure qui peut être décomposé en une partie réelle et une partie imaginaire comme montre l'équation suivante :

$$R_{\mu,v}(x, y) = REAL(IG_{\mu,v}(x, y)) \quad (2.9)$$

$$I_{\mu,v}(x, y) = IM(IG_{\mu,v}(x, y)) \quad (2.10)$$

Donc l'amplitude et la phase seront calculées respectivement par :

$$A_{\mu,v}(x, y) = \sqrt{(R_{\mu,v}(x, y))^2 + (I_{\mu,v}(x, y))^2} \quad (2.11)$$

$$P_{\mu,v}(x, y) = arctan \left(\frac{I_{\mu,v}(x, y)}{R_{\mu,v}(x, y)} \right) \quad (2.12)$$

Filtres de Log-Gabor :

Bien que les filtres de Gabor aient montré leur efficacité dans l'extraction de caractéristiques et l'analyse d'images, ces bancs de filtres présentent également des inconvénients. Cependant, l'inconvénient bien connu par DC problème, est que le filtre équilibré aura une composante continue. Le problème DC se produit chaque fois que la bande passante est supérieure à une octave. Si l'on recherche des informations à large spectre avec une localisation spatiale maximale, le filtre de Gabor ne fournira pas les meilleurs résultats. [7]

Les filtres Log-Gabor peuvent être construits avec des bandes passantes arbitraires, qui peuvent être optimisées pour produire des filtres avec une étendue spatiale minimale. La réponse en fréquence du filtre Log-Gabor est calculée par :

$$G(f) = exp \left[\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2} \right] \quad (2.13)$$

Où

f_0 représente la fréquence centrale.

σ donne la bande passante du filtre.

Le rapport σ/f_0 devrait rester constant.

Histogrammes d'orientation de Gradient (HOG) :

Est un descripteur très puissant proposé par N. Dalal et al dans [38], développé à l'origine pour la détection humaine, mais il a depuis été étendu et appliqué à de nombreux autres problèmes de vision par ordinateur [39]. HOG utilise des distributions de gradient pour décrire l'apparence et la forme locale des objets dans une image. Les vecteurs de caractéristiques d'image (x, y) de la technique HOG sont obtenus par le processus suivant :

- **Etape 1** :Divisez l'image (x, y) en N unités régulières (N petites régions) et en blocs. À l'aide d'un filtre dérivatif 1-D centré, calculez les valeurs de gradient pour chaque pixel dans les directions horizontale et verticale. Pour cela, les masques suivants sont utilisés :

$$\begin{aligned} Dx &= [-1 \ 0 \ 1] \\ &1 \\ Dy &= [0] \\ &1 \end{aligned} \tag{2.14}$$

$$\begin{cases} G_x(x, y) = I(x, y) * D_x \\ G_y(x, y) = I(x, y) * D_y \end{cases} \tag{2.15}$$

- **Etape 2** :Calculez l'amplitude et la direction du gradient pour chaque pixel (x, y) à l'aide des équations 2.16 et 2.17, respectivement :[38] [39]

$$|G(x, y)| = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \tag{2.16}$$

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \tag{2.17}$$

$G_x(x, y)$ et $G_y(x, y)$ sont le gradient horizontal et le gradient vertical, au pixel (x, y) respectivement.

- **Etape 3** :L'histogramme de l'orientation de gradient dans chaque cellule est calculé en quantifiant le gradient non signé de chaque pixel dans 12 directions de cases. L'histogramme est cohérent entre 0 et 180° (cas non signé) ou 0 et 360° (cas signé).

- **Étape 4** : Les vecteurs caractéristiques de chaque cellule sont normalisés à l'aide des vecteurs dans leurs blocs respectifs. Le facteur de normalisation est calculé à l'aide de l'équation 2.18.

$$v_n = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + e^2}} \quad (2.18)$$

Où : v est le vecteur non normalisé contenant tous les histogrammes dans un bloc. $\|v\|_2$ est la L2-norme du vecteur descripteur. e est une petite constante. Il existe d'autre facteur de normalisation comme L1-norme qui est alors défini par :

$$v_n = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_1 + e^2}} \quad (2.19)$$

Comparée à la norme L1, la norme L2 donne de bons résultats, mais reste bien meilleure que sans normalisation [38]

- **Étape 5** : Le vecteur caractéristique de chaque bloc (c) est concaténé à partir des vecteurs d'histogramme de toutes les unités du bloc. Enfin, le vecteur de caractéristiques HOG est formé en concaténant les vecteurs de caractéristiques de tous les blocs d'une image donnée.

Motif binaire local (LBP) :

L'opérateur d'analyse de texture LBP introduit par Ojala et al. [40] Son principe général est de comparer le niveau de gris d'un pixel avec les niveaux de gris de ses voisins, Ses valeurs sont mis à 1 si ils sont supérieure ou égale au pixel courant, et 0 si leurs valeurs sont inférieure au pixel courant (voir la figure 2.2). Le pixel de motif binaire est ensuite multiplié par le poids et additionné pour obtenir le code LBP du pixel courant. LBP est une méthode de description de texture puissante, et ses caractéristiques dans les applications pratiques incluent sa capacité discriminative et sa simplicité de calcul. [40].

Soit g_c un pixel dans l'image d'entrée, ses p pixels voisins sont $(g_0, g_1, \dots, g_{p-1})$. La réponse LBP du pixel g_c est calculée comme suit :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{p-1} f(x)(g_i - g_c) * 2^i \quad (2.20)$$

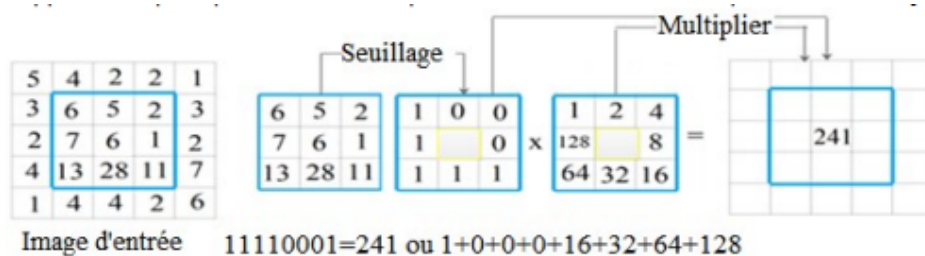


FIGURE 2.2 – Une illustration de LBP basique [7]

Où $f(x)$ est la fonction de seuillage, donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (2.21)$$

LBP a été étendu ultérieurement basant sur des voisinages de taille différente (un voisinage de P pixels différentes c-à-dire différentes échelles) et la forme circulaire de rayon R. (voir la Figure 2.3).

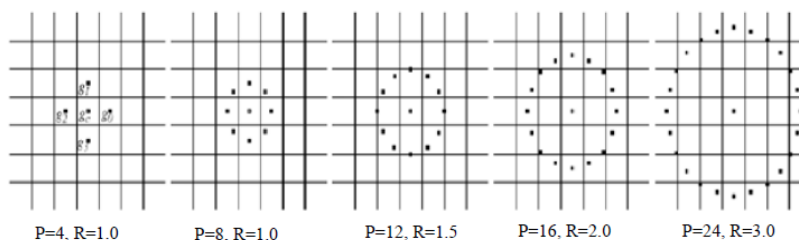


FIGURE 2.3 – Exemples d'opérateur LBP[7]

Le Motif binaire local à trois patchs (TPLBP) :

TPLBP est une autre façon de décrire la LBP basée sur les correctifs (patches). Le code TPLBP proposé par Wolf et al [41]. TPLBP est calculé en comparant les valeurs des trois patchs pour produire une valeur à un seul bit. Répétez ce processus pour chaque pixel (voir la figure 2.4). Chaque pixel de l'image est étiqueté avec le code TPLBP en utilisant une fenêtre centrée sur les pixels de taille $W * W$.

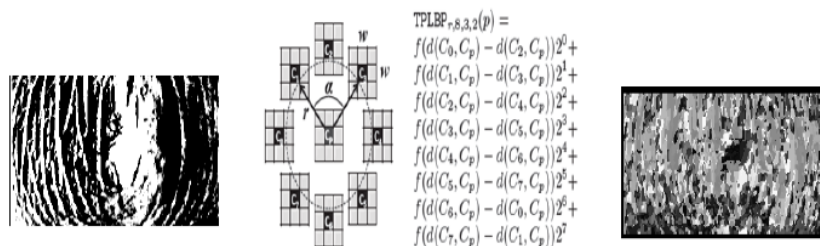


FIGURE 2.4 – (a) l'image réelle FKP obtenue par filtre Log-Gabor. (b) le code TPLBP avec $S=8$, $w=3$, $r=2$ et $\alpha=2$. (c) La représentation TPLBP d'une image réelle FKP. [7]

S est le nombre total de patchs de fenêtre supplémentaires uniformément répartis dans un anneau de rayon R . Nous avons pris des paires de patchs alpha α (le long des cercles) et comparé leurs valeurs à la valeur du patch central. Le code final a S bits par pixel. Le code TPLBP à chaque pixel est défini comme suit :

$$TPLBP_{R,S,W,\alpha}(P) + \sum_{i=0}^{s-1} f(d(C_i, C_p) - d(C_{i+\alpha \bmod S}, C_p))2^i \quad (2.22)$$

Où :

CP est le patch central. Alors que, $C_i + \alpha \bmod S$ Sont deux patchs l'anneau. La fonction d représente toute fonction de distance entre deux patchs et f est la fonction de seuillage donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq \tau \\ 0 & \text{si } x < \tau \end{cases} \quad (2.23)$$

La valeur de τ est légèrement supérieure à zéro pour fournir une certaine stabilité dans la région uniforme [41]. Divisez chaque image en une grille de régions qui ne se chevauchent pas (par exemple : 15×15 Grilles), et calculez un histogramme pour chaque code binaire pour chaque région. Chaque histogramme est normalisé à la longueur de l'unité ; leurs valeurs sont tronquées à 0,2 puis normalisées à la longueur unitaire. Enfin, l'image est représentée par ces histogrammes concaténés en un seul vecteur.

5.3.3 Méthode hybride :

C'est une méthode qui combine les deux approches précédentes (locale et globale). [10] Parmi les méthodes hybrides on trouve : Modèle de Markov caché (HMM), Modèle multi gaussian (GMM) ...

Modèle de Markov caché :

Les modèles de Markov cachés HMMs en anglais, «Hidden Markov Model» sont massivement utilisés en reconnaissance de formes, en intelligence artificielle où encore en traitement automatique du langage naturel. Récemment, HMM a prouvé son efficacité dans plusieurs applications du domaine de la biométrie et généralement a été utilisé pour la modélisation des vecteurs caractéristiques. [7]

Un HMM est représenté par la notation $\lambda = (A, B, \pi)$, et se décrit par 5 paramètres :

- L'ensemble des états S_i où i appartenant $1 \dots N$. n dénote le nombre des états N .
- La matrice des transitions entre les états ($N \times N$) : c'est la matrice des probabilités de passer d'un état à l'autre. À chaque transition de l'état S_i à l'état S_j est associée une probabilité de transition a_{ij} . (voir la Figure 2.5).
- Le vecteur des probabilités de départ ($1 \times N$), c'est à dire les probabilités de démarrage dans chacun des N états. π_i est la probabilité que S_i soit dans l'état initial.
- Le nombre d'observations . Chaque état émet des observations.
- La matrice des probabilités d'émission ($N \times M$), c'est à dire les probabilités pour chaque état d'émettre chacune des observations possibles. $b_i ()$ la probabilité d'émettre l'observation O_t à l'instant t étant dans l'état i . $b_i ()$ est représentée par un modèle de mélange gaussien de dimension P (GMM Gaussian Mixture Model) :

$$b_{i(O_t)} = N(O_t : \mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^P |\Sigma_i|}} e^{-\frac{1}{2}(O_t - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (O_t - \mu_i)} \quad (2.24)$$

Où μ_i et Σ_i représentent la moyenne et la matrice de covariance respectivement à l'état i . On définit ici deux matrice lié à tous observations.

- μ est la matrice des moyennes de tous les états pour les probabilités d'émission. La taille de la matrice μ est $(P \times N)$.

- Σ est la matrice des écarts types de tous les états pour les probabilités d'émission.
La taille de la matrice Σ est (PxN) ..

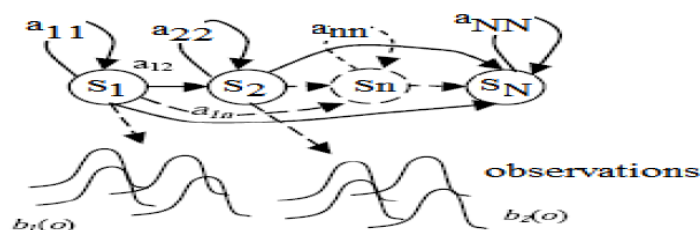


FIGURE 2.5 – Modèle de Markov caché [7]

Comparaison entre les différents méthodes d'extraction des caractéristiques :

	Vitesse de réponse	Complexité d'algorithme	Réponse
Globale	Très bien	Simple	Médiocre
Locale	Moyen	Complexe	Bien
Hybride	Mauvais	Très complexe	Très bien

TABLE 2.1 – Tableau de comparaison entre les méthodes d'extraction des caractéristiques.[10]

6 Apprentissage :

L'apprentissage ou la formation est une partie importante d'un système d'identification. Puisque les classificateurs sont généralement des fonctions paramétriques, l'apprentissage peut utiliser les données d'apprentissage pour optimiser les paramètres du classificateur afin de résoudre le problème. Lorsque les données d'entraînement sont précédemment classées, l'apprentissage est dit supervisé, sinon il est non supervisé. Une fois l'espace de représentation installé, il est possible de travailler avec une méthode de RdF. En fonction des informations a priori disponibles sur le système, trois types de méthodes de

RdF peuvent être utilisées : les méthodes supervisées, les méthodes non supervisées et les méthodes semi-supervisées.

6.1 Apprentissage supervisé :

RdF est supervisé lorsque la classe de forme est initialement connue. Les méthodes supervisées utilisent une forme connue (c'est-à-dire l'ensemble d'apprentissage) pour construire un classificateur qui sépare au mieux les différentes classes connues dans le but de minimiser l'erreur de classification. Le modèle de chaque classe est alors représenté par une fonction d'appartenance qui détermine la valeur d'appartenance d'une forme à une classe. [6]

Il existe deux types de modèles d'apprentissages supervisés :

6.1.1 Le modèle de classification :

Quand la variable à prédire prend une valeur discrète, on parle d'un problème de classification. Parmi les algorithmes de classification on trouve : Support Vector Machines (SVM), Neural Networks, Naive Bayes... Chacun de ses algorithmes possède ses propres propriétés mathématiques et statistiques. En fonction des données d'entraînement (training set) et des caractéristiques, nous choisirons l'un ou l'autre de ces algorithmes. Cependant, le but est le même : pouvoir prédire à quelle catégorie appartient une donnée (par exemple, si un nouvel e-mail est un spam). [8]

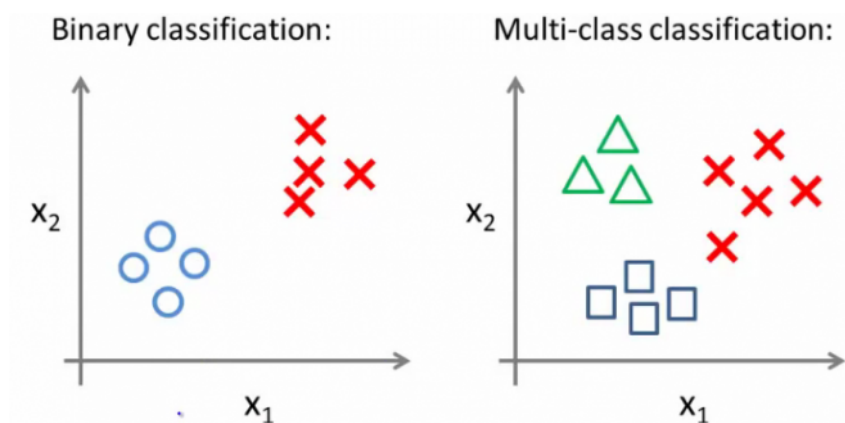


FIGURE 2.6 – Les deux types de classifications [8]

6.1.2 Le modèle de régression :

Les algorithmes de régression trouvent des modèles (fonctions mathématiques) basés sur des données d'apprentissage. Le modèle calculé peut faire des estimations sur de nouvelles données (ne faisant pas partie des données d'apprentissage) que l'algorithme n'a pas encore vues. Les algorithmes de régression peuvent prendre plusieurs formes, selon le modèle que vous souhaitez créer. La régression linéaire est le modèle le plus simple : il consiste à trouver la meilleure droite la plus proche des données d'apprentissage. Par conséquent, la fonction de prédiction sera une ligne droite. [8]

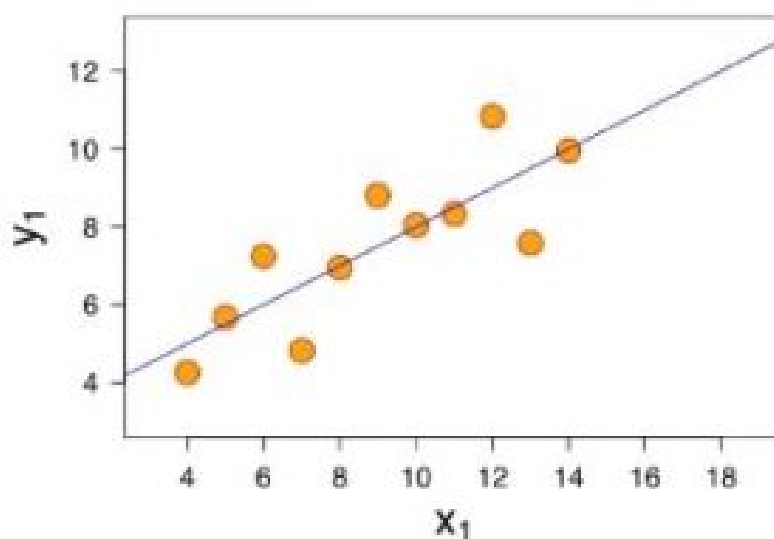


FIGURE 2.7 – La régression. [8]

Il existe plusieurs algorithmes de régression : régression linéaire, régression polynomiale, régression logistique, régression quantile.

6.2 Apprentissage non supervisée :

RdF est non supervisé lorsqu'il n'y a aucune information sur la classe du système. Les méthodes non supervisées sont basées sur des fonctions de similarité. Lorsque des formes aux caractéristiques similaires apparaissent, elles sont classées dans la même classe, et inversement, lorsque leurs caractéristiques sont différentes, le classificateur crée une nouvelle classe. Une fois que la fonction d'appartenance à la classe a été estimée par le classificateur, de nouvelles formes peuvent être affectées à la classe pour laquelle elles ont la plus grande valeur d'appartenance. [6]

Parmi les types de modèles d'apprentissages supervisés on trouve : l'algorithme de classification K-means, le clustering par décalage moyen, la classification hiérarchique

6.3 Apprentissage semi-supervisée :

Les méthodes semi-supervisées utilisent les informations connues, c'est-à-dire les formes et classes connues, pour estimer les caractéristiques des classes et leurs fonctions d'appartenances tout en utilisant également l'apprentissage non supervisé pour détecter les nouvelles classes et apprendre leurs fonctions d'appartenance. [6]

Les algorithmes de machine learning semi-supervisés se situent quelque part entre l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé, puisqu'ils utilisent des données étiquetées et non étiquetées pour la formation. [42]

7 Classification

Cette phase est le noyau de la reconnaissance des formes. En utilisant les modèles (paramètres) obtenus lors de l'apprentissage, le classificateur assigne à chaque forme inconnue sa ou ses formes les plus probables.[6]

Parmi les classificateurs les plus utilisées on trouve : k-Nearest neighbor (KNN), Support Vector Classification (SVC).

8 La classification automatique non supervisée : clustering :

La classification non supervisée (clustering en anglais) apte à diviser un ensemble de données A en sous-ensembles appelés "classes" (clusters en anglais) de sorte que les observations d'une classe sont similaires et les observations de différentes classes sont dissemblables.

L'apprentissage fait référence à la capacité de résoudre et de généraliser de nouveaux cas à partir de connaissances mémorisées et les anciennes expériences réussies. Appelée couramment "la branche connexionniste de l'intelligence artificielle", l'apprentissage non supervisé trouve ses origines dans les neurosciences. Ces dernières années, elle est passée

de ses origines à l'utilisation de théories et d'outils d'autres disciplines : théorie de l'information, traitement du signal, programmation mathématique, statistiques, etc.[43]

8.1 Bi-partitionnement ou La classification croisée : bi-clustering :

Une méthode de bi-partitionnement, communément appelée "bi-clustering", "co-clustering" ou classification croisée, est une méthode analytique conçue pour regrouper des données en fonction de leur similarité. La stratégie classique des méthodes "bi-clustering" consiste à rechercher des partitions sur toutes les lignes et toutes les colonnes en même temps. Aujourd'hui, ces méthodes sont utilisées dans plusieurs domaines tels que la bioinformatique, l'exploration de texte (text mining) et la reconnaissance de formes. [11]

Soit A une matrice des données à n lignes et m colonnes, déterminer par l'ensemble des lignes $X = X_1, \dots, X_n$ et l'ensemble des colonnes. $Y = Y_1, \dots, Y_m$

a_{ij} , avec $1 \leq i \leq n$ et $1 \leq j \leq m$ sont les éléments de la matrice A . [11]

	Y_1	...	Y_j	...	Y_m
X_1	a_{11}	...	a_{1j}	...	a_{1m}
...
X_i	a_{i1}		a_{ij}		a_{im}
...
X_n	a_{n1}	...	a_{nj}	...	a_{nm}

TABLE 2.2 – Matrice de données [11]

Les algorithmes de bi-clustering ou de classification croisée visent à identifier un ensemble de biclasses (biclusters), $B_K = (I_K, J_K)$, I_K est une classe définie sur X et J_K est une classe définie sur Y , telle que chaque biclasse B_K satisfasse certains normes d'homogénéité. Ces normes varient d'un algorithme à un autre. [11]

En ne favorisant pas un ensemble plutôt qu'un autre, la classification croisée est plus efficace pour trouver des blocs homogènes dans une matrice de données que la classification classique. [43] Les méthodes de bi-partitionnement sont classifiées en quatre catégories :

8.1.1 Méthodes basées sur des algorithmes de partitionnement simple :

Ces méthodes incluent l'utilisation d'algorithmes de classification simples tels que K-means, SOM ou la classification hiérarchique des lignes et des colonnes séparément. Les biclusters sont construits à partir des classes obtenues sur les lignes et les colonnes. Ces méthodes peuvent extraire des classes de lignes et de colonnes mais pas directement des biclasses. [11]

8.1.2 Méthodes divisives :

Ces méthodes se basent sur le découpage itératif pour aboutir des biclasses qui optimisent certains normes ou critères.

8.1.3 Méthodes constructives :

Ce sont les méthodes qui comprennent la construction des biclasses de différentes manières : en ajoutant et en supprimant des lignes et des colonnes (co-biclusters), en permutant des lignes et des colonnes (OPSM), en estimant les paramètres du modèle (plaid models), par vecteurs propres (algorithme spectral) ou graphe biparti (SAMBA). [11]

8.1.4 Méthodes probabilistes :

Il s'agit des méthodes basées sur le modèle mixte et les méthodes basées sur la théorie de l'information.

8.2 Etat de l'art de bi-clustering :

Hartigan (1972), a proposé une nouvelle technique de partitionnement appelée bi-clustering ou co-clustering, qui regroupe à la fois des objets et des attributs pour créer des sous-matrices appelées biclasses ou biclusters. Les principaux avantages du bi-clustering sont l'interprétation simple des blocs et la capacité d'identifier des corrélations entre des ensembles d'objets et des ensembles d'attributs principalement dans des matrices larges et clairsemées. Il est à noter que la forte cohésion au sein de différentes biclasses s'explique par le fait que seules les propriétés pertinentes à la création d'un ensemble d'objets sont

utilisées à la place de toutes les propriétés disponibles.

Après l'article de Hartigan, Plusieurs algorithmes de biclustering sont apparue dans différentes domaine et plus spécifiquement en bio-informatique Busygin et al. (2008); Charrad et al. (2008); Dhillon et al. (2003); Madeira et Oliveira (2004); Lewis et al. (2004), mais beaucoup moins en marketing, traitement d'image, ou analyse des réseaux sociaux. L'état de l'art présenté dans Madeira et Oliveira (2004) compare non seulement les caractéristiques du clustering et du biclustering, mais propose également un ensemble de méthodes de biclustering et leur spécificité et les types de biclusters qu'elles produisent. Contrairement au processus de clustering, l'algorithme de biclustering identifie des groupes d'objets qui présentent des caractéristiques spécifiques pour un sous-ensemble donné d'attributs. En tant que tels, ils sont considérés comme de bons choix pour analyser des données avec des sous-ensembles d'objets (des gènes par exemple) dont les membres peuvent être décrits collectivement par un sous-ensemble d'attributs mais indépendamment des autres Madères et Oliveiras (2004).

Les algorithmes de biclustering les plus connus utilisent une matrice binaire pour générer des biclusters avec toutes les valeurs égales à 1 Li et al (2012). Chaque bloc généré contient un ensemble d'objets et leurs propriétés. Parmi ces algorithmes on trouve Bimax et est connu pour être un algorithme avec la complexité temporelle la plus faible de Preli'c et al (2006). Bimax dénombre tous les biclusters maximaux au sens inclusif. En fait, les biclusters produits par Bimax ne sont rien d'autres que des concepts issu d'une analyse formelle de concepts Kaytoue et al. (2011).

Nous pensons que les biclusters contenant des 0 et des 1 correctement disposés peuvent générer des modèles plus riches et plus corrélés que les biclusters composés uniquement de 1. Ainsi, nous pouvons découvrir des objets avec un ensemble de propriétés mais pas d'autres dans un bicluster donné, ce qui serait indispensable dans plusieurs domaines d'application. Par exemple, nous pouvons identifier des espèces (humaines, animales ou végétales) qui se comportent d'une certaine manière dans des conditions données, mais qui ont le comportement exactement opposé dans d'autres conditions. La plupart des méthodes de biclustering ont des paramètres d'entrée tels que le nombre de biclusters à créer et/ou leur densité. La qualité des biclusters générés dépend des valeurs de ces

paramètres. Parmi ces méthodes il y a la projection duale (dual projection) Everett et Borgatti (2013) consiste à produire des biclusters non superposés (non chevauchants). Le procédé est basé sur la projection d'un réseau à deux modes de données (graphe biparti) en deux réseaux à un mode de données. Les noeuds d'un même type sont connectés s'ils partagent des liens vers les mêmes noeuds du l'autre type. Toutefois, l'utilisateur doit fixer le nombre de biclusters à produire à l'avance.

Dans l'analyse des réseaux sociaux, l'utilisation de la modélisation par blocs Beau-guitte (2011), le biclustering Govaert et Nadif (2013) et les concepts connexes telles que les équivalences structurelles ou régulières ont attiré moins d'intérêt de recherche que l'identification de groupes ou communautés cohésives. Tel que souligné par Knoke et Yang (2008), la connaissance de l'équivalence structurelle et des groupes concurrents conduit au concept de substituabilité des acteurs d'un réseau social, ce qui signifie que si l'acteur i est structurellement équivalent à l'acteur j , alors le départ de l'un d'entre eux peut être compensé par la présence de l'autre sans altérer la structure du réseau d'origine.

Après plus de quarante ans de recherche sur les techniques de biclustering, nous pensons qu'il y a place à l'amélioration en incluant la négation (non-existence) des attributs d'objet dans les biclusters. A notre connaissance, il existe des méthodes qui produisent des biclusters combinant les valeurs 0 et 1, comme Everett et Borgatti (2013); Ballaman (2017). Cependant, la configuration de ces blocs n'est pas nécessairement destinée à souligner la présence et l'absence d'attributs. [44]

9 Conclusion

La reconnaissance des formes est une phase importante dans le fonctionnement des systèmes biométriques. Pour cela nous avons présenté dans ce chapitre une étude théorique sur les différentes méthodes utilisées dans le prétraitement, l'extraction des caractéristiques (l'étape la plus importantes de la RdF) dont nous avons définie les algorithmes les plus populaires utilisés dans cette étape qui sont classé en 3 catégories : **locale, globale, hybride**.

Ensuite, nous avons vu les différentes méthodes d'apprentissage automatique utilisé dans

la reconnaissance des formes qui sont divisées en 3 groupe : **supervisé**, **non-supervisé**, **semi-supervisé**. Ainsi, on passe un fil de coup sur ce qui se passe dans la dernière étape de la reconnaissance des formes ” la classification”.

Enfin, nous avons parlé de la classification non supervisée (clustering), la classification croisée (bi-clustering) et son état de l’art.

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

Résultats et discussion

1 Introduction :

L'étude expérimentale de notre mémoire est basée sur la reconnaissance de personnes par leurs empreintes d'articulations des doigts FKP. Elle est réalisée sur la base de données de "PolyU". Compte tenu de l'importance de la modalité d'empreinte FKP ces dernières années, afin d'évaluer l'efficacité des algorithmes et méthodes utilisées et la performance de chaque système de reconnaissance proposé pour choisir le meilleur en terme la précision et la fiabilité, nous allons passer un coup de fil sur l'environnement de travail choisi pour implémenter nos solutions, aussi les bibliothèques utilisées, le langage de programmation, après nous allons présenter brièvement les étapes de l'implémentation de notre système, et aussi les méthodes utilisées, et enfin discuter sur les résultats résolus.

2 Environnement de développement :

2.1 Bibliothèques utilisées :

2.1.1 Numpy :

Numérique python est le package fondamental pour le calcul scientifique en Python. Il s'agit d'une bibliothèque Python numérique et open source créée en 2005 par Travis Oliphant, qui fournit un objet tableau multidimensionnel. [45]

2.1.2 OpenCv :

OpenCV est une bibliothèque de logiciels open source de vision par ordinateur et d'apprentissage automatique. Elle a été conçue pour fournir une infrastructure commune pour les applications de vision par ordinateur et pour accélérer l'utilisation de la perception par machine dans les produits commerciaux.

La bibliothèque contient plus de 2500 algorithmes optimisés. Ces algorithmes peuvent être utilisés pour détecter des visages et reconnaître des empreintes et des visages, identifier des objets, classer des actions humaines dans des vidéos, suivre des mouvements de caméra, suivre des objets en mouvement...etc

Elle est disponible sur la plupart des systèmes d'exploitation et existe pour les langages Python, C++ et Java. [46]

2.1.3 Scikit-learn :

Scikit-learn, également connu sous le nom de sklearn, est la bibliothèque d'apprentissage automatique la plus puissante et la plus robuste de Python. Il fournit un ensemble puissant d'outils pour l'apprentissage automatique et la modélisation statistique, y compris la classification, la régression et le clustering, via une interface cohérente en Python. Cette bibliothèque est principalement écrite en Python et est basée sur NumPy, SciPy et Matplotlib. Scikit-learn a été initialement développé par David Cournapeau dans le cadre du projet Google Summer of Code 2007. Plus tard, Matthieu Brucher a rejoint le projet et a commencé à l'utiliser pour son travail de thèse. En 2010, l'INRIA s'implique et publie la première version publique (v0.1 beta) fin janvier 2010. Le projet compte désormais plus de 30 contributeurs actifs et a reçu des financements de l'INRIA, de Google, de Tinyclues et de la Python Software Foundation.

2.1.4 Pyfeats :

Une bibliothèque d'apprentissage automatique pour la classification délimitée des plaques basée sur des caractéristiques extraites manuellement. Elle contient une collection de fonctions python pour l'extraction de fonctionnalités. Les caractéristiques sont calculées à l'intérieur d'une région d'intérêt (ROI) et non pour l'image entière.

2.1.5 PyCM :

Est une bibliothèque de matrices de confusion multi-classes écrite en Python qui prend en charge à la fois les vecteurs de données d'entrée et la matrice directe, et un outil approprié pour l'évaluation du modèle de post-classification qui prend en charge la plupart des classes et des paramètres statistiques globaux.

2.1.6 Scikit-plot :

Est une humble tentative de fournir aux programmeurs esthétiquement défiés l'occasion de générer des graphiques et des parcelles rapides et beaux avec le moins de passe-partout possible. Bien que Scikit-plot soit vaguement basé sur l'interface scikit-learn, vous n'avez pas besoin d'objets Scikit-learn pour utiliser les fonctions disponibles. Tant que vous fournissez les fonctions qu'ils demandent, ils seront heureux de dessiner les parcelles pour vous.[47]

2.1.7 JobLib :

En Python, il existe également d'autres packages tiers qui peuvent faciliter le calcul parallèle, en particulier pour certaines tâches quotidiennes. joblib est l'un d'entre eux, il fournit un moyen simple et simple de faire du calcul parallèle. Il a également de nombreuses autres utilisations, par exemple dans notre projet nous avons utilisé ce package pour stocké et chargé les modèles.[48]

2.2 Langage de programmation utilisé :

Dans notre implémentation nous avons utilisé le langage **Python** pour réaliser nos solutions.

Python est le langage de programmation open source le plus couramment utilisé par les informaticiens. Il a été créé par Guido van Rossum en 1989. Le nom Python est inspiré de la série télévisée Monty Python's Flying Circus. [49]La première version publique de ce langage a été publiée en 1991. La dernière version de Python est la version 3. Plus précisément, la version 3.11 a été publiée en mai 2022.

Ce langage se démarque dans les domaines de la gestion d'infrastructures, de l'analyse de données ou du développement de logiciels. En fait, dans ses qualités, Python permet aux

développeurs de se concentrer sur ce qu'ils font, et non sur la façon dont ils le font. Il a libéré les développeurs des contraintes formelles des anciens langages qui occupaient leur temps. [50]

2.3 Environnement de travail :

2.3.1 Environnement matériel :

Pour réaliser ce travail, nous avons utilisé un ordinateur ASUS VIVOBOOK-17 avec les caractéristiques suivantes :

Intel Core i5-10210U,

RAM 8 Go,

Système d'exploitation Windows 11 Pro 64 bits.

2.3.2 Environnement logiciel :

Les plateformes dont nous avons entraîné et testé nos solutions sont :

Google Colab :

Colaboratory, souvent abrégé "Colab", est un produit de Google Research. Colab permet à quiconque d'écrire et d'exécuter le code Python de son choix via un navigateur. Il s'agit d'un environnement particulièrement adapté à l'apprentissage automatique, à l'analyse de données et à l'éducation. Techniquement, Colab est un service hébergé de notebooks Jupyter qui ne nécessite aucune configuration et offre un accès gratuit aux ressources informatiques, y compris les GPU.[51]

Pour réaliser ce travail Google Colab nous a fournis un environnement d'exécution de 12.68 Go de RAM, et 107.72 GB de mémoire.

3 Présentation des données :

Dans cette section, nous présentons des expériences sur la base de données "PolyU" FKP [52], pour évaluer notre système proposé sur une tâche de reconnaissance.

3.1 Description des données :

La base de données ‘‘PolyU’’ FKP contient 7 920 images FKP collectées par 165 personnes volontaires dont 125 mâles et 40 femelles. Ces images sont obtenues à au moyen d’un dispositif de capture FKP en temps réel élaboré par le Centre de recherche biométrique (UGC / CRC) de l’Université polytechnique de Hong Kong. Chaque personne est invitée de fournir 48 images en deux sessions séparées par un intervalle de temps d’environ 25 jours à partir de 4 doigts. Pour chaque session, la personne fournit 24 images pour chaque index gauche, majeur gauche, index droit et majeur droit. Par conséquent, la base de données ‘‘PolyU’’ FKP se compose de 7 920 (165×48) échantillons de 660 (165×4) doigts différents.

3.2 Structure des données :

La base de données contient 4 dossiers. Chaque dossier est nommé sous la forme ‘La main-type de doigt’. Par exemple « LIF : Left Index Finger, RMF : Right Major Finger », chaque dossier contient 165 dossiers nommé sous la forme ‘s-numéro de la personne’. Par exemple « s21 : dossier de la personne 21 ». Ensuite, dans chaque dossier de ses dernier, il y a 12 images, les 6 premières images (1-6) ont été capturées lors de la première session et les 6 dernières images (7-12) lors de la seconde session.

La base de données contient toutes les images FKP originales collectées avec le dispositif de capture FKP. En plus elle contient également les images ROI extraites en utilisant l’algorithme d’extraction de ROI décrit dans[52].

3.3 Séparation des données :

Le système d’identification d’empreintes FKP est une procédure de comparaison d’une empreinte avec plusieurs pour l’identifier. Dans cette étude, nous avons sélectionné les premières n ($n=1, \dots, 9$) de chaque doigt comme un ensemble d’apprentissage et nous avons utilisé le reste comme des images de test.

3.4 Détection de ROI (Region of Interest) :

Dans les images de FKP, il y a des régions considérées comme bruit qui empêchent le bon fonctionnement de système de reconnaissance par exemple : (arrière-plan de l’image). La

zone de valeur s'appelle ROI, et l'extraction de ROI est le traitement permettant de localiser et d'extraire la zone de doigt de l'image capturée et de supprimer le fond de l'image.

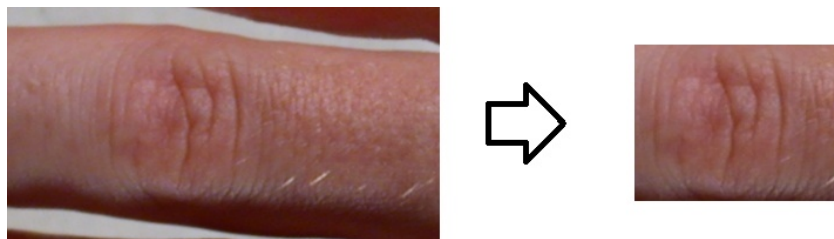


FIGURE 3.1 – Extraction de région d'intérêt

La base de données choisie "PolyU" est une base déjà prétraitée, donc ne nécessite aucun prétraitement supplémentaire pour la détection de la région d'intérêt.

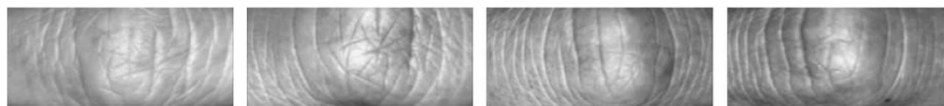


FIGURE 3.2 – Quelques images de la base de données "PolyU"

4 Présentation du système

Comme tous les systèmes biométriques, Le système de reconnaissance des empreintes d'articulation comprend trois étapes : le prétraitement, l'extraction des caractéristiques et la classification. Dans l'étape de prétraitement, l'image est traitée pour faciliter les prochaines étapes, ce processus est utilisé pour éviter l'extraction des informations inutiles. La deuxième étape sert à traiter l'image pour en extraire uniquement les caractéristiques biométriques, sous forme de vecteur, qui peuvent ensuite être utilisées pour la troisième étape et l'identification des personnes.

La méthode proposée est basée sur la reconnaissance des empreinte FKP en convertant l'image en niveau de gris et appliquant une normalisation comme prétraitement de l'image FKP. Ensuite, dans l'étape de l'extraction des caractéristiques nous appliquons l'algorithme biclustering avec LDA ou PCA et aussi avec le descripteur HOG et LogGabor pour extraire les traits de l'image FKP dans un vecteur. Finalement pour l'étape de classification nous

avons choisie le classificateur de k-plus proches voisins KNN (K-Nearest-Neighbor). Les résultats sont fournis sous forme de taux de reconnaissance (ACC) et sous forme de taux d'erreur égale (ERR). Nous allons afficher la courbe ROC correspondante au meilleur résultat pour prouvé leur priorité et conclure sa zone de sécurité.

Avant de passé à l'implémentation nous allons présenter les architectures des systèmes proposés .

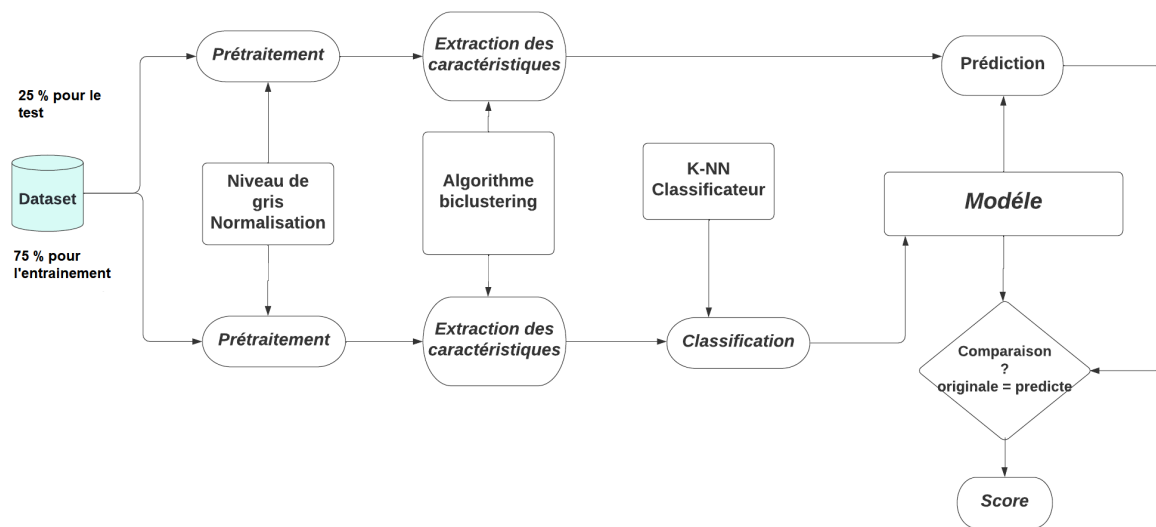


FIGURE 3.3 – Architecture de l'expérimentation 1

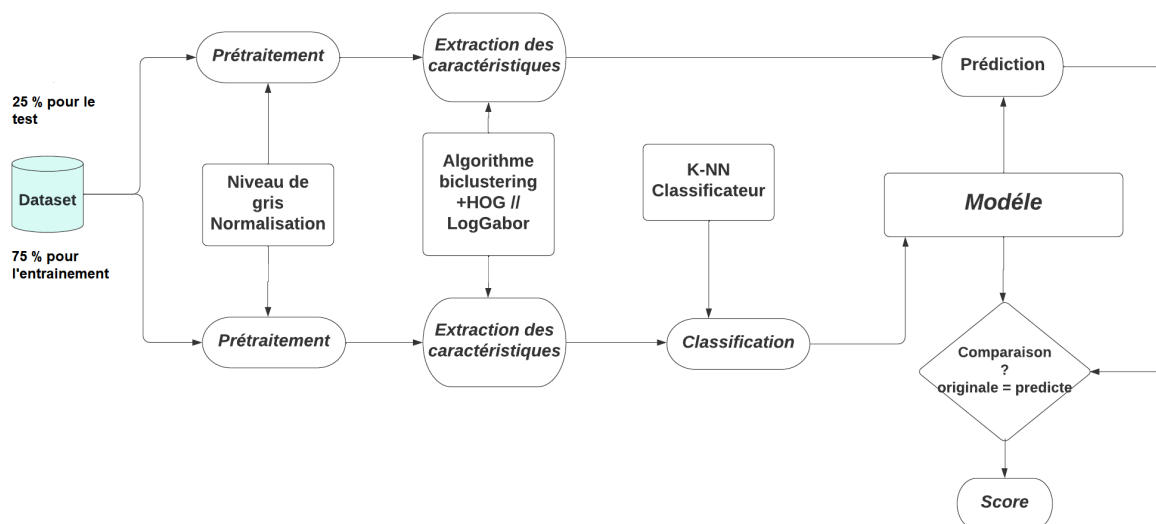


FIGURE 3.4 – Architecture de l'expérimentation 2 et 3

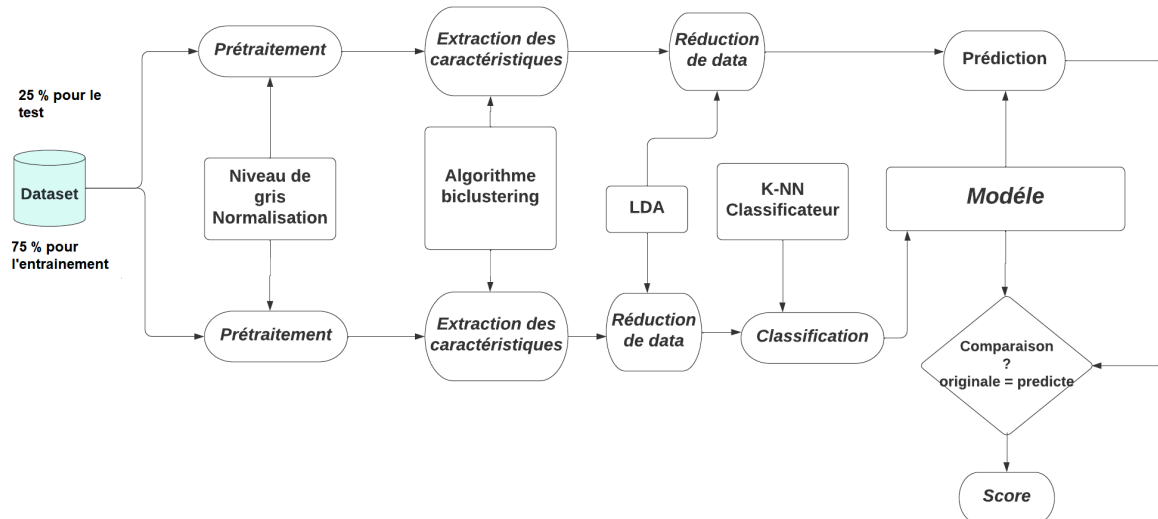


FIGURE 3.5 – Architecture de l'expérimentation 4

5 Systèmes proposés :

5.1 Prétraitement :

C'est l'étape qui comprend la préparation des données avant de les envoyer à la machine pour l'apprentissage, dans lequel, dans cette étape nous avons convertir l'image acquise en niveau de gris et la normalisé.

Cette étape est similaire dans tous les expérimentations, tel que, les procédés implémentés dans cette phase sont les suivantes :

5.1.1 Conversion de l'image en niveau de gris :

Pour convertir une image infographique couleur en niveau de gris, pour chaque pixel, les trois valeurs représentant les niveaux de rouge, de vert et de bleu doivent être remplacées par une seule valeur représentant la luminosité. [53]

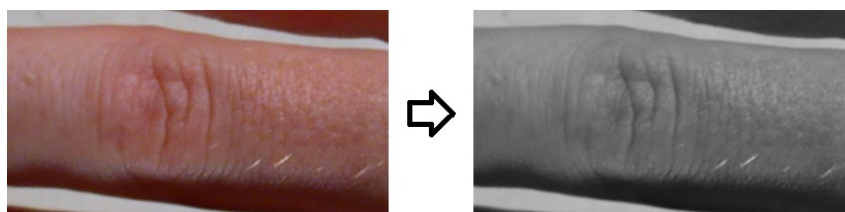


FIGURE 3.6 – Conversion d'une image FKP en niveau de gris

5.1.2 Normalisation des données :

La normalisation est une méthode de prétraitement des données pour réduire la complexité du modèle. Il normalise la moyenne et l'écart type de tout type de distribution de données, ce qui simplifie le problème d'apprentissage et l'accélère.

Pour effectuer cette transformation, nous soustrayons aux données leur moyenne empirique et les divisons par leur écart type σ .

$$X_{Normalisé} = (X - m) / \sigma$$

La normalisation est utilisée aussi quand les formes peuvent être de différents formats (tailles), placées à différents endroits (dans une image) .

Par conséquent, il est souvent nécessaire d'effectuer une normalisation avant de commencer toute extraction.

5.2 Extraction des caractéristiques :

5.2.1 Expérimentation 1 :

Dans cette phase, nous avons appliqué l'algorithme de classification croisée sur l'image prétraiter, dans le but de la diviser en clusters et regrouper ces derniers en fonction de leurs similarités dont nous extrairons une nouvelle image qui englobe les clusters qui contiennent des textures.

Le principe de notre algorithme de classification croisée est une suite d'étapes, on lui fournit une Image FKP (captée par un appareil photo ou par le dispositif d'acquisition) et le nombre de clusters qu'on veut compris : on déclare deux nombres entiers, un pour le nombre de lignes et un pour les colonnes, par exemple 3 pour les lignes et 2 pour les colonnes, donc on aurait 6 clusters. Le travail précédent se fait avec la bibliothèque Scikit-Learn.

Ainsi, l'algorithme récupère la matrice de l'image et repositionne les clusters selon le degré de luminosité, comme ça les textures de l'articulation de doigt sont regroupées dans un même endroit dans la nouvelle image ce qui facilite l'apprentissage à la machine, ce repositionnement se fait au niveau de l'ensemble des lignes et l'ensemble des colonnes. Enfin l'algorithme concatène le vecteur d'image retourné par l'ensemble des lignes avec le vecteur retourné par l'ensemble des colonnes.

Principe de repositionnement :

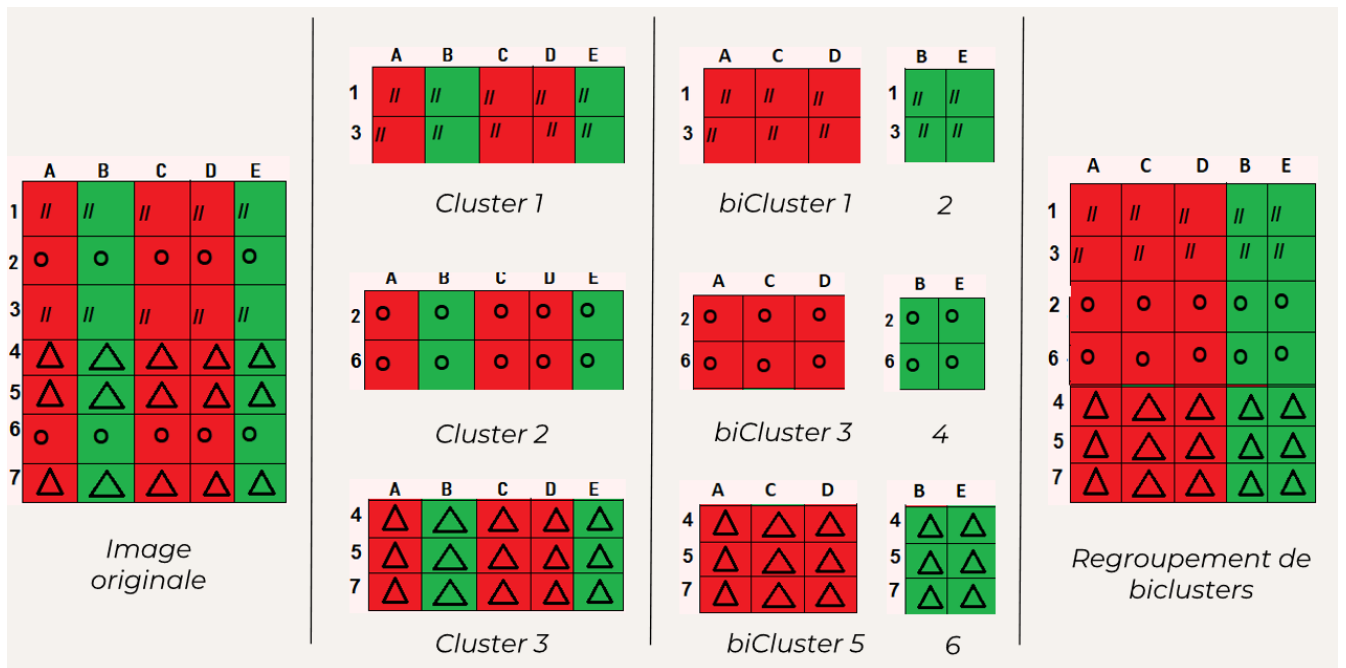


FIGURE 3.7 – Principe de repositionnement

La figure ci-dessous représente un exemple d’une image FKP après l’emploi de l’algorithme biclustering.



FIGURE 3.8 – Application de l’algorithme biclustering sur FKP

5.2.2 Expérimentation 2 :

La solution de ce système est divisée en deux parties :

Dans la première partie de l'extraction des caractéristiques nous avons appliqué la même solution que le premier système expérimenter avec l'algorithme de biclustering. Ensuite, dans la deuxième partie, employé le descripteur LogGabor (fusion réel avec imaginaire) avec la configuration des paramètres suivantes : (sf=0.03, B_sf= 0.3, theta=0.76, B_theta =1.05).

5.2.3 Expérimentation 3 :

Nous avons appliqué l'algorithme biclustering avec le descripteur HOG, en décomposons l'image en 28 cellule sur 1 bloc.

5.2.4 Expérimentation 4 :

Nous avons employé l'algorithme biclustering avec le réducteur de dimensionnalité LDA et PCA pour réduire le nombre de composant dans les vecteurs des images et choisie la méthode qui nous donne le meilleur résultat.

5.3 La classification :

Finalement dans cette phase nous avons choisie le classificateur de k-plus proches voisins KNN (K-Nearest-Neighbor) avec k=1 dans toutes les expérimentations précédentes. Le classificateur est choisi à l'aide de la carte " Choosing the right estimator" présenté dans [54].

Algorithme KNN (k-plus proches voisins) :

KNN est un classificateur d'apprentissage supervisé non paramétrique, qui utilise la proximité pour effectuer des classifications ou des prédictions sur le regroupement d'un point de données individuel. Bien qu'il puisse être utilisé pour des problèmes de régression ou de classification, il est généralement utilisé comme algorithme de classification, en partant de l'hypothèse que des points similaires peuvent être trouvés les uns à côté des autres.

La valeur k dans l’algorithme k -NN définit le nombre de voisins qui seront vérifiés pour déterminer la classification d’un point de requête spécifique. Par exemple, si $k=1$, l’instance sera assignée à la même classe que son seul voisin le plus proche. Des valeurs inférieures de k peuvent avoir une variance élevée, mais un faible biais, et des valeurs plus élevées de k peuvent entraîner un biais élevé et une variance plus faible.

Il est recommandé d’avoir un nombre impair pour k pour éviter les liens de classification, et les tactiques de validation croisée peuvent vous aider à choisir le k optimal pour votre ensemble de données. [55]

6 Résultats expérimentaux :

Dans cette section, nous présentons des expériences sur la base de données “PolyU” FKP [28], pour évaluer notre système sur une tâche de reconnaissance. Ensuite nous discutons les résultats obtenus des expériences d’identification de la FKP pour toutes les caractéristiques évaluées basées sur l’algorithme biclustering, LDA, PCA, HOG et Log-Gabor.

Nous avons appliqué le test sur différents nombre de clusters, par exemple (2,3) veut dire 2 lignes et 3 colonnes).

6.1 Résultats de l’expérimentation 1 :

clusters	(2,3)		(3,2)		(3,3)		(4,3)		(3,4)	
	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR
LIF	84.84	7.62	86.06	6.9	86.36	6.85	87.57	6.25	88.18	5.95
LMF	84.85	7.62	83.93	8.13	86.06	6.9	84.54	7.77	86.36	6.85
RIF	85.45	7.55	83.03	8.53	85.15	7.62	82.42	8.84	88.78	5.64
RMF	80.60	9.75	85.45	7.55	85.54	7.53	83.93	8.13	85.75	7.16

TABLE 3.1 – Résultat de l’expérimentation 1

Nous avons remarqué que les résultats sont insuffisants. Pour cela, nous avons ajouté à l'algorithme biclustering le descripteur LogGabor dans le but d'améliorer le taux d'identification dans notre système.

6.2 Résultats de l'expérimentation 2 :

clusters	(2,3)		(3,2)		(3,3)		(4,3)		(3,4)	
	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR
LIF	86.97	6.55	80.30	10.06	82.73	8.68	76.67	11.73	80.60	9.75
LMF	84.24	7.92	79.70	10.21	82.12	9.0	75.76	12.19	82.72	8.68
RIF	83.03	8.53	81.21	9.9	82.12	8.99	74.54	12.8	82.42	8.84
RMF	82.42	8.84	81.52	9.29	83.94	8.07	75.45	12.34	83.03	8.53

TABLE 3.2 – Résultat de l'expérimentation 2

Nous avons remarqué que le taux de reconnaissance a diminué avec cette solution. Pour cela nous avons remplacé le filtre LogGabor par le descripteur HOG dans le but d'avoir des résultats meilleurs.

6.3 Résultats de l'expérimentation 3 :

clusters	(2,3)		(3,2)		(3,3)		(4,3)		(3,4)	
	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR
LIF	83.63	8.23	81.82	9.14	85.15	7.62	81.21	9.30	89.09	5.49
LMF	80.91	9.60	79.09	10.50	81.81	9.3	81.82	9.20	87.27	6.40
RIF	81.21	9.30	78.79	10.67	83.03	8.53	79.69	10.21	85.75	7.50
RMF	82.42	9.13	82.42	9.13	81.81	9.32	81.82	9.29	84.24	7.92

TABLE 3.3 – Résultat de l'expérimentation 3

Nous avons remarqué qu'il n'y a pas d'augmentation dans les résultats obtenus par le descripteur HOG et ils sont encore insuffisants pour la réalisation d'un système fiable. Dans le but d'améliorer notre algorithme biclustering, nous avons remplacé le descripteur

par un réducteur de dimensionnalité pour améliorer notre système en termes d'identification et facilité d'apprentissage.

6.4 Résultats de l'expérimentation 4 :

Pour tester quelle est la meilleure méthode entre PCA et LDA nous avons appliqué les deux méthodes avec l'algorithme biclustering (3,3) sur LIF et remarquons les résultats.

	ACC	ERR
PCA	82.62	9.1
LDA	93.03	3.5

Nous avons remarqué que la méthode LDA réduit le vecteur de dimension de l'image FKP mieux que la méthode PCA, et retourne des résultats meilleurs. Pour cela nous avons ajouté LDA pour la réduction des dimensionnalités des vecteurs des clusters.

clusters	(2,3)		(3,2)		(3,3)		(4,3)		(3,4)	
	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR	ACC	ERR
LIF	93.93	3.04	91.81	4.11	93.03	3.5	93.03	3.5	92.72	3.65
LMF	94.24	2.89	91.51	4.02	93.63	3.2	92.72	3.65	91.21	4.42
RIF	90.30	4.87	90.30	4.87	90.90	4.57	89.69	5.18	90.30	4.87
RMF	93.63	3.2	90.30	4.87	93.64	3.2	91.51	4.35	91.21	4.42

TABLE 3.4 – Résultat de l'expérimentation 4

Nous avons remarqué une amélioration significative dans les résultats de cette solution grâce à le réducteur LDA.

D'après le tableau le meilleur résultat est obtenu avec LMF avec un taux de reconnaissance de **94.24%** tel que l'image FKP est divisé en 6 clusters (2 lignes et 3 colonnes).

Le meilleur taux obtenu pour LIF est 93.93% dont l'image FKP est divisée en 6 clusters (2 lignes et 3 colonnes).

Le meilleur taux obtenu pour RIF est 90.90% dont l'image FKP est divisée en 9 clusters (3 lignes et 3 colonnes).

Le meilleur taux obtenu pour RMF est 93.64% dont l'image FKP est divisée en 9 clusters (3 lignes et 3 colonnes).

La courbe ROC de meilleur taux obtenu :

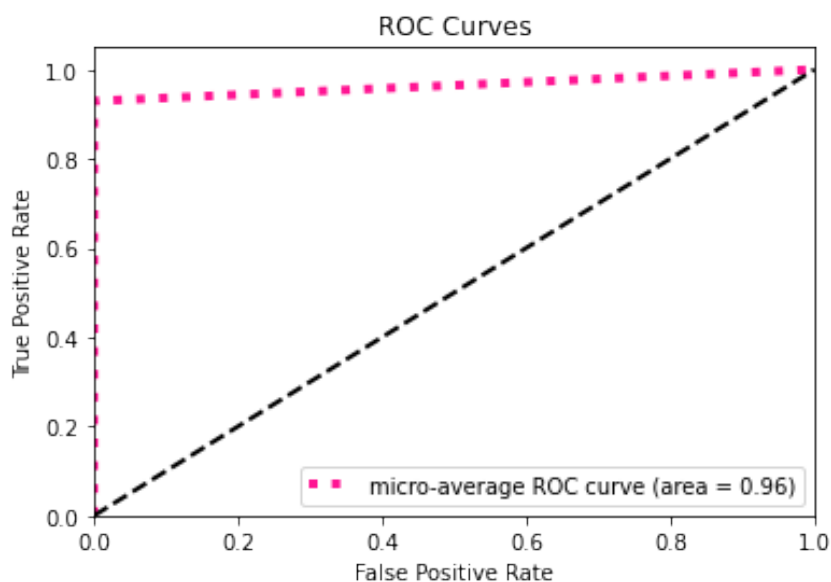


FIGURE 3.9 – Courbe ROC

Nous remarquons que la courbe ROC est concentré dans la zone de haute sécurité, et l'intersection graphique de la courbe avec la première bissectrice c'est-à-dire ERR est proche de zéro, ce qui valide la fiabilité de notre système.

6.5 Etude comparative entre les différentes méthodes :

Nous allons présenter une étude comparative entre les meilleurs résultats obtenus par les différentes méthodes utilisées pour la réalisation de notre système.

	LIF	LMF	RIF	RMF
Biclustering	88.18%	86.36%	88.78%	85.75%
Biclustering+LogGabor	86.97%	84.24%	82.42%	83.94%
Biclustering+HOG	89.09%	87.27%	85.75%	84.24%
Biclustering+LDA	93.93%	94.24%	90.90%	93.64%

TABLE 3.5 – Etude comparative entre les différentes méthodes

D'après les résultats obtenus, nous remarquons que les caractéristiques des images extraites jouent un rôle important pour l'amélioration de taux de reconnaissance tel que nous avons remarqué une bonne amélioration lors l'emploi de l'algorithme biclustering avec le réducteur de dimensionnalité LDA, ce dernier aussi à jouer un grand rôle dans l'amélioration car la réduction de vecteur d'image facilite l'apprentissage. Parmi les systèmes proposées, L'algorithme biclustering et LDA est le meilleur qui nous a donner le plus grand taux d'identification pour LMF, LIF, RMF, RIF, pour cela nous avons enregistré le modèle de chaque meilleur taux pour l'opération de l'identification.

7 Déploiement :

Dans cette section nous allons présenter l'interface de notre système, l'interface est réaliser avec python a l'aide de la bibliothèque Tkinter dans le but de facilité l'opération d'identification.

7.1 Environnement de développement de l'interface :

Visual Studio Code :

Visual Studio (VS) Code est un éditeur de code open source principalement utilisé pour corriger et réparer les erreurs de codage des applications cloud et Web. VS Code est développé par Microsoft et prend en charge les systèmes d'exploitation macOS, Linux et Windows. Les outils de VS Code peuvent être utilisés pour améliorer la fonctionnalité de

tout code écrit. VS code prend en charge de nombreux langages de programmation, notamment Python, C++, Go, JavaScript et Node.js. Outre les fonctionnalités de base telles que le pliage de code, la coloration syntaxique et les crochets correspondants. D'autres fonctionnalités peuvent différer selon le langage de programmation. [56]

7.2 Bibliothèques utilisées :

Tkinter :

Tkinter (interface Tk) est un module intégré à la bibliothèque Python standard qui permet la création d'interfaces graphiques : fenêtres, widgets (boutons, zones de texte, cases à cocher, etc.), événements (clavier, souris, etc.).

Tkinter est disponible sur Windows et la plupart des systèmes Unix : les interfaces créées avec Tkinter sont donc portables. [57]

7.3 Présentation de l'interface :

La figure 3.9 représente l'interface graphique globale de notre système basé sur l'identification des personnes avec leurs empreintes FKP.

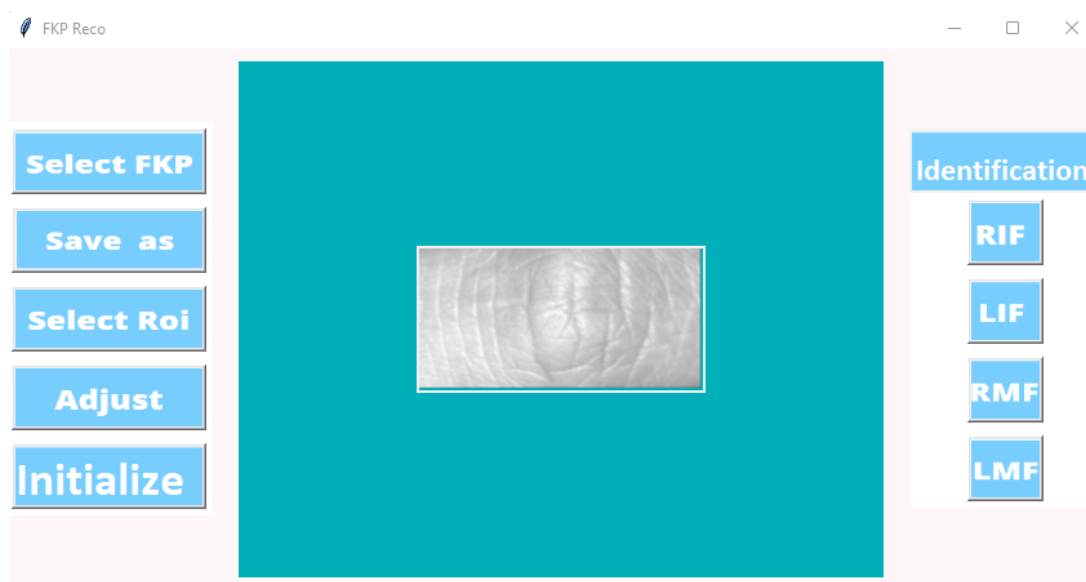


FIGURE 3.10 – Interface globale de système

Le bouton “**Select FKP**” permet à l'utilisateur de charger l'image FKP dans l'interface.

Le bouton “**Save as**” permet l’enregistrement de l’image FKP pour faciliter les prochaines identifications.

Le bouton “**Select ROI**” permet de sélectionner la région d’intérêt de l’image FKP pour supprimer les parties inutiles qui peuvent empêcher l’identification.

Le bouton “**Adjust**” permet à l’utilisateur d’ajuster l’image FKP acquise (Contrast, Brightness, tourner l’image, rendre l’image en noire et blanc)

Le bouton “**Initialize**” permet d’annuler toutes les modifications apportées à l’image FKP acquise.

Les quatre boutons sur l’adroit permettent de lancer l’opération de l’identification, tel que chaque bouton correspond à un doigt.

Lorsqu’on clique sur le bouton “**Adjust**” la fenêtre représentée dans la figure 3.10 s’affiche à l’écran.

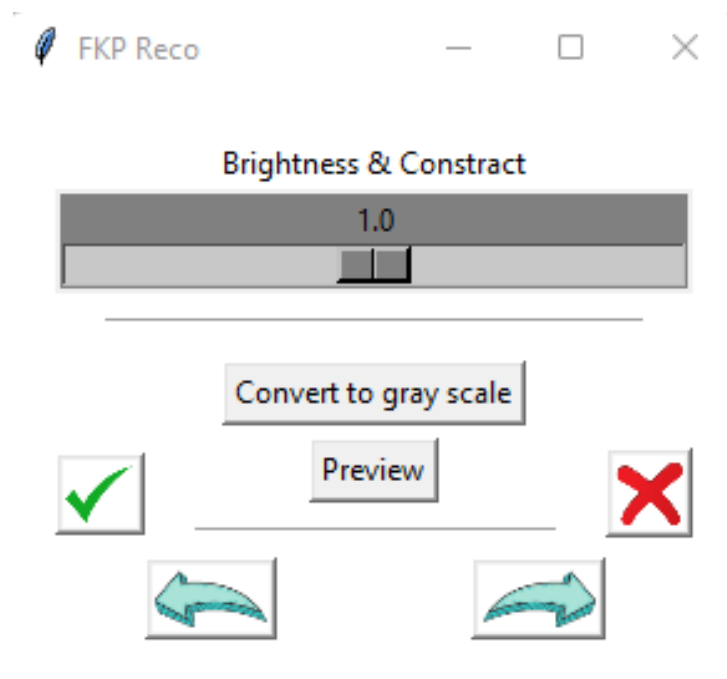


FIGURE 3.11 – la fenêtre d’édition de l’image

La Bar Scale permet à l'utilisateur de régler le contrast et le brightness de l'image FKP acquise.

Le deux boutons au milieu permet de pivoté l'image a gauche ou a droit pour facilité la sélectionne de la région d'intérêt, le bouton "preview" permet d'afficher les modifications apportés, Le bouton de validation permet de confirmer les modifications apportés et le bouton rouge a gauche permet d'annulé les modifications et fermé la fenêtre de l'ajustement de l'image.

Lorsqu'on clique sur le bouton de l'identification le système affiche le nom de la personne qui corresponde à l'image FKP chargé (Figure 3.11).

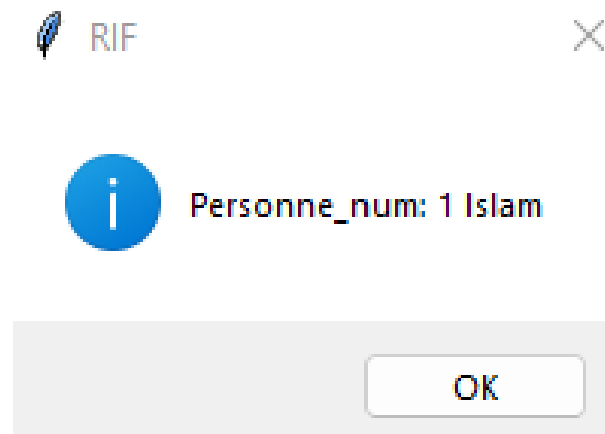


FIGURE 3.12 – Résultat de l'identification

7.4 Scénario de la reconnaissance :

L'utilisateur de système veut identifier un individu avec leur empreinte d'articulation de doigt FKP. D'abord, il charge l'image de FKP de la personne a identifier, il doit sélectionner la région d'intérêt ou la partie FKP dans le but de supprimer le bruit de l'image et facilité le travail et évité les paralogismes, il peut ajuster l'image en terme de construct ou brightness, ensuite lancer l'opération et attendre le résultat de l'identification.

8 Conclusion :

Nous avons vu au cours de ce chapitre notre problématique, et nous avons présenté les outils et l'environnement de réalisation de notre système, l'ensemble de données utilisé pour l'apprentissage, et les différentes architectures des systèmes proposés pour implémenter le système de reconnaissance FKP. Nous avons aussi présenté l'architecture générale du système, les fonctionnalités et les méthodes utilisées dans l'implémentation des solutions. Enfin, une discussion sur les résultats obtenus et fait une comparaison entre les différentes techniques et une présentation de l'interface qui englobe le système.

Conclusion générale

Dans ce mémoire nous avons traité le problème d'identification des personnes dans des endroits où la sécurité est nécessaire. La biométrie qui se base sur des modalités physiques, pour la reconnaissance a été proposée comme une fiable solution pour régler les problèmes rencontrés précédemment.

L'une des nouvelles modalités les plus couramment utilisés dans la reconnaissance des individus est l'empreinte d'articulation des doigts FKP grâce a ses avantages tel que l'acquisition facile avec ou sans contact, elle est permanente et unique, et pour cela nous avons choisie cette modalités pour la réalisation de notre projet.

L'objectif de notre étude est proposé un algorithme pour l'amélioration de performance de la reconnaissance biométrique avec l'empreinte FKP. Nous avons proposé un algorithme d'extraction des caractéristiques qui fonctionne avec des techniques de biclustering , Nous l'avons testé avec les descripteurs LogGabor et HOG et avec une réduction de la dimensionnalité basée sur LDA, et dernièrement nous avons fait une classification avec le k-plus proche voisin, et evaluer le taux de reconnaissance et le taux d'erreur ERR.

Enfin, les résultats obtenus sont intéressantes, Nous avons arrivé à un taux de 93.33% pour LMF, 92.21% pour LIF, 90.60% pour RIF et 92.12 pour RMF et un taux d'erreur faible ce qui rend notre système fiable ou il répond bien a l'objectif, l'identification se fait en moins d'une seconde et le système retourne le nom et le prénom de l'individu. Le travail réalisé dans ce mémoire ouvre diverses perspectives de recherche, donc pour les prochains travaux nous visons :

- Inclusion de d'autre modalités dans notre système (face, empreinte digitale ...).
- Fusionner plusieurs empreintes FKP de la même personne (LMF , RIF ...).
- Intégrant une détection automatique ou semi-automatique de la région d'intérêt.

Bibliographie

- [1] M'Émoire master academique'' identification des personnes par les articulations des doigts'' présenté par : Mr. moulay brahim oussama – mr. arbaoui mohamed ibrahim -université kasdi merbah ouargla.
- [2] Les empreintes digitales : prélèvement, comparaison — dossier - www.futura-sciences.com. Consulté le :26-2-2022.
- [3] Abdelouahab attia, zahid akhtar, youssef chahir -(2021)- "feature-level fusion of major and minor dorsal finger knuckle patterns for person authentication" (2021).
- [4] Mémoire de magistère en informatique -système d'information et de connaissance "optimisation des bases de données des applications de la reconnaissance biométrique base de données d'iris de l'œil humain" - présenté par : Monsieur. hammou djallal rafik - université de mascara faculté de technologie département informatique ecole national supérieure d'informatique - 2013/2014.
- [5] These doctorat de l'université de caen basse-normandie spécialité : Informatique et applications " evaluation de systèmes biométriques " présentée par m. mohamad el abed.
- [6] www.univ-oeb.dz/fsesnv/wp-content/uploads/2020/04/chapitre-1-intrordf.pdf. Consulté le :23-3-2022.
- [7] These pour l'obtention du diplôme de doctorat - "système de reconnaissance de personne par des techniques biométriques" – présenté par mr. mourad chaa - université ferhat abbas – sétif -1-.
- [8] L'apprentissage supervisé - machine learning — mr. mint : Apprendre le machine learning de a à z - mrmint.fr. Consulté le :3-4-2022.

- [9] La biométrie au service de l'identification (2021) - www.thalesgroup.com. Consulté le :25-2-2022.
- [10] Memoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de master - " méthode d'extraction des caractéristiques des images biométriques " –présenté par : Salah zoubida- universite abdelhamid ibn badis - mostaganem.
- [11] Malika charrad gilbert saporta yves lechevallier mohamed ben ahmed,(2008). le bi-partitionnement : Etat de l'art sur les approches et les algorithmes.
- [12] www.cai.gouv.qc.ca/biometrie/. Consulté le :25-2-2022.
- [13] Définition — empreinte digitale — futura santé - www.futura-sciences.com/. Consulté le :26-2-2022.
- [14] www.biometrie-online.net. Consulté le :26-2-2022.
- [15] Mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme de master – "la reconnaissance des individus par leur empreinte des articulations des doigts" – mr. berredjem achref - université 8mai 1945.
- [16] Biométrie : L'iris – jdn www.journaldunet.com. Consulté le :26-2-2022.
- [17] Biométrie : Géométrie de la main – jdn www.journaldunet.com. Consulté le :27-2-2022.
- [18] Biométrie : Le visage – jdn www.journaldunet.com. Consulté le :27-2-2022.
- [19] Biometrie - biometrics – rétine www.biometrie-online.net. Consulté le :27-2-2022.
- [20] La dynamique de frappe au clavier : une référence biométrique - just ask thales fr justaskthales.com. Consulté le :1-3-2022.
- [21] Biométrie : La voix www.journaldunet.com. Consulté le :1-3-2022.
- [22] Biométrie : La signature www.journaldunet.com. Consulté le :1-3-2022.
- [23] Dictionnaire et définition sur la biométrie www.abiova.com. Consulté le :3-3-2022.
- [24] Biométrie : les veines de la main comme nouveau point de référence - zdnet www.zdnet.fr. Consulté le :26-2-2022.
- [25] Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de master " identification d'empreinte digitale " préparer par : Mr. lamri med amine. universite larbi ben m'hidi oum el bouaghi.

- [26] Timo ahonen, abdenour hadid, and matti pietikainen. « face recognition with local binary patterns. 2003 ».
- [27] La biométrie - techniques et usages : Déploiement d'applications biométriques — techniques de l'ingénieur - www.techniques-ingenieur.fr. Consulté le :5-3-2022.
- [28] D.l. woodard and p.j. flynn, "surface as a biometric identifier", *cviu*, vol. 100, pp. 357-384, 2005.
- [29] L. zhang, "online finger-knuckle-print verification for personal authentication", *pattern recogn.* » 43 (7) (2010) 2560–2571.
- [30] D.l. woodard and p.j. flynn, « finger surface as a biometric identifier ». *cviu*, vol. 100, pp. 357–384, 2005.
- [31] C. ravikanth and a. kumar, « biometric authentication using finger-back surface », *cvpr'07*, pp. 1-6, 2007.
- [32] L. zhang, « finger knuckle print : anew biometric identifie », *iee*, pp. 1981–1984, hong-kong, 2009.
- [33] Yang wankou, « finger-knuckle-print recognition using gabor feature and olda » , *proceedings of the 30th chinese control conference, yantai, china, july 22-24, 2011*.
- [34] Zahra s. shariatmadar, karim faez, « a novel approach for finger-knuckle-print recognition based on gabor feature fusion » , *4th international congress on image and signal processing, ieee, 2011*.
- [35] Chetana hegde et al, « authentication using finger knuckle prints », *springer-verlag london, 2013*.
- [36] Belaid a., belaid y., "reconnaissance des formes : Méthodes et applications". *inter editions, 1992*.
- [37] Thèse de doctorat - "reconnaissance des formes dans un environnement dynamique appliquée au diagnostic et au suivi des systèmes évolutifs", présenté par : L. hartet - université de reims champagne-ardenne (france).
- [38] Dalal, n., triggs, b. (2005, june). histograms of oriented gradients for human detection. in *computer vision and pattern recognition, 2005. cvpr 2005. ieee computer society conference on (vol. 1, pp. 886-893)*. ieee.

- [39] Cheon, m., lee, w., yoon, c., park, m. (2012). vision-based vehicle detection system with consideration of the detecting location. *ieee transactions on intelligent transportation systems*, 13(3), 1243-1252.
- [40] Ojala, t., pietikäinen, m., harwood, d. (1996). a comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *pattern recognition*, 29(1), 51-59.
- [41] Wolf, l., hassner, t., taigman, y. (2008, october). descriptor based methods in the wild. in *workshop on faces in 'real-life' images : Detection, alignment, and recognition*.
- [42] Qu'est ce que le machine learning ? - www.50a.fr. Consulté le :7-4-2022.
- [43] These pour l'obtention de diplôme de doctorat "contribution en apprentissage topologique non supervisé pour la fouille de données" présenté par "amine chaibi" université de paris 13, sorbonne paris citÉ - École doctorale galilÉe.
- [44] Abdélilah balamane rokia missaoui léonard kwuida jean vaillancourt, (2018). découverte de biclusters avec présence ou absence de propriétés.
- [45] What is numpy ? — [numpy v1.22 manual numpy.org](http://numpy.org). Consulté le :12-6-2022.
- [46] About - [opencv opencv.org](http://opencv.org). Consulté le :12-6-2022.
- [47] [scikit-plot · pypi - pypi](http://pypi.org). Consulté le :1-6-2022.
- [48] Use joblib — [python numerical methods pythonnumericalmethods.berkeley.edu](http://pythonnumericalmethods.berkeley.edu). Consulté le :19-6-2022.
- [49] Introduction a la programmation python pour la biologie patrick f. j. fuchs, pierre poulain. Consulté le :16-5-2022.
- [50] Python : définition et utilisation de ce langage informatique www.journaldunet.fr. Consulté le :18-6-2022.
- [51] [Google colab research.google.com](http://research.google.com). Consulté le :8-6-2022.
- [52] Lei zhang,« the hong kong polytechnic university (polyu) finger knuckle-print database. Consulté le :10-2-2022.
- [53] Logiciels : Niveau de gris — [stemmer imaging www.stemmer-imaging.com](http://stemmer-imaging.com). Consulté le :03-7-2022.
- [54] Choosing the right estimator — [scikit-learn 1.1.1 documentation scikit-learn.org](http://scikit-learn.org). Consulté le :24-5-2022.

- [55] What is the k-nearest neighbors algorithm? — ibm www.ibm.com. Consulté le :15-5-2022.
- [56] What is visual studio code? — webopedia www.webopedia.com. Consulté le :13-6-2022.
- [57] Tkinter – l’informatique, c’est fantastique! info.blaisepascal.fr. Consulté le :21-6-2022.